



FlexWATTER

Rapport technique

5/2/2025

Avec le soutien du fond de transition énergétique
SPF économie



ICEDD

En partenariat avec :

VIVAQUA



economie



Table des matières

1. Introduction	5
1.1. Contexte.....	5
1.2. Le projet.....	5
1.3. Structure du rapport.....	8
2. Le réseau Vivaqua	9
3. Evaluation du potentiel de soutien au réseau électrique	11
3.1. La flexibilité de la demande.....	11
3.1.1. Principe	11
3.1.2. L'outil d'évaluation du potentiel de flexibilité	12
3.1.3. Evaluation du potentiel de flexibilité du réseau Vivaqua	14
A. Méthodologie d'estimation de la flexibilité	14
B. Exemple sur le tronçon Tailfer→ Bois-de-Villers → Mazy → Callois.....	17
C. Potentiels globaux du réseau	28
3.1.4. Autres sites étudiés	31
A. Analyse d'une partie du réseau de la CILE.....	31
A. Analyse d'une partie du réseau de la SWDE	38
3.1.5. Extrapolation du potentiel au niveau belge	41
3.2. La récupération d'énergie	43
3.2.1. Principe	43
3.2.2. Evaluation du potentiel	43
A. Récupération de l'énergie au niveau du réseau d'adduction.....	43
A.1. Site de Mazy	43
A.2. Site de Plancenoit	45
B. Récupération au niveau du réseau de distribution.....	46
B.1. Site de Boisfort	46
B.2. Site de Rode	47
3.3. Le pompage-turbinage.....	49
3.3.1. Principe	49
3.3.2. Site Tailfer – Bois de Villers	49
A. Capacité du site Tailfer – Bois de Villers	50
B. Données techniques & financières par VOIHT :	51
C. Potentialité et réflexion sur une flexibilité réelle ?	52
3.3.3. Site de Landenne Bas- Landenne Haut.....	52
4. Etude de moyens complémentaires de stockage et de production électrique	55

4.1.	Analysis of load and PV yield profiles.....	55
4.2.	Batteries technologies & characteristics.....	56
4.3.	Electricity market & opportunities for battery storage.....	57
4.4.	BESS power flow model	58
4.5.	Peak shaving.....	59
4.6.	Day-ahead pricing arbitrage & peak shaving.....	60
4.7.	Test setup description	61
5.	Etude hydraulique numérique distribué du réseau Vivaqua.....	62
5.1.	Modèle numérique	62
5.2.	Application au réseau de Vivaqua	63
6.	Elaboration d'un outil de gestion énergétique.....	66
6.1.	Construction de la solution	66
6.2.	Présentation de l'interface.....	69
6.3.	Résultats	72
6.4.	Possibles limites et améliorations	74
7.	Banc d'essais	76
7.1.	Objectif et principes généraux	76
7.2.	Caractéristiques techniques.....	78
7.3.	Dimensionnement des éléments électromécaniques du banc d'essai	80
7.4.	Résultats	82
7.4.1.	Turbine Banki	82
7.4.2.	PaT.....	83
7.5.	Comportement hydraulique du banc d'essai et transfert d'eau entre les réservoirs.....	84
7.6.	Optimisation du plan de pompage du banc d'essai.....	87
8.	Etude de l'impact en termes de ressources humaines	90
8.1.	Introduction	90
8.2.	Méthodologie de travail.....	90
8.3.	Quelles sont les conclusions que l'on peut tirer de ces entretiens ?	90
8.4.	Nécessité de formation spécifique ?	91
8.5.	Réactions attendues des opérateurs ?	91
8.6.	Position du management face à la mise en place d'outil d'aide à la décision ?	91

Liste des figures

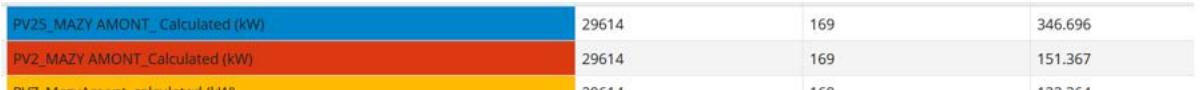
Figure 1: inertia evolution based on the number of typical weeks for 2023	15
Figure 2: évolution des prix de l'électricité sur le marché Belpex pour 6 semaines caractéristiques de 2021	16
Figure 3: évolution des prix de l'électricité sur le marché Belpex pour 6 semaines caractéristiques de 2022	16
Figure 4: évolution des prix de l'électricité sur le marché Belpex pour 6 semaines caractéristiques de 2023	17
Figure 5 : évolution de la puissance déplaçable à la baisse agrégée pour les principaux sites (flexibilité implicite).	29
Figure 6 : évolution de la puissance déplaçable à la hausse agrégée pour les principaux sites (flexibilité implicite).	30
Figure 7: évolution de la puissance déplaçable à la baisse agrégée pour les principaux sites (flexibilité explicite).	30
Figure 8: évolution de la puissance déplaçable à la hausse agrégée pour les principaux sites (flexibilité explicite).	31
Figure 9: Schématique station Mazy	43
	
PV25_MAZY_AMONT_Calculated (kW)	29614
PV2_MAZY_AMONT_Calculated (kW)	29614
PV7_MazyAmont_calculated (kW)	29614
169	169
346.696	151.367
169	122.364
Figure 10: Puissance électrique récupérable Mazy (kW)	44
Figure 11:Schématique station Plancenoit	45
Figure 12: Puissance électrique récupérable Plancenoit (kW)	45
Figure 13: Schématique station Boitsfort	46
Figure 14:Puissance électrique récupérable (kW) Boistfort	47
Figure 15:Schématique Station Rode	47
Figure 16: Puissance électrique récupérable (kw)Rode	48
Figure 17:Schématique tronçon Tailfer-Bois de Villers	50
Figure 18:Topologie du tronçon Tailfer - Bois de Villers	50
Figure 19: Evolution des volumes d'eau aux stations de Tailfer et de Bois de Villers en mai 2019	51
Figure 20: Evolution des volumes d'eau dans les réservoirs de Tailfer et Bois de Villers 2020	51
Figure 21: Topologie du site Landenne Bas / Landenne Haut	53
Figure 22: Volume d'eau des réservoirs de Landenne Bas et Landenne Haut.....	53
Figure 23 Aerial photo of the Tailfer site with on the left the different surfaces designated for PV and on the right a simulation of the PV potential	55
Figure 24 Results of the PV potential simulation for a south-oriented configuration	55
Figure 25 Results of the PV potential simulation for an east/west-oriented configuration	56
Figure 26 Comparison of energy density for different battery technologies, expressed in gravitational unit (left) and volumetric unit (right).....	56
Figure 27 Results of the PV utilization assessment with on the left the SSI and on the right the SCI with varying PV and BESS size	57
Figure 28 Main overview of the Power flow model for peak shaving designed in Matlab/Simulink.	58
Figure 29 Simulation results: (a) Peak reduction-to-capacity (left), (b) peak reduction (right).	59
Figure 30 MDP in day-ahead optimization	60
Figure 31 Schematic diagram of the test setup.....	61
Figure 32 : Schéma de principe du modèle numérique hydraulique	62
Figure 33 : Schéma des éléments du réseau Vivaqua représentés dans le modèle numérique	64
Figure 34 : Exemple de résultats issus du modèle numérique - Evolution temporelle du niveau des réservoirs de Landenne haut, Bois de Villers et Callois – Données (D) et résultats numériques (W)	64
Figure 35 : Exemple de résultats issus du modèle numérique - Evolution temporelle du niveau dans les réservoirs de Landenne haut et Emines (gauche) et des débits à ces réservoirs (droite) – Données (D) et résultats numériques (W).....	64
Figure 36 : Exemple de distribution des différences entre données réelles et résultats du calcul – Niveau dans les réservoirs de Landenne haut et Emines (gauche) et des débits à ces réservoirs (droite)	65
Figure 37 : Plateforme DATAmaestro	66
Figure 38 : Chaîne d'optimisation entre Tailfer et Callois	67
Figure 39 : Ecart entre le débit prédit et les vraies valeurs de débit consommé à Callois.	68
Figure 40 : Prédiction de consommation comparée à la consommation réelle.....	68

Figure 41 : Importance des variables du modèle prédictif du modèle de consommation d'eau	69
Figure 42 : Site de Vivaqua envisagé pour l'optimisation	70
Figure 43 : Schéma simplifié du tronçon Tailfer- Callois	70
Figure 44 : Prix Day Ahead sur 1 journée (15/01/25)	70
Figure 45 : Plan de pompage	71
Figure 46 : Zoom sur Prix day ahead	71
Figure 47 : Zoom sur plan de pompage	71
Figure 48 : Débit à Tailfer- Bois de Villers- Callois, avec et sans optimisation	72
Figure 49 : Fonction Coût avec et sans optimisation	72
Figure 50 : Evolution des volumes des réservoirs avec et sans optimisation	72
Figure 51 : Plan de pompage proposé pour une journée simulée par l'outil d'aide à la décision	73
Figure 52 : Coûts effectifs du pompage, avec et sans optimisation	73
Figure 53 : Fonction Somme sur une période donnée	74
Figure 54 : Schéma de principe du banc d'essai	76
Figure 55: Systèmes mécaniques placés en parallèle sur le banc : turbine Banki (a), pompe centrifuge – PaT (b) et vanne de régulation Claval (c)	77
Figure 56: Vue schématique du banc d'essai	79
Figure 57: Vue CAO du banc d'essai dans le laboratoire	80
Figure 58: Caractéristiques de dimensionnement de la turbine Banki	81
Figure 59: Caractéristiques de la PaT	81
<i>Figure 60: Caractéristique technique de la gamme Cla-Val. DN 200= vanne du banc d'essai</i>	82
Figure 61: Turbine Banki - Puissance [w] = f(débit) [l/s]	82
Figure 62: PaT - Puissance [W] = f(débit) [l/s]	84
Figure 63 : Débit de sortie du réservoir A (L/s) pour le scénario 1	85
Figure 64 : Débit 2 (L/s) pour le scénario 1	85
Figure 65 : Débit 3 (L/s) pour le scénario 1	85
Figure 66 : Niveaux des réservoirs (cm) pour le scénario 1. L1 correspond au réservoir A, L2 au réservoir B et L3 au réservoir A'. Ce sont les mesures depuis les lasers jusqu'au niveau d'eau. Plus le chiffre est grand, moins le réservoir est rempli.	85
Figure 67 : Production de la turbine (W) pour le scénario 1. Lorsque les valeurs sont négatives, la turbine produit, lorsqu'elles sont positives, la turbine consomme.	85
Figure 68 : Débit de sortie du réservoir A (L/s) pour le scénario 2	86
Figure 69 : Débit 2 (L/s) pour le scénario 2	86
Figure 70 : Débit 3 (L/s) pour le scénario 2	87
Figure 71 : Niveaux des réservoirs (cm) pour le scénario 2. L1 correspond au réservoir A, L2 au réservoir B et L3 au réservoir A'. Ce sont les mesures depuis les lasers jusqu'au niveau d'eau. Plus le chiffre est grand, moins le réservoir est rempli.	87
Figure 72 : Production de la turbine (W) pour le scénario 1. Lorsque les valeurs sont négatives, la turbine produit, lorsqu'elles sont positives, la turbine consomme.	87
Figure 73 : Exemple de scénario produit par l'optimiseur, tableau avec débits prédicts par demi-heure pour la journée et courbe avec coûts journaliers. Inflow 1: débit d'entrée du réservoir A, Inflow 2: débit d'entrée du réservoir A', Outflow 1: débit de sortie du réservoir A, Outflow 2: débit de sortie du réservoir A'. Outflow 3: débit de sortie du réservoir B	89

1. Introduction

Ce document constitue le rapport technique des travaux qui ont été réalisés dans le cadre du projet de recherche FleWATTER soutenu par le SPF économie.

La description de l'acronyme du projet est la suivante :

FlexWATTER : Development of a **Flexibility** system for producers and distributors of drinking **WAT(T)er** to ensure balance on the electricity transmission network. Assessment of the Belgian potential and technical implementation.

Ce qui pourrait être traduit en français par :

Développement de la flexibilité par les producteurs et distributeurs d'eau potable en vue d'assurer l'équilibre sur le réseau de transport d'électricité : Évaluation du potentiel belge et mise en application.

1.1. Contexte

Le développement des énergies renouvelables, bien que bénéfique d'un point de vue environnemental, crée de nombreux défis du point de vue du système électrique. En effet, les énergies renouvelables de types solaires et éoliennes ont comme caractéristique d'être intermittentes, c'est-à-dire de ne pas pouvoir produire de manière continue mais en fonction des conditions météorologiques (présence ou non de soleil et de vent). Contrairement à des centrales classiques, elles introduisent au niveau de la production d'électricité un facteur d'imprévisibilité (on ne connaît pas exactement à l'avance la quantité d'électricité produite) et d'inflexibilité (on ne peut pas réellement décider de la quantité d'électricité produite).

Historiquement, les fluctuations de la demande (saisonnière, inter journalière et intra journalière) étaient couvertes par des moyens de production flexibles et contrôlables permettant à tout moment d'assurer l'équilibre entre l'offre (l'électricité produite) et la demande (l'électricité consommée) sur le réseau. Peu de flexibilité était ainsi demandée aux consommateurs d'électricité, l'offre suivait la demande. Avec l'augmentation de la part des énergies renouvelables dans le mix énergétique, de nouvelles approches sont nécessaires. La flexibilité de la demande/gestion de la charge en est une, et plus particulièrement celle présente chez les producteurs et distributeurs d'eau potable, dont la particularité réside en ses nombreuses charges décentralisées sur le réseau hydraulique, qui peuvent devenir des stockages hydroélectriques, aussi étendus que le réseau électrique.

La configuration actuelle des sites d'exploitations des producteurs et distributeurs d'eau potable pourrait d'ores et déjà convenir au soutien du réseau électrique, mais peut encore être adaptée de manière à soutenir davantage encore les problèmes d'équilibres que rencontre le réseau. L'association d'une unité de pompage-turbinage sur les sites de pompages et d'une unité complémentaire de stockage d'électricité est un moyen efficace d'offrir davantage de flexibilité au réseau. L'intégration d'une unité de production d'énergie renouvelable doit aussi nécessairement s'envisager sur les sites d'exploitations pour répondre aux objectifs relatifs à la part d'énergie renouvelable que la Belgique s'est fixé d'atteindre.

La gestion de l'équilibre sur le réseau, dont la quantité d'énergie flexible à apporter peut-être prédite au moyen d'un modèle adéquat, via les installations que pourraient compter chacun des sites d'exploitations d'eau potable, peut dès lors être assurée au moyen d'un système de gestion qui automatiquement dirige les différents flux d'eau.

1.2. Le projet

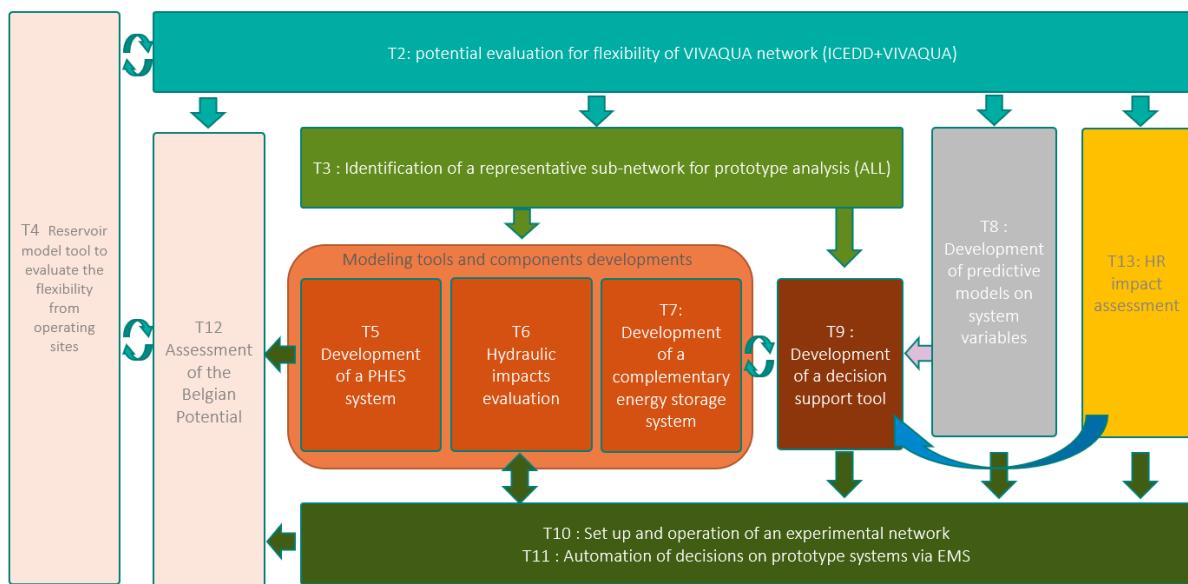
Le projet a été mené par un consortium composé des entités suivantes :

- ICEDD
- Pepite
- ULB
- UGent
- ULiège

La société de production et distribution d'eau potable pour la région bruxelloise, Vivaqua était impliquée dans le projet en qualité de sous-traitant et a pu apporter toutes les informations nécessaires pour constituer un cas d'étude pour la finalité du projet.

Le projet s'est déroulé avec le support du Service Public Fédéral Economie dans le cadre du fonds de transition énergétique.

Le projet est composé de différentes tâches s'articulant entre elles comme illustré sur le schéma ci-dessous.



La description des tâches du projet était la suivante :

Tâche 1 : Coordination (leader : ICEDD)

Cette tâche concerne la coordination scientifique et administrative du projet.

Tâche 2 : Analyse des besoins (leader : ICEDD)

L'objectif de cette tâche est d'identifier le potentiel de flexibilité du réseau Vivaqua. Elle consiste à réaliser des analyses rapides de toutes les installations, suivies d'un audit de flexibilité plus détaillé du site d'exploitation le plus intéressant. Ces audits incluent l'analyse du potentiel technique et des contraintes spécifiques du site. Le potentiel financier sera évalué à travers un problème d'optimisation sous contraintes comparant les coûts énergétiques annuels estimés d'un calendrier de production optimisé à un scénario de "business as usual".

Tâche 3 : Mise en valeur et instrumentation d'un site d'exploitation représentatif (leader : ICEDD)

Cette tâche consiste à identifier et sélectionner un site d'exploitation représentatif pour un système de gestion prototype afin de mettre en évidence la nature opérationnelle de la gestion de la demande pour les producteurs et distributeurs d'eau potable. En outre, la tâche se concentre sur le site identifié et comprend l'analyse de son infrastructure informatique, de la disponibilité des données et de sa maturité

numérique. L'objectif est d'identifier les opportunités exploitables grâce à l'analyse avancée des données, de quantifier les données manquantes et de sélectionner le matériel nécessaire pour les mesurer.

Tâche 4 : Développement d'un outil de modélisation de réservoir pour évaluer la flexibilité des sites d'exploitation (leader : ICEDD)

L'objectif de cette tâche est de développer un outil représentant tout processus industriel (typiquement une ligne de production ou un point de pompage dans notre cas) avec un stockage en amont/aval, pouvant tirer parti de la surcapacité du système pour plus de flexibilité. L'outil automatise le calcul du potentiel de flexibilité à partir des données entrantes caractérisant le site d'exploitation ciblé. Il résout un problème d'optimisation sous contraintes et fournit un calendrier de production idéal pour maximiser le profit et améliorer l'équilibre de l'électricité sur le réseau.

Tâche 5 : Conception d'un système de stockage par pompage (leader : ULB-ATM)

Concevoir et modéliser le système en fonctionnement nominal et hors-nominal, choisir les composants, réaliser une étude paramétrique complète et assembler un système de stockage par pompage répondant aux contraintes des installations techniques de Vivaqua sur le site identifié à la tâche 3. Concevoir et choisir l'instrumentation, le système d'acquisition et le système de contrôle-commande de cette installation de pompage-turbinage complète. Établir un modèle des coûts CAPEX et OPEX pour ce type d'installation pour l'ensemble de la partie pompage-turbinage.

Tâche 6 : Modélisation hydraulique pour l'évaluation des impacts et solutions de remédiation (Leader : ULiège – HECE)

Modifier un réseau de distribution d'eau pour augmenter sa flexibilité affectera les caractéristiques hydrauliques du système. Pour évaluer ces impacts, un modèle hydraulique basé sur les processus est développé en utilisant un solveur hydraulique 1D. Ce modèle prédit l'évolution temporelle des principales variables d'écoulement, telles que le débit et la pression, en fonction des scénarios d'exploitation, y compris les variations de niveaux des réservoirs et le fonctionnement des pompes et/ou des pompes-turbines. Les étapes incluent la mise en place du modèle d'écoulement du réseau prototype, la modélisation de scénarios d'exploitation variés, et l'expérimentation de modifications du réseau pour atténuer les impacts négatifs.

Tâche 7 : Étude et conception d'un système de stockage d'énergie complémentaire associé au PV (Leader : Ugent – Lemcko)

Cette tâche se concentre sur la technologie de stockage par batteries et comprend plusieurs sous-tâches telles qu'une revue de la littérature et du marché, l'analyse des profils de charge et de production photovoltaïque, les exigences des services auxiliaires, le potentiel d'arbitrage énergétique et de réduction des pointes. Un modèle de flux de puissance est également développé. Un démonstrateur est mis en place et testé dans la tâche 10.

Tâche 8 : Développement d'un modèle prédictif basé sur les variables du système (leader : Pepite)

L'objectif de cette tâche est de développer un modèle prédictif capable de prendre en compte la prévision de l'(in)équilibre du réseau en fonction de la demande en électricité, de la capacité de production, du climat, de l'historique des prix, etc. Le modèle prédit également la flexibilité du site, la consommation d'eau et la production photovoltaïque.

Tâche 9 : Développement d'un outil d'aide à la décision (leader : Pepite)

Le but de cette tâche est d'élaborer en temps réel le taux de production d'eau optimal du site en se concentrant sur le prototype, en tenant compte des contraintes hydrauliques du site et des signaux du réseau électrique (principalement en fonction de la situation du marché). Un tableau de bord adéquat est également construit.

Tâche 10 : Mise en œuvre technique d'un prototype en laboratoire (leader : ULiège)

Pour valider et tester les systèmes et outils de modélisation développés lors des tâches précédentes, un réseau de distribution simplifié expérimental, comprenant les principaux composants du réseau prototype impliqués dans la gestion de la demande énergétique et du stockage (pompe-turbine, batterie, panneaux PV simulés), est construit et exploité dans le laboratoire de l'ULiège. Le fonctionnement de ce modèle expérimental dans un environnement contrôlé et pour des scénarios d'exploitation variés fournira des données précieuses pour prouver la faisabilité et l'efficacité des systèmes proposés pour gérer la demande énergétique et permettre le stockage temporaire tout en préservant la disponibilité de l'eau à tous les points d'approvisionnement.

Tâche 11 : Conversion de l'outil de décision en Système de Gestion de l'Énergie – EMS (leader : Pepite)

Dans cette tâche, l'outil d'aide à la décision sera converti en un Système de Gestion de l'Énergie capable d'actionner automatiquement les éléments du système (pompe, turbine, chargement/déchargement de la batterie, etc.) pour maintenir une situation optimale.

Tâche 12 : Évaluation du potentiel belge (leader : ICEDD)

Une analyse de la reproductibilité des résultats obtenus à partir des installations de Vivaqua à d'autres producteurs et distributeurs d'eau potable en Belgique est réalisée. L'objectif est d'analyser la transférabilité des résultats aux autres acteurs belges. Comme dans la tâche 2, des analyses rapides des sites représentatifs sont réalisées et l'évaluation du potentiel est obtenue à l'aide de l'outil développé dans la tâche 4. Un potentiel de flexibilité au niveau national sera évalué.

Tâche 13 : Évaluation de l'impact sur les ressources humaines (leader : ICEDD)

Cette tâche commencera par l'élaboration d'une enquête de terrain pour identifier les principaux paramètres qui influencent la manière dont la flexibilité est perçue par les producteurs et distributeurs d'eau potable en Belgique. Dans un second temps, l'analyse des résultats de cette enquête permettra d'identifier des moyens de concilier flexibilité, conditions de travail et aspects environnementaux.

Tâche 14 : Activités de diffusion (leader : ICEDD)

L'objectif de cette tâche est de diffuser les résultats de manière compréhensible sans nécessiter de compétences de haut niveau. Les connaissances acquises pendant le projet seront compilées dans un rapport technique scientifique sous forme de feuille de route. Un atelier interactif sera organisé à la fin du projet pour mettre en valeur les enseignements tirés.

1.3. Structure du rapport

Le rapport ne s'articule pas exactement sur base des différentes tâches du projet.

Il commence par une description du réseau Vivaqua sur lequel sont basés la majorité des travaux réalisés. On aborde ensuite l'évaluation du potentiel de soutien au réseau électrique qui est lui-même divisé en 3 catégories à savoir la flexibilité de la consommation (objets des tâches 2, 4 et 12), section 3.1, la récupération d'énergie (section 3.2) et le pompage-turbinage (objet de la tâche 5), section 3.3.

Ensuite sont abordés les moyens complémentaires de production et de stockage, objet de la tâche 7 (section 4).

L'étude hydraulique du réseau de Vivaqua qui faisait l'objet de la tâche 6 est présentée à la section 5.

La construction d'un système de gestion énergétique est décrite à la section 6 qui était l'objectif de la tâche 11, en reprenant les éléments des tâches 9 et 9.

Le banc d'essais hydraulique et son utilisation sont décrits à la section 7. Cette section décrit donc les analyse et résultats obtenus dans les tâches 3, 5 et 10.

Enfin, la section 8 présente le résultat des activités de la tâche 13.

2. Le réseau Vivaqua

Le réseau de Vivaqua peut être divisé en deux parties : le réseau d'adduction et le réseau de distribution. Le réseau d'adduction sert à transporter l'eau prélevée principalement en Wallonie vers des réservoirs situés en périphérie bruxelloise.

En aval de ces réservoirs de périphérie, c'est le réseau de distribution qui s'étage sur différents niveaux de pression et de ramifications de manière à finalement desservir les consommateurs sur l'ensemble du territoire de la région.

Dans le cadre de ce projet, c'est particulièrement le réseau d'adduction qui a été étudié étant donné que celui-ci reprend l'ensemble des moyens de production et donc de pompage ainsi que la majorité des moyens de stockage (réservoirs). Le réseau de distribution a été considéré pour l'étude de certains sites de récupération d'énergie.

Une vision d'ensemble du réseau est fournie à la figure suivante.



On remarque la convergence de différentes branches principales vers Bruxelles, à savoir, d'ouest en est des branches provenant de

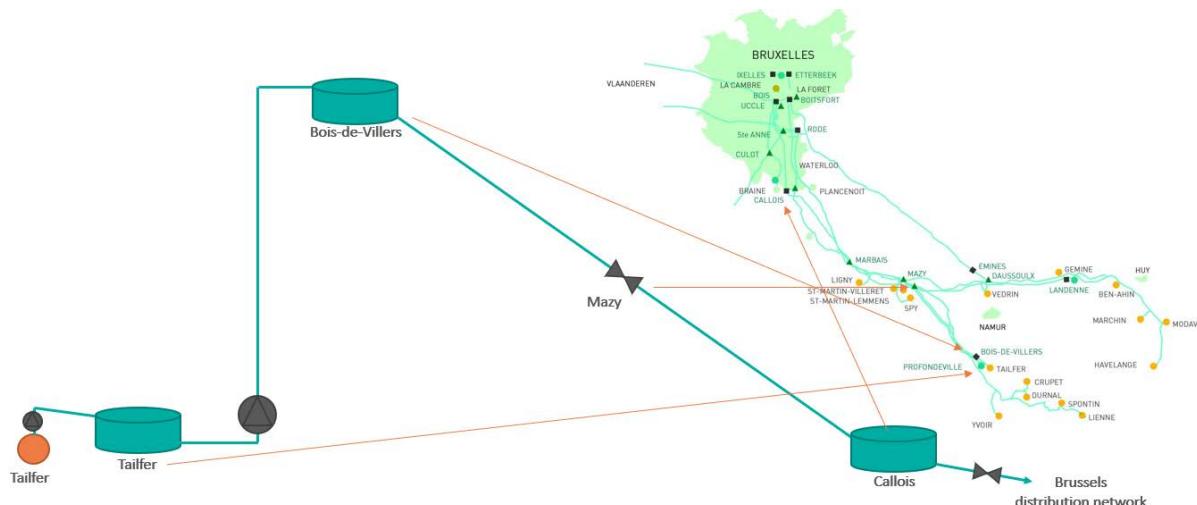
- La région de Mons avec une station de refoulement vers Le Roeulx avant de transiter vers Bruxelles
 - Namur avec le captage de Vedrin à partir duquel les eaux peuvent s'écouler en passant par Daussoux ou par Mazy
 - Le sud de la province de Namur avec en parallèle deux branches
 - Celle provenant de Tailfer (site de potabilisation de la Meuse) avec une puissante station de refoulement et transitant ensuite par Mazy amont
 - Celle provenant de Spontin
 - La région de Modave en province de Liège avec un des conduites ramenant l'eau soit

- Vers Daussoux en transitant pas une station de refoulement à Landenne avec la possibilité à Daussoux d'envoyer l'eau directement en direction de Bruxelles soit de la faire transiter par Mazy (amont)
- Directement vers Mazy (aval) et de là vers Bruxelles

A noter qu'une des caractéristiques du réseau d'adduction d'eau est qu'il est composé en partie de collecteurs gravitaires (branche en provenance de Modave et branche en provenance de Spontin). Il s'agit de canaux couverts mais non pressurisés dans lesquels l'eau s'écoule par gravité (comme dans une rivière). Lors de passage de points plus bas (typiquement pour traverser des vallées), des conduites faisant office de siphons sont installées. Ce type de moyen d'adduction entraîne quelques contraintes dans le pilotage du réseau. En effet, contrairement aux conduites pressurisées, il n'est pas possible d'installer une vanne pour interrompre le débit provenant d'un tel collecteur. Ce sont donc des parties du réseau dans lesquelles le débit est relativement stable avec des possibilités de pilotage réduites.

Sur les parties du réseau de transport par conduite pressurisée, il est possible de manipuler les débits en actionnant des vannes, ce qui rajoute des moyens d'action pour jouer sur la flexibilité comme on le verra dans l'étude de la branche Tailfer -> Bois-de-Villers-> Mazy-> Callois (section 3.1.3.B).

Le fonctionnement de cette branche ayant été abondamment étudié durant le projet, il est intéressant de pouvoir se la représenter schématiquement et de la situer sur l'ensemble du réseau. C'est ce qui est illustré par la figure ci-dessous.



C'est également sur ce type de conduites pressurisées qu'il est possible d'envisager de la récupération d'énergie étant donné que l'altitude des réservoir amont et aval impose un différentiel de pression (non réglable), nécessaire pour assurer le débit maximal dans ces conduites. Lorsque ce débit maximal n'est pas nécessaire, il est réduit au moyen d'une vanne, il se crée alors un différentiel de pression, la vanne dissipant l'énergie résultant de ce différentiel de pression et du débit la traversant. Remplacer cette vanne par une turbine ou du moins en placer une en parallèle de celle-ci permet de récupérer cette énergie qui autrement est perdue. C'est ce genre de dispositif qui est étudié à la section 3.2.

Il existe des nœuds sur le réseau permettant le transfert partiel de l'eau de certaines branches vers d'autres. C'est un site comprenant deux de ces nœuds (Daussoux et Mazy) qui a été sélectionné pour être imité dans le banc d'essai (voir section 7.1). En effet, ces possibilités de transfert offrent une liberté importante dans la manière de piloter le réseau.

3. Evaluation du potentiel de soutien au réseau électrique

Cette partie explique de quelle manière a été évalué le potentiel de soutien apporté par les producteurs et distributeurs d'eau à l'équilibre du réseau électrique.

Trois types de soutien sont identifiés :

1. La flexibilité de la demande, qui peut être qualifiée d'explicite ou d'implicite,
2. La récupération d'énergie aux points de dissipation du réseau,
3. Le pompage turbinage.

La flexibilité de la demande est le type de soutien qui a été étudié le plus en détail. Il a fait l'objet de développement de deux outils, l'un pour estimer le potentiel existant (voir section 3.1.2) et l'autre pour activer ce potentiel pendant la conduite du réseau (voir section 6).

Les réseaux d'adduction et de distribution d'eau présentent un intérêt au regard de la flexibilité de la demande car ils associent des consommateurs électriques (des pompes) à des dispositifs pouvant faire office de tampon (les réservoirs).

La description de ces types de soutien et l'évaluation de leur potentiel sont décrites dans les sections suivantes.

3.1. La flexibilité de la demande

3.1.1. Principe

Comme mentionné à la section 1.1, le contexte actuel et futur de la gestion des réseaux électriques implique que les consommateurs puissent adapter leur demande à la disponibilité de l'électricité. Pour amener le consommateur à adapter sa demande, il est indispensable qu'il y trouve un intérêt économique. Il existe pour cela deux mécanismes principaux : la flexibilité « explicite » et la flexibilité « implicite ».

La flexibilité explicite est celle qui est activée suite à un signal du gestionnaire du réseau de transport, Elia en l'occurrence pour la Belgique. Il s'agit pour les acteurs participant à un produit d'équilibrage d'Elia (voir (Elia, 2025)) de diminuer ou augmenter leur consommation dans les proportions (puissance et durée) dans lesquelles ils se sont engagés au préalable. Elia envoie ces signaux quand l'équilibre sur le réseau ne peut pas être maintenu autrement. Suivant le type de produit, le participant est rémunéré pour la mise à disposition d'une capacité et/ou pour l'activation de cette capacité. En activant ce signal, Elia est certain de pouvoir faire varier la demande d'électricité tel que cela a été contractuellement déterminé. C'est pour cela qu'on parle de flexibilité explicite.

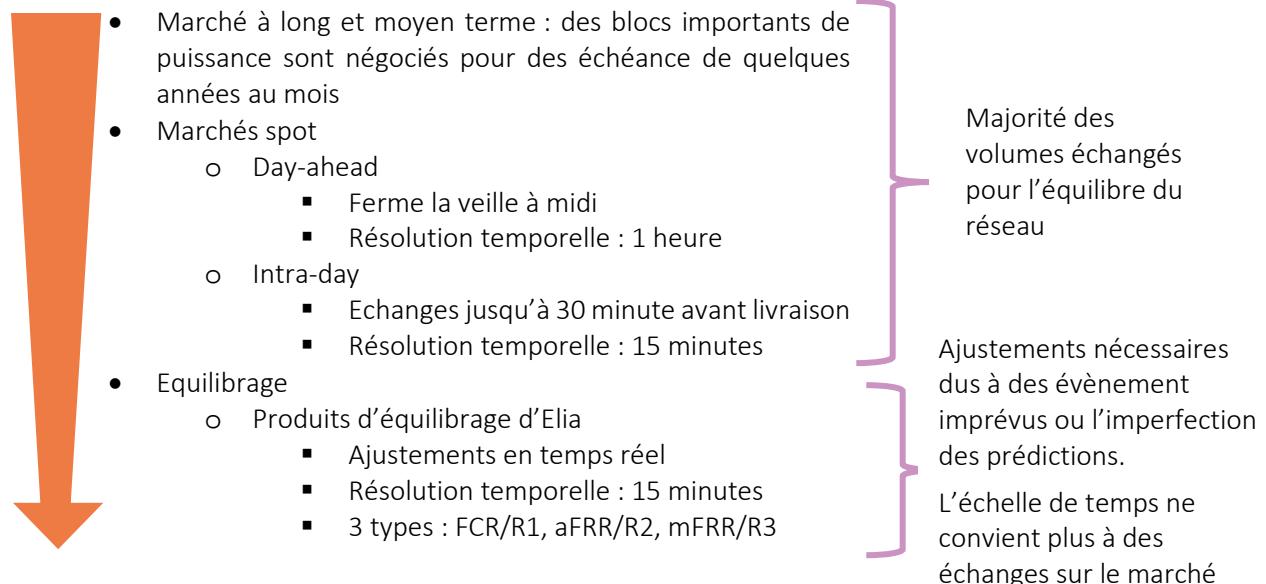
La flexibilité implicite est celle qui est activée en fonction de l'évolution du prix de l'électricité sur le marché. Par exemple, si le consommateur est fourni avec un prix d'électricité qui suit celui du marché « Day Ahead » (DA), il pourra flexibiliser sa consommation journalière de manière anticipé en déplaçant sa consommation depuis les heures où l'électricité est à un prix élevé vers les heures où l'électricité est à un prix plus faible. Il faut noter que l'évolution horaire du prix de l'électricité peut être considéré comme un proxy de l'état d'équilibre du réseau ce qui signifie que les prix seront faibles lorsque l'électricité est abondante sur le réseau et donc à des moments où il est préférable de consommer davantage pour maintenir l'équilibre. A contrario, les prix seront élevés lorsque l'électricité tend à manquer sur le réseau, moment où il sera préférable de diminuer la consommation pour maintenir l'équilibre. La réponse des consommateurs à ces signaux de prix ne sera pas systématique, raison pour laquelle on parle plutôt de flexibilité implicite.

Bien que la flexibilité explicite soit généralement plus rémunératrice que la flexibilité implicite et davantage mise en œuvre dans les applications industrielles jusqu'à présent, Elia souligne dans (Elia,

2024) l'importance de mettre l'accent sur le mécanisme de marché pour la gestion de la flexibilité afin de pouvoir réduire le recours aux services auxiliaires.

La structure du marché de l'électricité montre également pourquoi agir au niveau d'un marché comme le day-ahead permet de contribuer à l'équilibre du réseau. En effet, le marché s'organise de manière à ajuster l'équilibre entre offre et demande de manière de plus en plus fine et dynamique au fur et à mesure que l'on se rapproche du moment de la consommation.

Durée avant livraison

- 
- Marché à long et moyen terme : des blocs importants de puissance sont négociés pour des échéances de quelques années au mois
 - Marchés spot
 - Day-ahead
 - Ferme la veille à midi
 - Résolution temporelle : 1 heure
 - Intra-day
 - Echanges jusqu'à 30 minutes avant livraison
 - Résolution temporelle : 15 minutes
 - Equilibrage
 - Produits d'équilibrage d'Elia
 - Ajustements en temps réel
 - Résolution temporelle : 15 minutes
 - 3 types : FCR/R1, aFRR/R2, mFRR/R3

On retrouvera davantage d'informations sur le fonctionnement des produits d'équilibrage d'Elia ainsi que sur la structure du marché de l'électricité dans l'annexe 1.

Dans le cadre de ce projet, les deux types de flexibilité (explicite et implicite) ont été étudiés.

L'étude du potentiel explicite consiste à évaluer durant combien de temps et dans quelle mesure une installation spécifique peut diminuer ou augmenter sa puissance absorbée.

Le potentiel implicite, quant à lui, a été étudié au regard du marché day-ahead qui est relativement bien adapté au réseau d'eau de par la planification journalière qu'il implique et de par le fait que les temps caractéristiques de stockage de l'eau entre la production et la distribution sont de l'ordre de quelques heures. L'étude de ce type de flexibilité au regard du marché day-ahead consiste à examiner dans quelle mesure les consommations sont déplaçables depuis les heures durant lesquelles les prix de l'électricité sont élevés vers les heures durant lesquelles les prix de l'électricité sont faibles.

3.1.2. L'outil d'évaluation du potentiel de flexibilité

Le développement de cet outil était l'objet de la tâche 4 du projet. Il s'agit d'un outil d'optimisation. En effet, l'évaluation du potentiel de flexibilité implicite revient à résoudre un problème de minimisation du coût relatif à la consommation d'énergie pour le pompage de l'eau sur une période donnée. L'évaluation du potentiel de flexibilité explicite peut également être ramené à un problème d'optimisation. En effet, si l'on définit une durée sur laquelle on souhaite par exemple évaluer le potentiel de flexibilité à la baisse, minimiser le maximum de la puissance absorbée par les pompes sur cette durée permet de déterminer le potentiel de flexibilité à la baisse sur cet intervalle de temps.

L'outil a été implémenté en utilisant le langage Python et en faisant appel au package Pyomo¹ (voir (Michael L. Bynum, 2021)). Ce package permet de décrire un problème d'optimisation dans le langage

¹ <https://www.pyomo.org/>

Python et d'utiliser un solver pour résoudre ce problème. Dans les premières versions de l'outil, c'est le solver open source « GLPK »² ([gnu.org, s.d.](https://www.gnu.org/software/glpk/)) qui a été utilisé. Cependant, il montrait rapidement ses limites pour des problèmes complexes ou bien dans le cas d'une optimisation sur un grand nombre d'heures, notamment par des temps de calculs très élevés ou des problèmes de convergence. Par la suite, un autre solver open source plus récent, « HiGHS »³ (Hall, 2017), a été utilisé. Ce dernier est nettement plus efficace et plus rapide que le premier.

L'outil permet d'encoder facilement différents éléments du problème que l'on souhaite optimiser et de les connecter entre eux. Les différents types d'éléments (nœuds) que l'on peut intégrer sont les suivants (avec leurs caractéristiques) :

- Réservoir
 - Caractéristiques :
 - Volume,
 - Marge de sécurité admissible (seuils minimums et maximums de volume d'eau entre lesquels le volume d'eau peut varier)
 - Fourniture : permet d'imposer un débit entrant constant (constant au sens où il ne sera pas modifié par l'optimisation bien qu'il puisse être variable dans le temps, voir explications ci-dessous)
 - Demande : permet d'imposer un débit sortant constant
- Pompe :
 - À vitesse fixe (fonctionnement en mode « tout ou rien »),
 - À vitesse variable
 - Caractéristiques :
 - Débit minimum et maximum
 - Puissance électrique absorbée
- Vanne
 - Caractéristiques :
 - Débit minimum et maximum
- Collecteur : permet de rassembler des flux provenant de différents nœuds en un seul nœud
- Lignes de traitement d'eau (potabilisation) : permet de modéliser une ligne de traitement d'eau au sens où ce type d'installation ajoute des contraintes sur les débits traversants : une ligne va avoir un débit minimum et un débit maximum.
 - Caractéristiques
 - Débit minimum et maximum

L'ensemble de ces nœuds sont connectés entre eux pour former un graphe au travers duquel l'eau s'écoule. Ces connections imposent donc une conservation du débit d'eau. Si une pompe puise dans un réservoir et rejette l'eau puisée dans un autre, le débit sortant du premier réservoir doit être égal au débit traversant la pompe qui sera également égal au débit entrant dans le deuxième réservoir.

Les variables dont l'évolution en fonction du temps sera optimisée sont les puissances de pompes (dont sont dérivés les débits d'eau), les débits au travers des vannes et au travers des lignes de traitement. Les volumes (niveaux) des réservoirs sont liés à ces variables et peuvent fluctuer dans des intervalles contraints. Ces variables pourront évoluer pour chaque heure modélisée dans l'optimisation.

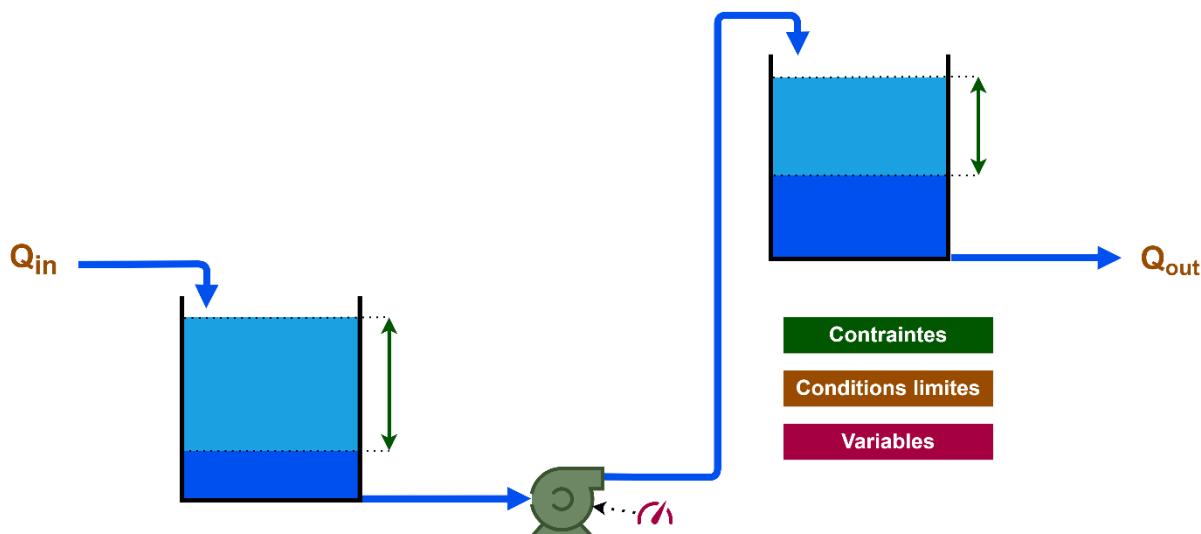
² <https://www.gnu.org/software/glpk/>

³ <https://highs.dev/>

Des conditions aux limites seront imposées en entrée et en sortie du modèle : par exemple un débit constant alimentant un réservoir inférieur et un débit constant sortant d'un réservoir supérieur, l'eau étant transférée du réservoir inférieur au réservoir supérieur au moyen d'un pompe. Tant que les débits d'entrée et de sortie du domaine sont respectés, le débit de la pompe et les niveaux des réservoirs peuvent évoluer librement.

A noter que les conditions aux limites peuvent être variables dans le temps (c'est-à-dire qu'elles peuvent être différentes pour chaque heure modélisée) mais sont maintenues constantes pour le problème d'optimisation. Par exemple, lors d'une optimisation sur 24 heures, il est possible d'imposer un profil horaire de débit sortant vers un réseau de distribution. Ce profil montrera par exemple une pointe le matin et le soir. Résoudre le problème d'optimisation modifiera le planning d'activation d'une pompe mais ne modifiera pas ce profil horaire imposé comme condition limite en sortie du domaine de calcul. Un débit entrant dans un réservoir pendant l'heure 1 sera le même quel que soit la solution optimisée. Typiquement, on imposera en sortie du domaine modélisé (par exemple la demande associée à un réservoir) un profil horaire de débit correspondant à la demande du réseau de distribution qu'il alimente en aval.

La figure ci-dessous illustre un problème simple d'optimisation.



3.1.3. Evaluation du potentiel de flexibilité du réseau Vivaqua

A. Méthodologie d'estimation de la flexibilité

L'outil décrit ci-dessus (section 3.1.2), est utilisé pour estimer le potentiel de flexibilité de différentes parties du réseau d'adduction d'eau de Vivaqua.

Les optimisations que nous avons réalisées se font par rapport l'évolution du prix de l'électricité sur le marché Day-Ahead (marché Belpex) qui évolue heure par heure. Une optimisation est réalisée sur une semaine, les pompes pouvant être enclenchées ou déclenchées par pas de temps horaire. Il en va de même pour l'enclenchement et la régulation des débits aux travers d'éventuelles lignes de traitement ainsi que pour l'ouverture d'éventuelles vannes de contrôle (voir exemple dans la section suivante). Les optimisations se font donc sur une période d'une semaine ou encore 168 heures (24h/*7j).

Le choix d'une fenêtre de temps sur une semaine se justifie dans la mesure où on peut observer un certain cycle hebdomadaire dans la consommation d'eau et dans l'évolution des prix de l'électricité. En effet, bien que l'optimisation précise de la planification de pompage ne devrait pouvoir se faire que le jour N-1 à midi pour le jour N étant donné que c'est à ce moment-là que sont connus les prix pour le jour N, il faut savoir que les enchères sur le marché Day-Ahead sont ouvertes plusieurs jours à l'avance. Dès lors, il est possible de réaliser une optimisation plusieurs jours à l'avance. Par ailleurs, on peut

dorénavant imaginer de pouvoir disposer d'outils prédictifs sur l'évolution des couts du marché plusieurs jours à l'avance, comme cela est d'ailleurs pris en compte par l'outil de pilotage décrit à la section 6.

Il est donc vraisemblable que, dans la pratique, l'optimisation se fera au moins un fois tous les jours sur une fenêtre glissante de l'ordre d'une semaine. La planification pour les jours les plus éloignés étant susceptible de se préciser au fur et à mesure de l'avancement de cette fenêtre glissante. Sans cela, l'optimisation journalière devrait contraindre un retour à des niveaux moyens dans les réservoirs qui empêcherait d'avoir accès à des possibilités de flexibilité comme nous l'illustrons ci-dessous.

Afin de maintenir les calculs d'optimisation dans des proportions raisonnables et afin de standardiser les résultats obtenus, nous avons fait le choix de sélectionner quelques semaines caractéristiques par saison et par année.

Pour garantir que les semaines sélectionnées soient les plus représentatives que possible, elles ne doivent pas être choisies de manière arbitraire. Pour éviter ces choix arbitraires, nous appliquons la méthode dite de 'clustering k-médoïdes' afin de regrouper les semaines similaires.

L'idée principale de l'algorithme de clustering k-médoïdes est de partitionner l'ensemble de données en k groupes, en veillant à ce que chaque groupe soit représenté par un point de données réelles (un « médiane »). Contrairement au clustering k-means, qui utilise la moyenne des points comme centre de cluster, le clustering k-médoïdes sélectionne des points représentatifs réels du jeu de données. Cette méthode de regroupement nous permet de déterminer un ensemble de « semaines typiques » qui représentent au mieux la variabilité des prix de l'électricité tout au long de l'année.

La première étape consiste alors à définir combien de semaines représentatives (ou clusters) doivent être retenues. La figure 1 montre l'évolution de « l'inertie », qui mesure l'erreur de clustering. Le graphique met clairement en évidence que plus le nombre de clusters augmente, plus l'erreur diminue. La diminution initiale est abrupte, indiquant qu'un petit nombre de clusters permet de réduire significativement l'erreur. Au-delà d'un certain point, ajouter davantage de clusters entraîne des gains marginaux.

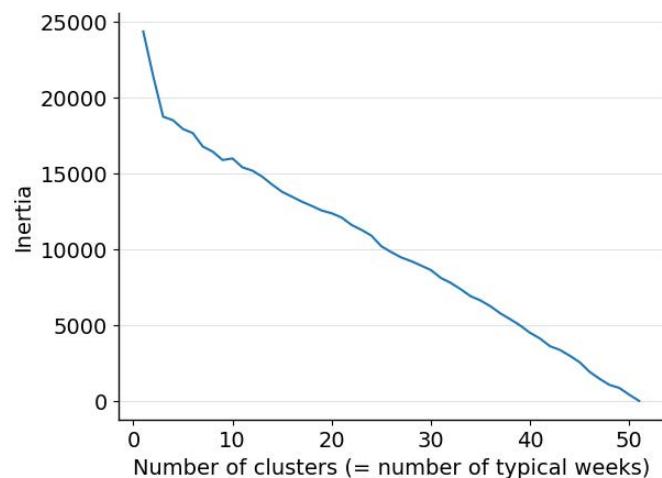


Figure 1: inertia evolution based on the number of typical weeks for 2023

Sur la base de cette observation, nous avons choisi de limiter le nombre de clusters à 6. Cela correspond à la zone du graphique où la réduction de l'inertie ralentit après la forte diminution initiale.

Nous avons également imposé les contraintes suivantes au modèle de regroupement :

- 2 semaines représentatives correspondant à l'été
- 2 semaines représentatives correspondant à l'hiver
- 2 semaines représentatives correspondant à la mi-saison (printemps et automne)

Les Figures 3 à Figure 2 illustrent les variations du coût de l'électricité sur les 6 semaines typiques sélectionnées des années 2021, 2022 et 2023. Les légendes de ces figures indiquent également le numéro de la semaine retenue. Ce processus de sélection garantit que notre optimisation capture les variations saisonnières tout en maintenant une bonne efficacité de calcul.

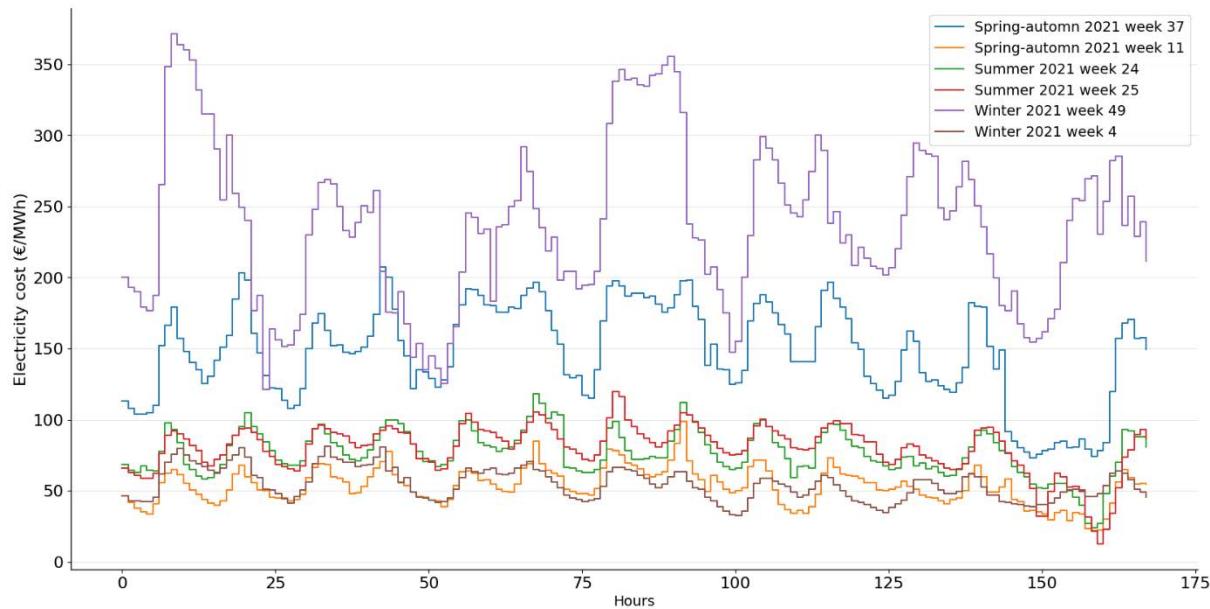


Figure 2: évolution des prix de l'électricité sur le marché Belpex pour 6 semaines caractéristiques de 2021

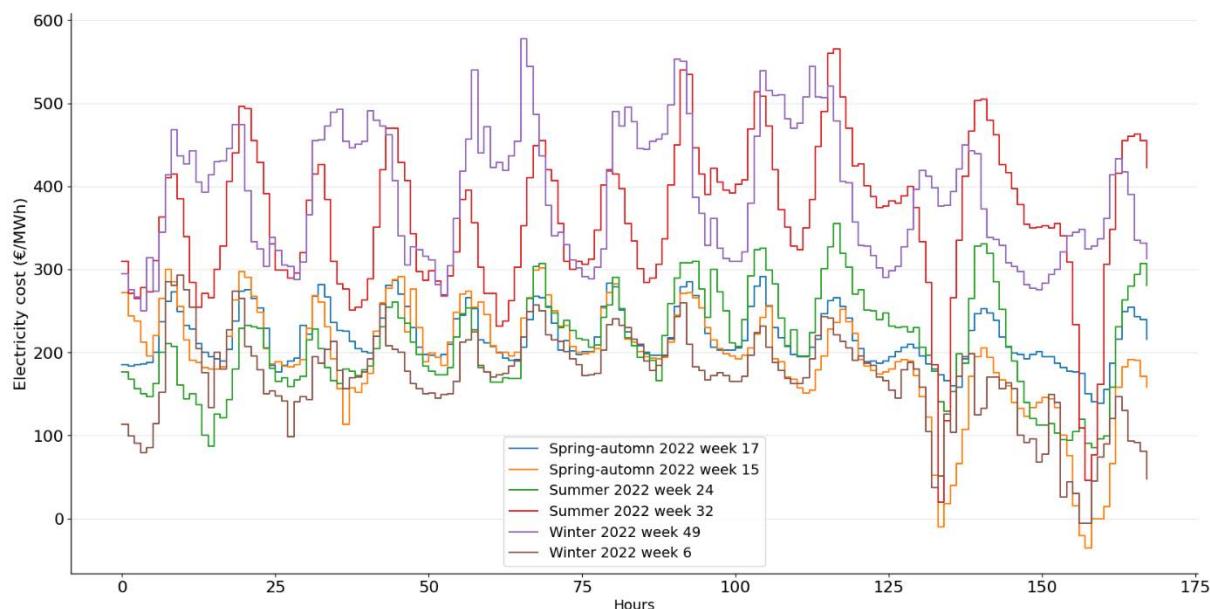


Figure 3: évolution des prix de l'électricité sur le marché Belpex pour 6 semaines caractéristiques de 2022

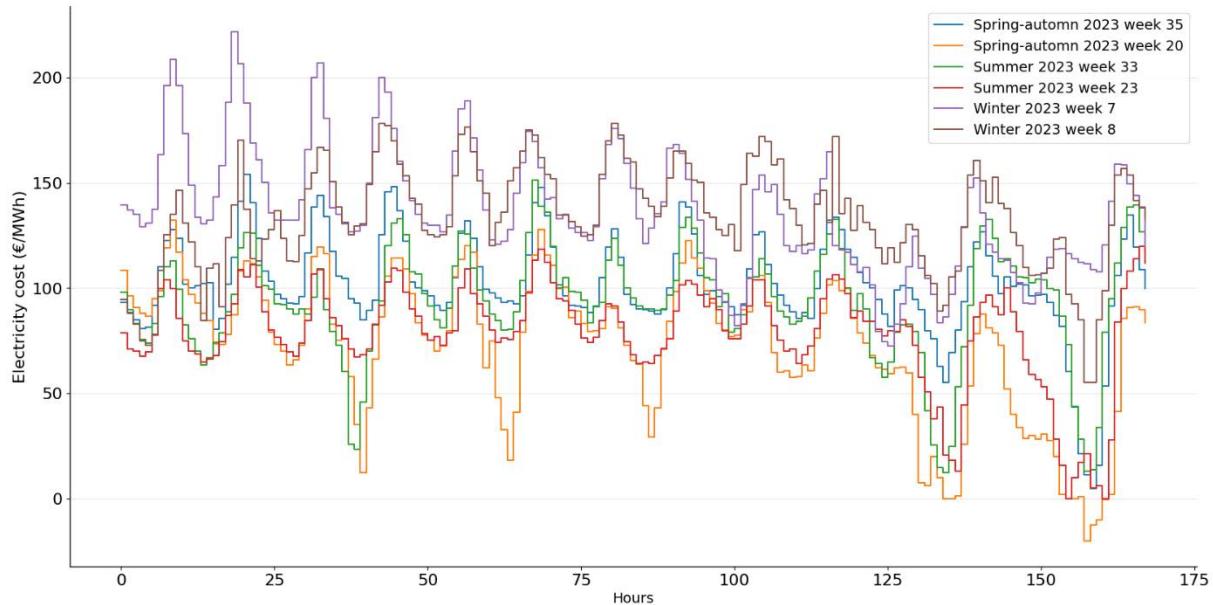


Figure 4: évolution des prix de l'électricité sur le marché Belpex pour 6 semaines caractéristiques de 2023

On peut noter que certaines semaines, surtout pour les années 2021 et 2023, présentent des amplitudes de variation assez conséquentes. Cependant, ce n'est pas tant l'amplitude des variations que leur forme et leur fréquence qui auront un impact sur l'optimisation du planning de pompage. L'amplitude des variations aura quant à elle un impact sur le montant économisé en appliquant un planning de pompage optimisé.

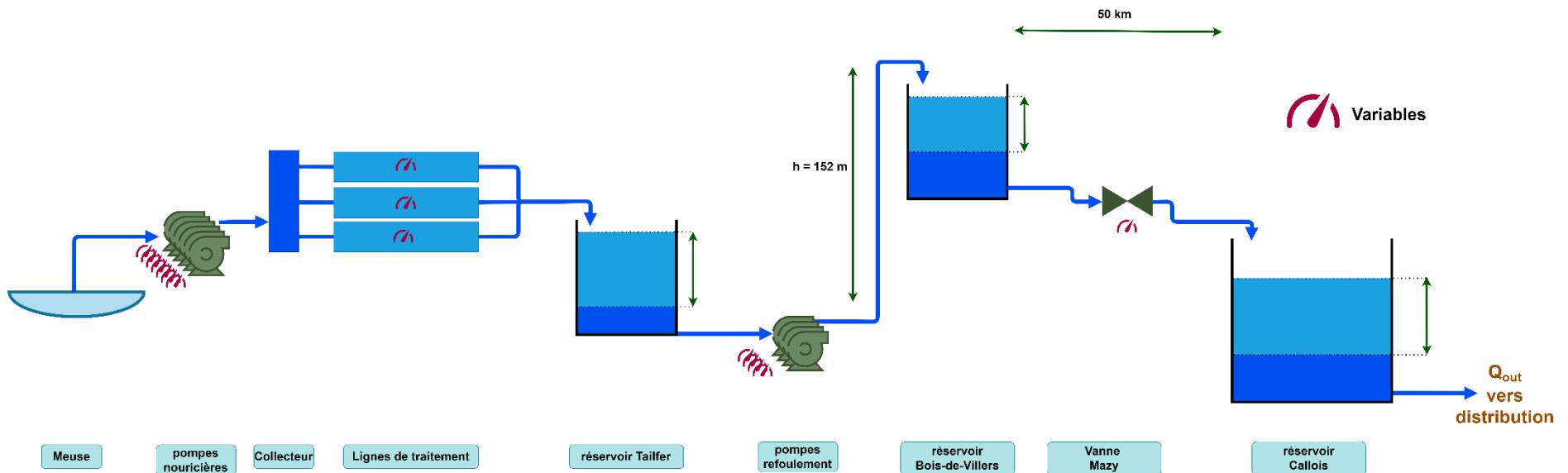
Si nécessaire, à partir de ces 6 semaines caractéristiques, il est possible de reconstruire des données annuelles. En effet, la méthode décrite ci-dessous fournit en plus du numéro d'une semaine caractéristique, le nombre de semaine que celle-ci représente de manière la plus approchée. Ainsi, pour l'année 2023 par exemple, la semaine 35 représente 19 semaines, la semaine 20, 7 semaines, la semaine 33, 5 semaines, la semaine 23, 8 semaines, la semaine 7, 6 semaines et la semaine 8, 7 semaines. On retrouve bien un total de 52 semaines représentées.

Précisons que les optimisations que nous présentons dans la suite du rapport sont systématiquement réalisées sur ces $3 \times 6 = 18$ semaines caractéristiques.

Nous réalisons ensuite un post-traitement des résultats afin de dégager des indicateurs agrégés représentant la flexibilité. Ces différents traitements des résultats sont expliqués sur base de l'exemple repris à la section suivante, ce qui rend les explications plus fluides.

B. Exemple sur le tronçon Tailfer → Bois-de-Villers → Mazy → Callois

Ce tronçon est un exemple assez intéressant dans la mesure où il est complexe et comprend une grande partie de la consommation électrique de Vivaqua. Il est présenté et illustré à la figure et dans les paragraphes ci-dessous.



Fonctionnement de l'unité de Tailfer

L'usine de Tailfer est une usine de potabilisation de l'eau de la Meuse. L'eau est puisée dans la Meuse au moyen de pompes nourricières. Il y a jusqu'à 6 pompes qui peuvent être actionnées simultanément. Chacune des pompes a un débit nominal de 2800 m³/h. Ces pompes alimentent les 3 lignes de traitement d'eau. Chacune de ces lignes est soit à l'arrêt, soit en fonctionnement. Le débit transitant par une ligne de traitement peut varier entre 1900 et 2700 m³/h lorsqu'elle est en fonctionnement. En sortie de ces lignes de traitement, l'eau est déversée dans le réservoir de Tailfer qui a une capacité de 30000 m³. En aval de ce réservoir, on trouve 4 pompes de refoulement ayant une puissance unitaire de l'ordre de 1.7 MW pour un débit nominal de l'ordre de 2800 m³/h. On constate ici que les puissances en jeu sont bien plus importantes que pour les pompes nourricières alors que les débits sont équivalents. Cette différence vient du fait que les pompes nourricières ne doivent éléver l'eau que de quelques mètres, alors que les pompes de refoulement doivent acheminer l'eau dans un réservoir situé 152 m plus haut.

Il faut noter que pour l'optimisation, des marges de sécurité de 20% du volume total des réservoirs sont préservées, que ce soit à la hausse ou à la baisse. Cela signifie que l'optimisation devra permettre de conserver, à tout moment, un volume d'eau correspondant à 20% de la capacité totale du réservoir et ne pourra jamais le remplir à plus de 80% de sa capacité maximale. Ces marges sont nécessaires pour des raisons de sécurité. Elles laissent aux opérateurs une certaine marge de manœuvre en cas de déviation par rapport à la planification ou encore pour faire face à des imprévus dans la conduite des installations.

L'eau, après avoir transité par Bois-de-Villers, poursuit sa route en direction de Callois. Le « nœud de vannage » de Mazy est installé à environ mi-parcours entre Bois-de-Villers et Callois. A cet endroit se trouve une vanne qui permet de réguler le débit de transit entre ces deux réservoirs.

Les variables du problème d'optimisation dans le cas présent sont le fonctionnement des différentes pompes, mais également le débit qui passe par la vanne de Mazy. Bien qu'une vanne ne consomme pas d'énergie elle-même, son intégration dans la modélisation du problème est indispensable car son pilotage permet d'atteindre plus ou moins de flexibilité en amont. Ainsi, par exemple, l'ouverture de cette vanne peut permettre de vider au maximum le réservoir de Bois-de-Villers afin d'anticiper un période durant laquelle on pourrait bénéficier de tarifs intéressants et d'avoir donc l'occasion de pomper intensément à ce moment-là étant donné le volume dégagé dans ces réservoirs.

Analyse des résultats d'une optimisation

La figure ci-dessous fournit différents graphes de l'évolution de grandeurs caractéristiques sur une durée d'une semaine.

Le graphe du haut montre l'évolution de la puissance absorbée par les pompes « nourricières », c'est-à-dire celles qui puisent de la Meuse pour alimenter les lignes de traitement de l'eau. Pour la bonne compréhension du graphique, précisons que chaque nuance de couleur illustre le fonctionnement d'une pompe. L'évolution du prix de l'électricité est également affichée sur ce graphe. On note une réaction du planning de pompage par rapport à l'évolution du prix de l'électricité.

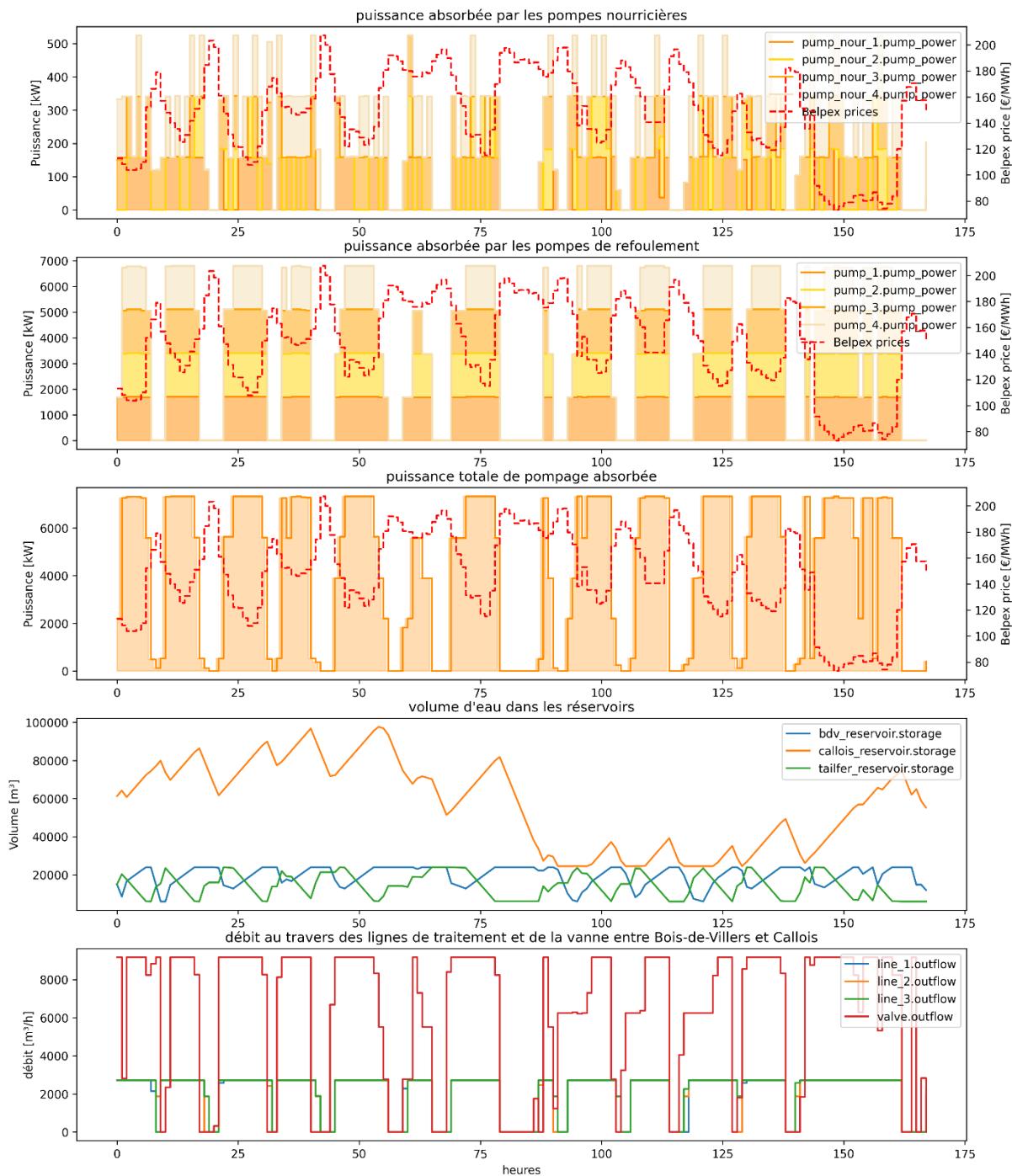
Dans le deuxième graphe, on montre l'évolution de la puissance absorbée par les pompes de refoulement. Une fois de plus, on notera la différence significative de niveau de puissance. En effet, les pompes nourricières ne doivent éléver l'eau que de quelques mètres tandis que les pompes de refoulement doivent le faire sur une hauteur de plus de 150 m. On voit ici encore plus clairement l'adaptation du plan de pompage à l'évolution des prix. Cette adaptation est plus franche que dans le cas des pompes nourricière. En effet, les pompes de refoulement peuvent compter sur une plus grande latitude de fonctionnement liés à l'effet tampon des réservoirs. En effet, elles peuvent à la fois jouer sur le réservoir situé en amont et les deux situés en aval. On peut encore noter que l'optimisation a

tendance à faire alterner les moments où les installations fonctionnent à pleine puissance avec les moments où toutes les pompes sont à l'arrêt.

Le troisième graphe reprend la somme des puissances absorbées par les pompes.

Le quatrième graphe illustre l'évolution des volumes d'eau stockés dans les réservoirs. Il est très intéressant de voir la manière dont l'optimisation tire profit du volume important du réservoir de Callois. On observe en effet qu'outre les déplacements de charge intra journaliers, un déplacement se fait du jeudi (heures 80 à 90 environ) vers le dimanche (heures 140 à 160 environ). On voit bien un recours assez restreint aux pompes le jeudi, lorsque les prix sont restés élevés une majeure partie de la journée, alors que la puissance absorbée est quasiment à son maximum toute la journée du dimanche, profitant d'une relativement longue plage horaire avec des prix bas. Il est remarquable de noter que l'optimisation a bien mis à profit le fait qu'elle avait en grande partie vidé le réservoir de Callois le jeudi et qu'elle a maintenu à des niveaux assez bas jusqu'au dimanche. Ce faisant, elle a anticipé le profit qu'elle pouvait tirer de prix bas de l'électricité sur une plage relativement longue le dimanche où il a été possible de pomper à pleine puissance pendant de nombreuses heures car il y avait de la place dans le réservoir.

Enfin, le dernier graphe illustre les débits traversant les lignes de traitement et le débit tel qu'il est régulé par la vanne. On notera pour ce dernier que la tendance de l'optimisation à faire travailler les installations en mode « tout ou rien » n'est pas bénéfique pour l'éventuelle récupération d'énergie à l'emplacement de la vanne (voir section 3.1.4.A). En effet, en travaillant avec des débits nuls ou, le plus souvent, maximaux, on se prive d'une partie du potentiel de récupération d'énergie, celui-ci étant disponible à des régimes moyens pour lesquels le débit et la différence de pression sont optimaux pour récupérer de l'énergie. Lorsque la vanne est complètement ouverte, le débit est maximal mais il n'y a plus de différence de pression et donc plus d'énergie à récupérer et bien évidemment quand la vanne est fermée il y a une différence de pression maximale mais il n'y a plus de débit et donc plus aucune énergie à récupérer. On peut noter qu'il serait intéressant de refaire le même type d'optimisation en prenant en compte cette capacité de récupération d'énergie. Cependant, il s'agit là d'un problème d'optimisation plus complexe à résoudre, étant donné que l'énergie récupérée n'évolue pas linéairement en fonction du débit.



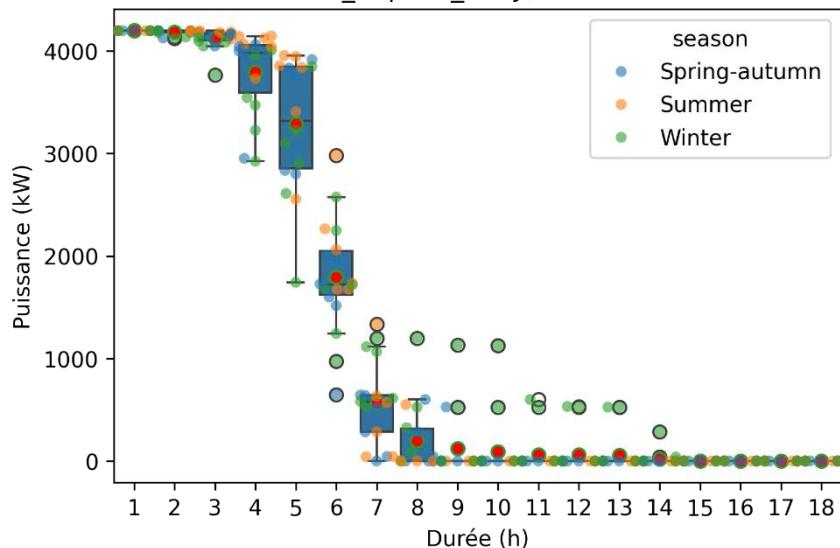
Les résultats sont ensuite analysés suivant deux grandeurs, la puissance électrique déplaçable et la durée pendant laquelle cette puissance peut être déplacée. Pour ce faire, nous analysons les résultats jour par jour. Pour chaque journée, nous analysons les niveaux de puissance déplaçables pour une durée déterminée. Par exemple, si l'on souhaite évaluer le potentiel de puissance déplaçable à la baisse sur une journée pour une durée de trois heures, une fenêtre glissante de 3 heures parcourt les 24 heures de la journée. Pour chaque position de la fenêtre, le minimum de puissance déplacée à la baisse, par rapport à une situation de référence non optimisée, est conservé. Une fois l'ensemble de ces minimums obtenus, on retient le maximum d'entre eux. On a donc bien obtenu, pour la journée considérée, le maximum de puissance qui a pu être effacé pendant cette durée de 3 heures. Enfin, une moyenne de ces puissances maximales déplacées sur 3 heures est réalisée pour la semaine. Cela nous donne donc une valeur de puissance déplaçable moyenne pour une durée de trois heures sur la semaine. On répète

ensuite cette opération pour d'autres durées (ci-dessous l'analyse est faite pour des durées allant de 1 heure à 18 heures).

Etant donné que pour chaque cas étudié, on réalise 18 optimisations différentes (une par semaine caractéristique), on obtient pour chaque durée, 18 valeurs. C'est l'ensemble de ces valeurs qui sont représentées dans les graphes ci-dessous. Un « swarmplot » nous permet de représenter l'ensemble des points calculés. Ils apparaissent sous forme de points sans bordure auxquels on superpose une représentation sous forme de « boites à moustache ». Cette représentation illustre également les « outliers » sous forme de points avec bordure. Enfin, la moyenne, pour chaque durée, est donnée par les point rouges. Comme le montre la légende du graphique, la couleur des autres points est liée à la saison de la semaine caractéristique.

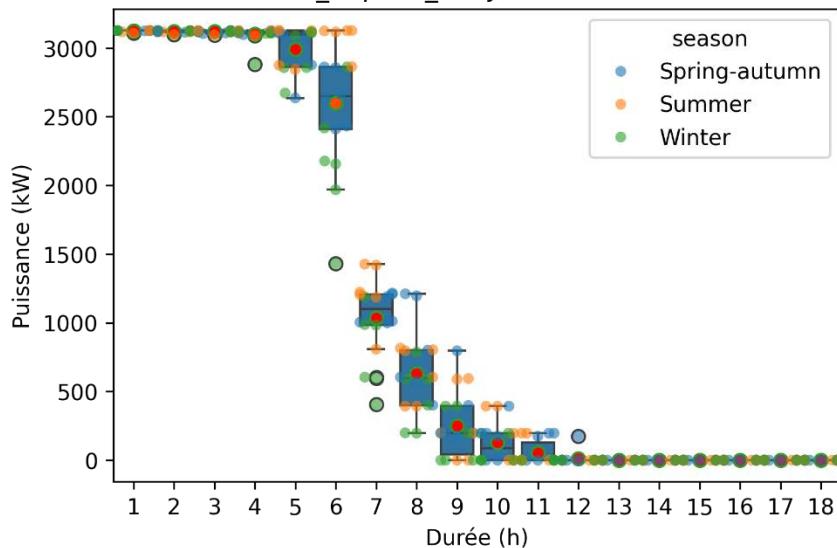
La première figure ci-dessous montre un exemple de flexibilité à la baisse. On peut voir que pour des durées allant jusqu'à 4 heures, le site permet toujours de déplacer jusqu'à un peu plus de 4 MW de puissance à la baisse par rapport à un état de référence (pompage moyen afin de maintenir les réservoirs à un niveau proche de la moitié de leur capacité). On voit ensuite que la puissance déplaçable à la baisse tend à diminuer au fur et à mesure que la durée augmente. Pour une durée supérieure à 8 h la puissance déplaçable est nulle à l'exception de quelques « outliers » qui se situent tous dans la période hivernale.

Répartition de la flexibilité DOWN_implicit_daily, suivant l'intervalle de temps considéré



La figure suivante illustre la flexibilité à la hausse cette fois. On constate une évolution similaire sauf que son amplitude est un peu moindre à la base, de l'ordre de 3 MW.

Répartition de la flexibilité UP_implicit_daily, suivant l'intervalle de temps considéré

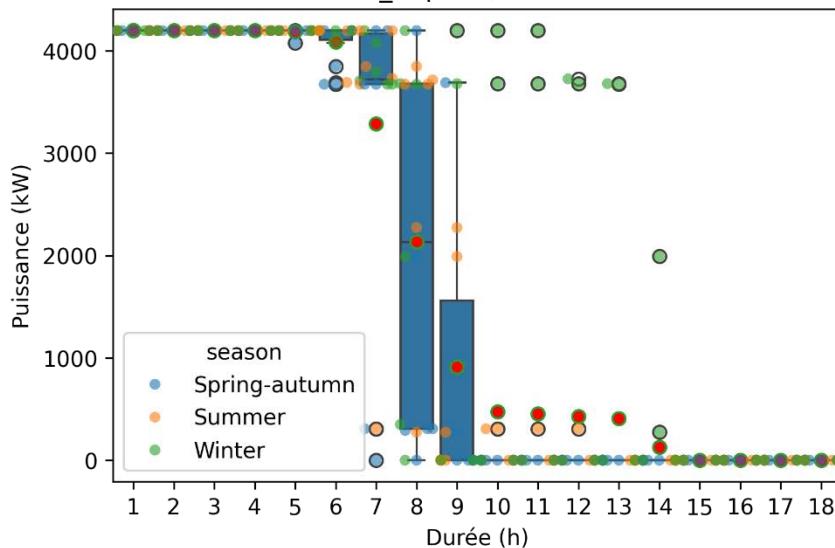


Comme expliqué ci-dessus, le post traitement des résultats considère une analyse des déplacements de puissance absorbée sur base journalière, les résultats étant ensuite moyennés sur la semaine. On peut également réaliser ce post-traitement avec une analyse des déplacements sur la semaine entière ce qui donne les graphes des deux figures suivantes. Dans ce cas, les points ne sont plus des moyennes des résultats obtenus sur chaque jour de la semaine mais le résultat obtenu pour la semaine entière (il s'agit du déplacement d'amplitude la plus élevée observé sur la semaine complète, pour chaque durée considérée). On constate alors que pour la flexibilité à la baisse, il arrive sur la semaine que des déplacements d'amplitude élevée (4 MW) puisse être opérés sur des durées plus longues (6 heures). Le constat est assez similaire à la hausse, avec des déplacements d'amplitude moyenne qui peuvent se faire pour des durées plus longues (de l'ordre du MW pour des durées d'une dizaine d'heures).

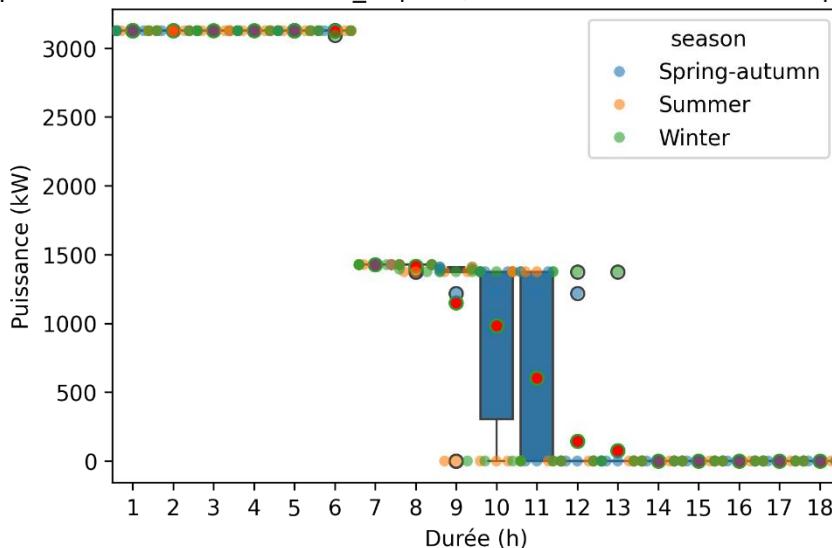
On peut noter que les amplitudes de puissance déplacées pour les durées les plus courtes sont les mêmes dans les deux cas.

Enfin, bien que cette deuxième approche considère les déplacements les plus importants sur la semaine complète, elle ne permet pas d'identifier des phénomènes de déplacement de puissance sur plusieurs jours tel que celui identifié par l'examen des graphes de puissance plus haut dans le document. En effet, lors de ce phénomène un court pic de puissance apparaît le jeudi et des courtes diminutions de la puissance absorbée apparaissent le dimanche, excluant ces plages plus longues de l'analyse de post-traitement décrite ici.

Répartition de la flexibilité DOWN_implicit, suivant l'intervalle de temps considéré



Répartition de la flexibilité UP_implicit, suivant l'intervalle de temps considéré



La première approche de post-traitement donne une idée des déplacements que l'on obtiendrait en moyenne si les installations étaient conduites en continu de manière optimisée. La deuxième approche, quant à elle, reflète davantage la capacité des installations à déplacer la puissance absorbée sur une durée donnée. On pourrait même considérer que les « outliers » les plus élevés reflètent les capacités maximales de l'installation. En effet, c'est une configuration d'évolution des prix qui engendre cet « outlier » mais s'il existe, c'est que les installations sont capables de générer un tel déplacement.

Ce dernier point est toutefois à nuancer. Dans l'exemple montré ici, pour des raisons de simplifications, un débit horaire hebdomadaire constant a été imposé de manière égale pour toutes les semaines caractéristiques considérées pour la sortie de réservoir de Callois vers le réseau de distribution bruxellois. C'est une hypothèse qui peut être faite étant donné le volume très important de ce réservoir. Pour des sites avec d'autres caractéristiques, il est indispensable d'imposer des débits horaires tels que mesurés car ceux-ci ont une influence sur les capacités de déplacement de puissance. Dans ce cas, un « outlier » peut résulter de la combinaison d'un profil de prix particulier et d'un profil horaire de débit en sortie et/ou en entrée du domaine de modélisation particulier.

Nous considérons dans la suite que nous pouvons caractériser un site pour la flexibilité implicite au moyen de 3 courbes représentant :

- La puissance déplacée journalière moyenne : elle correspond aux points rouges des deux premiers graphes, construits à partir des déplacements observés sur chaque journée.
- La capacité de déplacement moyenne : elle correspond aux points rouges des deux graphes suivants, construits à partir des déplacements observés sur une semaine.
- La capacité maximale de déplacement : elle correspond aux « outliers » les plus élevés des déplacements observés sur une semaine.

Un autre type d'optimisation est également réalisé sur le site. Il s'agit des optimisations réalisées pour identifier les potentiels de flexibilité explicite, c'est-à-dire les potentiels de diminution ou d'augmentation de puissance absorbée suite à un signal reçu d'Elia.

A nouveau, ce potentiel doit être évalué suivant 2 dimensions à savoir l'amplitude de la diminution ou de l'augmentation et leur durée respective. Comme expliqué à la section 3.1.2, il s'agit donc, pour chaque durée, de minimiser le maximum de la puissance absorbée par les pompes sur cette durée. Il faut donc ici réaliser une optimisation par durée considérée, contrairement à la flexibilité implicite pour laquelle une seule optimisation de minimisation du cout suffit, les différents potentiels étant ensuite obtenus par post-traitement dans ce cas.

Enfin, la question de la référence par rapport à laquelle est évaluée ce potentiel est importante. En effet, dans le cas d'installations avec des pompes à vitesse fixe, la régulation ne peut se faire que par une alternance de fonctionnement et d'arrêt de ces pompes.

Prenons l'exemple d'une pompe ayant un débit nominal de 1000 m³/h et devant alimenter une consommation de 500 m³/h. La pompe sera activée la moitié du temps, la fréquence d'activation étant déterminé par la capacité du réservoir situé entre cette pompe et la consommation. Si ce réservoir est capable d'accueillir un volume correspondant à une heure de consommation (par exemple 500 m³), cela signifie que la pompe devra être activée pendant une heure une fois toutes les deux heures : dès que le réservoir est vide, la pompe est enclenchée, accumulant la différence entre débit pompé et débit consommé pendant 1 heure, c'est-à-dire 500 m³/h, permettant ensuite un arrêt pendant 1 heure. Si le réservoir était deux fois plus grand, la fréquence d'enclenchement pourrait passer à 2 heures.

Dans un tel cas de figure, il n'est pas possible de répondre à un signal de consommation à la baisse ou à la hausse qui peut venir à tout moment d'Elia. En effet si le signal demande de baisser la consommation alors que la pompe ne fonctionne pas, la pompe ne peut pas assumer son engagement auprès d'Elia. De manière similaire, à l'inverse, si un signal à la hausse est demandé alors que la pompe est en fonctionnement, celle-ci ne peut pas répondre à une demande de hausse de consommation. En revanche, si le site est équipé de 2 pompes, cela signifie qu'en général, les débits consommés sont assurés par le fonctionnement d'une pompe en continu et par l'enclenchement alternatif complémentaire de la deuxième, en cas de besoin. Dans ce cas, une flexibilité à la baisse sera possible mais pas à la hausse. A partir de 3 pompes, suivant les débits consommés devant être assuré, il est possible d'avoir à la fois une flexibilité à la hausse et à la baisse.

Afin de généraliser ce concept, nous définissons une référence basse et une référence haute par rapport auxquelles on pourra estimer le potentiel respectivement à la hausse ou à la baisse.

On constate, en effet, qu'avec cette approche, dans le cas du fonctionnement avec une seule pompe, la référence haute correspond à la pompe en fonctionnement et la référence basse à la pompe à l'arrêt. Il n'y aura donc jamais de possibilité de flexibilité à la hausse ni à la baisse. Par contre, dans un cas avec 3 pompes, si la référence basse correspond à une pompe en fonctionnement et la référence haute à 2 pompes en fonctionnement, alors il y a un potentiel à la hausse (les trois pompes enclenchées par rapport à deux), et à la baisse (toutes les pompes à l'arrêt par rapport à une).

Bien entendu, pour des sites équipés de pompes à vitesse variable, il y aura toujours une possibilité de flexibilité à la baisse ou à la hausse (pour autant que les niveaux de consommation d'eau en aval le permettent), avec une référence unique correspondant à un réglage de(s) pompe(s) adapté à la

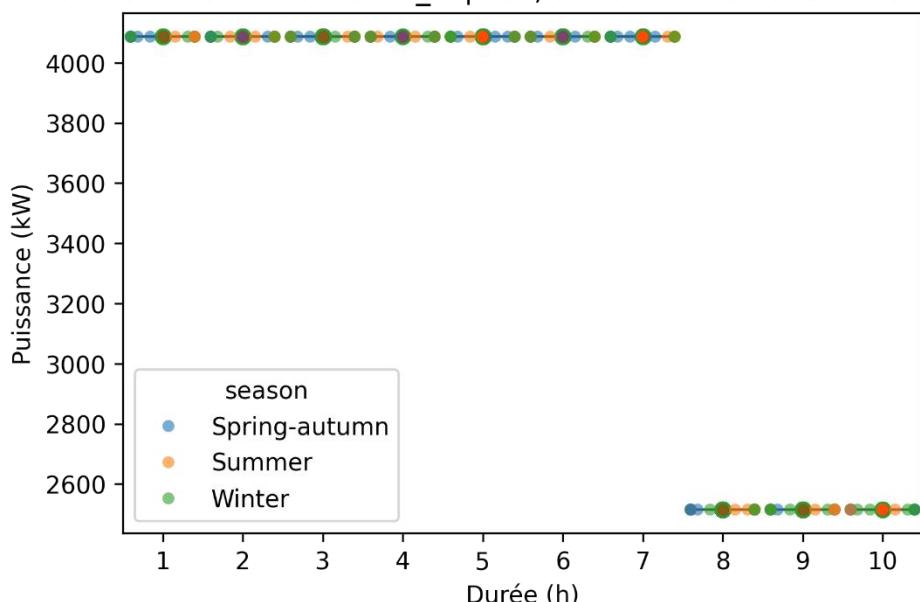
consommation de manière nominale. Dans ce cas, le niveau de référence est également déterminé par une optimisation réalisée de manière à conserver les niveaux des réservoirs le plus proche possible de leur niveau médian, ce qui traduit un fonctionnement dans des conditions nominales.

Le cas étudié ici comporte principalement des pompes à vitesse constante (à l'exception de 2 pompes nourricières). On se trouve donc dans la configuration avec deux références distinctes pour évaluer la flexibilité explicite.

Les résultats obtenus pour le site considéré sont présentés dans les figures ci-dessous, avec le même type de représentation. Comme des débits constants sont imposés en sortie du domaine (comme expliqué plus haut), il n'y a pas de variabilité entre les différentes semaines caractéristiques (le prix de l'électricité n'a ici plus d'influence).

On note un potentiel de la flexibilité à la baisse à un niveau assez élevé (4MW) jusqu'à une durée de 7 heures pour ensuite redescendre à un niveau d'environ 2,5MW par la suite.

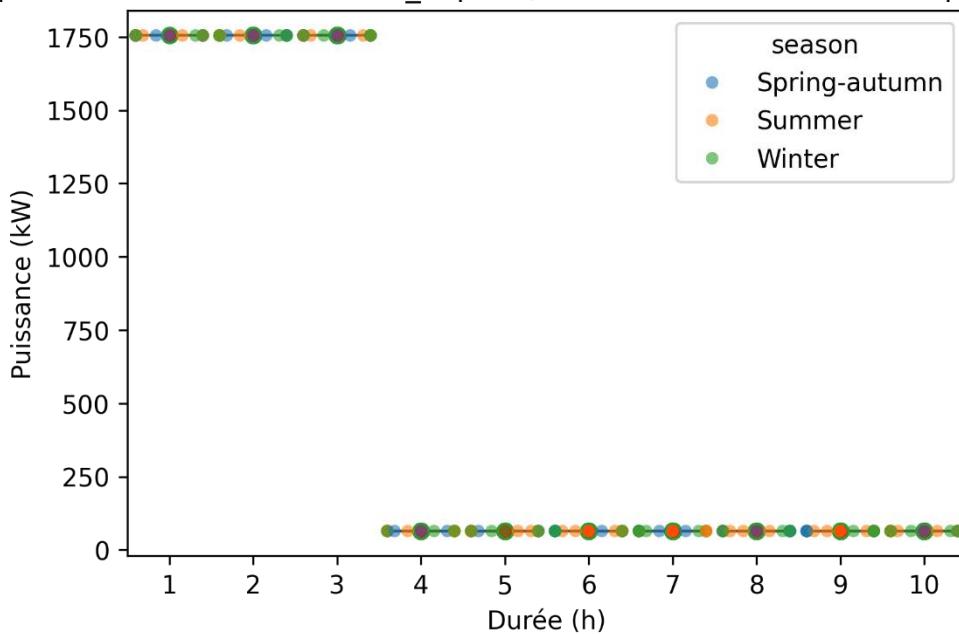
Répartition de la flexibilité DOWN_explicit, suivant l'intervalle de temps considéré



Pour la flexibilité à la hausse, on a un potentiel nettement plus faible (en dessous de 2MW) et sur une durée plus courte (3 heures).

La différence assez importante entre les deux sens de flexibilité vient du fait que la référence basse est dans ce cas assez proche d'une production moyenne alors que la référence haute est beaucoup plus élevée, laissant nettement moins de place à une flexibilité à la hausse.

Répartition de la flexibilité UP_explicit, suivant l'intervalle de temps considéré



Enfin, il est important de noter que les potentiels de flexibilité évalués ici sont effectivement disponibles à la condition que les installations soient pilotées de manière à fonctionner à une valeur proche du point nominal. Il n'est, en effet, pas possible de combiner simultanément un pilotage suivant un planning optimisé pour la flexibilité implicite et une participation à la flexibilité explicite étant donné que ce planning conduira inévitablement à des moments où les installations fonctionneront avec des puissances absorbées élevées ou faibles, limitant ou même rendant impossible une réponse respectivement à la hausse ou à la baisse suite à un signal reçu d'Elia.

Comme l'offre de flexibilité explicite se fait sur des tranches d'une durée de 4 heures, il est techniquement envisageable de fonctionner de manière à répondre à la flexibilité implicite pour certaines tranches et à la flexibilité explicite à d'autres moments de la journée. Cependant, un opérateur voulant profiter de la flexibilité implicite aura un contrat de fourniture avec des prix évoluant comme ceux du day-ahead et risque de s'exposer à un cout plus élevé car non-optimisé durant les tranches où il décide de profiter de la flexibilité explicite et donc en pilotant ses installations à un régime nominal plutôt qu'optimisé. Néanmoins, si les gains offerts par la flexibilité explicite sont plus importants que le surcout lié au fonctionnement non optimisé, cela peut rester avantageux.

D'autres caractéristiques pour qualifier la flexibilité implicite peuvent être obtenues, notamment en multipliant les résultats des semaines caractéristiques par le nombre de semaines qu'elles représentent. On peut obtenir de cette manière les résultats ci-dessous.

Année	2021	2022	2023
Électricité consommée [MWh]	36572	36581	36580
Consommation déplacée [MWh]	13041	13340	13326
Ratio consommation déplacée [%]	35,7%	36,5%	36,4%
Cout de référence [k€]	3572	8612	3722
Cout optimisé [k€]	3096	7382	3174
Gain sur les couts [%]	-13%	-14%	-15%
Emission de CO2 de référence [t]	6190	5635	6607
Diminution émission de CO2 [t]	386	364	475

Gain sur les émissions de CO2 [%]	-6,2%	-6,5%	-7,2%
Diminution émission de CO2 "TGV" [t]	6379	6489	6595
Gain sur les émissions de CO2 "TGV" [%]	-103%	-115%	-100%

Dans ce tableau, on remarque que la quantité d'énergie déplacée reste, chaque année, proche de 36%. Les économies sur les couts engendrés par l'optimisation du pompage se situent entre 13 et 15%.

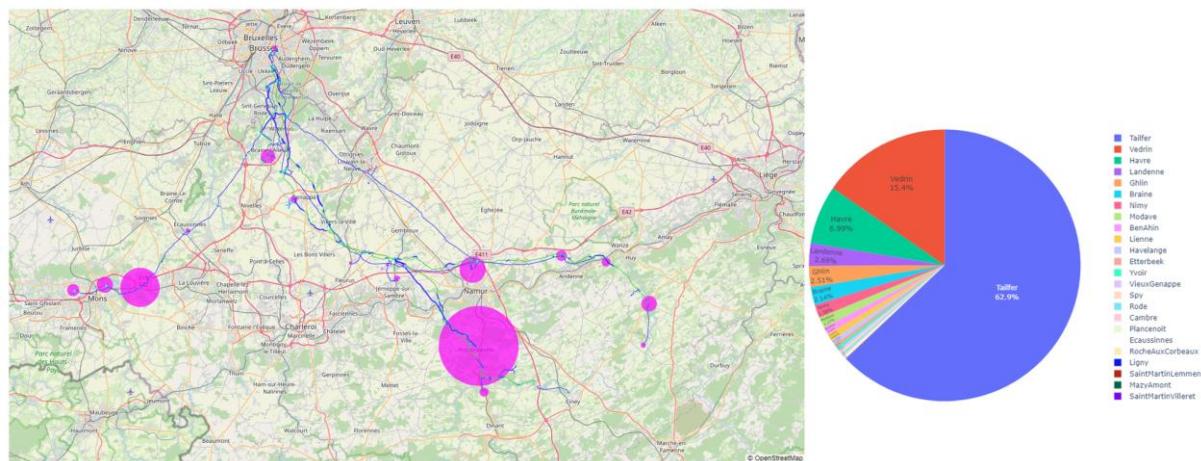
Pour estimer les émissions de CO₂ évitées, deux approches différentes ont été suivies. La première fournit des chiffres de réductions d'émissions de CO₂ comprises 386 et 475 tonnes de CO₂ en 2021, 2022 et 2023 Pour réaliser cette estimation, nous nous sommes basés sur les historiques d'émissions de CO₂ par kWh d'électricité produits disponibles sur la plateforme « Electricity map »⁴. Nous avons repris les données de la Belgique qui fournissent un facteur d'émission de CO₂ par kWh d'électricité pour chaque heure des années considérées. Ces données permettent donc d'évaluer les émissions de CO₂ liées à la consommation d'électricité pour le pompage, que ce soit dans le cas de référence et dans le cas optimisé. La différence entre les deux montre que les heures où l'électricité coute le plus cher sont également les heures où les émissions sont les plus élevées. En déplaçant les consommations vers des moments où l'électricité est moins chère et donc moins émettrice, l'optimisation par rapport au prix day-ahead permet de faire des économies de l'ordre de 6 à 7%.

Une autre approche a également été explorée pour évaluer les économies de CO₂. L'idée est la suivante : en général, lorsque l'électricité coute cher, ce sont les installations les plus émettrices de CO₂ qui viennent compléter l'offre, principalement des centrales de type turbine-gaz-vapeur (TGV). On peut donc imaginer que lorsqu'on diminue la consommation durant les heures les plus chères, on diminue la production d'électricité des centrales TGV. La diminution de consommation pendant ces heures-là correspond donc davantage à une réduction d'émission au niveau correspondant aux centrales TGV qu'à la moyenne d'émission du parc. En suivant ce raisonnement, on obtient les valeurs des deux dernières lignes du tableau ci-dessus. On notera qu'avec ce postulat, on parvient à des gains correspondant aux valeurs d'émissions de la référence, voire davantage.

C. Potentiels globaux du réseau

La figure ci-dessous illustre une étude préliminaire qui avait été faite sur les quantités d'énergie potentiellement déplaçable sur les différents sites de pompage de Vivaqua. Cette étude se basait uniquement sur les puissances nominales des pompes installées et leur durée de fonctionnement annuelle (nombre d'heure de fonctionnement par an).

⁴ <https://app.electricitymaps.com/map/72h/hourly>



On y observe notamment que plus des trois quarts de l'énergie déplaçable se situe sur les sites de Tailfer, Mons-Havré, Vedrin et Landenne. Ce sont les sites pour lesquels la flexibilité de la demande a été étudiée en détails au moyen de notre outil.

On montre ci-dessous les courbes d'amplitude de puissance déplaçable en fonction de la durée, suivant trois post-traitements différents pour la flexibilité implicite (moyenne journalière, moyenne sur la semaine et enfin maximum sur la semaine).

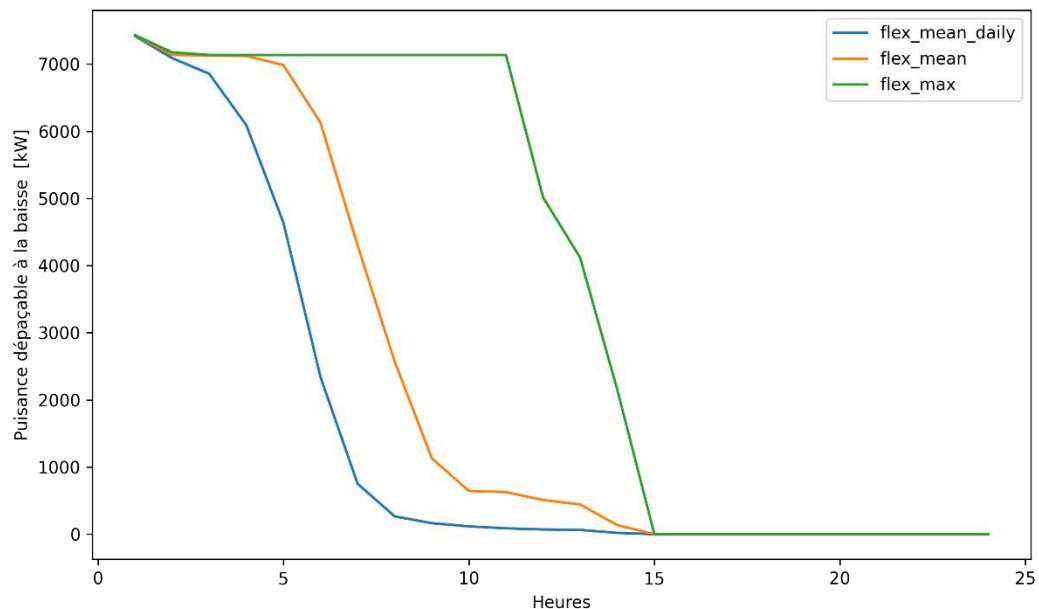


Figure 5 : évolution de la puissance déplaçable à la baisse agrégée pour les principaux sites (flexibilité implicite).

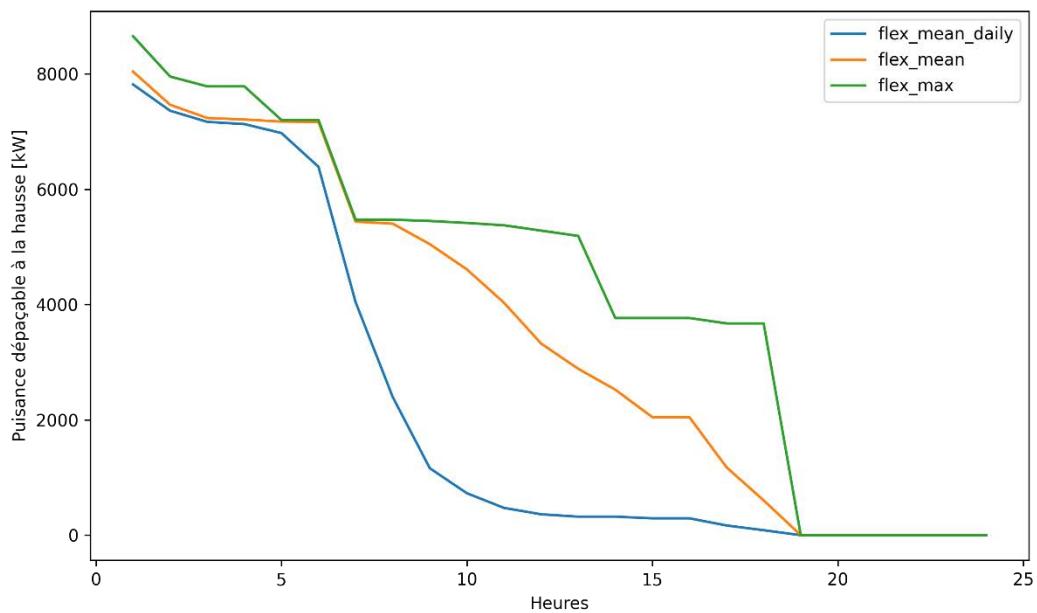


Figure 6 : évolution de la puissance déplaçable à la hausse agrégée pour les principaux sites (flexibilité implicite).

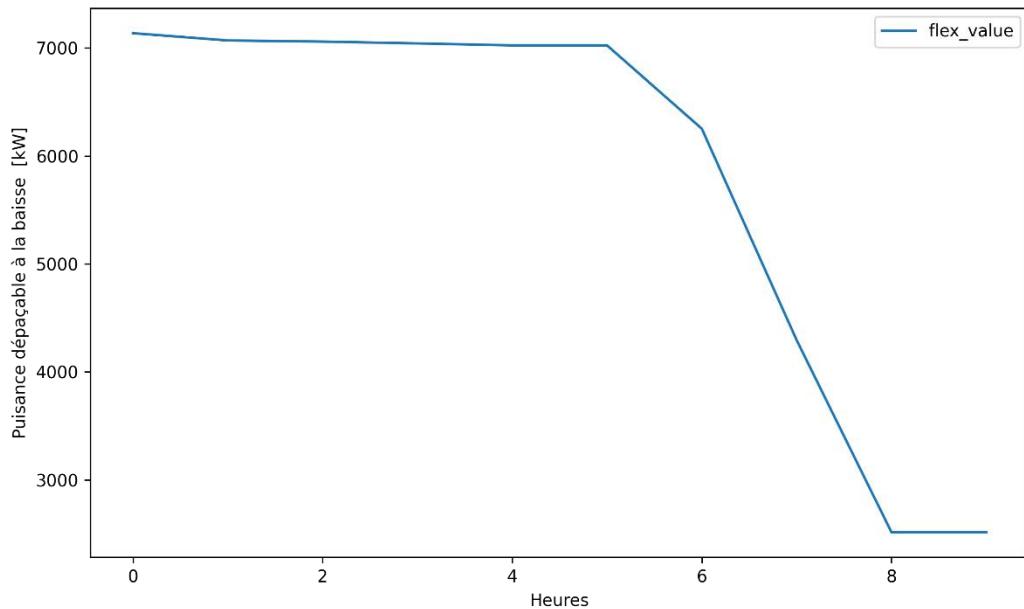


Figure 7: évolution de la puissance déplaçable à la baisse agrégée pour les principaux sites (flexibilité explicite).

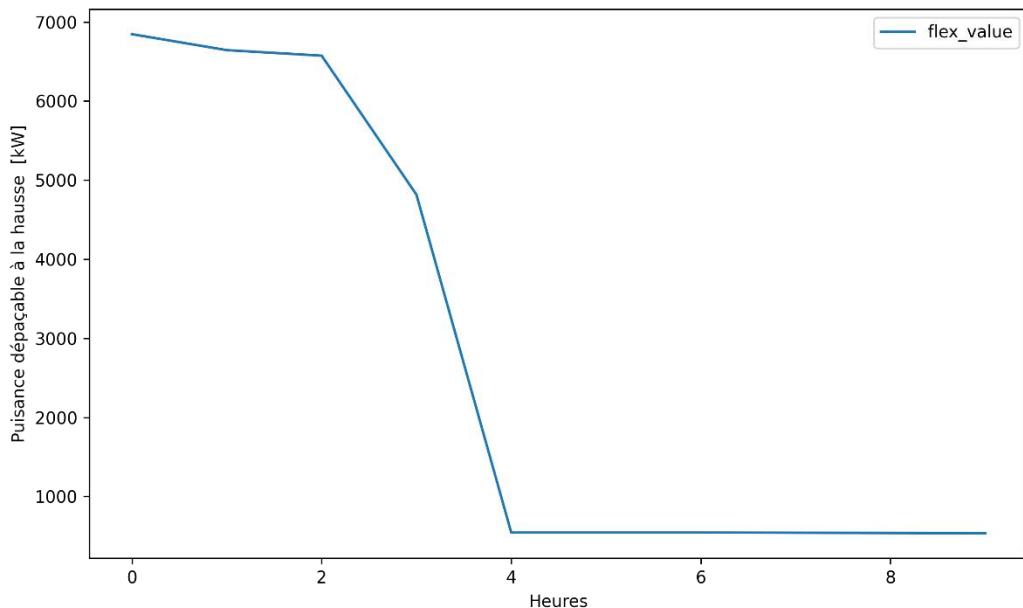


Figure 8: évolution de la puissance déplaçable à la hausse agrégée pour les principaux sites (flexibilité explicite).

On notera que le niveau de puissance sur la durée ne dépassant pas quelques heures sont du même ordre de grandeur à savoir aux environs de 7 MW.

Si l'on compare ces valeurs à la puissance moyenne uniforme théorique qu'il faudrait injecter dans les pompes pour produire les volumes journaliers observés, on se rend compte que l'amplitude la flexibilité obtenue ici correspond à cette puissance moyenne.

L'évaluation de cette puissance moyenne se fait de la manière suivante : avec les données fournies par Vivaqua, il est possible de calculer la quantité d'énergie moyenne qu'il a fallu pour produire et transporter chaque m³ d'eau. Quand on connaît la quantité d'eau produite sur une certaine période et la quantité d'énergie de pompage qui a été nécessaire, on recalcule une puissance moyenne équivalente. Dans la plupart des cas pour le réseau de Vivaqua et pour les deux autres réseaux, l'amplitude de la puissance déplaçable est du même ordre de grandeur que la puissance moyenne de production.

3.1.4. Autres sites étudiés

Deux autres sociétés (la SWDE et la CILE) nous ont partagé des données détaillées sur quelques-uns de leurs sites et nous les avons étudiés.

A. Analyse d'une partie du réseau de la CILE

Quatre parties du réseau de la CILE ont été étudiées avec notre outil à partir de données détaillées reçues.

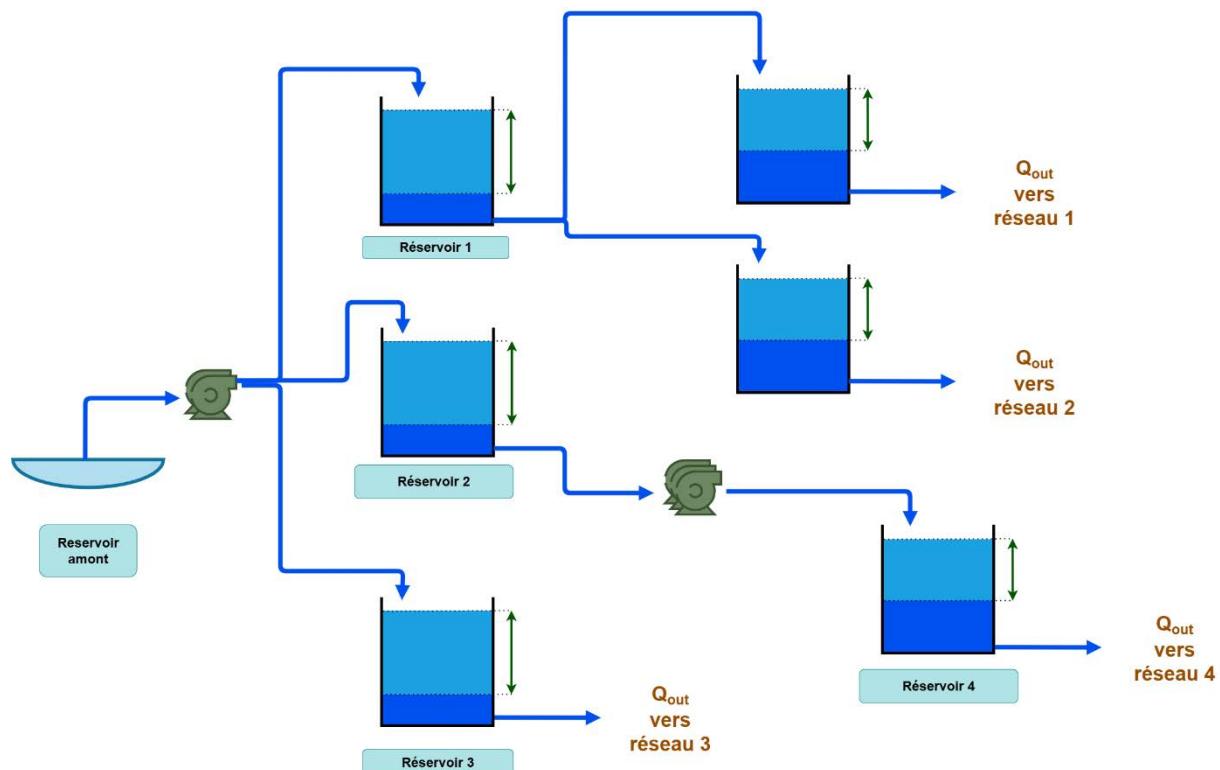
Nous présentons ici l'étude d'une des parties de ce réseau et puis nous reprenons les résultats agrégés pour les 4 parties étudiées.

La partie étudiée est schématisée ci-dessous. On peut voir qu'à partir d'un réservoir d'une capacité importante (réservoir amont), 2 pompes sont utilisées pour alimenter 3 réservoirs.

Le réservoir 1 se déverse ensuite dans deux autres réservoirs ceux-ci alimentant des circuits de distribution en aval. Un profil horaire de demande de ces circuits de distribution est imposé.

Depuis le réservoir 2, 3 pompes peuvent être actionnées pour alimenter le réservoir 4 qui lui-même alimente un réseau de distribution pour lequel un profil horaire de demande est imposé.

Enfin, le réservoir 3, alimente quant à lui directement un circuit de distribution pour lequel un profil horaire est imposé.

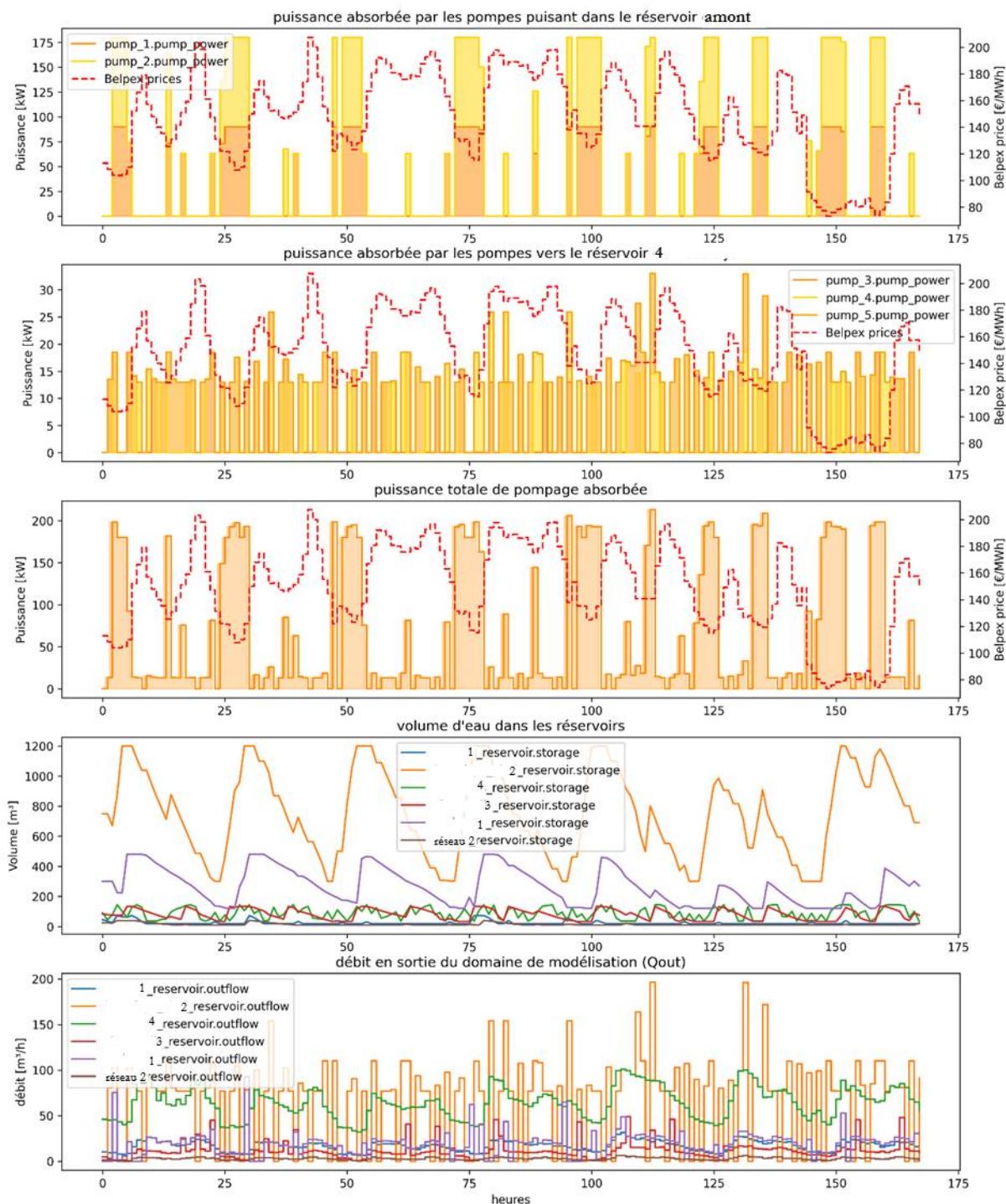


La figure ci-dessous fournit différents graphes de l'évolution de grandeurs caractéristiques sur une durée d'une semaine.

Le graphe du haut montre l'évolution de la puissance absorbée par les pompes puisant dans le réservoir amont. On note une forte réaction du planning de pompage par rapport à l'évolution du prix de l'électricité. On note en effet en observant l'évolution des volumes stockés dans les réservoirs que (4^{ème} graphe) que les réservoirs 1 et 2 permettent une bonne latitude sur le fonctionnement de ces pompes, celle-ci pouvant rester plusieurs fois à l'arrêt durant un bonne partie de journée (depuis la fin de la nuit jusqu'à la fin de la soirée suivante).

Par contre, les 3 pompes servant au transfert entre les réservoirs 2 et 4 n'ont quasiment aucune latitude pour déplacer leur consommation étant donnée la petite capacité du réservoir 4 par rapport au débit d'eau qui y transite.

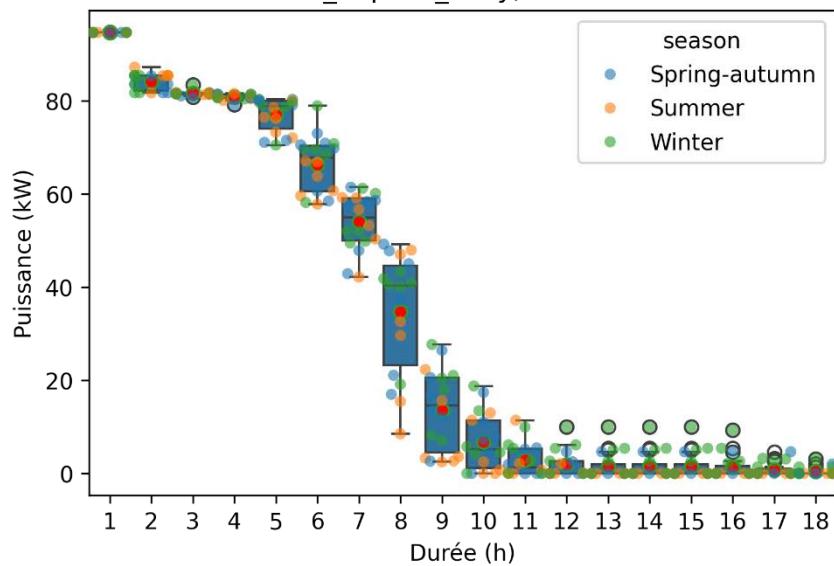
On voit sur le troisième graphe que l'évolution de la puissance totale absorbée du site étudié est principalement dominée par les 2 pompes puisant dans le réservoir amont.



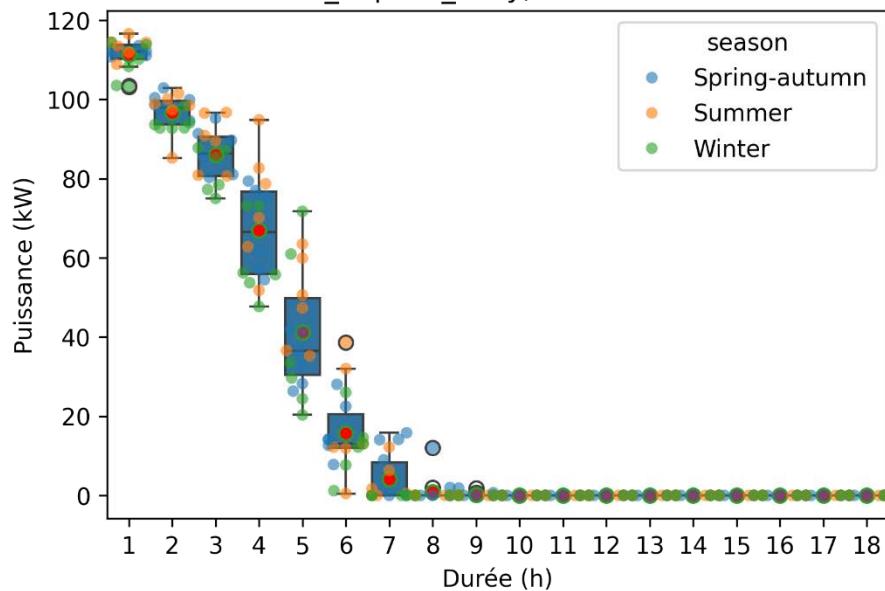
Les graphes qui suivent reprennent les niveaux de puissance à la baisse et à la hausse pour différentes durées, tant pour la flexibilité implicite que pour la flexibilité explicite.

Comparativement au cas du réseau de Vivaqua on observe que les puissances déplaçables diminuent plus rapidement et avec la durée de déplacement.

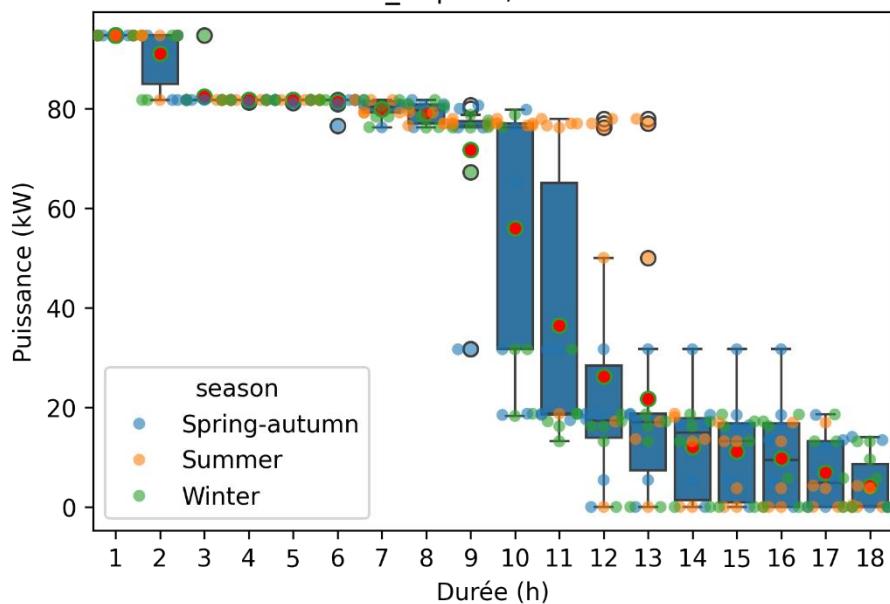
Répartition de la flexibilité DOWN_implicit_daily, suivant l'intervalle de temps considéré



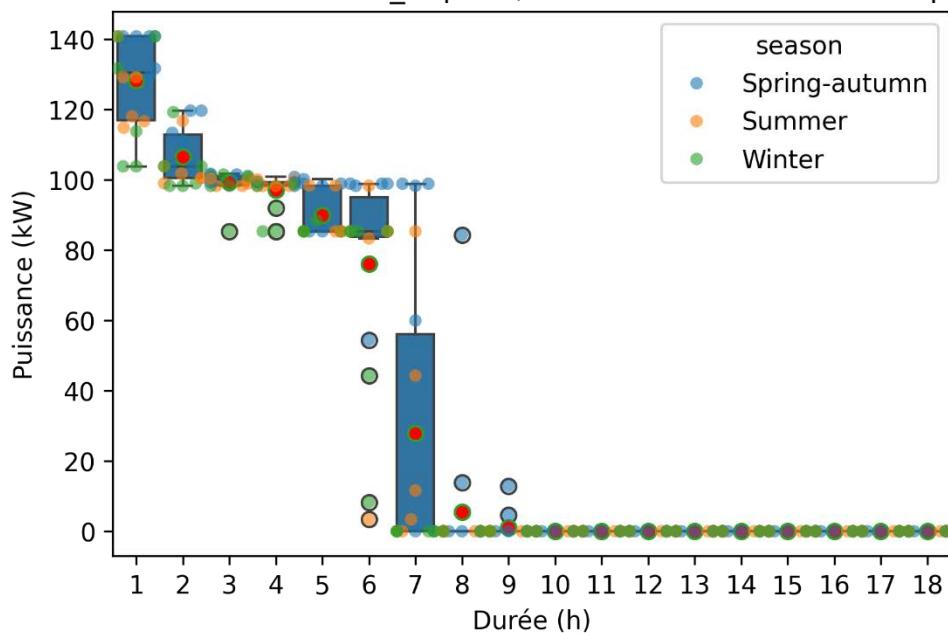
Répartition de la flexibilité UP_implicit_daily, suivant l'intervalle de temps considéré



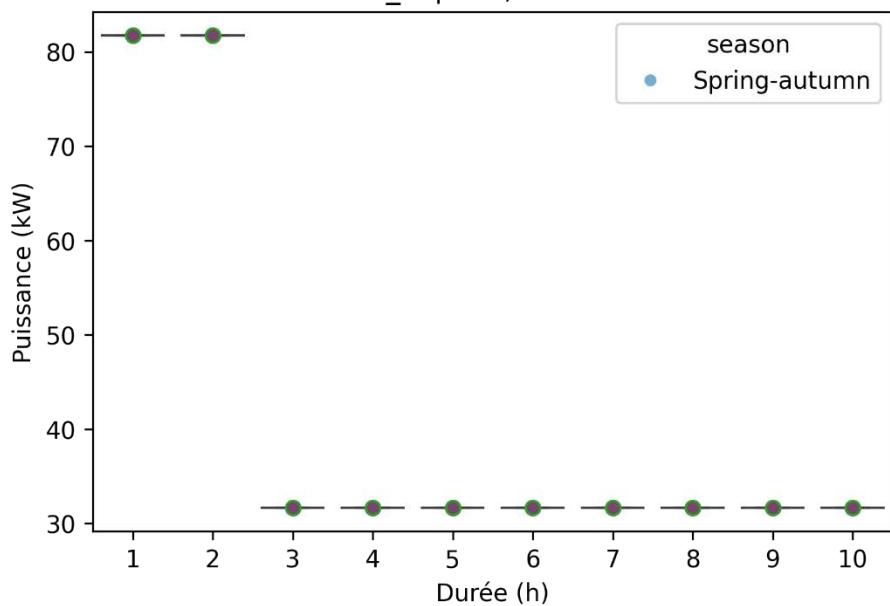
Répartition de la flexibilité DOWN_implicit, suivant l'intervalle de temps considéré



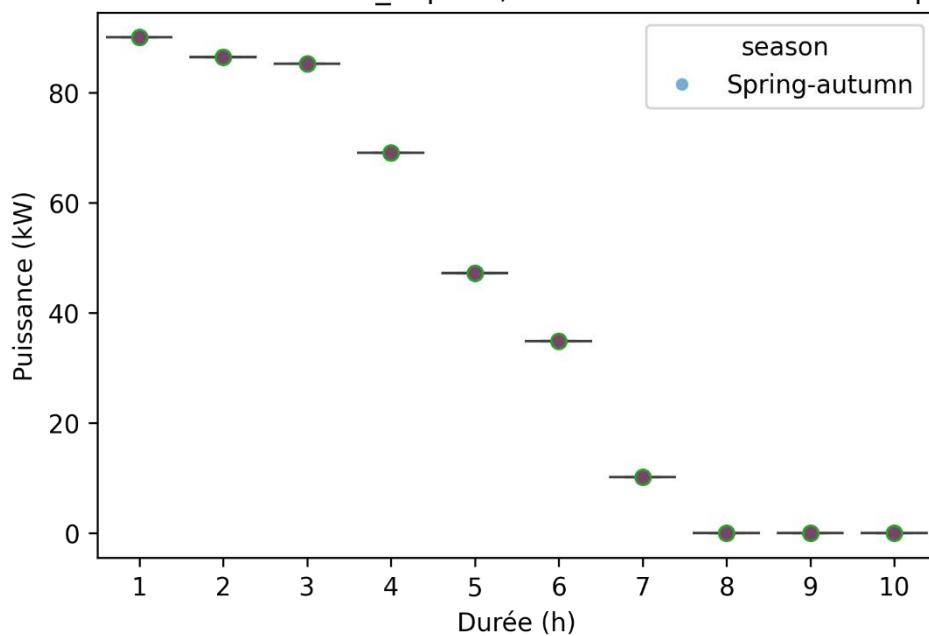
Répartition de la flexibilité UP_implicit, suivant l'intervalle de temps considéré



Répartition de la flexibilité DOWN_explicit, suivant l'intervalle de temps considéré



Répartition de la flexibilité UP_explicit, suivant l'intervalle de temps considéré



Année	2021	2022	2023
Electricité consommée [MWh]	557	566	566
Consommation déplacée [MWh]	212	224	225
Ratio consommation déplacée [%]	38,0%	39,5%	39,7%
Cout de référence [k€]	81	194	84
Cout optimisé [k€]	45	108	45
Gain sur les couts [%]	-44%	-45%	-46%
Emission de CO2 de référence [t]	140	127	149
Diminution émission de CO2 [t]	54	49	56
Gain sur les émissions de CO2 [%]	-38,9%	-38,6%	-37,4%
Diminution émission de CO2 "TGV" [t]	274	270	277

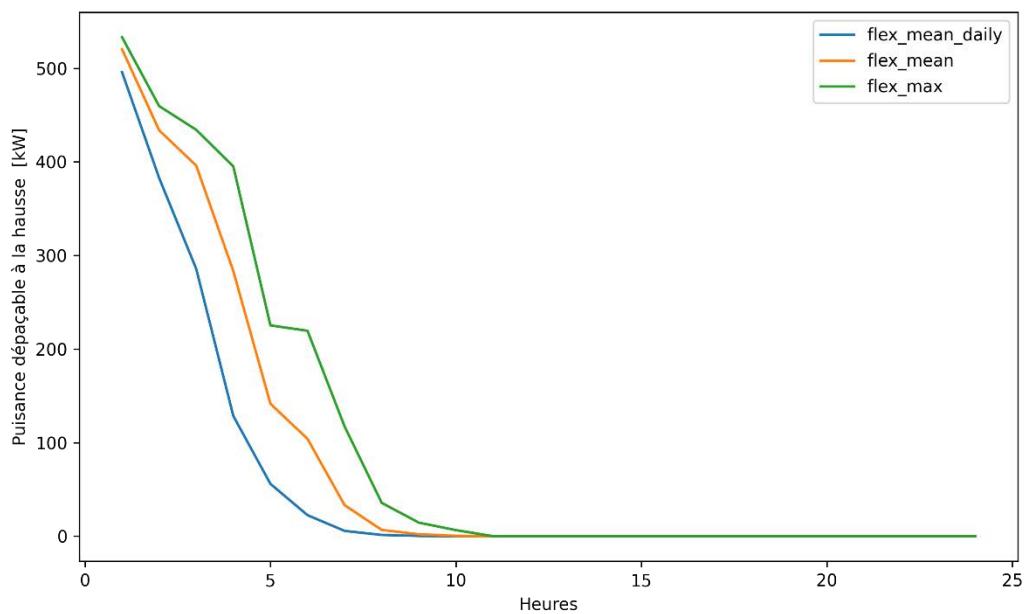
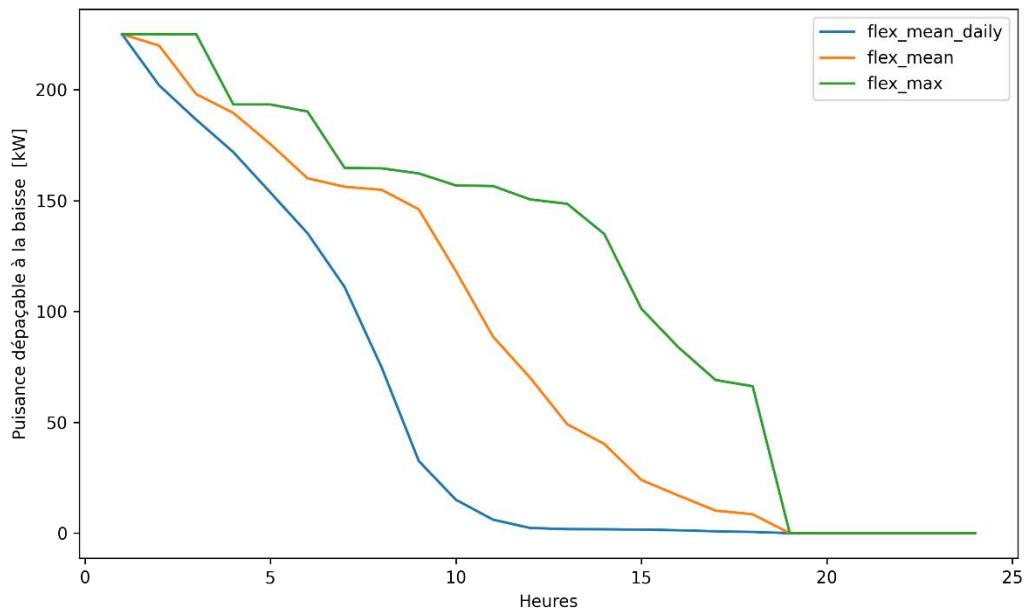
Gain sur les émissions de CO2 "TGV" [%]

-196%

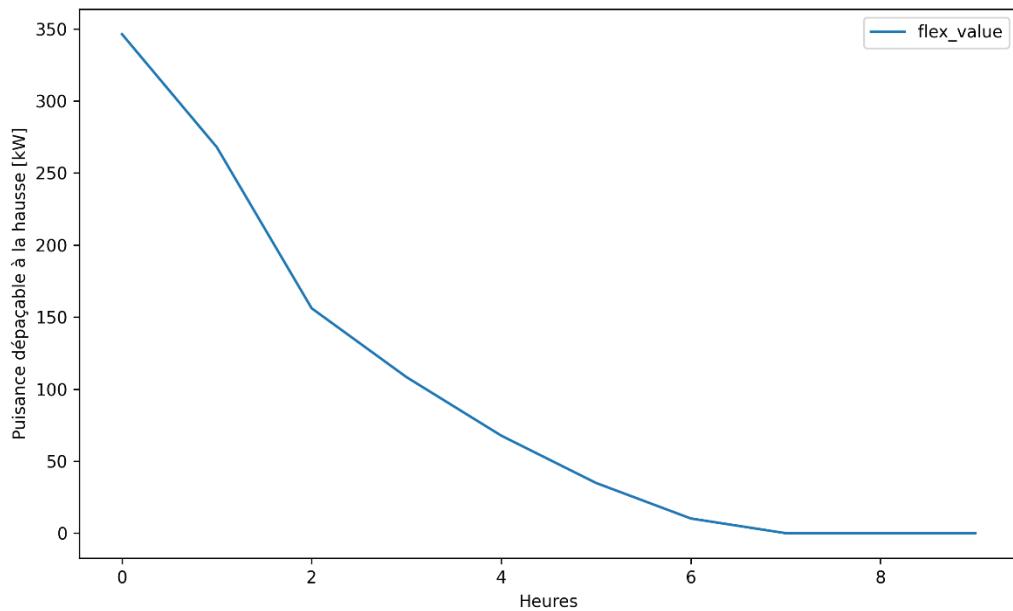
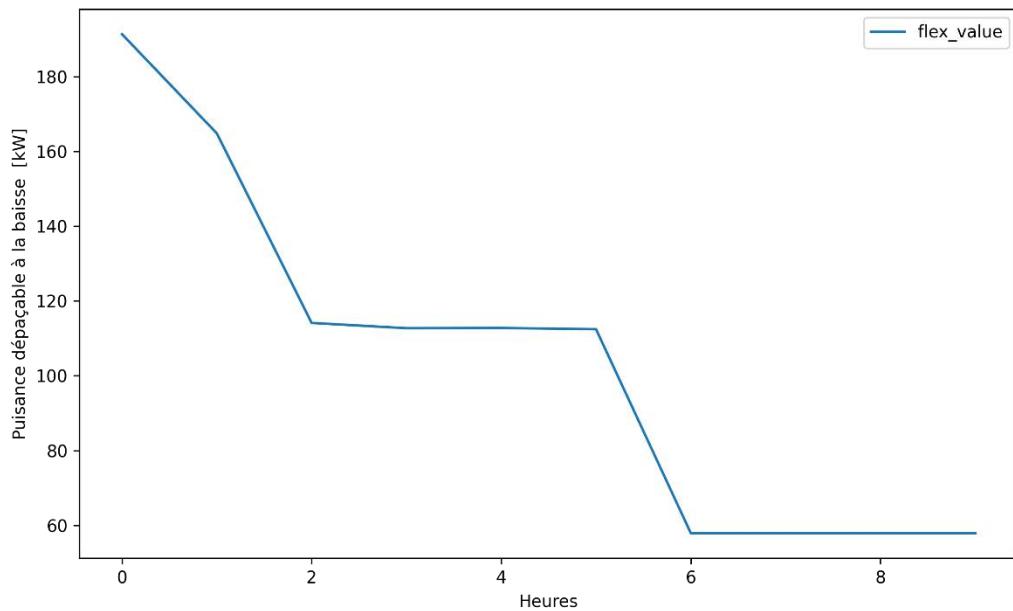
-213%

-186%

Enfin, nous présentons ci-dessous la flexibilité agrégée pour l'ensemble des sites étudiés pour la CILE, pour la flexibilité implicite tout d'abord, à la baisse et puis à la hausse. On note que comparativement à ce qui était obtenu pour le réseau de Vivaqua, la puissance déplaçable diminue plus rapidement avec la durée, surtout pour la puissance à la hausse mais à la hausse la puissance déplaçable pour les durées plus courtes est plus élevée.



Ci-dessous les graphes pour la flexibilité explicite. On note également la même tendance en ce qui concerne la durée de la baisse ou de la montée de puissance.

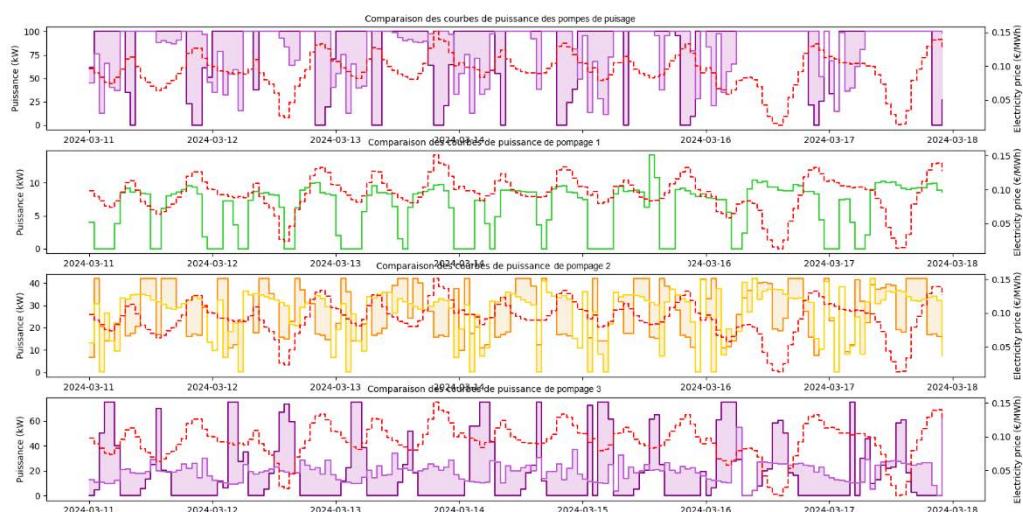
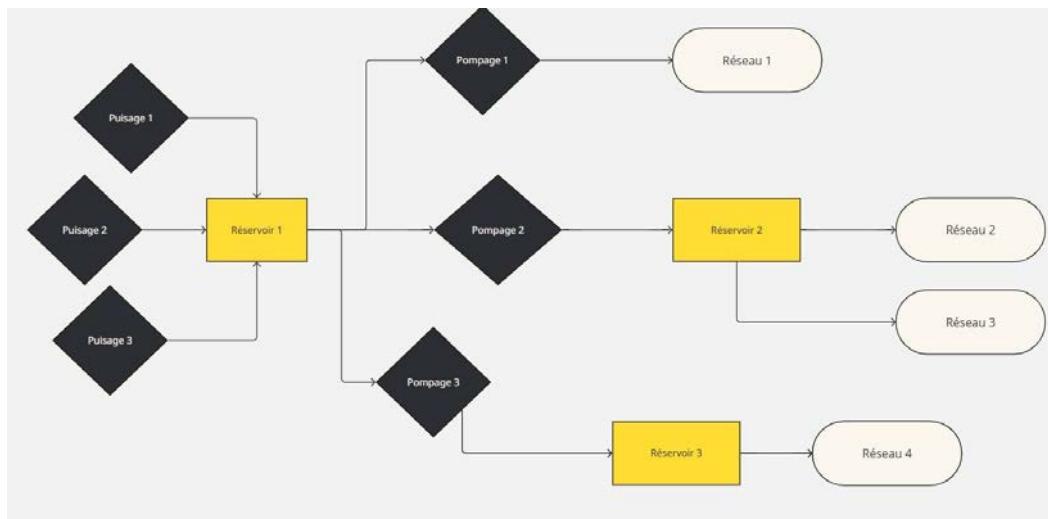


A. Analyse d'une partie du réseau de la SWDE

La SWDE nous a partagé les données de 4 sites représentatifs de leur réseau. Il s'agit d'un échantillon assez faible relativement à la taille du réseau. Nous avons toutefois réalisé une analyse détaillée de ces 4 sites.

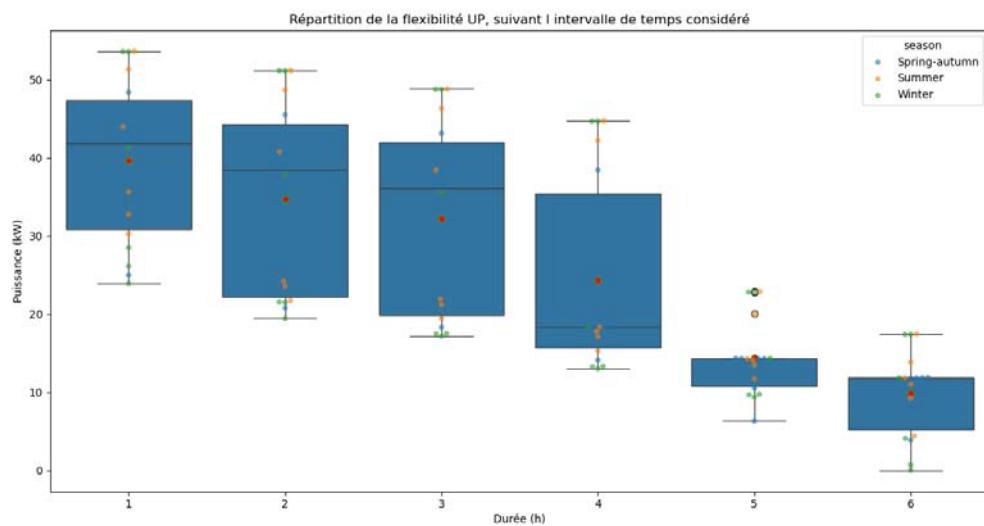
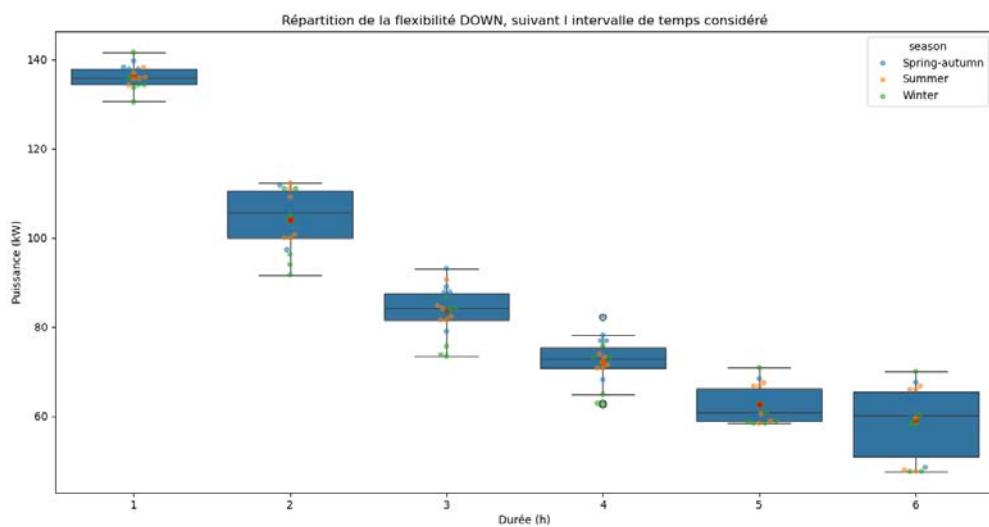
Une différence assez notable avec les sites étudiés pour Vivaqua et la CILE est que les pompes sont essentiellement à vitesse variable. Cela a pour conséquence d'améliorer le potentiel de flexibilité explicite étant donné qu'on pourra toujours dévier à la demande d'un niveau nominal médian qui peut être maintenu.

Ci-dessous un schéma d'un des sites étudiés suivi d'un graphe où sont illustrées des comparaisons de puissance des pompes entre un tel niveau nominal médian et l'optimisation vis-à-vis des prix « day-ahead ».



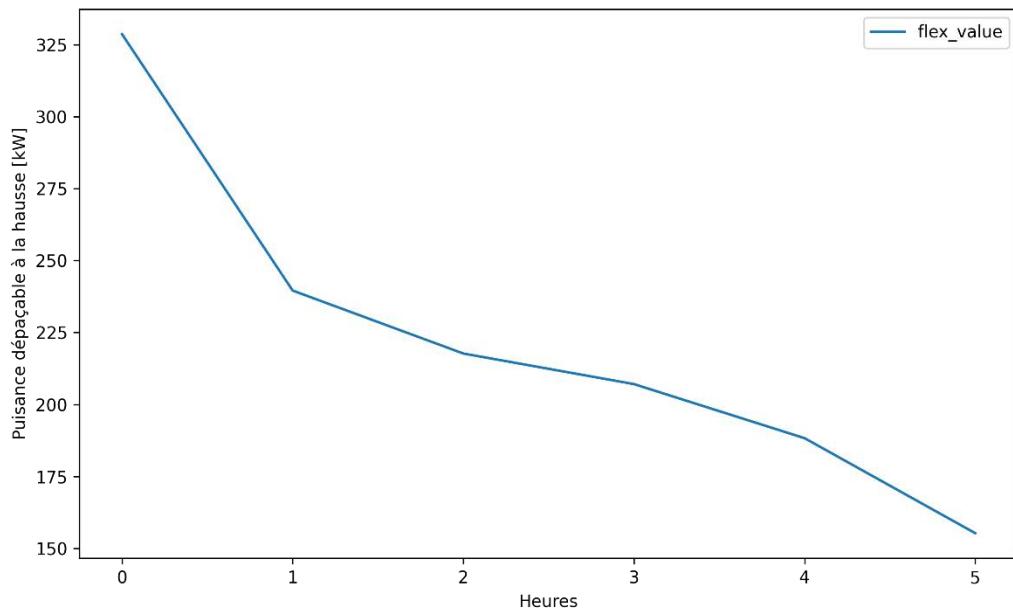
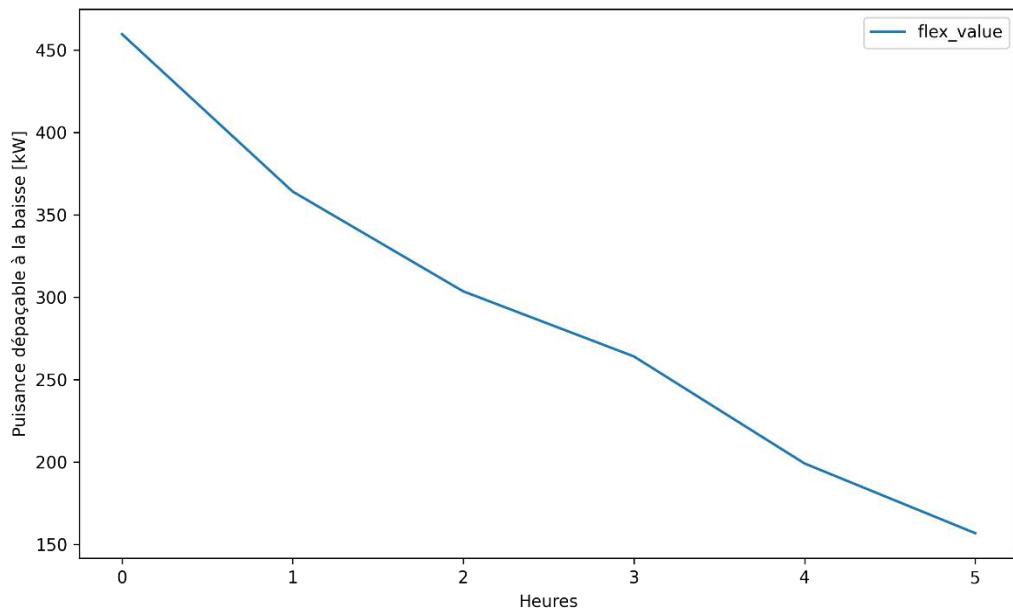
On constate bien le déplacement de la puissance absorbée des pompes entre les courbes de référence est les courbes optimisées. On notera cependant que la courbe du pompage 1 (deuxième graphique) ne varie pas dans le cas optimisé. C'est normal : le pompage doit répondre à tout moment à l'évolution de la demande vers le réseau 1 qui est imposée étant donné qu'il n'y a pas de réservoir entre les deux pour jouer un rôle de tampon.

Les courbes de déplacement de puissance en fonction de la durée sont données ci-dessous.



On note une dissymétrie importante entre la flexibilité à la baisse et celle à la hausse (cette dernière étant 2 à 3 fois plus importante en amplitude).

De manière analogues à ce qui a été fait pour Vivaqua et la CILE, nous donnons ci-dessous des graphes représentant les données agrégées sur les 4 sites de capacité à la baisse et à la hausse.



3.1.5. Extrapolation du potentiel au niveau belge

Comme mentionné à la fin de la section 3.1.3.C, nous avons observé une certaine corrélation entre l'amplitude de l'énergie déplaçable et la puissance moyenne utilisée pour produire, transporter et distribuer l'eau potable.

A partir de ce constat, il serait possible d'évaluer un ordre de grandeur de l'amplitude de puissance déplaçable au niveau national. Pour ce faire, il est cependant nécessaire d'estimer cette puissance moyenne à ce niveau. Deux données sont nécessaires pour cela : les volumes produits et la quantité

d'énergie nécessaire par m³ d'eau produit. La première donnée est facilement disponible mais la seconde pas. Par conséquent nous avons dû faire une hypothèse sur celle-ci.

Volumes d'eau potable produits annuellement en Belgique

Le rapport des statistiques de l'eau (Aquawal, 2020) publié par Aquawal⁵ fournit les volumes d'eau produit en Wallonie (y compris ceux exporté vers Bruxelles et vers la Flandre). Pour 2020 la production totale d'eau s'élevait à 379 millions de m³.

Le rapport sur les bilans de l'eau potable en Flandre (Vlaamse Milieumaatschappij, 2023) publié par l'administration (Vlaamse Milieumaatshappij⁶) fournit des données de production et de fourniture d'eau potable en Flandre. Les données de ce rapport permettent par ailleurs d'isoler les données de la production réalisée en Flandre (déduction fait des imports depuis la Wallonie). Pour l'année 2023, la quantité est de 346 millions de m³. Par ailleurs ce rapport montre que la quantité d'eau totale distribuée en Flandre varie peu entre 2020 et 2023. Nous considérons donc également la même quantité pour 2020.

Cela nous permet de déterminer le volume total produit en Belgique pour l'année 2020 à 725 millions de m³.

Estimation de la consommation spécifique moyenne d'électricité pour le pompage par m³ produit

Il n'a pas été possible d'obtenir des données précises à ce sujet auprès d'Aquawal ni auprès de AquaFlanders, ni dans les rapports d'activité des différentes sociétés de production et de distribution d'eau en Belgique.

La seule donnée de ce type que nous ayons trouvée est pour le Royaume-Uni, dans un rapport (Codra, 2011) publié par Codra⁷. Dans ce rapport, il est mentionné qu'au Royaume-Uni qu'un équivalent de 4400 GWh d'électricité dont 90% dévolu au pompage sont consommés annuellement pour assurer la production de l'eau potable. On peut par ailleurs recueillir sur la page Wikipédia intitulée « Liste des pays par prélèvements d'eau⁸ » que le Royaume-Uni a prélevé 6227 millions de m³ d'eau en 2017 pour des usages domestiques. En combinant les deux données, on obtient une consommation spécifique de 0.64 kWh/m³. Il s'agit d'un chiffre cohérent avec ce que l'on a observé en moyenne dans les différentes installations analysées, même si pour certaines d'entre elles des valeurs plus basses (jusqu'à des valeurs de l'ordre de 0.2 kWh/m³) ou plus hautes (jusqu'à des valeurs de l'ordre de 2 kWh/m³) ont parfois été observées.

Estimation de la puissance déplaçable

En combinant la quantité produite annuellement en Belgique de 725 millions de m³ avec la consommation spécifique moyenne de 0.64 kWh/m³, on arrive donc à une estimation de la quantité d'énergie électrique utilisée annuellement à des fins de pompage pour la fourniture d'eau potable en Belgique de 464 GWh par an. Cela correspond donc à une puissance moyenne de 53 MW.

Sur base des considérations données plus haut, cela signifie que l'on peut estimer que l'ordre de grandeur de la puissance électrique liée au pompage de l'eau qui est déplaçable pour répondre à des besoins de flexibilité est de l'ordre de 50 MW.

Cette valeur peut être mise en parallèle avec quelques ordres de grandeur typique de moyen conventionnels de flexibilité en Belgique comme la centrale de Coo (1080 MW), le barrage de la plate-taille (140 MW).

La deuxième dimension de la flexibilité, la durée, est plus compliquée à extrapoler au niveau national. On a vu que sur le réseau Vivaqua des durées de déplacement de puissance pouvant être maintenues complètement jusqu'à 3 à 4 heure alors que sur certains sites de la SWDE ou de la CILE on sera plutôt

⁵ <https://www.aquawal.be/>

⁶ <https://vmm.vlaanderen.be/>

⁷ <https://codra.net/fr/>

⁸ https://fr.wikipedia.org/wiki/Liste_des_pays_par_pr%C3%A9lev%C3%A9ments_d%C2%7Beau

sur des durées de 1 à 2 heures pour un déplacement du potentiel de puissance complet. Avec les données à notre disposition à ce stade il est impossible de faire une extrapolation pour cette dimension au niveau belge. On pourra juste avoir à l'esprit que ces durées sont évidemment fortement corrélées à la capacité des réservoirs, et plus spécifiquement à un indicateur qui pourrait être assimilé comme étant le « temps de stockage disponible » que l'on évalue en divisant le débit moyen transitant par un réservoir sur la capacité de celui-ci.

3.2. La récupération d'énergie

3.2.1. Principe

Le réseau de Vivaqua se présente dans son intégralité comme la juxtaposition de deux réseaux :

- Un réseau d'adduction d'eau qui amène l'eau depuis les sites de production, vers les points de stockage aux portes de Bruxelles. La mission première du réseau d'adduction est de transférer des volumes d'eau vers les points de stockage.
- Un réseau de distribution d'eau qui transfère l'eau stockée dans les réservoirs situés aux portes de Bruxelles, vers les clients finaux. La mission première du réseau de distribution est de fournir une eau potable à la pression voulue au client.

La récupération d'énergie consiste en la possibilité pour Vivaqua de récupérer à certains endroits du réseau d'adduction ou de distribution une partie de l'énergie injectée dans le réseau lors du pompage initial entre Tailfer et Bois-de-Villers. A certains points du réseau, Vivaqua utilise des vannes qui sont à la jonction entre différentes parties du réseau qui sont à des pressions différentes. Cette différence de pression entre l'entrée et la sortie de la vanne, constitue un potentiel valorisable. Sous un débit donné, d'une différence de pression résultera une potentielle production énergétique. La base de l'hydroélectricité est fondée sur ce principe. Il faut donc identifier des endroits du réseau de Vivaqua, où il y a une différence de pression et un débit intéressant. A ces endroits, il sera alors envisageable d'installer en parallèle des vannes, une machine hydro-électrique (turbine ou pompe en mode turbine) afin de générer de l'électricité.

3.2.2. Evaluation du potentiel

A. Récupération de l'énergie au niveau du réseau d'adduction

A.1. Site de Mazy

La station de Mazy se situe dans le prolongement de la station de Bois de Villers. Elle fait office de nœud entre 2 branches de réseau, l'une allant vers Plancenoit/ Callois, l'autre allant vers Daussoux/ Emine (figure 23).

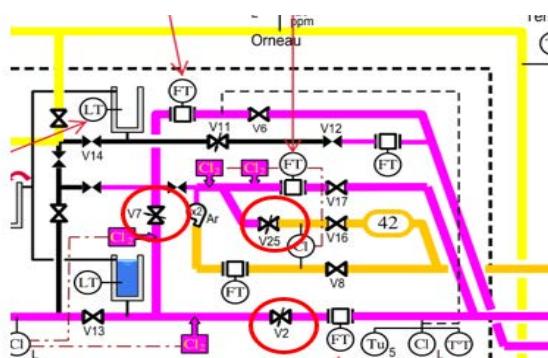


Figure 9: Schématique station Mazy

Dans cette station nous pouvons identifier 3 vannes : V2 / V7 / V25 aux bornes desquelles une chute de pression s'effectue. Ces vannes servent à réguler le débit d'eau, elles fonctionnent en 'consigne de débit' ce qui signifie qu'elles doivent assurer le maintien d'une valeur de consigne de débit d'eau fixée par les opérateurs de Vivaqua en fonction de la situation du réseau. Le potentiel de récupération d'énergie, étudié ici, est directement lié à la différence de pression d'eau entre l'amont et l'aval des vannes. Pour valoriser ce potentiel, il faudrait installer une turbine en parallèle de ces vannes.

Les trois vannes V2, V7 et V25 sont cerclées de rouge sur le schéma de la **Erreur ! Source du renvoi introuvable.**. En utilisant les règles classiques de l'hydro-électricité et en choisissant un rendement de turbine à 0.7, nous obtenons les prévisionnels productifs suivants (figure 24).

Cette valeur de rendement de 70% est obtenue en supposant la mise en place une turbine 'crossflow' qui est bien adaptée à des débits variables et dont le rendement est de l'ordre de 80 à 85%. En prenant également en compte les autres pertes de rendements (pertes hydrauliques, rendement électrique,) on obtient une valeur conservatrice de 70%.



Figure 10: Puissance électrique récupérable Mazy (kW)

Sur les 3 vannes, V2 et V7 desservent le tronçon Plancenoit / Callois, et V25 le tronçon Daussoulx / Emine.

V2 (rouge) et V7 (orange) ont à leurs bornes un potentiel de récupération d'énergie de 151 kW et 122kW. Le mode de fonctionnement très stable du réseau d'adduction d'eau fait en sorte que le relevé est constant et cela sur les 3 années considérées.

Vivaqua a 2 modes de fonctionnement concernant le tronçon Daussoulx / Emine. C'est pour cela qu'aux bornes de la vanne V25 (bleu) nous constatons soit un productible de 450kW (avant décembre 2020) soit de 50kW (après décembre 2020). Vivaqua nous a expliqué que le mode de fonctionnement classique correspond à celui d'après décembre 2020 (50 kW).

Cela étant dit, si nous nous basons sur ces 3 vannes, il y a une puissance électrique valorisable de 320kW 24h/24, 7J/7. Il est important de noter que les puissances récupérables sont plus ou moins stables autour de leurs valeurs moyennes, en oscillant de manière journalière et sous forme d'un « signal carré ». La forme carré de ces courbes est due au mode opératoire de Vivaqua. En effet, au niveau de la station Callois, il y a deux doubles réservoirs, un nord et un sud. Le réservoir nord et le réservoir sud sont constitués chacun de deux réservoirs posés l'un sur l'autre. Pour gérer le transfert d'eau du réseau d'adduction vers le réseau de distribution, Vivaqua «sélectionne » sur base journalière tantôt les réservoirs du haut, tantôt les réservoirs du bas. Cette sélection affecte donc la hauteur à laquelle le réseau d'adduction délivre son eau. Comme cette hauteur varie, la pression altimétrique varie également C'est la raison pour laquelle on trouve au niveau de V2, V7 et V25 des variations carrées plus ou moins prononcées. Nous retrouverons d'ailleurs un mode de fonctionnement similaire au niveau de la station Plancenoit.

A.2. Site de Plancenoit

Le site de Plancenoit est une station servant de nœud du réseau, il s'agit d'une jonction entre le réseau d'adduction et le réseau de distribution. La station Plancenoit (figure 25) se situe dans le prolongement de la station Mazy.

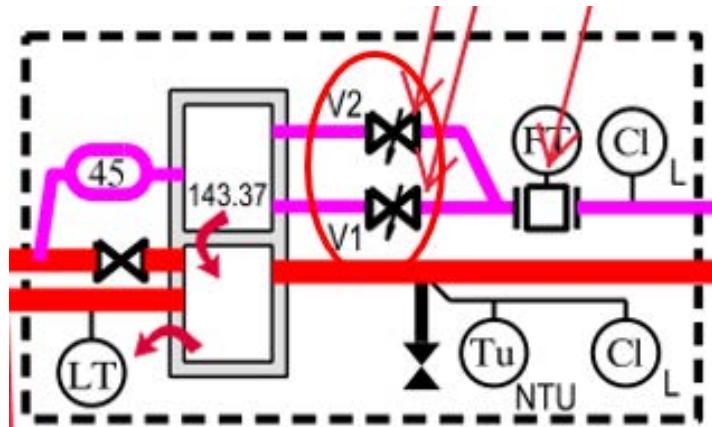


Figure 11: Schématique station Plancenoit

Dans cette station, nous avons identifié 2 vannes (V1 & V2 cerclée de rouge à la **Erreur ! Source du renvoi introuvable.**) aux bornes desquels une chute de pression s'effectue. Comme ci-dessus, en utilisant les règles classiques de l'hydro-électricité et en choisissant un rendement de turbine à 0.7 (rendement peu optimiste), nous obtenons les prévisionnels productifs suivants (figure 26)

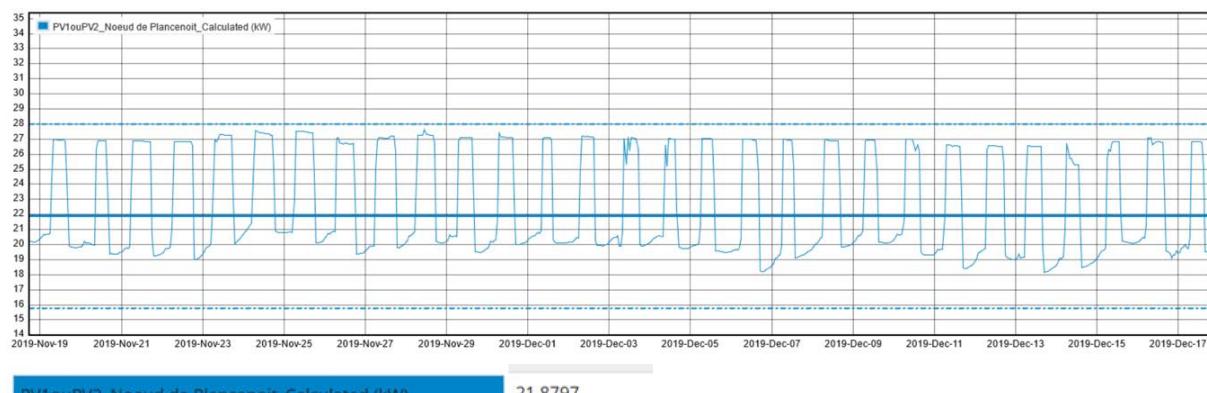


Figure 12: Puissance électrique récupérable Plancenoit (kW)

Le site de Plancenoit diffère un peu du site de Mazy. Dans le cas de Plancenoit, la totalité du débit transite dans une seule vanne soit la vanne V1, soit la vanne V2. Cela signifie que le productif pris en compte est valable pour l'ensemble des 2 vannes. Suivant l'agencement des conduites et des vannes au niveau de Plancenoit, il serait peut-être possible de n'installer qu'une seule turbine mise en parallèle des deux vannes.

À Plancenoit, une puissance moyenne de 21,8 kW est valorisable. Il est important de noter que cette puissance moyenne oscille entre un minimum de 18 kW et un maximum 27 kW. Cette oscillation se fait de manière journalière et sous forme d'un « signal carré ». Nous retrouvons la singularité qui avait été mis à jour sur le site de Mazy et qui se répercute sur le tronçon Plancenoit. Le fonctionnement de la station Callois, affecte le comportement hydraulique du réseau, et provoque une variation de pression de forme carré au niveau des vannes du réseau d'adduction.

Que ce soit pour le site de Mazy ou de Plancenoit, qui font partie du réseau d'adduction, nous pouvons constater que le potentiel de récupération est réel et stable dans le temps. Sur l'ensemble de tous les relevés étudiés durant 3 ans, pour le site de Mazy il y a 320 kW à valoriser et pour le site de Plancenoit il y a 25kW à valoriser. Ce qui représente un productif en énergie de 2 800MWh annuel pour Mazy et 219 MWh annuel pour Plancenoit.

Par exemple sur la figure 26 il est indiqué que le potentiel de récupération de puissance est de 21,8kW pour Plancenoit, durant la période novembre-décembre 2019. Lorsque l'on étend la phase d'étude de 2019 à 2021, alors ce potentiel est de 25kW.

B. Récupération au niveau du réseau de distribution

Une fois que Vivaqua a transféré ses volumes d'eaux de Bois de Villers vers les réservoirs situés autour de Bruxelles (Callois/ Rode/ Boitsfort/...), nous quittons le réseau d'adduction pour entrer dans le réseau de distribution. Au niveau du réseau de distribution, nous avons identifié 2 sites intéressants pour la récupération d'énergie : Boitsfort et Rode.

B.1. Site de Boitsfort

Sur le site de Boitsfort (figure 27) nous avons identifié 2 vannes permettant une récupération d'énergie, en fonction des caractéristiques de pression et de débit à cet endroit du réseau hydraulique. Il s'agit des vannes V12 et V15.

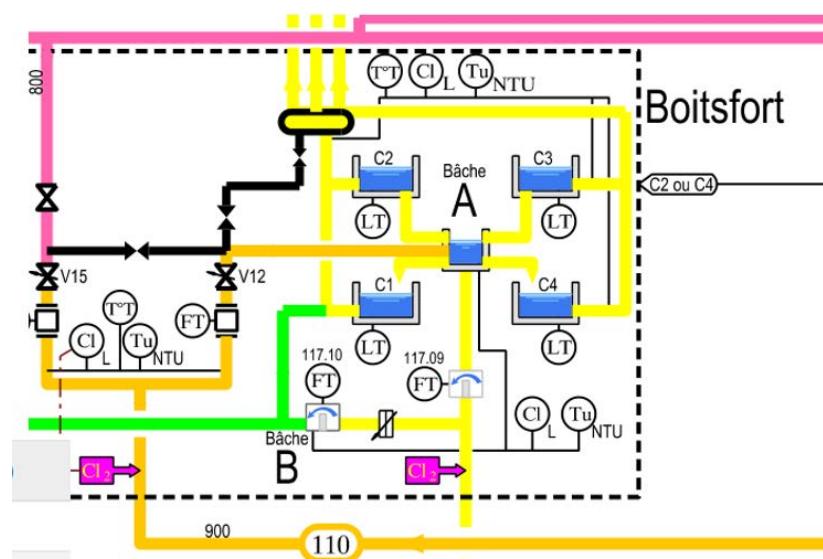


Figure 13: Schématique station Boitsfort

En utilisant les règles classiques de l'hydro-électricité et en choisissant un rendement de turbine à 0.7 (rendement peu optimiste), nous obtenons les prévisionnels productifs suivants (figure 28)

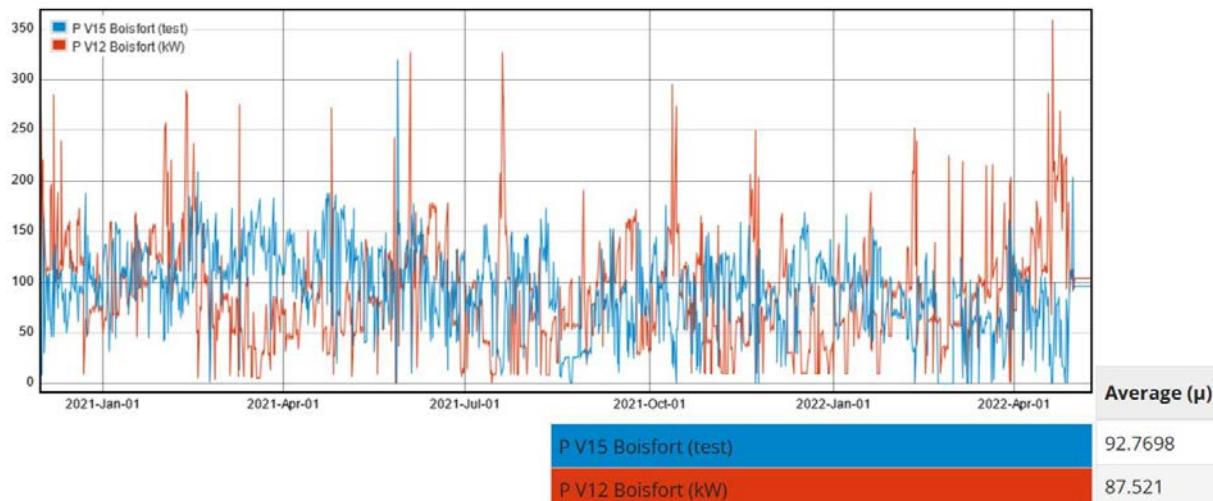


Figure 14: Puissance électrique récupérable (kW) Boistfort

Nous avons remarqué qu'une puissance moyenne de 87kW (V12) et 92kW (V15) était valorisable. Cependant il convient de noter que les oscillations des puissances récupérables ne se font pas de manière calmes et ordonnées comme nous l'avions au niveau du réseau d'adduction. En effet nous constatons des oscillations extrêmement fortes des puissances passant par des minimums proches de 0kW et des maximums dépassant les 300kW. Il est donc mal aisément de faire une sélection d'un matériel de type turbine pouvant turbiner à rendement optimal l'intégralité du débit transmis. Et si la valorisation est possible, elle reste néanmoins compliquée.

B.2. Site de Rode

Au niveau de la station de Rode, nous avons identifié la vanne V64 pouvant convenir à la récupération d'énergie en fonction des caractéristiques de pression et de débit à cet endroit du réseau hydraulique. (figure 29).

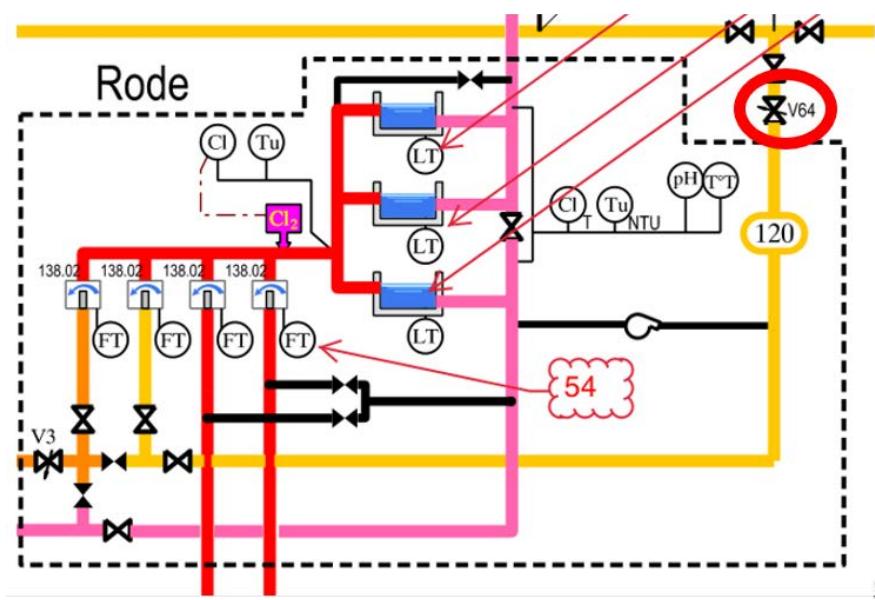


Figure 15: Schématique Station Rode

En utilisant les règles classiques de l'hydro-électricité et en choisissant un rendement de turbine à 0.7 (rendement peu optimiste), nous obtenons les prévisionnels productifs suivants (figure 30)

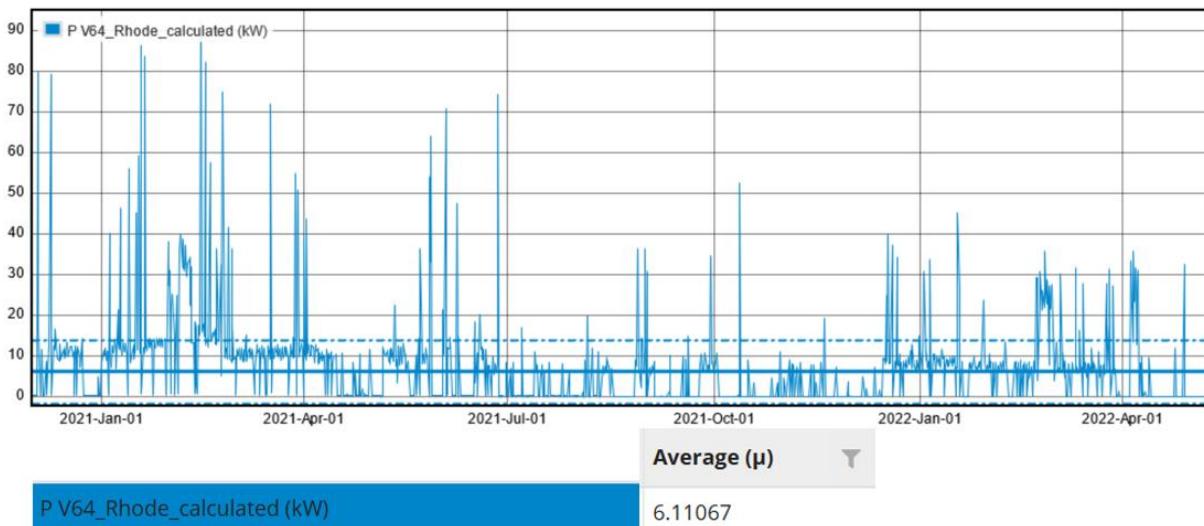


Figure 16: Puissance électrique récupérable (kw)Rode

Nous avons remarqué qu'une puissance moyenne de 6kW est valorisable. Cependant il convient de noter que les oscillations de la puissance récupérable ne se fait pas de manière calme et ordonnée comme nous l'avions au niveau du réseau d'adduction. En effet nous constatons des oscillations extrêmement fortes des puissances passant par des minimums proches de 0kW et des maximums dépassants les 85kW. Il est donc mal aisés de faire une sélection d'un matériel de type turbine pouvant turbiner à rendement optimal l'intégralité du débit transmis. Et si la valorisation est possible, elle reste néanmoins compliquée.

Pour le réseau de distribution, le potentiel de puissance électrique est là. Cependant la récupération énergétique est plus complexe que pour le réseau d'adduction.

En étant optimiste avec les technologies à mettre en œuvre pour valoriser un tel potentiel, le site de Boistfort pourrait récupérer une énergie de 1568MWh sur une base annuelle, et le site de Rode pourrait récupérer une énergie de 52 MWh, toujours sur une base annuelle.

Définition entre le réseau d'adduction et le réseau de distribution.

Nous venons de présenter les différents sites pour lesquels il existe un réel potentiel de valorisation des conditions de pression et de débit en vue de faire une récupération énergétique basée sur l'utilisation d'une turbine mise en parallèle des vannes du réseau de Vivaqua.

Au niveau du réseau d'adduction, nous avons vu que le potentiel de récupération énergétique, avait une forme carrée. Cette variation en forme carrée, est due à un mode opératoire de Vivaqua au niveau des réservoirs de Callois. Tous les jours, les opérateurs de Callois font un shift entre les réservoirs du haut de Callois vers les réservoirs du bas de Callois. Ce shift provoque en amont du réseau (au niveau de l'adduction) une variation de pression, car Vivaqua passe de l'altitude haute à l'altitude basse et inversement. C'est cela qui provoque la forme carrée. Ce mode de fonctionnement est non modifiable, car il est lié à la structure des réservoirs de Callois. Hormis cette variation de pression, nous pouvons dire que le réseau d'adduction se comporte de manière globale de manière stable. Les volumes d'eau transféré quotidiennement depuis Bois-de-Villers sont constants et réguliers. Leurs variations sont douces durant le temps. De ce fait, l'utilisation d'une turbine en parallèle de la vanne est tout à fait possible. La turbine *cross flow* est une turbine qui s'adapte parfaitement aux variations de débits. Pour prendre en compte le problème due aux variations de pression, nous pourrions envisager une solution qui consisterait à installer une turbine ayant 2 vitesses de rotation chacune adaptée à la hauteur de chute du moment. S'il n'y avait pas cette variation de pression l'évolution de la puissance récupérable aurait la forme d'une douce courbe ondulant à la hausse et à la baisse dans le temps en fonction du débit.

Au niveau du réseau de distribution, nous avons vu que le potentiel de récupération énergétique avait une forme complètement aléatoire. Cette variation aléatoire est due au fait que la demande en eau est également faite de manière aléatoire par les consommateurs. Dans ces conditions, il n'est pas possible de lisser ces courbes. Le potentiel de récupération énergétique existe. Mais sa mise en œuvre est bien plus complexe. On pourrait envisager une solution qui consisterait à mettre en parallèle : 1 vanne de régulation, 1 turbine à vitesse fixe, et une pompe en mode turbine à vitesse variable. L'idée est la suivante : la turbine turbinerait un débit nominal correspondant à 20% du débit maximal traversant la vanne. Et dès que la variation serait plus grande que 20% alors la pompe turbinerait l'excédent du débit et cela à vitesse variable.

Dans un premier temps et tenant compte de l'importance de garantir un bon fonctionnement du réseau d'eau, nous pensons que le réseau d'adduction présente un potentiel plus facilement exploitable que le réseau de distribution. De plus les puissances à récupérer au niveau du réseau d'adduction sont plus élevées que celles disponibles sur le réseau de distribution.

3.3. Le pompage-turbinage

3.3.1. Principe

Du fait des différences altimétriques qui existe au sein du réseau de Vivaqua, celui-ci présente un potentiel de pompage turbinage qui pourrait, éventuellement, offrir de la flexibilité au réseau électrique. Dans les faits, Vivaqua gère les transferts de volume d'eau de Tailfer vers son réseau de manière quotidienne. De même, tous les jours un certain volume d'eau est pompé vers les réservoirs de Bois-de-Villers.

La possibilité de turbiner une partie de l'eau circulant dans le réseau de Vivaqua est liée au fait que le réseau d'eau a une certaine inertie qui pourrait servir le réseau électrique. En effet, comme l'eau peut être stockée dans les réservoirs de Bois-de-Villers, Vivaqua a la possibilité d'anticiper un besoin sur son réseau, sans se trouver à court d'eau. Dans ces conditions, il est envisageable d'utiliser une partie de l'eau qui a été pompée et stockée à Bois-de-Villers, pour la renvoyer vers Tailfer et la turbiner.

Dans la salle de pompage de Tailfer, il existe 6 chambres de pompage. On pourrait assez facilement remplacer une pompe par une turbine, et turbiner l'eau durant une période donnée sans mettre en péril la distribution d'eau. L'intérêt de ce mode de fonctionnement serait de pomper l'eau vers Bois-de-Villers lorsque le réseau électrique est peu chargé et que les prix de l'électricité sont bas. On pourrait aussi envisager de turbiner une partie de l'eau pompée durant les périodes de pic horaire sur le réseau électrique. Typiquement, comme le réseau de Vivaqua est géré de manière quotidienne, on pourrait dans un premier temps planifier ce potentiel de flexibilité pour qu'il corresponde à 2h de temps, deux fois par jour : durant le pic de consommation électrique du matin (7h-9h) et durant le pic du soir (19h-21h).

3.3.2. Site Tailfer – Bois de Villers

La tête du réseau de Vivaqua est portée par le couple production / stockage des 2 sites de Tailfer et de Bois de Villers (Figure 17). En fonctionnement normal, l'eau est pompée depuis le site de Taillefer vers le site de Bois-de-Villers d'où elle s'écoule par gravité dans le réseau d'adduction. Une fois que l'eau a atteint les réservoirs en périphérie de la ville de Bruxelles, elle est transférée vers le réseau de distribution. C'est depuis le réseau de distribution qu'elle est acheminée vers les clients de Vivaqua.

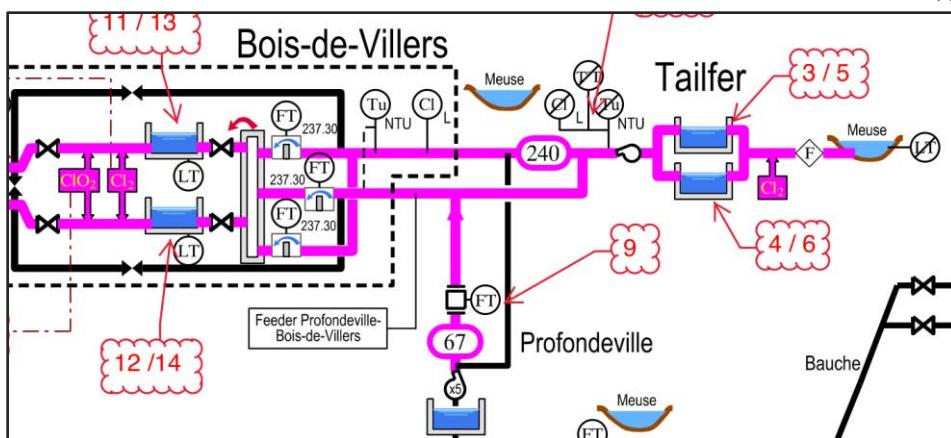


Figure 17:Schématique tronçon Tailfer-Bois de Villers

Afin de répondre à la question de savoir si le réseau d'eau peut être une source de flexibilité pour le réseau électrique (TSO/DSO), nous avons étudié le site de Tailfer – Bois de Villers qui est le plus prometteur de l'ensemble du réseau de Vivaqua. En effet topologiquement il y a un dénivelé de 152 m entre le site de production de Tailfer et le site de stockage de Bois de Villers (Figure 18).

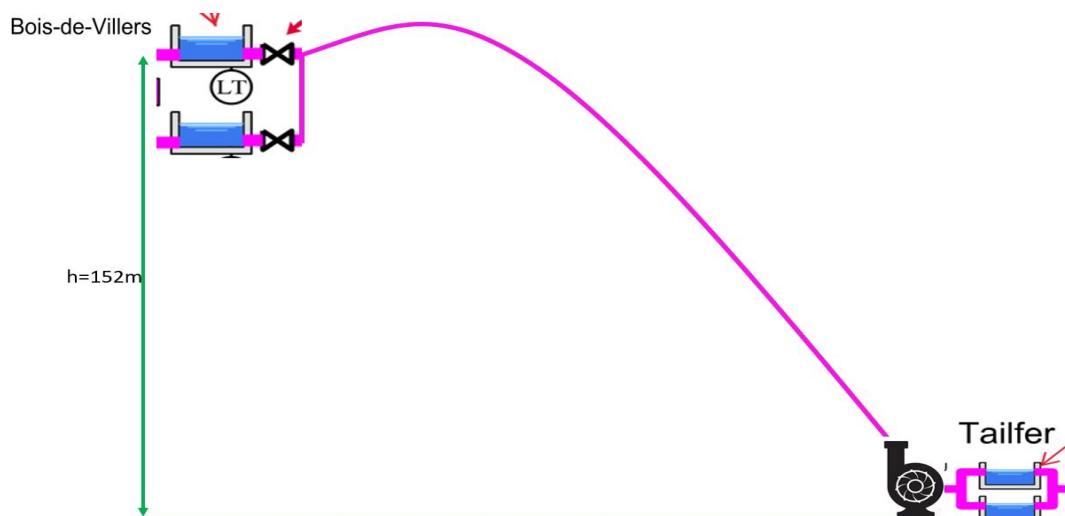


Figure 18:Topologie du tronçon Tailfer - Bois de Villers

A. Capacité du site Tailfer – Bois de Villers

Le site de Tailfer est composé de 2 réservoirs dont la capacité totale est de 29 982 m³.

Le site de Bois de Villers est composé de 2 réservoirs dont la capacité totale est de 48 000m³.

Le potentiel de flexibilité que le réseau de Vivaqua pourrait être pour le réseau électrique réside dans l'idée de faire fonctionner le tronçon Tailfer – Bois de Villers à l'envers. C'est-à-dire que l'eau ne serait pas pompée dans le sens Tailfer – Bois de Villers, mais turbinée, à certains moments, dans le sens Bois de Villers - Tailfer.

Nous avons étudié sur 3 ans l'évolution des volumes d'eau dans les réservoirs des 2 sites : (Figure 19 et Figure 20)

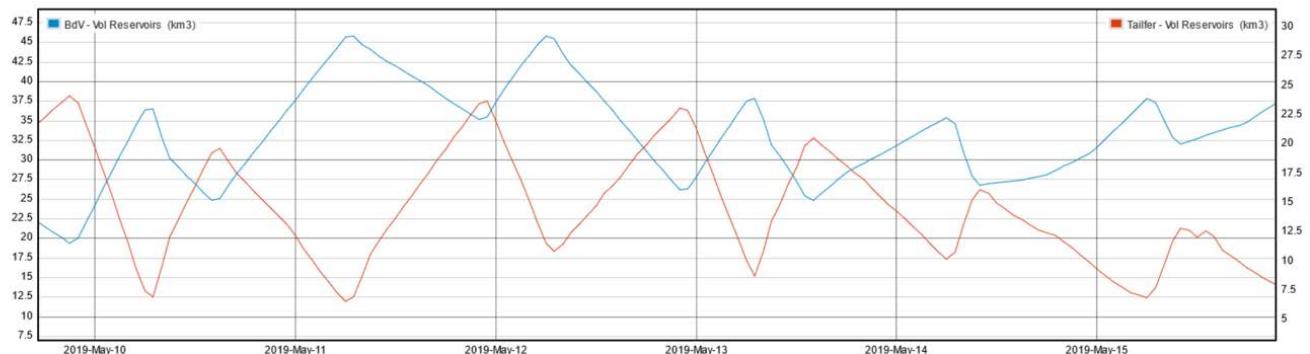
Volume Tailfer & BdV

Figure 19: Evolution des volumes d'eau aux stations de Tailfer et de Bois de Villers en mai 2019

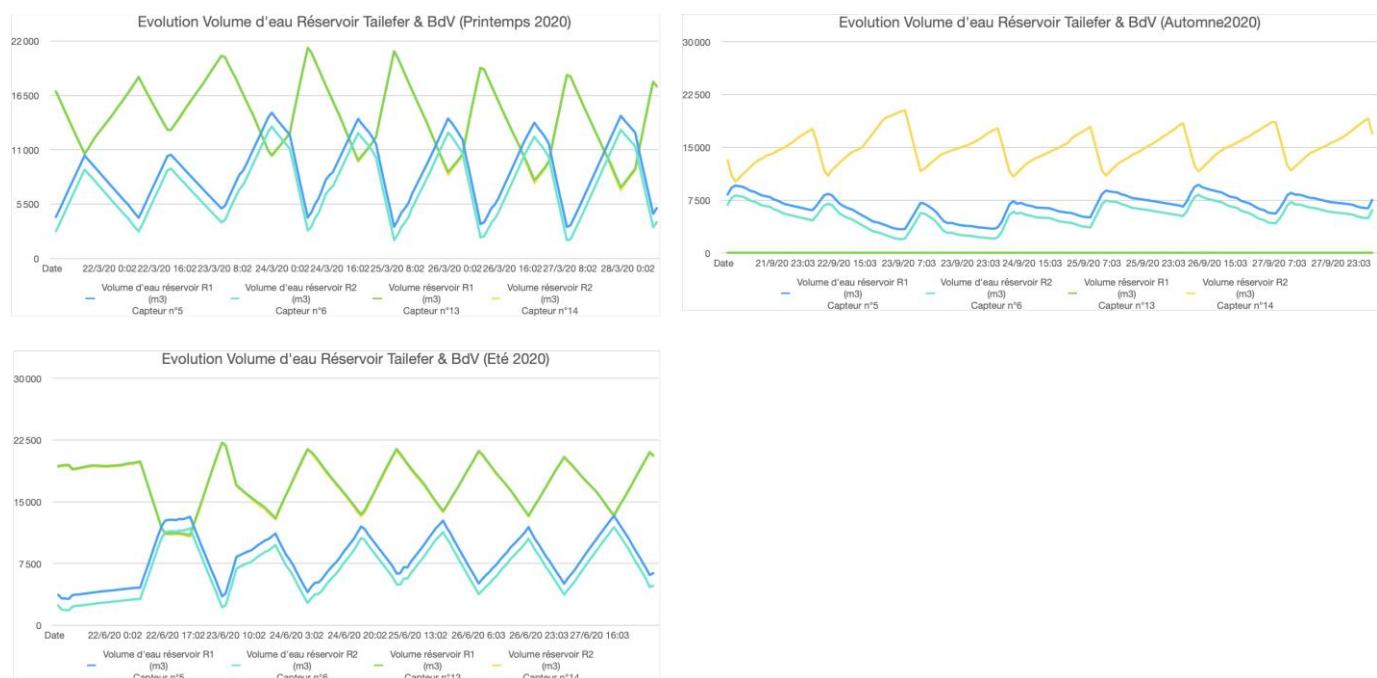


Figure 20: Evolution des volumes d'eau dans les réservoirs de Tailfer et Bois de Villers 2020

Cette étude nous montre que tous les jours il y a un transfert d'un certain volume d'eau depuis Tailfer vers Bois de Villers. Il est important de noter que ce transfert d'eau de Tailfer vers Bois-de-Villers est régulier et permanent. Tous les jours, et cela à n'importe quelle période de l'année, été comme hiver, Vivaqua pompe de l'eau depuis Tailfer vers Bois-de-Villers. C'est ce que nous montre clairement les figures Figure 19 et Figure 20.

Nous avons mesuré qu'une capacité réelle de 20 000m³ pourrait être renvoyée depuis Bois de Villers (point haut) vers Tailfer (point bas) afin d'être turbinée. Vivaqua nous a indiqué que pour des raisons hydrauliques, il ne pourrait être envisagé que d'utiliser seulement 10 000m³ en vue de ce turbinage.

B. Données techniques & financières par VOIHT :

Si dans la chambre de pompage de Tailfer, une des six pompes opérationnelles est remplacée par 1 turbine Francis horizontale, fonctionnant à une hauteur de chute brute 152 m pour une hauteur de chute nette 145,6 m, et au débit nominal de 1,389 m³/s (information fournie par le fabricant de la turbine), alors une puissance nominale 1823 kW pourrait être développée, soit 1,823MW. On peut noter

que la différence entre les hauteurs de chute brute et nette est liée aux inévitables pertes de charge qui sont générées par les tuyauteries d'alimentation de la turbine.

Turbiner 10 000m³ au débit nominal de 1,389m³/s prend 7200 secondes, soit 2h.

Le site pourrait donc fournir 1,823MWh durant 2h au réseau électrique.

Pour estimation des coûts, le devis proposé par VOITH mentionnait un coût de 700kEuros. A cela il faudrait ajouter les coûts annexes au projet, et l'enveloppe serait aux alentours du millions d'euros.

C. Potentialité et réflexion sur une flexibilité réelle ?

Le potentiel est existant et il conviendrait parfaitement à l'opération suivante : turbiner durant 2h les eaux de Bois de Villers vers Tailfer pendant les pics horaires du réseau électrique soit le matin entre 6h-9h et le soir entre 19h et 22h. Cela représente donc une potentialité de 2 fois 2h quotidienne.

Comme mentionné, Vivaqua gère son pompage et son transfert de volume d'eau entre Tailfer et Bois de Villers de manière quotidienne. De ce fait, l'opération consistant à turbiner durant 2*2h les eaux de Bois de Villers vers Tailfer (le matin & le soir) doit être planifiée.

Statistiquement parlant nous savons qu'il y a tous les jours des pics de consommation horaire sur le réseau électrique. Et avec une planification précise, il serait possible à Vivaqua d'assurer la mission de fourniture d'eau, et de participer à l'allègement de la charge sur le réseau électrique durant les pics quotidiens.

Cependant il doit être noté que cela ne serait possible qu'après planification, et ne saurait donc être considéré stricto sensu comme une source de flexibilité pour le réseau électrique. De plus il faut ajouter à cela qu'il y aura un effort réel à fournir au niveau de l'investissement financier associé à une augmentation du risque opérationnel du fait des modifications des routines de fonctionnement de Vivaqua.

La valorisation de ce potentiel de flexibilité pourrait être envisagée sur des productions d'eau ne pénalisant pas la qualité du service de distribution d'eau par le biais d'un agrégateur de flexibilité et. En effet, Vivaqua restera toujours soumis à l'impératif de gestion quotidienne de son réseau. Dès lors, si un imprévu survient, il ne saurait être question que la valorisation de la flexibilité électrique prenne le pas sur la gestion du réseau d'eau à proprement dit. De ce fait, ce potentiel de flexibilité n'est pas un potentiel garanti, et se doit d'être planifié.

3.3.3. Site de Landenne Bas- Landenne Haut

Un autre site pourrait éventuellement convenir pour tenter de jouer la carte de la flexibilité. C'est le site entre Landenne Bas et Landenne Haut. Nous avons là 2 réservoirs, qui peuvent assurer un transfert d'eau du haut vers le bas, pour obtenir une production électrique durant les heures où le réseau est contraint. (figure 21)

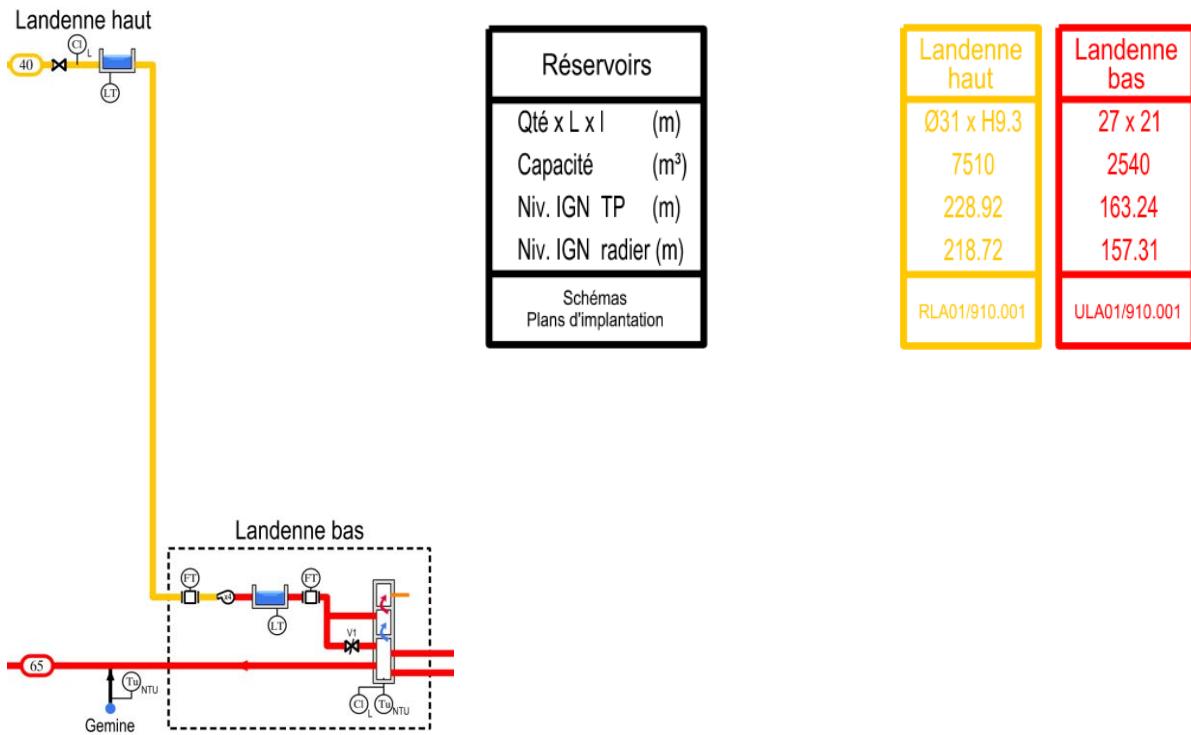


Figure 21: Topologie du site Landenne Bas / Landenne Haut

Les volumes d'eau échangés de Landenne Bas vers Landenne Haut sont représentés sur la figure suivante (figure 22)

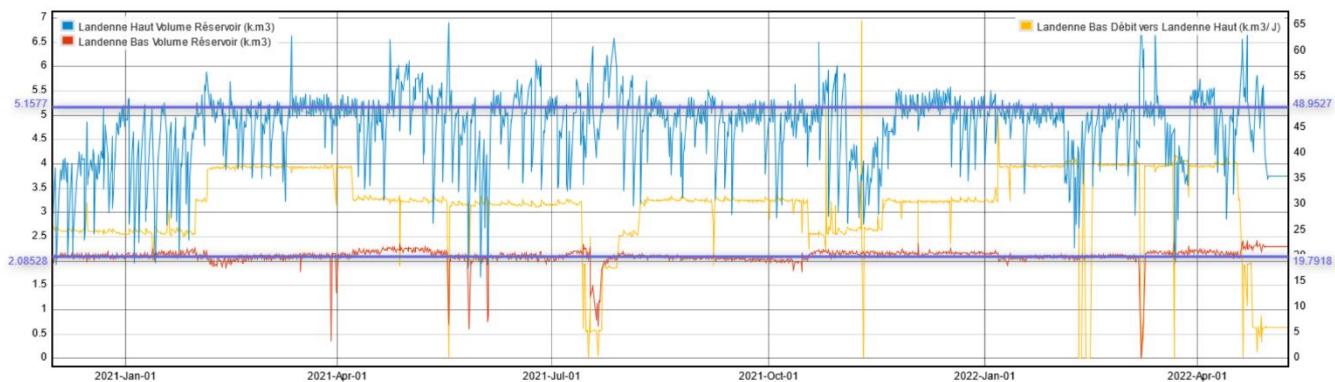


Figure 22: Volume d'eau des réservoirs de Landenne Bas et Landenne Haut

Volume moyen permanent Landenne Bas: 2085 m³

Volume Max possible Landenne Bas: 2540 m³

Volume Résiduel Landenne Bas: 455 m³

Si l'on prend une machine qui fonctionne comme les pompes de Vivaqua au débit moyen de 25 000 m³/J soit 0.289 m³/s. Alors nous aurions une Puissance potentielle de 168kW avec un rendement de machine de 0.9. Et il faudrait environ 26 minutes pour écouler les 455 m³ disponibles de Landenne Haut vers Landenne Bas. Compte tenu des difficultés inhérentes à un tel procédé et des coûts d'installation, nous estimons le site pas assez prometteur.

4. Etude de moyens complémentaires de stockage et de production électrique

4.1. Analysis of load and PV yield profiles

Based on the information provided by Vivaqua, the zones where PV could be installed have been determined.

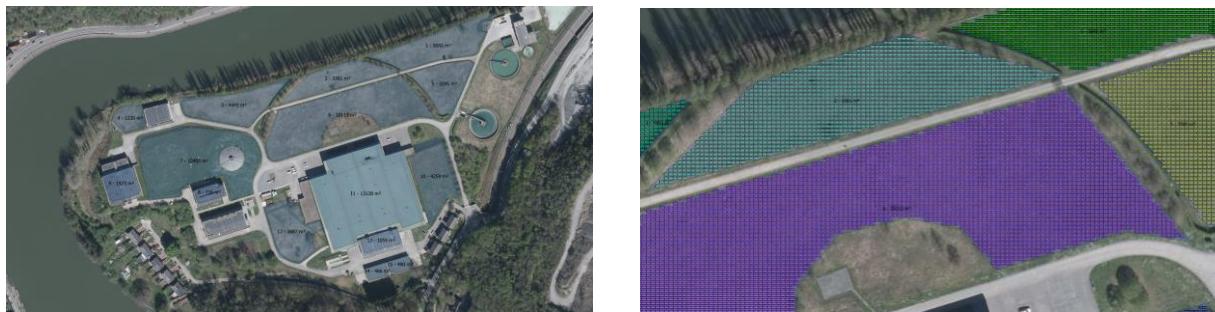


Figure 23 Aerial photo of the Tailfer site with on the left the different surfaces designated for PV and on the right a simulation of the PV potential

To assess the potential for PV on the site, a Geographical Information System (GIS)-based tool has been developed. This tool runs on Python for coding, optimization, and computation of yield. Geographical data will be processed on QGIS based on a Python script to optimize the utilization of the demarcated zones. For the computation of the PV yield under different orientation and tilt angles, data from the RMI has been used from the nearest measurement station (Ernage). Several PV configurations have been compared using different criteria, such as the ground coverage ratio (GCR) and the installed power.

In the initial configuration, the modules are oriented southward with an optimal tilt angle of 36° for Belgium. The row spacing is set at 1.5 m, which means a free walking space of 0.64 m to facilitate maintenance and minimize inter-row shading. This setup results in a GCR of 65% and an annual energy production of 8666.5 MWh, corresponding to a specific yield of 913 kWh/kWp. These metrics are illustrated in Figure 24.

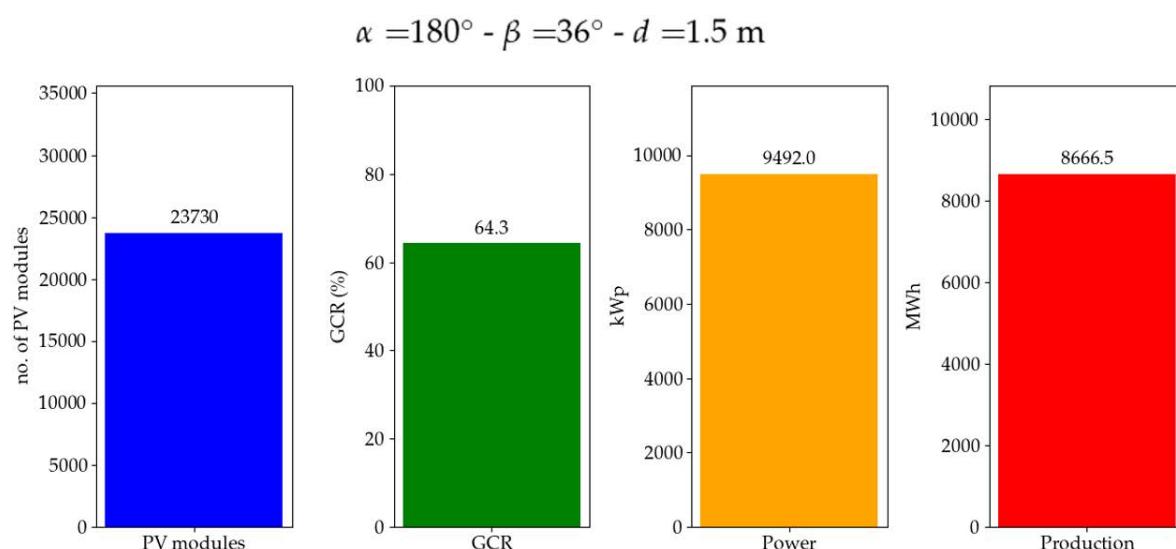


Figure 24 Results of the PV potential simulation for a south-oriented configuration

An east/west configuration optimizes the utilization of available ground and roof space, resulting in a higher GCR as shown in the results in Figure 25. Additionally, this setup minimizes inter-row shading compared to the south-facing configuration, as evidenced by an approximate increase of 55 kWh/kWp in energy production. This improvement translates to a 15% higher annual energy yield. A tilt angle of 10° is chosen as a balanced solution: higher tilt angles increase inter-row shading, while lower angles can lead to soiling, which accelerates cell degradation (Hussain, et al., 2022).

$$\alpha = 270-90^\circ - \beta = 10^\circ - d = 0.5 \text{ m}$$

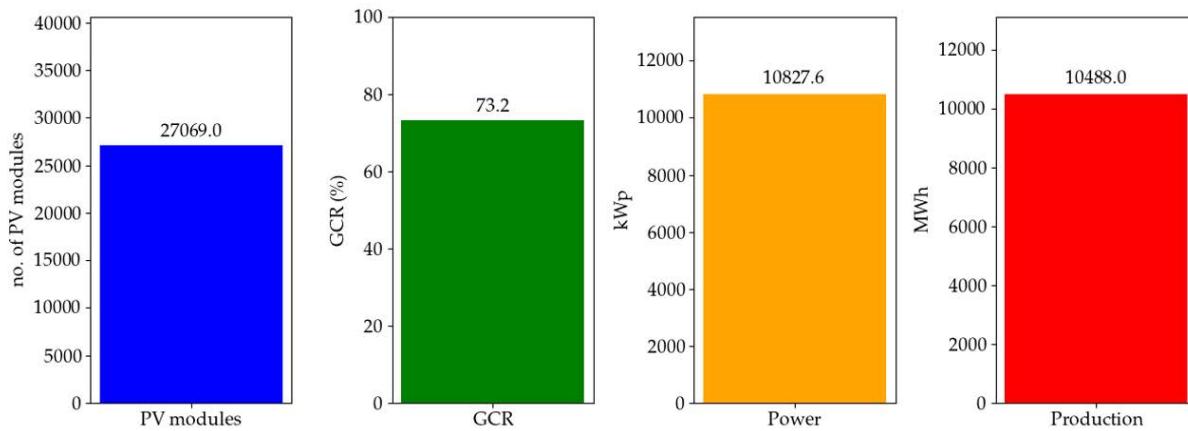


Figure 25 Results of the PV potential simulation for an east/west-oriented configuration

The methodology applied, as well as the definition of the metrics, the load demand analysis and the PV utilization including Battery storage is discussed in detail in Annex 1.1.

4.2. Batteries technologies & characteristics

A comprehensive literature study, as presented in Annex 1.2, led to the selection of two primary energy storage technologies for further analysis: Redox Flow Batteries (RFBs) and Lithium-ion Batteries (LiBs). Both technologies demonstrate significant potential for stationary grid-scale applications such as on the operating sites of Vivaqua, but differ fundamentally in their characteristics and performance. RFBs offer a key advantage in their ability to decouple energy and power capacity, allowing for greater design flexibility to meet specific operational requirements. Furthermore, they are known for their exceptional cycle life, with minimal capacity degradation over extended use. While modern LiBs can achieve deep discharge levels comparable to RFBs, this often accelerates capacity fade, impacting long-term performance.

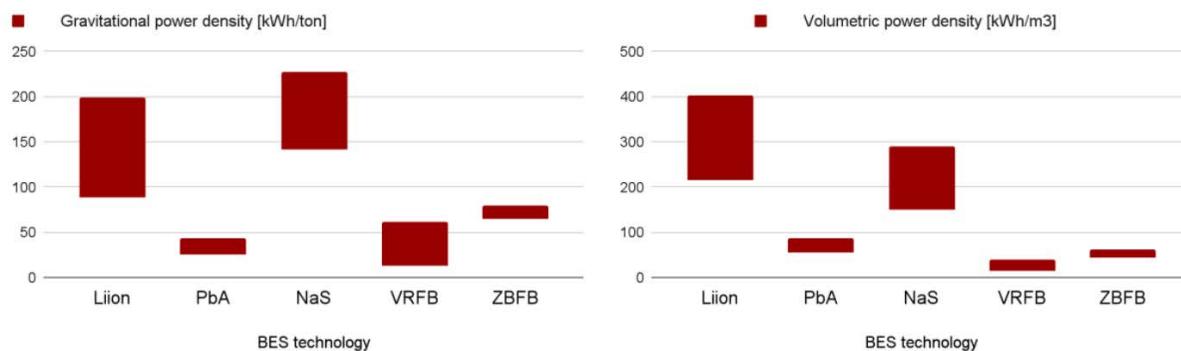


Figure 26 Comparison of energy density for different battery technologies, expressed in gravitational unit (left) and volumetric unit (right)

On the other hand, LiBs excel in terms of round-trip efficiency and cost-effectiveness, particularly in applications where efficiency and power-related costs are primary concerns. Their high gravitational and volumetric energy densities, as shown in Figure 26, make them compact and lightweight compared to other battery energy storage systems (BESS). This characteristic has led to their dominance in portable electronics and electric vehicles, while also making them well-suited for stationary applications. Other battery technologies exhibit different trade-offs. Sodium-sulfur (NaS) batteries, for example, offer energy densities similar to LiBs but require high operating temperatures, limiting their applicability. In contrast, lead-acid (Pb-A), vanadium redox flow (VRFB), and zinc-bromine flow batteries (ZBFB) have lower energy densities, making them less suitable for mobile applications. However, in stationary settings where space constraints are minimal, energy density becomes a less critical factor.

4.3. Electricity market & opportunities for battery storage

BESSs serve different purposes depending on their grid connection level—whether at the transmission, distribution, or behind-the-meter level—and the market players involved. The primary focus of this project is on behind-the-meter systems, where the end user is a prosumer integrating a battery into their energy infrastructure, such as a residential, commercial, or industrial site, with the goal of reducing electricity costs. However, to provide a comprehensive perspective, **1.1.1.A.1(i) Annex 1.3** discusses various BESS applications currently present in the electric grid.

Key conclusions from this analysis have influenced the direction of the project, which centers on battery storage from a prosumer standpoint. Three applications have been identified as particularly relevant for drinking water producers and distributors: (i) enhancing the self-sufficiency of renewable energy sources (RES), as elaborated in Section 4.1, (ii) implementing peak shaving strategies, explored in section 4.5, and (iii) leveraging pricing arbitrage opportunities, examined in section 4.6. These applications hold the greatest potential for this project. Conversely, power quality applications, such as uninterruptible power supply (UPS) systems and power factor correction units, are considered less relevant and will not be further explored.

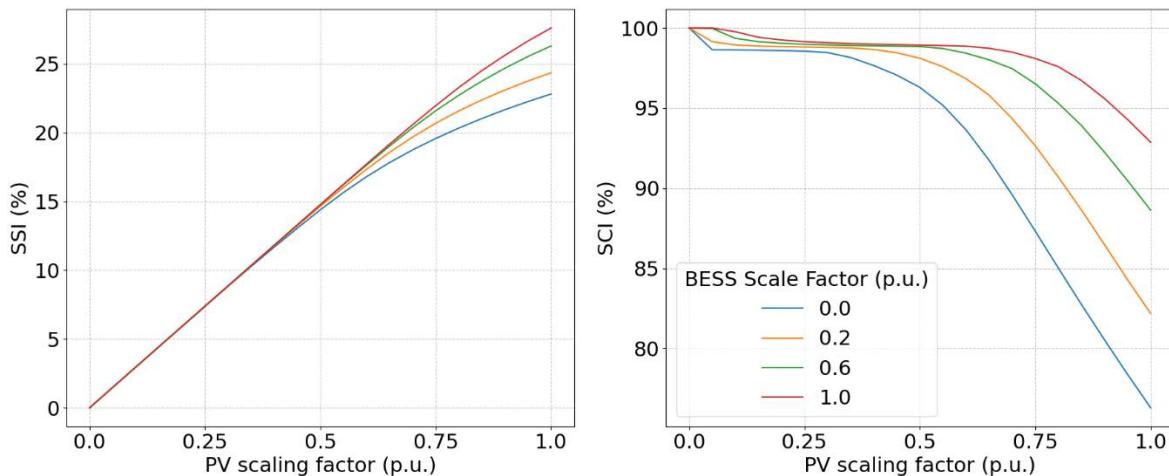


Figure 27 Results of the PV utilization assessment with on the left the SSI and on the right the SCI with varying PV and BESS size

Integrating a BESS with a PV system enables the storage of surplus solar energy for later use, particularly during high-demand periods such as evenings and nighttime. To assess the impact of BESS sizing on PV utilization, the Self-Sufficiency Index (SSI) and Self-Consumption Index (SCI) metrics are reevaluated in Figure 27. Various BESS scale factors are considered, where 1 p.u. corresponds to a battery capacity of 1 kWh per kWp of installed PV. For the reference PV design, featuring an East/West configuration, this translates to an installation of 10.83 MWp.

While pricing arbitrage presents an opportunity, it is accompanied by challenges, particularly the complexity of accurately forecasting electricity prices. Additionally, this strategy is less applicable to smaller enterprises, as arbitrage opportunities are predominantly available to large-scale market participants, such as power generators and industrial consumers. Similarly, participation in the balancing market faces barriers, particularly for small prosumers, due to the auction-based nature of the system and its limited procurement requirements, which make it less attractive for small-scale investors. Other grid support services, such as black start capabilities and voltage control, fall outside the scope of this study due to their specialized nature and limited relevance from a prosumer-centric perspective.

4.4. BESS power flow model

The battery model serves as the foundation for the simulations conducted in this study. The initial step in its development involved defining and evaluating a fundamental equivalent capable of accurately representing battery behavior under dynamic conditions. Given the high-resolution scale of the measurements, a fundamental modeling approach was chosen over a simplified alternative to ensure greater accuracy. However, the dynamic equivalent was ultimately replaced by the power flow model after it was determined that this simplification did not compromise simulation accuracy, even at high resolutions. Consequently, all final simulations were performed using the power flow model, while the dynamic equivalent was retained solely for calculating internal battery parameters, such as open-circuit voltage and internal resistance, which were subsequently used in the development of the power flow model.

The simulation model, implemented in Matlab/Simulink and illustrated in Figure 28, was specifically designed with a primary focus on peak shaving, one of the key objectives of this project. Although developed with this particular application in mind, the model remains flexible and can be adapted to accommodate setpoints for other applications, either as standalone functions or in conjunction with renewable energy sources. More details on the model, the methodology applied and the performance metrics can be found in Annex 1.4.

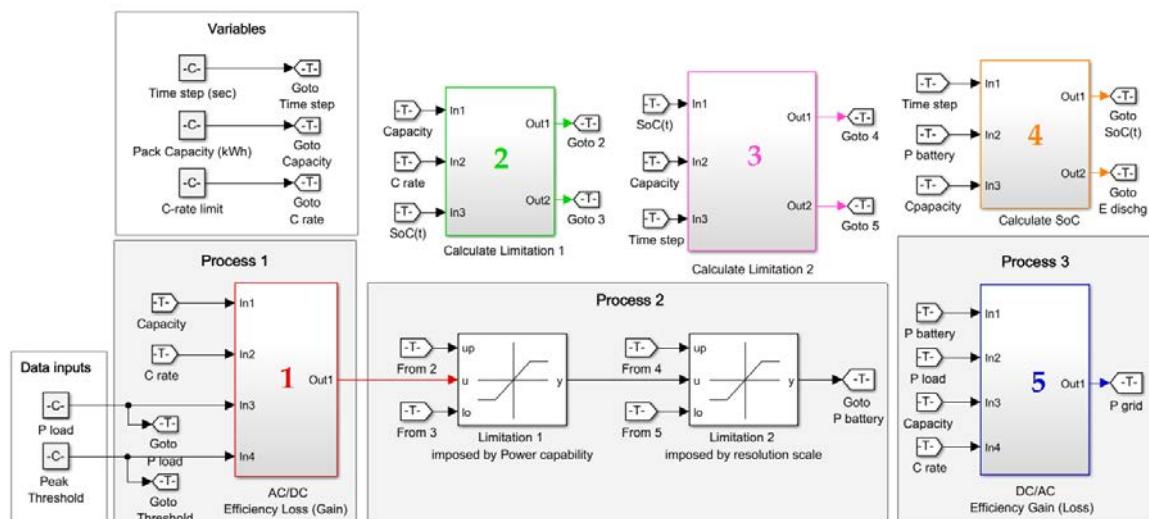


Figure 28 Main overview of the Power flow model for peak shaving designed in Matlab/Simulink.

4.5. Peak shaving

A comprehensive model was developed in Matlab/Simulink to assess the effectiveness of peak shaving, with a specific focus on optimizing battery operation. The dichotomy method was proposed as an optimization algorithm to determine the minimum threshold above which we can be certain that peak demand is never exceeded. The model was tested using real-world data, with peak demand charges derived from the Belgian grid operator. To evaluate the simulation outcomes, five performance metrics were introduced, offering a structured approach to assessing the effectiveness of peak shaving. Additionally, an economic analysis was conducted to interpret the results from a financial perspective, evaluating the profitability of battery storage in Belgium. These analysis are discussed in detail in **Annex 1.5**.

The key findings from this analysis highlight several important aspects. For a battery capacity twice the mean power, the peak reduction among users in the Q5–Q75 range varies between 6% and 27%, whereas for a battery capacity ten times the mean power, the peak reduction increases to a range of 20% to 44%. Despite these reductions, the battery's state of charge (SoC) remains inactive for a significant portion of the time. Even with an over-dimensioned battery (capacity-to-mean power ratio of 10), 75% of users (Q0–Q75) experience idle battery periods for at least 80% of the time. This suggests that peak shaving could potentially be hybridized with other applications, such as increasing PV self-sufficiency or providing ancillary services, to improve the return on investment of the battery storage system. By incorporating additional revenue streams (stacked services), the payback period of the investment could be significantly reduced.

Furthermore, battery utilization remains low, with worst-case scenarios showing up to only 80 cycles per year. This is considerably lower than the typical cycle lifetime of modern lithium-ion batteries, suggesting that the technology is currently underutilized in this application. Additionally, the total energy consumption increases slightly with larger battery capacities, but this increase remains within the 0% to 5% range and does not substantially impact the system's operating cost.

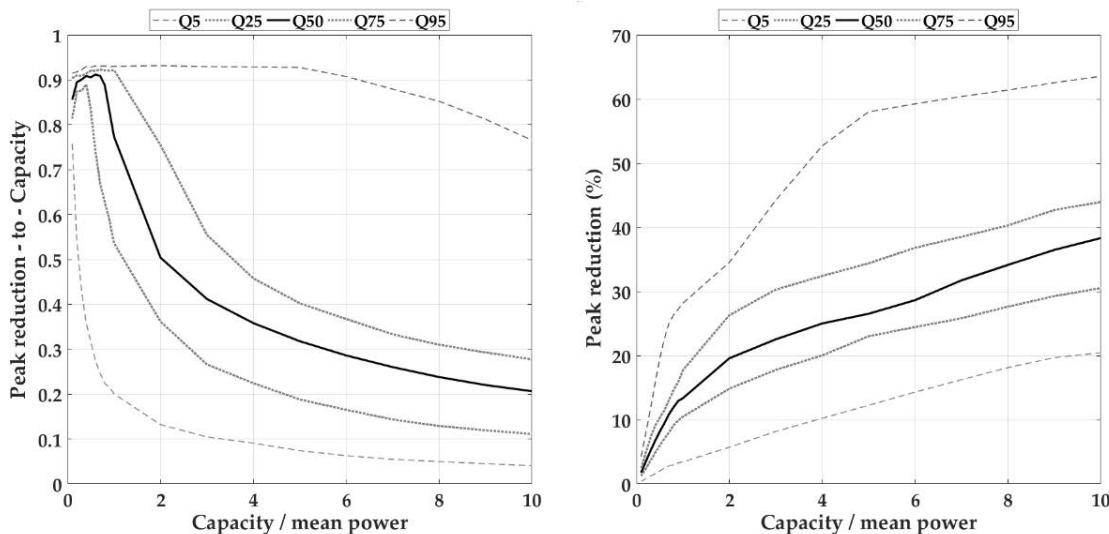


Figure 29 Simulation results: (a) Peak reduction-to-capacity (left), (b) peak reduction (right).

From an economic standpoint, peak shaving appears to be a promising option in Belgium, given the current capital expenditures and fixed electricity pricing structure (which does not yet account for time-of-use dependency). To effectively present the simulation results, Figure 29 illustrate the performance metrics across different user profiles. Given the dataset consists of 40 users, displaying each individual result would be impractical. Instead, five representative quantile values were selected, corresponding to cumulative probabilities of 5%, 25%, 50%, 75%, and 95%. This statistical approach provides a clearer visualization of the distribution of each performance metric, enabling a more insightful interpretation of the results.

4.6. Day-ahead pricing arbitrage & peak shaving

Pricing arbitrage in the electricity market involves buying electricity when prices are low and selling or consuming it when prices are high. Various optimization techniques have been explored to maximize the benefits of battery storage for pricing arbitrage, with different trade-offs in complexity and accuracy. Traditional linear programming methods offer fast solutions but often oversimplify the problem, making them less suitable in cases with forecasting uncertainty. Dynamic programming, particularly in the form of Markov Decision Processes (MDPs), visualized in Figure 30, allows for better handling of uncertainties but faces challenges in scalability and computational efficiency. To address these limitations, recent research has focused on reinforcement learning approaches, which approximate optimal decision-making even in complex, uncertain environments. The complete approach applied in this project is discussed in Annex 1.6

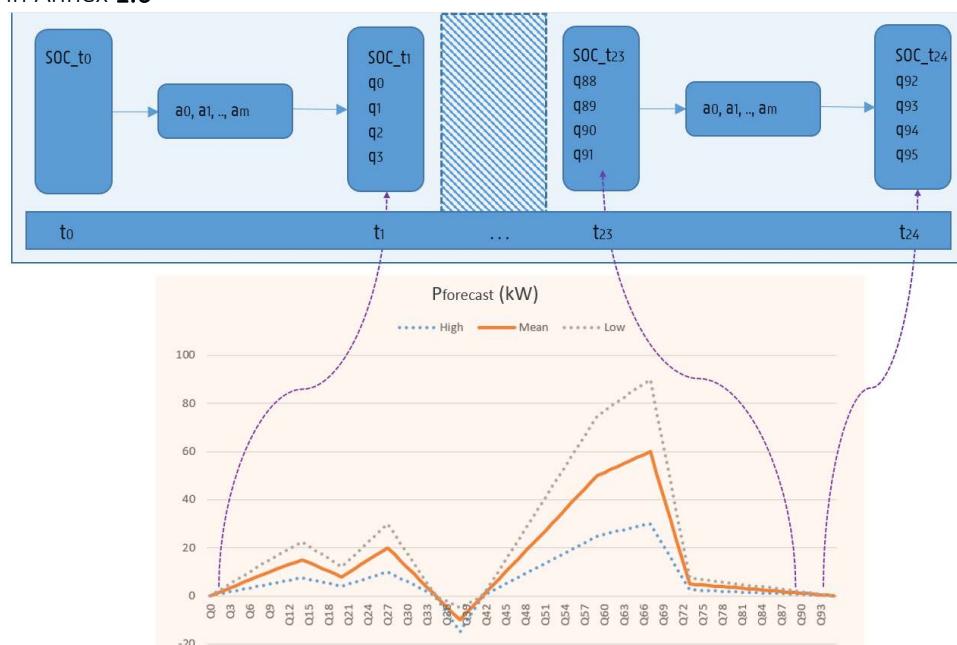


Figure 30 MDP in day-ahead optimization

This study builds upon previous research by integrating pricing arbitrage with peak shaving, recognizing that batteries remain underutilized when solely used for peak shaving. While earlier works treated these applications separately, this research develops a methodology to co-optimize them, taking into account real-world forecasting uncertainties in both load and renewable energy generation. Unlike most prior studies, which use fixed hourly time resolutions, this study integrates high-resolution data (e.g., 15-minute measurements), enabling more precise real-time battery control.

To achieve this, a reinforcement learning framework based on a Q-network value function approximator was developed. The framework optimizes battery dispatch by balancing peak shaving and pricing arbitrage, while also accounting for forecast uncertainty. The algorithm was tested under various conditions, including different system topologies (with and without PV generation) and varying levels of forecast accuracy. In deterministic environments, the approach consistently found optimal solutions. In probabilistic scenarios, the algorithm performed well when forecasts were reasonably accurate, ensuring compliance with peak threshold constraints.

However, the study also revealed that poor forecast accuracy can significantly impact system costs, as errors in predicting load and PV generation may lead to suboptimal battery operation. To mitigate this risk, the research recommends implementing a circuit breaker mechanism to prevent peak threshold

violations. Additionally, it proposes strategies for adjusting forecast profiles to prioritize peak shaving in cases of high uncertainty, ensuring a more reliable and cost-effective battery operation.

In conclusion, this study presents a novel co-optimization algorithm for enterprise users with dynamic pricing contracts, demonstrating its applicability in real-world use cases such as water treatment facilities. By leveraging reinforcement learning, the approach provides a scalable and adaptive solution to maximize battery storage profitability while addressing the challenges of forecast uncertainty.

4.7. Test setup description

To assess the practical feasibility of this project, a test setup was created using equipment available in the Lemcko lab in Kortrijk. The setup, presented in Figure 31, includes a configurable load device to simulate a water pump and an electrical storage system. The Cinergia GE&EL+ 40 vAC/DC unit serves as an electronic load, capable of operating in different modes, including current mode, which allows precise control over the drawn current. Additionally, it offers advanced functionalities such as phase angle adjustments and harmonic current definition.

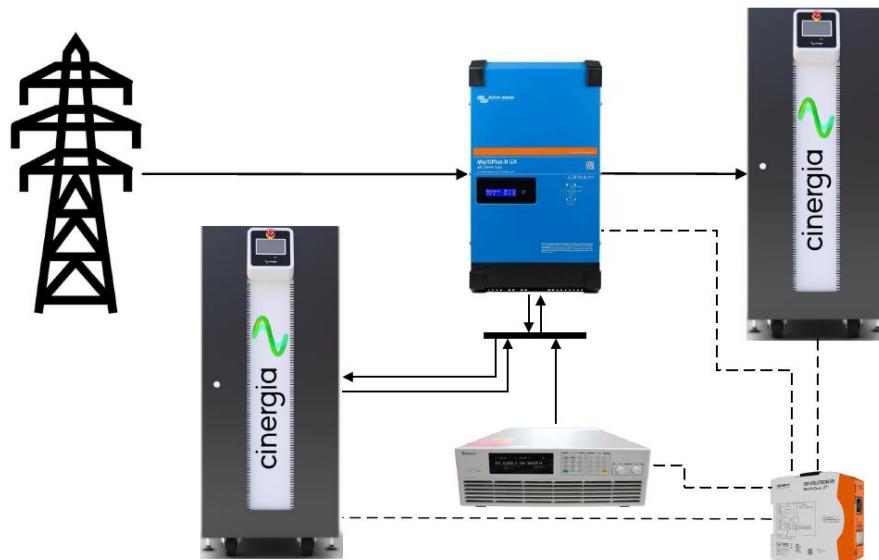


Figure 31 Schematic diagram of the test setup

For battery emulation, a second Cinergia GE&EL+ 40 vAC/DC unit is used. This device features a built-in battery emulator mode, enabling it to function as a constant voltage source based on a predefined battery model. Various parameters can be adjusted to replicate the behavior of different battery types.

The system is controlled through a script that manages the electronic load and the inverter. Control signals, including current setpoints for the load and power output commands for the inverter, are continuously updated at predefined intervals. The inverter can either charge or discharge the battery, depending on the system's requirements. This setup enables accurate testing and validation of the battery storage system's performance in real-world conditions. The specifications of the assets used as well as the interfaces and the script is described in **Annex 1.7**.

5. Etude hydraulique numérique distribué du réseau Vivaqua

Le but de la tâche 6 était de développer un modèle numérique hydraulique d'un réseau d'adduction/distribution d'eau basé sur la physique des écoulements. Compte tenu de la typologie du réseau d'adduction de Vivaqua, le modèle doit permettre de prédire l'évolution temporelle des principales variables hydrauliques (débit, pression, charge) dans un ensemble de conduites en charge connectées à des réservoirs à partir de la géométrie du réseau, y compris des organes de contrôle et de réglage (vannes, pompes, turbines...) et de ses conditions d'exploitation. Ainsi, le modèle sera capable de prédire l'impact hydraulique de modifications géométriques du réseau (ajout d'une turbine par exemple) ou de modification du mode d'exploitation du réseau.

5.1. Modèle numérique

Compte tenu de la typologie du réseau à modéliser et de l'objectif des modélisations, les choix suivants ont été posés dès le début du projet :

Une discréttisation spatiale finement distribuée du réseau n'est pas utile puisque les canalisations fonctionnent en charge (section d'écoulement connue) et que la gravité (différence de niveau entre les réservoirs) est le principal moteur de l'écoulement. Une discréttisation spatiale « 0D » des réservoirs, vannes, machines et conduites a dès lors été adoptée, un réseau étant composé d'une série de tels d'éléments connectés entre eux (Figure 32).

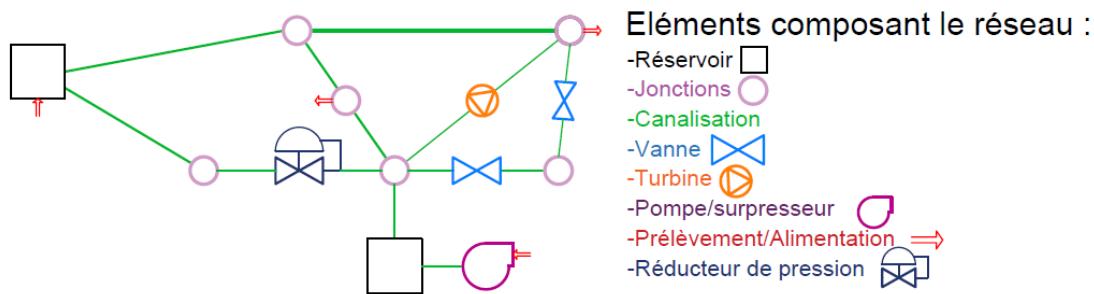


Figure 32 : Schéma de principe du modèle numérique hydraulique

En termes de discréttisation temporelle, le choix a été de ne pas considérer les phénomènes hautement transitoires comme les coups de bâlier. Ce choix se justifie en réalisant une comparaison entre le temps caractéristique de propagation des ondes au sein des canalisations (extrêmement court – propagation très rapide) et le temps caractéristique de manœuvres de vannes au sein du réseau (plusieurs ordres de grandeur supérieur au temps de propagation des ondes).

Par ailleurs, le modèle mathématique est exprimé en pression absolue et non pas en pression relative. Les éléments qui présentent une surface libre (réservoirs, « bassins brise charge ») sont les éléments du réseau qui permettent un stockage d'eau (par variation du niveau). L'inconnue qui les caractérise est la charge H dans l'élément, directement liée au niveau d'eau h et donc au volume d'eau V qui y est présent. Cette charge, et donc le volume, varie en fonction des apports et retraits dans le réservoir qui sont, soit explicitement modélisés s'ils proviennent de conduites représentées explicitement dans le modèle, soit qui sont imposés à la modélisation (condition limite) car ils résultent d'éléments non représentés dans le modèle (prélèvement du réseau de distribution, débit pompé, débit de fuite...). Pour ces éléments, une équation de conservation de la masse est résolue à chaque pas de temps. A noter qu'une jonction de conduites peut s'assimiler à un réservoir sans variation de volume. C'est de cette manière que ces éléments sont traités dans le modèle.

Dans les conduites en charge, l'inconnue choisie est le débit Q . En effet, ce dernier est directement lié à la différence de charge de part et d'autre de la conduite (niveaux dans les réservoirs associés) et aux pertes de charge dans la conduite, locales et en long, elles-mêmes liées la géométrie de la conduite.

Pour ces éléments, une équation de conservation de la quantité de mouvement est résolue à chaque pas de temps. Au vu du caractère continu des écoulements en conduites, cela revient à résoudre une équation de Bernoulli.

Les vannes, pompes, turbines sont modélisées selon le même principe qu'une conduite, avec donc une inconnue de débit. Ce dernier est lié à la position de la vanne par une relation de perte de charge, ou à la courbe de fonctionnement de la pompe ou de la turbine.

In fine, un réseau est composé d'un ensemble de nœuds, représentants les réservoirs et jonctions de conduites, liés entre eux par des sections, qui représentent les conduites, vannes, pompes, turbines et les réducteurs de pression. Un schéma d'Euler implicite est utilisé pour la discrétisation temporelle du système d'équations. Il est couplé à des itérations de Newton Raphson pour le calcul des inconnues du réseau.

Le tableau ci-dessous résume les grands principes du modèle mathématique et numérique.

Eléments du modèle	Noeud	Sections
Eléments du réseau	Réservoirs Jonctions de conduites	Conduites Vannes Pompes Turbines Réducteurs de pression
Inconnues du calcul	Charge H (directement liée volume V pour les réservoirs)	Débit Q
Equations	Conservation de la masse	Conservation de la quantité de mouvement (équivalent à Bernoulli dans les conduites)
Données d'entrée	Altitude Relation volume / surface horizontale / altitude du plan d'eau Débits entrants/sortants si pas liés aux conduites / Débit de fuite	Diamètre / longueur / rugosité pour les conduites et les vannes Courbe de fonctionnement – Courbe H(Q) pour les éléments mécaniques
Schéma temporel	Euler implicite	

5.2. Application au réseau de Vivaqua

Le modèle numérique présenté ci-dessus a été appliqué sur les branches Bois-de-Villers → Mazy → Callois et Landenne → Boitsfort du réseau de Vivaqua, y compris la connexion des 2 branches au travers du nœud de Daussoulx.

La discrétisation du réseau a été réalisée à partir des plans fournis par Vivaqua, ce qui a représenté une tâche très chronophage et a nécessité plusieurs itérations afin d'obtenir une discrétisation numérique cohérente.

La Figure 33 synthétise les éléments du réseau Vivaqua représentés dans le modèle numérique.

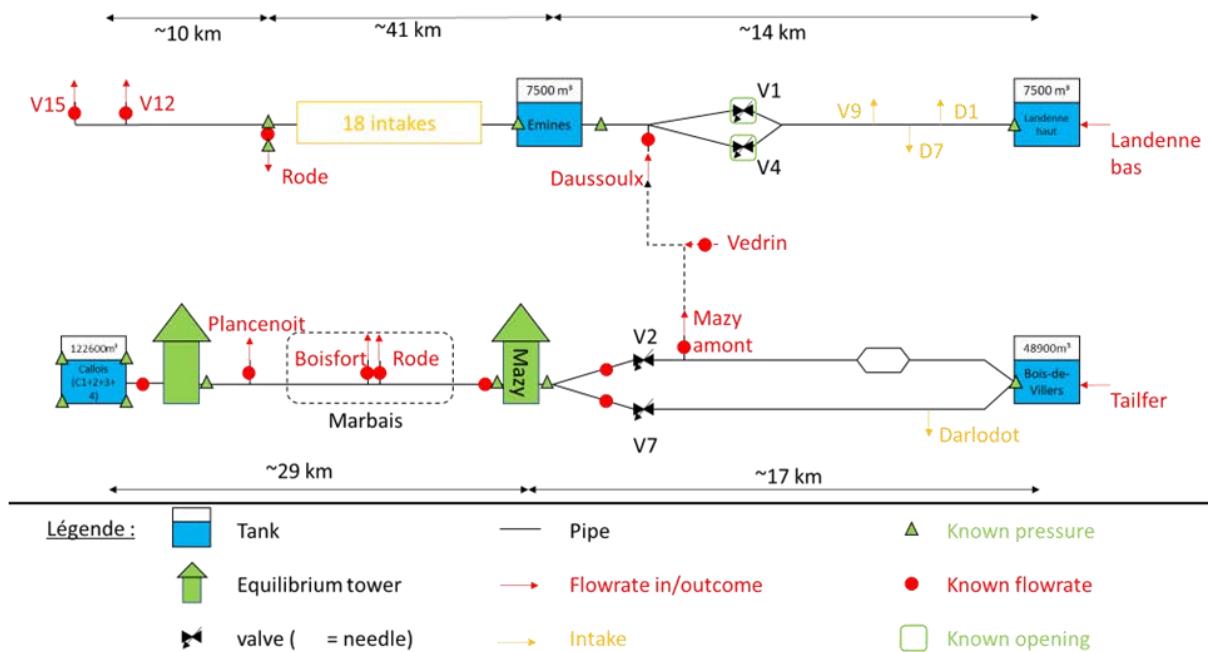


Figure 33 : Schéma des éléments du réseau Vivaqua représentés dans le modèle numérique

Le modèle a été calibré et validé sur base de données historiques fournies par Pepite à partir des bases de données transmises par Vivaqua. Les données disponibles ne permettant pas une fermeture parfaite du bilan de volume, des hypothèses ont dû être posées sur la répartition et la localisation de débits de prélèvement/de fuite.

La Figure 34 et la Figure 35 illustrent les résultats obtenus. La comparaison aux données réelles montre des différences de l'ordre de 10 à 20%, ce qui est raisonnable, mais également des erreurs de près de 50% à certains moments.

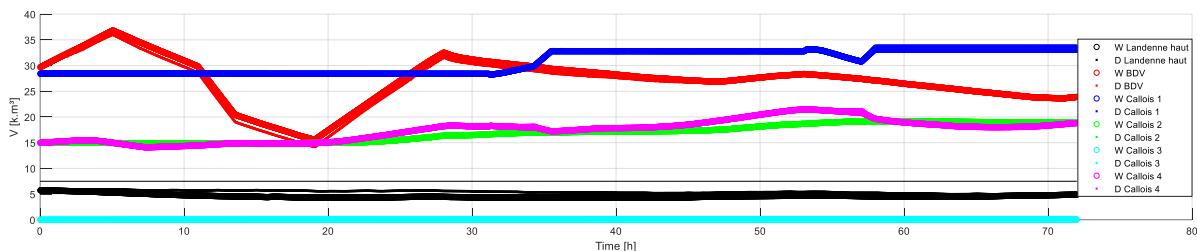


Figure 34 : Exemple de résultats issus du modèle numérique - Evolution temporelle du niveau des réservoirs de Landenne haut, Bois de Villers et Callois – Données (D) et résultats numériques (W)

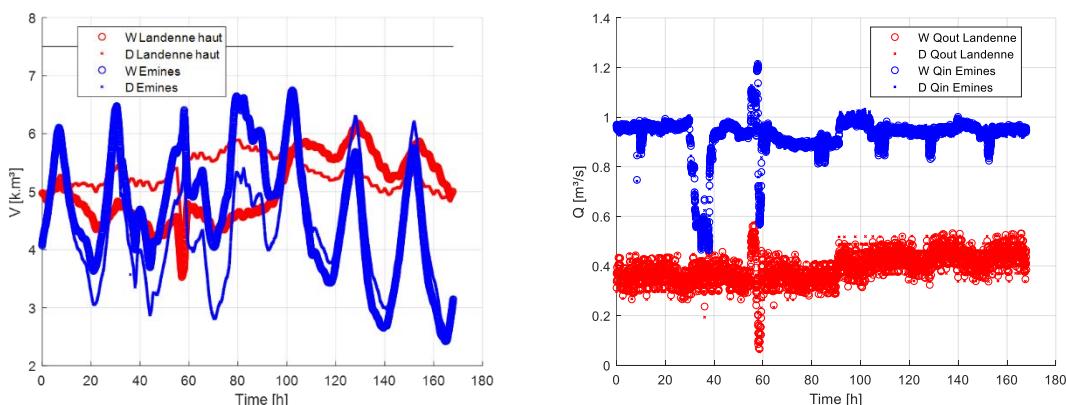


Figure 35 : Exemple de résultats issus du modèle numérique - Evolution temporelle du niveau dans les réservoirs de Landenne haut et Emines (gauche) et des débits à ces réservoirs (droite) – Données (D) et résultats numériques (W)

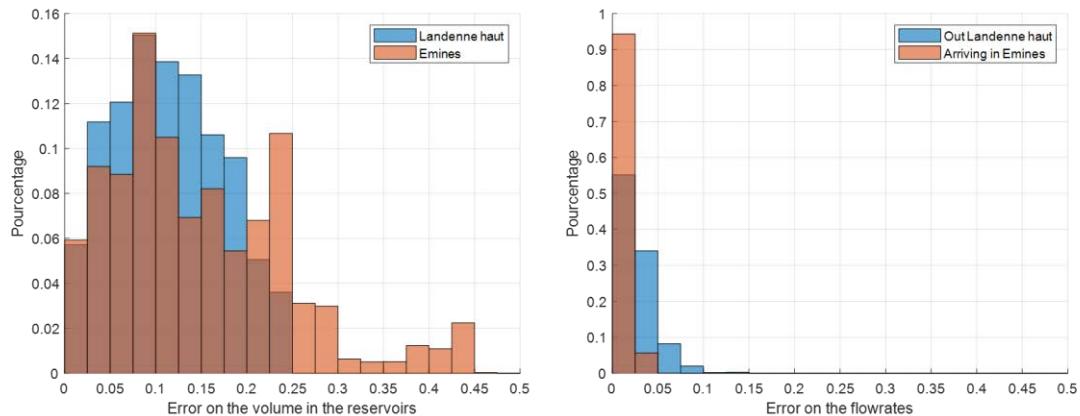


Figure 36 : Exemple de distribution des différences entre données réelles et résultats du calcul – Niveau dans les réservoirs de Landenne haut et Emines (gauche) et des débits à ces réservoirs (droite)

Au-delà de sa conception et de sa validation sur des données historiques, le modèle numérique hydraulique détaillé présenté dans ce chapitre n'a pas été exploité pour valider des scénarios d'optimisation du réseau de Vivaqua. En effet, dans le cas des scénarios de mise en œuvre de la flexibilité testés dans le cadre du projet, ce genre de modèle complexe n'apporte pas de plus-value en regard des résultats d'un modèle simplifié tel celui développé par l'ICEDD. Ce constat n'était pas anticipé au début du projet. Néanmoins, le modèle hydraulique développé dans le cadre du projet FlexWATTER est maintenant disponible et validé pour des applications plus complexes, telles celles de la modélisation de réseaux de distribution maillés.

6. Elaboration d'un outil de gestion énergétique

Le développement de nouvelles sources d'énergie renouvelables crée de nombreux défis du point de vue du réseau électrique. En effet, le caractère intermittent des énergies renouvelables fait croître les besoins en flexibilité de la charge et en stockage électrique.

Le réseau d'eau potable, qui consiste en des réservoirs de grandes tailles, peut être vu comme un stockage hydroélectrique. La configuration actuelle des sites d'exploitations des producteurs et distributeurs d'eau potable pourrait d'ores et déjà convenir au soutien du réseau électrique, moyennant une gestion adéquate des flux d'eau.

C'est dans ce but que le projet FlexWATTER vise, entre autres, à développer un outil de gestion énergétique intégrant les données historiques et en temps réel des réseaux hydrauliques et électriques pour piloter de manière optimale le réseau de distribution d'eau afin de venir en soutien au réseau électrique.

6.1. Construction de la solution

L'outil d'aide à la décision a été construit en utilisant la technologie DATAMaestro (outil propriétaire PEPITE). Cette plateforme permet de collecter des données en temps réel (ou en important des fichiers csv, comme dans le cadre de Vivaqua), de les analyser en temps réel, et de faire du dashboarding pour une meilleure visualisation des résultats et un meilleur pilotage du site.

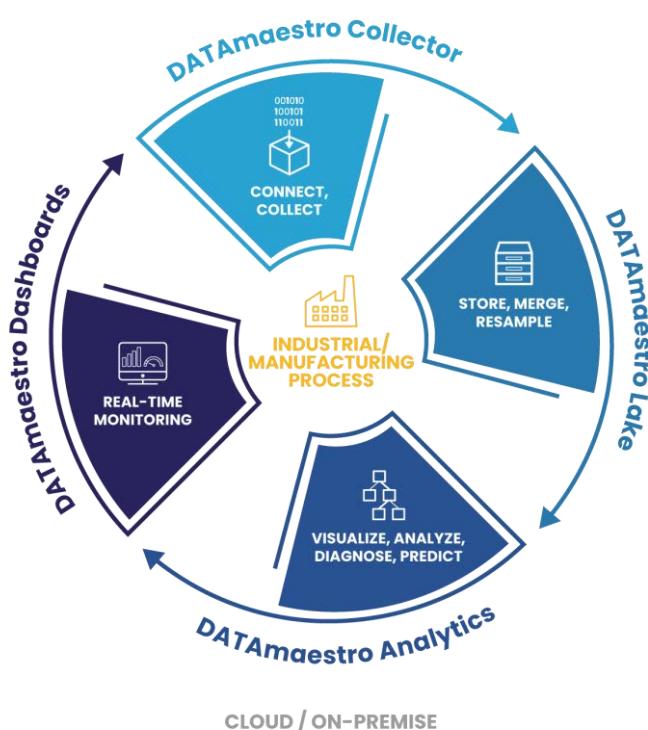


Figure 37 : Plateforme DATAMaestro

Le but de l'outil de gestion énergétique développé grâce à DATAMaestro est d'optimiser les consommations des pompes en fonction du prix de l'électricité. Il s'agit là d'une manière indirecte d'aider à maintenir l'équilibre du réseau en effectuant de la gestion de la demande en énergie (flexibilité implicite cf. 3.1). Durant une journée typique sur le réseau électrique, des pics de consommation horaire, qui sont corrélés à des hausses de prix de l'électricité. Cela est dû à une tension entre l'offre et

la demande. Pour satisfaire cette demande et assurer l'équilibre du réseau électrique, il est nécessaire de démarrer des machines dont le coût marginal de production est élevé..

L'optimisation du fonctionnement du réseau de Vivaqua a été formalisée mathématiquement sous forme d'un problème d'optimisation sous contraintes. Les contraintes définies sont les suivantes :

- la continuité de la livraison d'eau par le réseau de Vivaqua
- le respect des niveaux minimum et maximum des réservoirs.

Les paramètres de productions (les consommations des pompes) optimums sont obtenus en minimisant une fonction que l'on appelle « Objectif », en respectant les contraintes tout s'assurant que la livraison de l'eau soit respectée.

La fonction « Objectif » vise à optimiser le coût des consommations électriques sur les prochaines 24h en fonction du prix «day ahead» de l'électricité. Ces données sont

Disponibles sur le marché EPEX spot.

Le but de l'optimisation des coûts est de minimiser le coût de la consommation électrique des pompes sur la ligne Tailfer- Bois de Villers- Callois (Figure 1). Pour cela, le modèle se base sur les éléments suivants :

- Données d'entrée : débits de consommations d'eau, volumes des réservoirs, prix électricité du jour suivant (Day Ahead)
- Variables manipulables : puissance des pompes (ON/OFF) et ouverture des vannes (ouvert/fermé)
- Contraintes :
 - o Il faut maintenir les réservoirs (Tailfer, BdV et Callois) entre des valeurs minimales et maximales ;
 - o Il faut s'assurer que les réservoirs soient remplis à 50% en fin de journée.

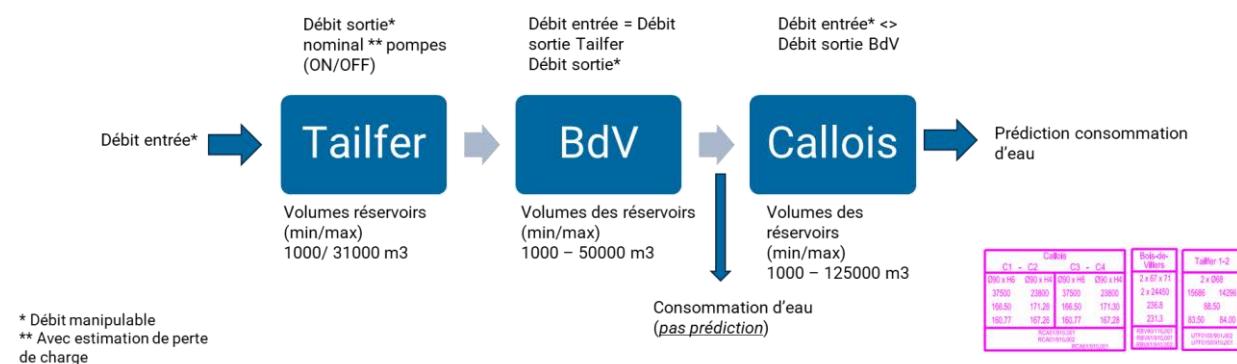


Figure 38 : Chaîne d'optimisation entre Tailfer et Callois

Les transactions sur le marché day-ahead sont achevées la veille pour la livraison de l'électricité le jour suivant. Le prix day-ahead est donc fixé avant le début de la période de livraison et il est basé sur les prévisions de l'offre et de la demande. Avec une planification précise, il serait possible à Vivaqua d'assurer sa mission de fourniture d'eau tout en participant à l'équilibrage de la charge sur le réseau électrique.

L'optimisation du système a été calculée sur les prix day-ahead, car comme mentionné en première partie de ce rapport, le process industriel de Vivaqua est journalier. Nous avons constaté que tous les jours, Vivaqua produit un certain volume d'eau à Tailfer. Et tous les jours il y transfert de ce volume depuis Tailfer vers Bois de Villers via une station de pompage. Il est donc parfaitement indiqué de déterminer la fonction « objectif » sur les prix day-ahead, car Vivaqua aura le même mode de fonctionnement le jour suivant.

L'optimisation est réalisée à l'aide de l'algorithme PSO (*Particle Swarm Optimization*). Il s'agit d'une méthode dans laquelle un ensemble de solutions possibles est maintenu, appelées particules. A chaque itération, ces particules sont déplacées dans l'espace de recherche, tout en étant influencées par la meilleure position connue par la particule, et la meilleure position connue dans l'espace de recherche. Après un certain nombre d'itération, on espère que la meilleure position connue converge vers l'optimum global.

Nous avons, tout d'abord, tenté de créer un modèle qui prédit les données de consommation du jour suivant, en utilisant les données de consommation du jour actuel, les données météorologiques, certaines variables temporelles (jour férié/week end/travail, vacances scolaires, jour de la semaine entre autres). On aurait espéré pouvoir utiliser les prédictions comme contraintes de débit de sortie lors de l'optimisation. Malheureusement, ce modèle prédictif n'obtient pas les résultats escomptés, puisqu'il perd de sa précision au long de la journée. Plusieurs algorithmes ont été utilisés pour la création du modèle de consommation d'eau. Les résultats sont présentés sur les Figure 39 et Figure 40:

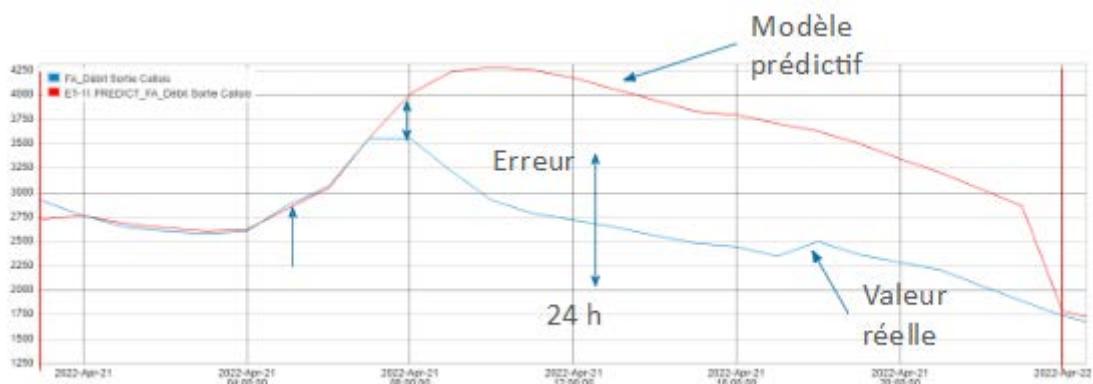


Figure 39 : Ecart entre le débit prédit et les vraies valeurs de débit consommé à Callois.

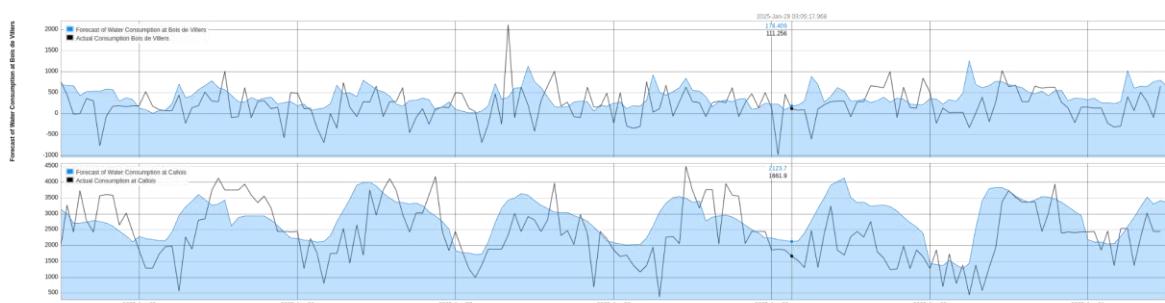


Figure 40 : Prédiction de consommation comparée à la consommation réelle.

En analysant l'importance des variables d'entrée du modèle, on se rend compte qu'il ne tient compte que des données de consommation du jour actuel, en accordant une plus grande importance aux quelques dernières heures, tout en accordant une très faible importance aux autres variables (Figure 40).

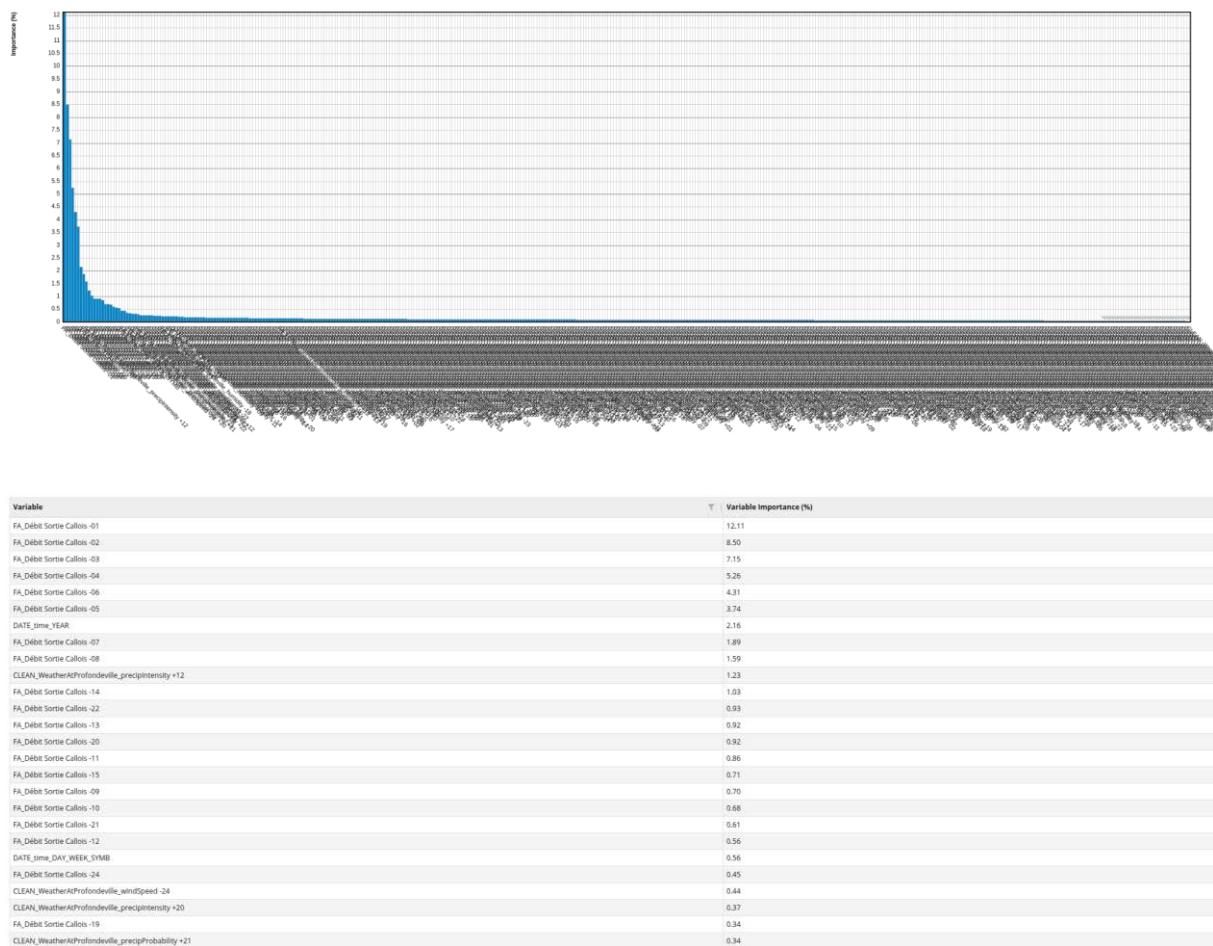


Figure 41 : Importance des variables du modèle prédictif du modèle de consommation d'eau.

Dès lors, plutôt que d'utiliser un modèle prédictif, nous avons décidé de n'utiliser que les données de consommation et d'entrée du jour actuel pour faire l'optimisation. Nous avons alors introduit une nouvelle contrainte qui impose au réseau d'eau d'avoir ses réservoirs remplis à plus de 50% de leur capacité à minuit (l'heure à laquelle l'optimisation tourne). En effet, en analysant les données historiques, les réservoirs sont rarement remplis à moins de 50% de leur volume maximal. Ce seuil de 50% de remplissage des réservoirs a donc été supposé être une ‘bonne pratique’ en matière de sécurité du fonctionnement du réseau d'eau. Par ailleurs, les résultats ont été probants avec cette solution, dont les résultats seront analysés plus loin dans ce chapitre.

6.2. Présentation de l'interface

L'outil d'optimisation proposé offre une interface graphique sans besoin de codage qui permet à l'utilisateur de faire une optimisation en accord avec les demandes spécifiques du site (Figure 44). Le résultat de l'optimisation peut être visualisé avec une série d'éléments (différents types de courbes et schémas) dans un tableau de bord qui peuvent aider le site à pouvoir faire le pilotage des pompes.

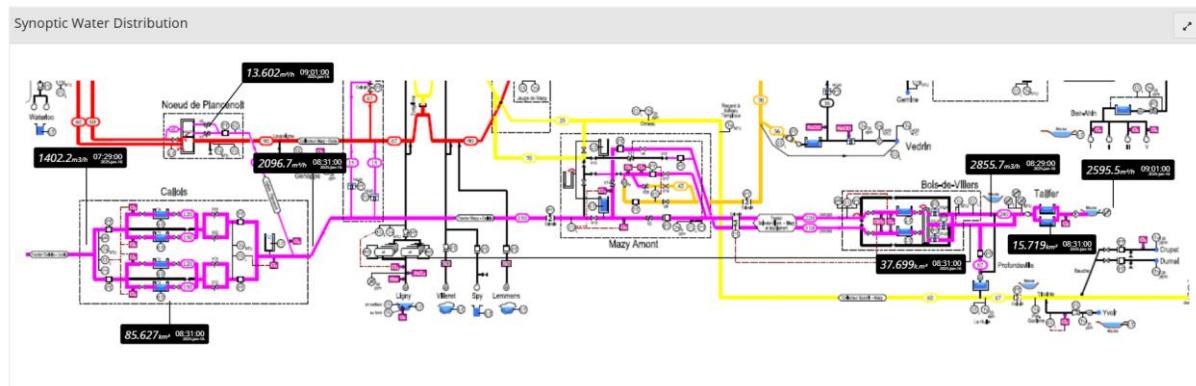


Figure 42 : Site de Vivaqua envisagé pour l'optimisation

Une première vue détaillée avec toutes les variables est disponible sur le tronçon Tailfer- Callois, qui sont mises à jour en temps réel. Bien que la collecte automatique des données de Vivaqua ne fût pas prévue dans le cadre du projet, l'outil DATAmaestro Lake dispose d'une fonctionnalité qui permet de « rejouer » l'ensemble des données en faisant une simulation en temps réel.

On peut retrouver en Figure 43 une vue plus simplifiée du tronçon ainsi que quelques courbes du début d'entrée à Tailfer, Bois-de-Villers et Callois.

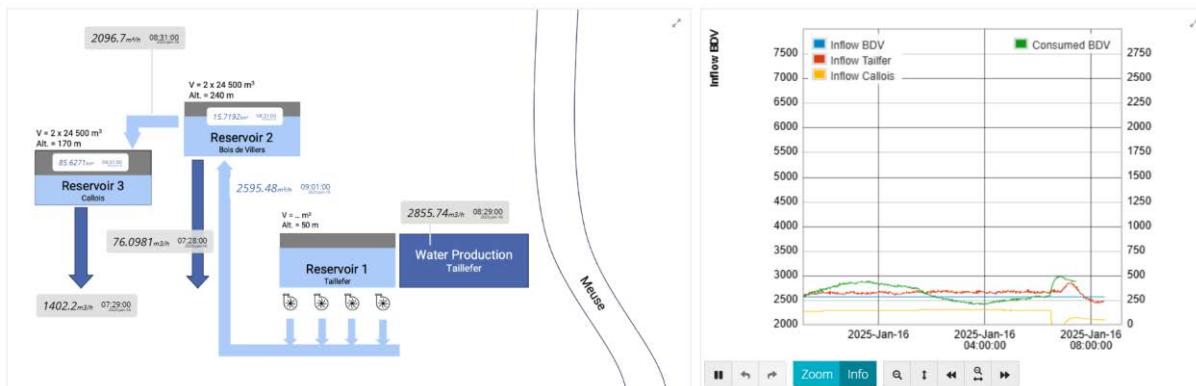


Figure 43 : Schéma simplifié du tronçon Tailfer- Callois

Les Figures 44 et 45 donnent une vue du prix day-ahead et du plan de pompage recommandé pour trois jours de janvier 2025.

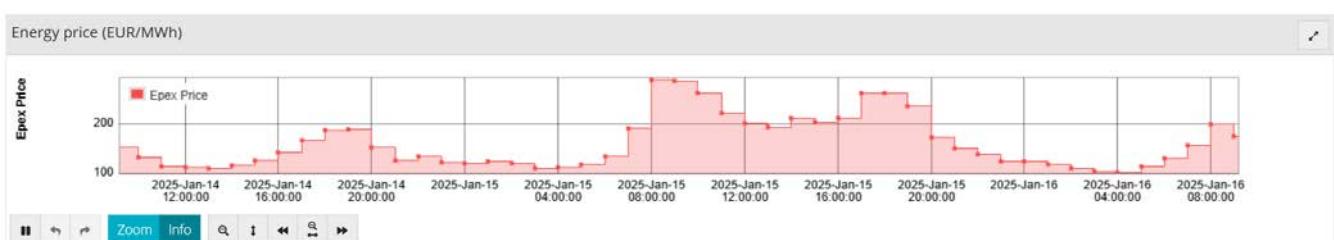


Figure 44 : Prix Day Ahead sur 1 journée (15/01/25)



Figure 45 : Plan de pompage

Pour le 15 janvier (un des jours caractéristiques de la figure ci-dessus) voici la fluctuation des prix day-ahead et le plan de pompage proposé (Figure 46 et Figure 47). Il est possible de voir que lorsque le prix du MWh est au plus bas, environ 125 euros, la consigne est de faire tourner les pompes et quand les prix augmentent au long de la matinée (6h), en prenant compte les contraintes des réservoirs, les pompes s'arrêtent pour reprendre à la fin de la journée.

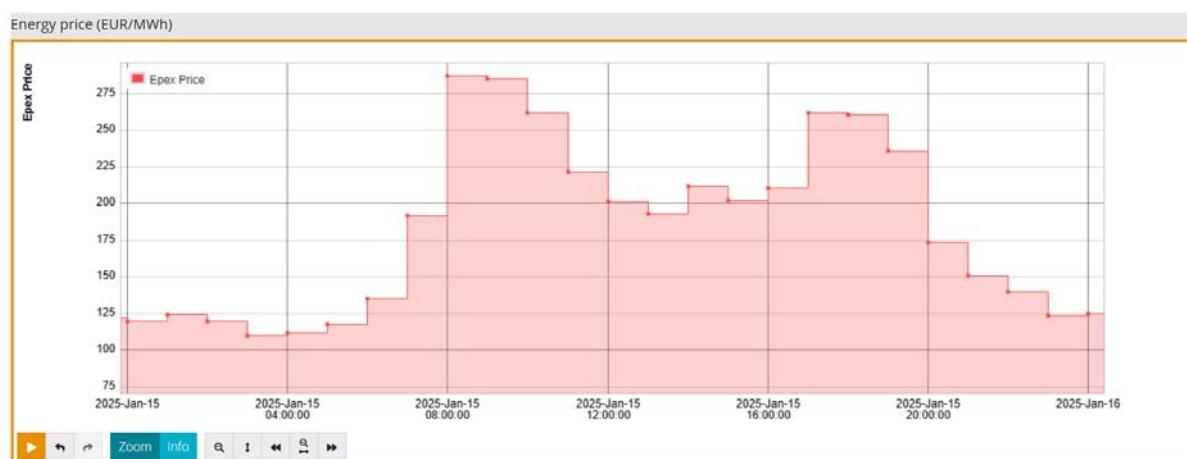


Figure 46 : Zoom sur Prix day ahead



Figure 47 : Zoom sur plan de pompage

D'autres informations nécessaires sont aussi présentées. Sur le graphique ci-contre (Figure 49), les courbes montrent les débits de Tailfer, Bois de Villers et Callois, avec et sans optimisation. On peut remarquer qu'avec l'optimiseur le système est soumis à des fluctuations plus importantes. C'est en combinant les Figure 47 et Figure 48 qu'un opérateur sait déterminer s'il doit allumer ou non une pompe, et à quel débit il doit la faire fonctionner.

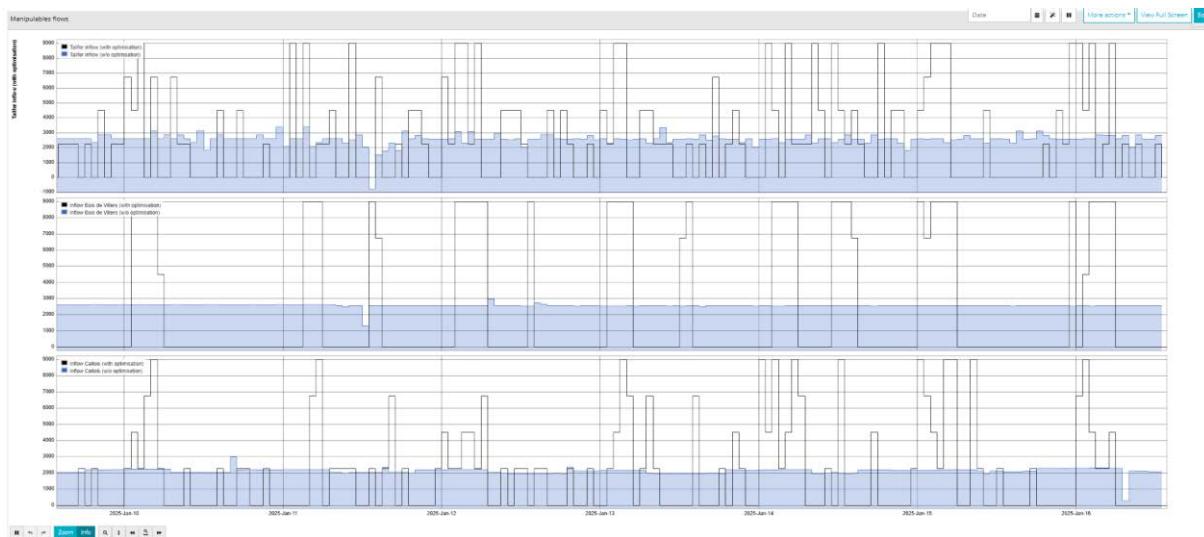


Figure 48 : Débit à Tailfer- Bois de Villers- Callois, avec et sans optimisation

ce dernier graphique (Figure 49) montre les valeurs de coût (fonction objective) avec et sans optimisation.

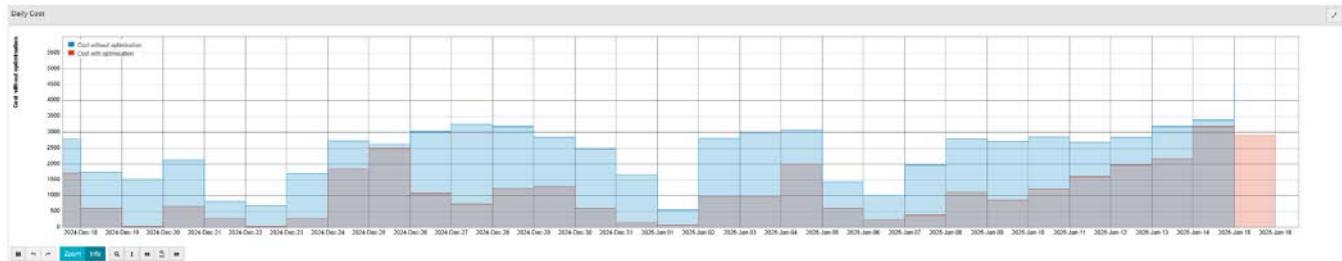


Figure 49 : Fonction Coût avec et sans optimisation

L’outil propose également les courbes de remplissage de réservoirs, avec et sans optimisation (Figure 50). On remarque que les volumes des réservoirs de Vivaqua sont toujours assez stables, alors qu’ils sont soumis à des beaucoup plus grandes variations si le plan de pompage est respecté.

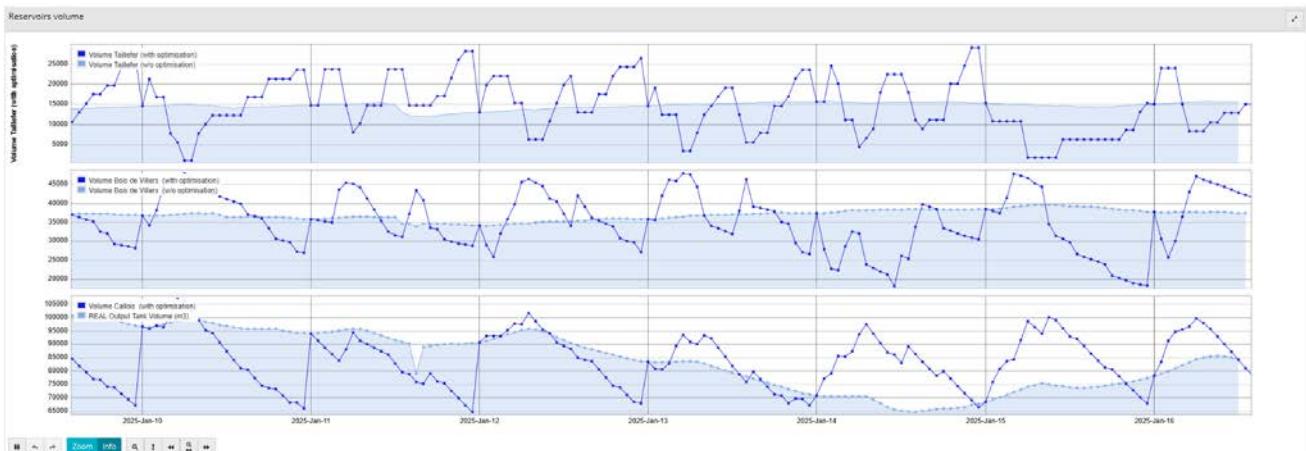


Figure 50 : Evolution des volumes des réservoirs avec et sans optimisation

6.3. Résultats

L’outil d’aide à la décision propose une partie de simulation qui aide dans l’estimation des gains réalisés en suivant le plan de pompage sans déviation. Le premier tableau affiche les coûts du plan originel, les coûts estimés du plan originel et l’estimation des gains, en euros, si le plan de pompage optimisé avait

été suivi. Le plan de pompage de la Figure 51 est spécifique à la journée du 1er février 2024. Ce jour-là, un gain de 1199.72 € aurait été possible.



Figure 51 : Plan de pompage proposé pour une journée simulée par l'outil d'aide à la décision

Ensuite, on peut analyser la Figure 52, qui montre les coûts journaliers avec et sans optimisation. On remarque que ponctuellement (5 jours sur une durée de 25 jours), le modèle donne de moins bons résultats. Ceci est dû au fait qu'il arrive que l'optimiseur ne parvienne pas à trouver le minimum global, et se retrouve ‘coincé’ sur un minimum local. Néanmoins, l'optimiseur propose, dans la majorité de cas, une valeur de coûts moins importante que la réalité observée tout en assurant la livraison d'eau vers les consommateurs.



Figure 52 : Coûts effectifs du pompage, avec et sans optimisation.

Finalement, on dispose aussi de la visualisation d'une courbe de fonction « Somme cumulée » sur une période donnée. (Figure 53)

Les hypothèses prises pour le calcul des gains sont les suivants :

Simulation cumulée depuis mars 2019.

Coûts originaux calculés sur base du prix DA.

Pourcentage de gains = total gains/coût original

Coûts optimisés basés sur une utilisation du plan de pompage sans dérive.

Dans l'exemple ci-contre (Figure 53), pour le calcul de gains pour une période d'avril 2019 à avril 2022, un gain annuel de 112.539 euros pourrait être estimé, si le plan de pompage optimisé était utilisé (sans déviation). Cela équivaut à une épargne d'environ 10%.

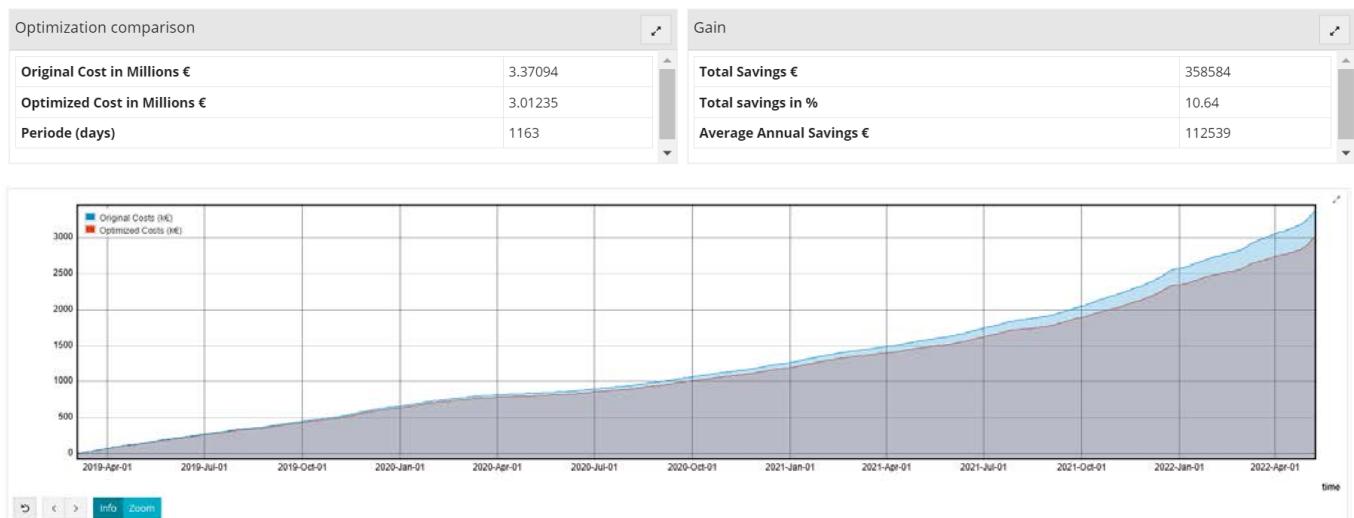


Figure 53 : Fonction Somme sur une période donnée

En conclusion, il apparaît qu'en utilisant les pompes de manière optimisée, Vivaqua pourrait économiser 10% du coût annuel de fonctionnement des pompes du site de Tailfer. D'une manière indirecte, cela pourrait aider à maintenir l'équilibre du réseau électrique étant donné que les pompes vont surtout fonctionner quand le réseau d'électricité n'est pas chargé, et être arrêtées lorsqu'il l'est.

6.4. Possibles limites et améliorations

Le gain annuel sur la facture électrique de 10% n'est possible que si le plan de pompage est suivi strictement comme le propose l'outil de gestion. Il arrive parfois que l'optimiseur décide de faire tourner une pompe pendant une heure. Cependant, un opérateur pourrait décider de ne pas la faire fonctionner pour une si courte durée. Si nécessaire, une contrainte sur la durée minimum de fonctionnement pourrait être ajoutée dans l'outil de gestion.

- De plus, en suivant le plan de pompage proposé, les niveaux des réservoirs varient beaucoup plus. Il faudrait s'assurer que cela n'a pas d'impact sur la qualité de l'eau.
- Les perspectives d'amélioration sont nombreuses.
- Nous pourrions étudier différents marchés (intraday ou imbalance) et voir s'il y a un impact sur le plan de pompage et sur la rentabilité d'une liaison du plan de pompage sur ces autres marchés ;
- Nous pourrions essayer différents modèles de prédictions de consommation d'eau :
 - Il aurait été possible de faire une combinaison de l'auto-régression en se basant sur des observations du passé, et ainsi déterminer une prévision correspondante au moyen d'une équation;
 - Plutôt que d'utiliser les données du jour pour prédire le lendemain, nous pourrions faire une moyenne pondérée des données du jour, avec les données d'il y a un an, deux ans, trois ans, ...
- Nous pourrions aussi intégrer à l'optimisation des turbines, des systèmes de stockage d'énergie, et mesurer si un gain est possible.

7. Banc d'essais

7.1. Objectif et principes généraux

La tâche 10 du projet FlexWATTER avait pour but la conception et la réalisation, en laboratoire, d'un réseau simple de transport d'eau équipé des principaux composants qui se retrouvent sur un réseau réel.

L'objectif de ce banc d'essai (test bench) était de pouvoir valider physiquement, en environnement contrôlé, la faisabilité et l'efficacité des scénarios d'exploitation et des systèmes imaginés dans le cadre du projet FlexWATTER pour gérer la demande en énergie d'un réseau de transport d'eau tout en maintenant ses objectifs premiers de fourniture d'eau.

Le banc a été conçu afin de représenter les caractéristiques d'un réseau gravitaire de transport d'eau semblable à celui de Vivaqua. Il se compose ainsi (Figure 54) de deux branches comprenant chacune une longue canalisation reliant un réservoir haut à un réservoir bas. De l'eau est pompée dans les réservoirs hauts (production). De l'eau est soutirée d'un des deux réservoirs bas (consommation), le second récoltant l'ensemble des eaux du système. Les canalisations des deux branches sont liées entre elles par une troisième conduite, permettant des transferts d'une branche à l'autre. Des vannes asservies permettent de contrôler le débit dans chaque branche ainsi que le débit de consommation.

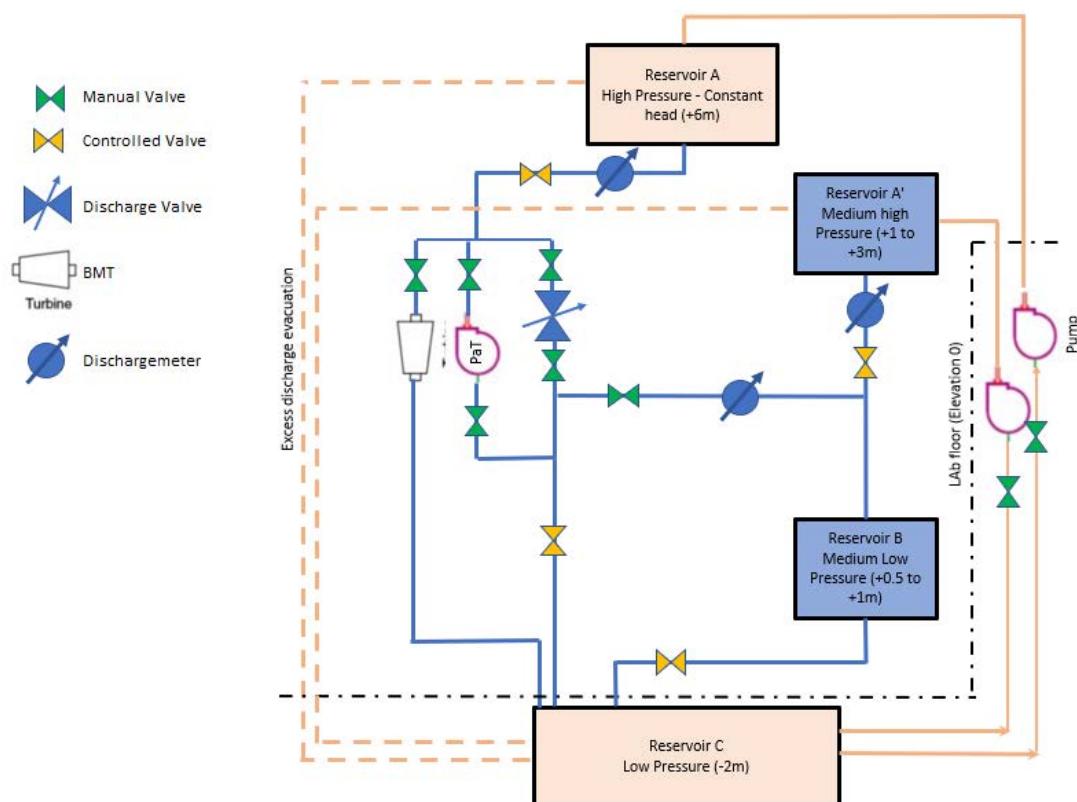


Figure 54 : Schéma de principe du banc d'essai

Les caractéristiques du banc permettent ainsi de reproduire, de façon simplifiée, des écoulements semblables à ceux qui prennent place dans le réseau Vivaqua dans

- La branche Bois-de-Villers → Callois
- La branche Landenne → Emines
- La connexion de ces 2 branches par la conduite Mazy-Daussoulx

Sur la branche du réseau expérimental qui présente la plus grande chute, 3 systèmes mécaniques sont placés en parallèle (Figure 55) :

- Une vanne de régulation CLAVAL, semblable à celles utilisées sur le réseau Vivaqua
- Une turbine Banki
- Une pompe centrifuge pouvant être exploitée en pompe mais aussi comme une turbine (PaT)



Figure 55: Systèmes mécaniques placés en parallèle sur le banc : turbine Banki (a), pompe centrifuge – PaT (b) et vanne de régulation Claval (c)

Ces systèmes permettent d'exploiter le banc de façon à

- Utiliser une turbine en parallèle d'une vanne de régulation afin de transformer une partie de la charge dissipée en électricité → production d'électricité locale sur le réseau, avec une turbine Banki ou une PaT ;
- Utiliser une machine capable de fonctionner en pompe et en turbine (PaT) pour augmenter la flexibilité énergétique du réseau en permettant, au même endroit, soit de la production d'électricité, soit du stockage par pompage d'eau depuis les réservoirs bas vers les réservoirs hauts.

Les types de machines hydrauliques ont été sélectionnés sur base des caractéristiques d'un réseau de transport d'eau, i.e. des débits forts variables temporairement, des chutes relativement faibles et des puissances limitées, qui requièrent des solutions peu couteuses. En effet, la turbine Banki est la seule

turbine de basse et moyenne chute qui peut s'accommoder aisément de fortes variations de débit. D'autre part, une PaT est une machine qui peut être exploitée aussi bien en pompe qu'en turbine (aspect économique) et pour laquelle la gamme des dimensions commercialisées est très étendue, ce qui permet de s'accommoder d'une grande gamme de hauteurs de chute (et en particulier de chutes faibles). A noter qu'il n'existe aucune solution parfaite, i.e. une machine capable de pomper et de turbiner qui s'accommoderait d'un débit très variable.

7.2. Caractéristiques techniques

La Figure 56 et la Figure 57 représentent schématiquement le banc d'essai. Il comprend un réservoir de tête (1) fonctionnant à charge constante (+6m) qui alimente une conduite principale DN 200 sur laquelle sont connectés les trois systèmes mécaniques (turbine Banki, PaT et vanne de régulation). La conduite se poursuit en aval des machines pour arriver dans un réservoir bas (4) avec un niveau 2 m en dessous du niveau de référence. La chute sur cette première branche est donc de 8 m, pour un débit maximum de 100 l/s. En parallèle, une seconde branche existe entre un réservoir « haut » (2) assurant une charge jusque 3 m et un réservoir « bas » (3) avec une charge maximum de 1 m. La chute sur cette seconde branche est de l'ordre de 2 m, pour un débit maximum de 80 l/s. Le réservoir 3 est connecté au réservoir 4 via une conduite DN 200. Les deux branches sont connectées par une canalisation en DN 200 via une vanne de garde C. Des vannes asservies 1 à 4 permettent de contrôler l'ensemble des débits dans le système indépendamment des systèmes mécaniques. Des vannes de garde permettent d'isoler les différents éléments du réseau et de choisir quel système mécanique est utilisé.

L'intégralité du réseau fonctionne en boucle fermée. L'eau qui s'écoule dans le réseau est immédiatement récupérée au niveau du réservoir 4, puis pompée via les pompes du laboratoire en premier lieu vers le réservoir 1, et si besoin est vers le réservoir 2.

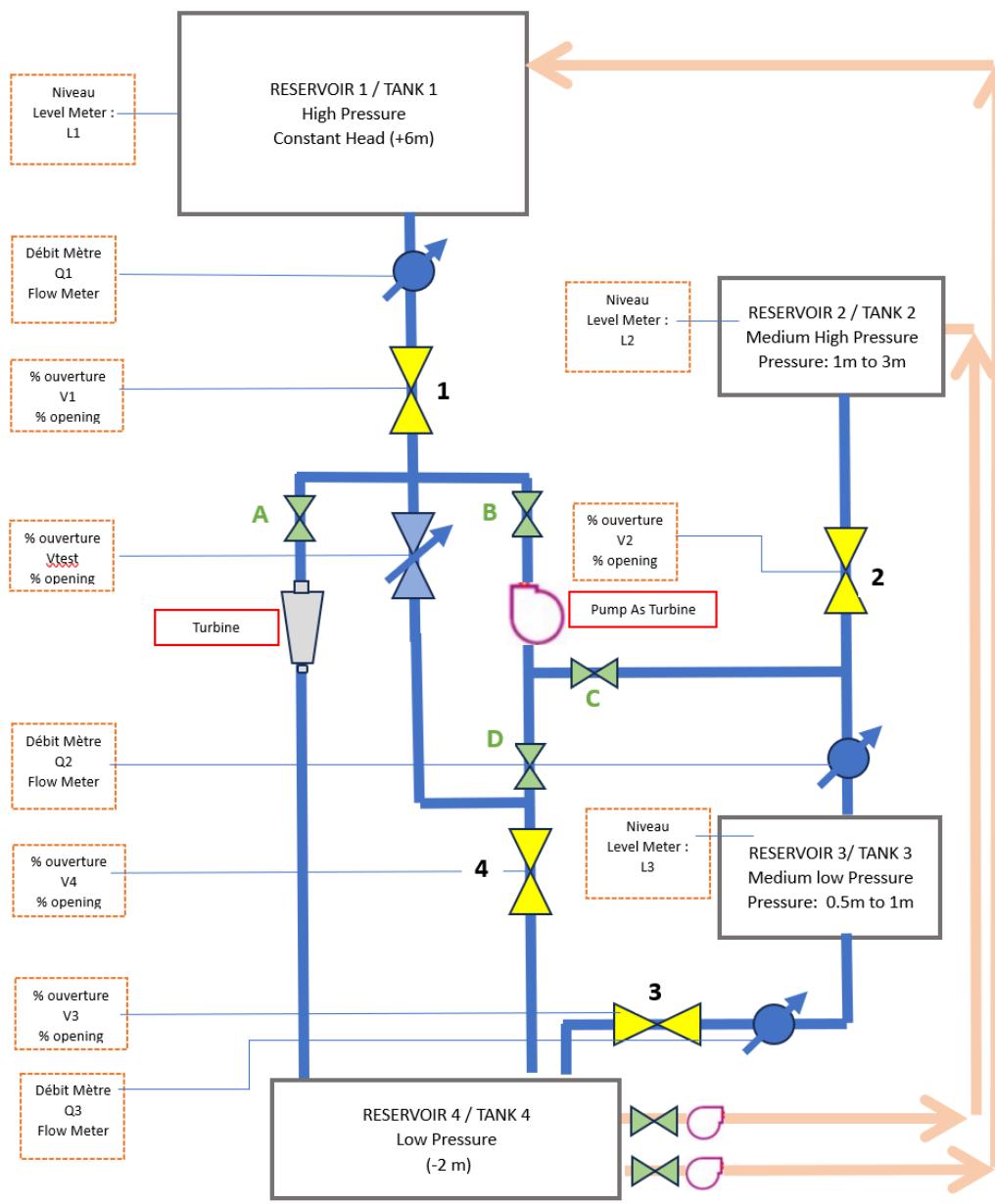


Figure 56: Vue schématique du banc d'essai

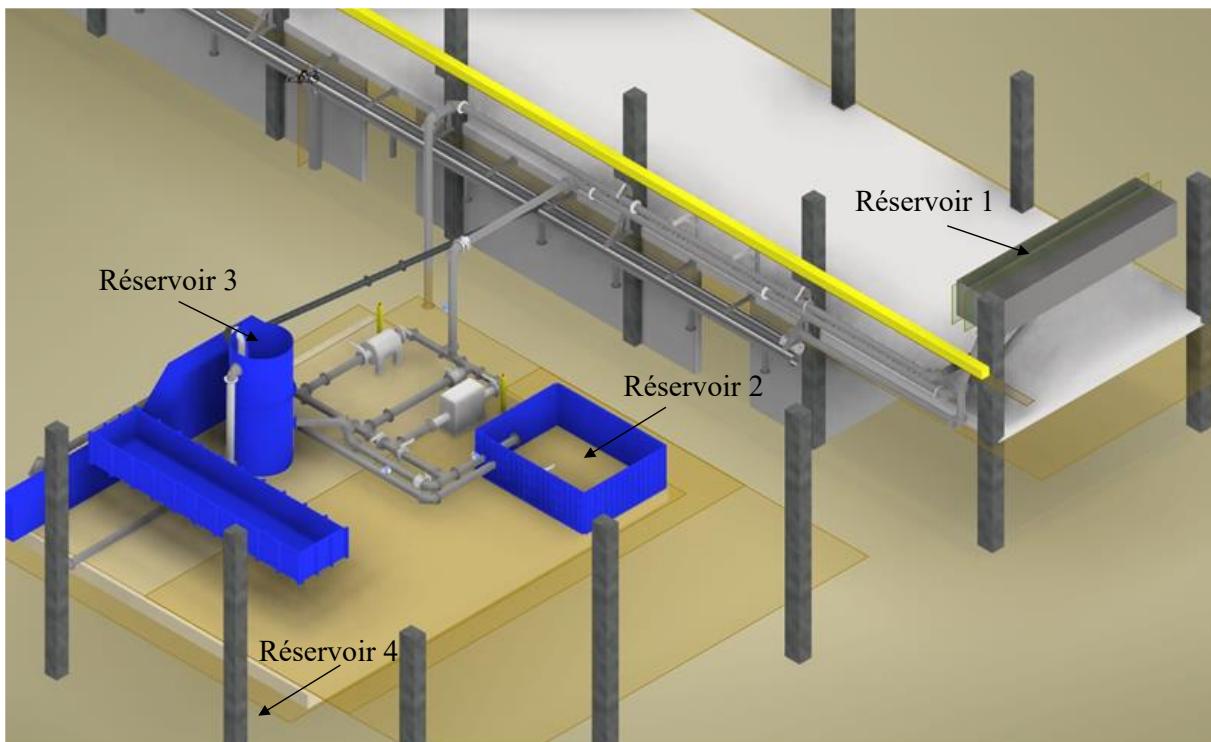


Figure 57: Vue CAO du banc d'essai dans le laboratoire

L'ensemble du banc d'essai est équipé de capteurs qui permettent de mesurer les paramètres physiques du banc et des écoulements qui y prennent place. Il s'agit de

- Capteurs de niveau (à ultrasons) dans les réservoirs ;
- Débitmètres électromagnétiques sur les conduites
- Capteurs de pression sur les conduites et les machines
- Capteurs d'ouverture sur les vannes asservies
- Capteur de couple pour la turbine et la pompe PaT
- Variateur de fréquence pour la turbine et la pompe pour gérer la vitesse de rotation
- Automate assurant les lectures de tension, courant, fréquence
- L'ensemble étant connecté à un système d'acquisition centralisé (LabVIEW).

7.3. Dimensionnement des éléments électromécaniques du banc d'essai

Les caractéristiques hydrauliques du banc d'essai, comme celles du réseau Vivaqua, sont loin des standards que l'on trouve traditionnellement dans l'industrie des turbines. Aussi, pour la sélection du matériel Turbine/ PaT/ Vanne de régulation, nous avons sélectionnés des industriels qui ont bien voulu développer des solutions techniques pour s'adapter au mieux aux caractéristiques du banc d'essai. Chaque élément a été sélectionné au mieux en fonction des possibilités mais aucun n'est parfaitement adapté aux conditions du banc.

La turbine Banki a été dimensionnée pour un fonctionnement nominal à 70l/s et une hauteur de chute nette de 4 m (Figure 58).

- Données de conception :

- Hdesign = 4 m
- Qdesign = 70 l/s
- Ω_{nom} = 262 tr/min (+/- 5%)
- Ω_{run} = 471 tr/min (vitesse d'emballement)

- Puissance à l'arbre:

70	50	33	26	20	l/s	Débit
2,0	1,5*	0,9*	0,7*	0,4*	kW	Puissance mécanique à l'arbre turbine

* indicatif

Figure 58: Caractéristiques de dimensionnement de la turbine Banki

La PaT a été dimensionnée pour un fonctionnement nominal à 40 l/s et une hauteur de refoulement de 11 m (Figure 59). Cela impose un diamètre de bride d'aspiration en DN 125, ce qui est plus petit que le DN 200 des conduites du banc d'essai.

Conditions de service

Débit	145,81 m ³ /h 40,50 L/s
Débit minimum admissible	22,12 m ³ /h 6,14 L/s
Hauteur manométrique	11,2 m
Hauteur manométrique à débit nul	13,64 m
Rendement pompe	82,09 %
NPSH requis	1,91 m

Raccords

Diamètre nominal Bride d'aspiration	DN 125
Bride d'aspiration percée selon	EN1092-2
Diamètre nominal Bride de refoulement	DN 100
Bride de refoulement percée selon	EN1092-2
Pression nominale Bride d'aspiration	PN 16
Pression nominale Bride de refoulement	PN 16

Figure 59: Caractéristiques de la PaT

La vanne Cla Val a été spécialement conçue pour les conditions de ce banc d'essai. Le constructeur Cla Val a une gamme (Figure 37) de vanne dont le diamètre d'admission est compris entre DN 32 et DN 400. Dans le cas de notre banc d'essai, les conduites sont en DN 200. Aussi afin de garantir une fluidité maximale à l'eau, le choix a été fait de proposer une vanne au diamètre d'admission en DN 200. Cependant les conditions de pression du banc d'essai étant assez faible comparativement aux conditions que l'on trouve en industrie, l'intérieur du corps de la vanne a été monté à l'envers afin que la régulation puisse être effective malgré une pression d'entrée faible.

► Caractéristiques techniques:

Corps à brides (mm) Taraudé (in)	DN 32 1 1/4"	DN 40 1 1/2"	DN 50 2"	DN 65 2 1/2"	DN 80 3"	DN 100	DN 150	DN 200	DN 250	DN 300	DN 400
L	215	215	254	280	305	381	508	645	756	864	1051
L1	184.5	184.5	238	280	318	-	-	-	-	-	-
F	145	145	170	205	235	295	400	510	600	712	900
H	191	191	215	245	260	345	415	495	595	695	850
H1 (PN 10-16)	-	75	82.5	93	100	110	142.5	170	-	-	-
H1 (PN 25)	-	75	82.5	93	100	117.5	150	180	-	-	-
H2	-	-	-	-	-	-	-	-	236	274	395
Hm	252	252	285	320	345	450	540	645	780	905	1120
A	150	150	150	165	203	216	230	285	330	370	475
B	100	100	100	115	127	152	205	260	305	362	450
øC	-	-	47	60	60	82	82	82	-	-	-
Poids (Kg)	13	13	20	25	30	50	95	170	310	470	970

► Caractéristiques hydrauliques:

Corps à brides (mm) Taraudé (in)	DN 32 1 1/4"	DN 40 1 1/2"	DN 50 2"	DN 65 2 1/2"	DN 80 3"	DN 100	DN 150	DN 200	DN 250	DN 300	DN 400
Kv (m³/h)	26	28	47	72	101	173	400	666	1076	1490	2542
Cv (l/s)	7	8	13	20	28	48	111	185	299	414	706

Figure 60: Caractéristique technique de la gamme Cla-Val. DN 200= vanne du banc d'essai

7.4. Résultats

7.4.1. Turbine Banki

Lorsqu'elle fonctionne seule sur le réseau, la turbine Banki possède la courbe puissance/ débit suivante (Figure 61)

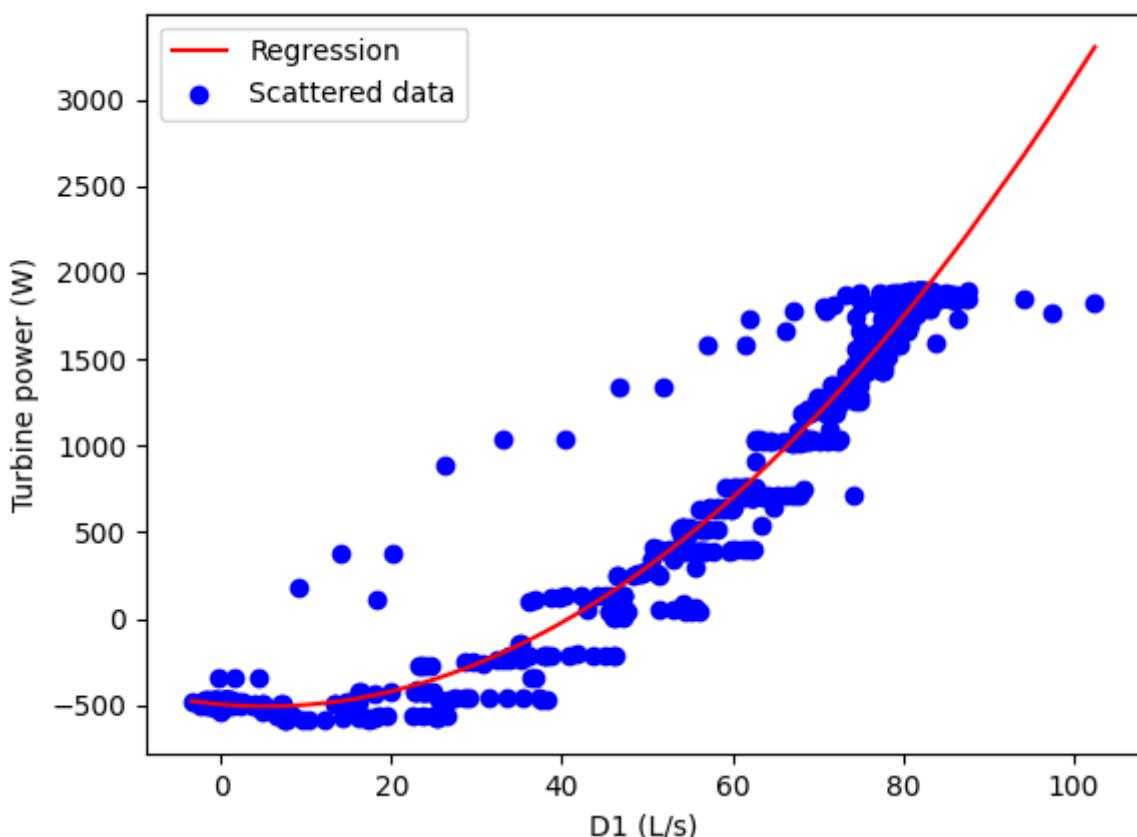


Figure 61: Turbine Banki - Puissance [w] = f(débit) [l/s]

A capacité maximale du banc, la turbine entonne 85l/s et fournit 1900W de puissance. Cela est plus que le débit nominal indiqué dans la fiche technique turbine. C'est normal, car une turbine a toujours une capacité de débit supérieure au débit nominal indiqué. De plus on remarquera que dans la fiche technique, il est indiqué que la puissance mécanique à l'arbre est de 2kW. Ici nous récupérons une puissance électrique de 1,9kW. A cause des pertes diverses, il est normal que la puissance électrique soit inférieure à la puissance mécanique

Lorsque nous fermons peu à peu la vanne papillon de tête de réseau, nous perdons peu à peu la puissance de la turbine, jusqu'à un décrochage qui fait que la turbine passe en mode moteur (elle consomme de l'énergie pour garder sa vitesse de rotation).

Lorsque la turbine est exploitée en parallèle de la vanne de régulation, au départ d'une situation de fermeture de la vanne de régulation (donc plein débit dans la turbine), nous constatons les choses suivantes :

- La puissance de la turbine diminue avec l'ouverture de la vanne de régulation qui augmente
- Le débit dans la turbine diminue mais en moindre proportion que celui dans la vanne qui augmente
- Le débit maximal mesuré en D1 passe de 85l/s à 105l/s

Ces essais valident globalement le principe de récupération d'énergie sur un réseau d'adduction et ou de distribution en faisant travailler en parallèle une turbine Banki et une vanne de régulation.

7.4.2. PaT

Lorsqu'elle fonctionne seule sur le réseau, la pompe utilisée en turbine (PaT) possède la courbe puissance/ débit suivante (Figure 62)

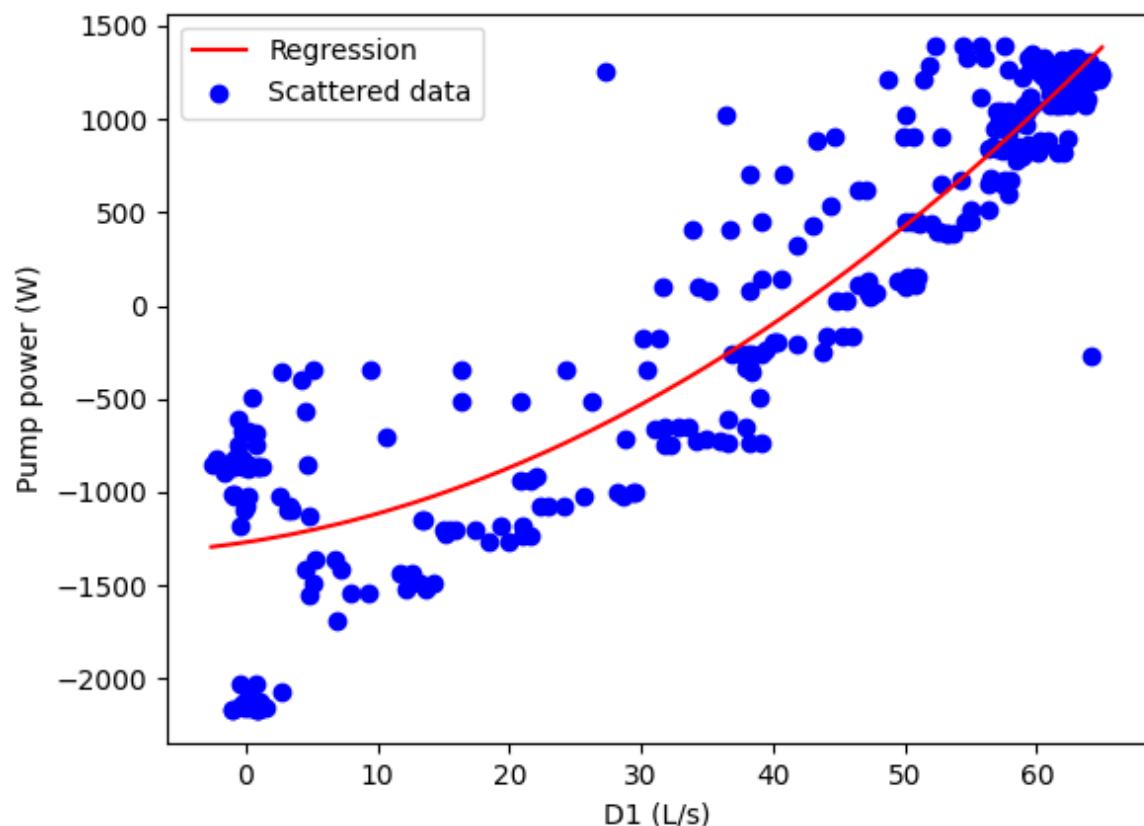


Figure 62: PaT - Puissance [W] = f(débit) [l/s]

A capacité maximale du banc, la PaT entonne 65l/s et fournit 1400W de puissance.

Lorsque nous fermons peu à peu la vanne papillon de tête de réseau, nous perdons peu à peu la puissance de la turbine, jusqu'à un décrochage qui fait que la turbine passe en mode moteur (elle consomme de l'énergie pour garder sa vitesse de rotation).

Lors d'un fonctionnement en parallèle de la PaT et de la vanne de régulation de pression, nous constatons un décrochage assez rapide de la PaT

Nous pourrions étendre la gamme de fonctionnement de la PaT en la faisant tourner à vitesse variable en fonction du débit, ce qui nécessite l'ajout d'un variateur de fréquence.

7.5. Comportement hydraulique du banc d'essai et transfert d'eau entre les réservoirs.

Deux scénarios sont étudiés. Dans les deux cas, nous essayons d'alimenter des consommateurs tout en essayant de maximiser la production de la turbine en essayant de suivre les prix du marché de l'électricité (les prix sont fictifs dans ce cas-ci).

Nous considérons que les prix sont élevés au départ. Nous envoyons donc le débit maximal que la turbine accepte depuis le réservoir 1 (Figure 63).

Le prix de l'électricité diminue, alors que les besoins en eau augmentent. La vanne Cla Val est ouverte, ce qui permet d'avoir $D1 = 100 \text{ L/s}$. Le débit passant dans la turbine diminue donc, ce qui fait chuter la production de la turbine (Figure 67). Le réservoir B se remplit (Figure 66).

Une fois le réservoir B rempli, la vanne en sortie du réservoir A' est ouverte. Il en résulte que le réservoir A' se remplit aussi, sans dépenser d'électricité (indétectable au capteur). Lorsque le débit $D2$ arrive à 0, nous sommes arrivés au maximum du remplissage du réservoir B et A' depuis le réservoir A.

L'électricité devient bon marché, il ne sert plus à rien de turbiner. Nous stoppons la turbine, la vanne en sortie du réservoir A est fermée et la Cla Val sont fermées ($D1 = 0$, $D2 = 0$, $p_{Total} = 0$). Nous remplissons maintenant A' par sa pompe. Un écoulement vers C est maintenu, pendant que nous effectuons plusieurs cycles de vidange du réservoir A' vers B (nous voyons des dents de scie sur la Figure 66).

Le prix de l'électricité augmente de nouveau : on arrête le pompage en A', les vannes V2 et V3 sont fermées pour garder l'eau stockée dans les réservoirs A' et B. La turbine est relancée à pleine puissance. V3 est ensuite légèrement ouverte pour aider C (le niveau du bac B diminue). Une fois B vidé, A' coule vers B, puisque les prix sont toujours élevés.

Il n'y a plus d'eau en A', mais les prix de l'électricité restent élevés. Nous ouvrons donc la Cla Val pour continuer à alimenter B depuis A (le débit D1 augmente, nous voyons un débit en D2). B se remplit ainsi que A', alors que le débit D2 tend vers 0. Une fois à l'équilibre, les vannes V2 et V3 sont fermées, ainsi que la Cla Val. Attention, lors de cette partie de l'essai, la pompe du réservoir A était coupée, nous remarquons donc une baisse de niveau du réservoir A.

Les prix de l'électricité baissent, la turbine est arrêtée, et la pompe du réservoir A' est alimentée. Les vannes V2 et V3 sont ouvertes, ce qui permet à A' de couler dans B, qui coule dans C. Plusieurs cycles de vidange du réservoir A' dans B sont effectués.

Les prix d'électricité augmentent, mais nous avons besoin de beaucoup d'eau. La pompe de A' est fermée, les vannes V2 et V3 sont ouvertes et la turbine est lancée. A' et B se vident, C'est alimenté directement depuis la turbine, et nous profitons des prix élevés.

Lors de l'essai, hormis pendant l'instant pendant lequel la pompe du réservoir A était éteinte, le réservoir de tête est resté à niveau constant.

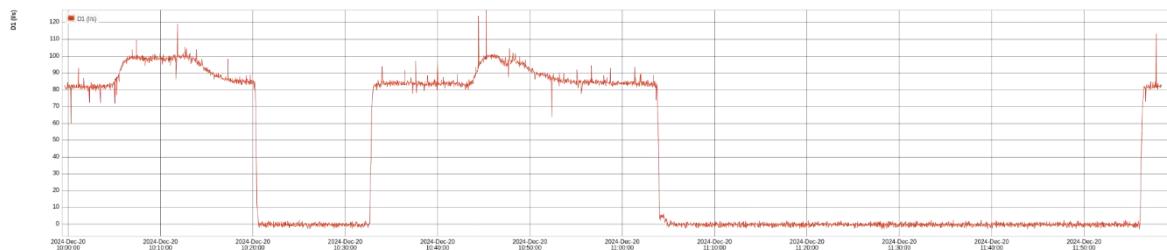


Figure 63 : Débit de sortie du réservoir A (L/s) pour le scénario 1

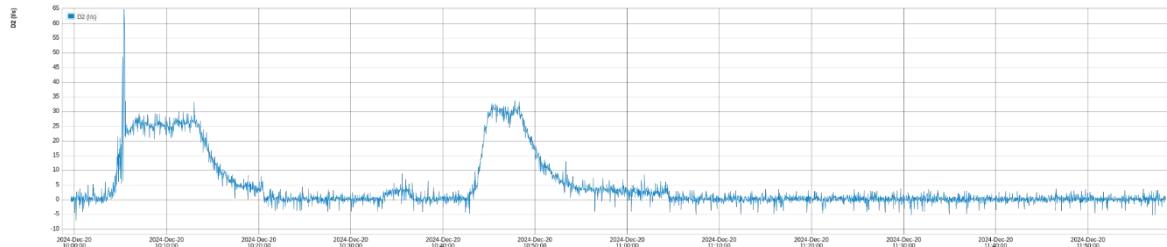


Figure 64 : Débit 2 (L/s) pour le scénario 1

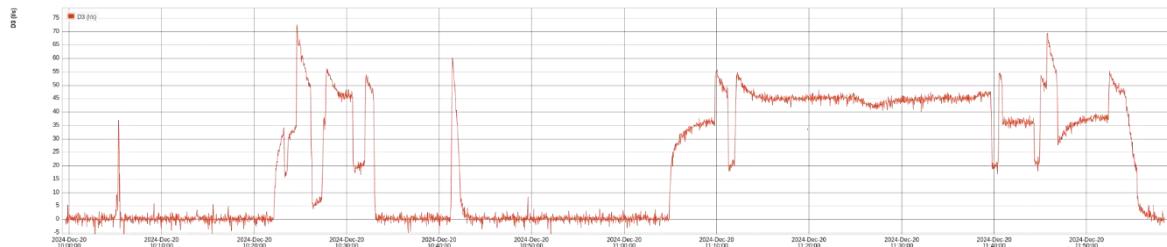


Figure 65 : Débit 3 (L/s) pour le scénario 1

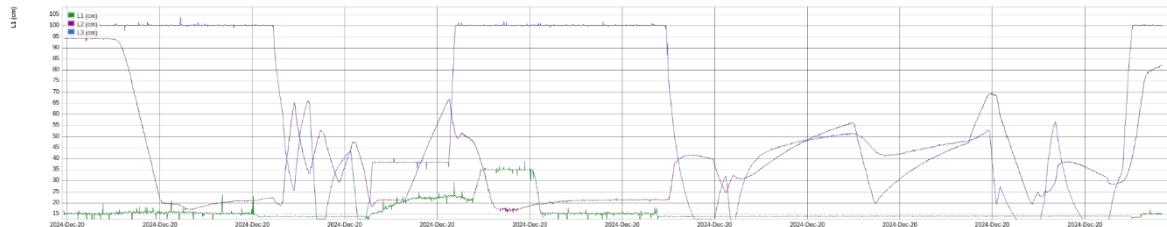


Figure 66 : Niveaux des réservoirs (cm) pour le scénario 1. L1 correspond au réservoir A, L2 au réservoir B et L3 au réservoir A'. Ce sont les mesures depuis les lasers jusqu'au niveau d'eau. Plus le chiffre est grand, moins le réservoir est rempli.

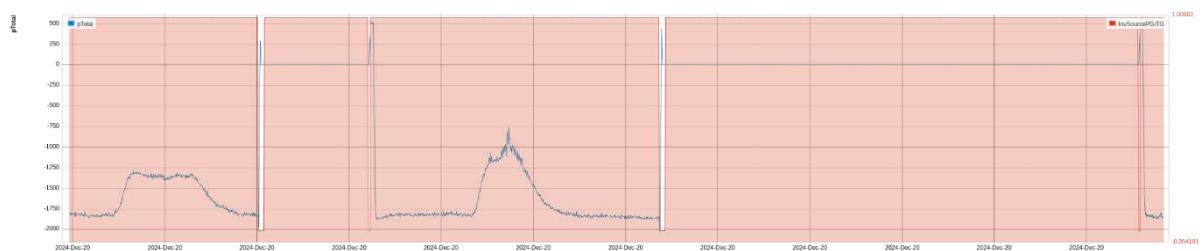


Figure 67 : Production de la turbine (W) pour le scénario 1. Lorsque les valeurs sont négatives, la turbine produit, lorsqu'elles sont positives, la turbine consomme.

Pour le deuxième scénario, nous commençons avec les prix du marché élevés. La turbine est donc lancée au maximum de sa capacité. Ni le réservoir A', ni le réservoir B sont alimentés (Figure 71, L2 = L3 = 100).

Les prix diminuent légèrement, la turbine reste alimentée, mais la Cla Val est ouverte pour alimenter le réservoir B (Figure 68: D1 augmente, Figure 70, D2 augmente, Figure 71, L2 diminue). La puissance de

la turbine diminue. Attention, la vanne Cla Val a initialement été ouverte à 50 L/s, d'où les pics en D1, D2 et pTotal, elle a été graduellement fermée jusqu'à atteindre 5 L/s. On a attendu que le réseau se stabilise à D1 = 88 L/s et que le réservoir A retrouve son niveau initial avant d'avancer dans le scénario.

Les prix de l'électricité baissent drastiquement. La turbine est arrêtée, la vanne V1 fermée, et la pompe du réservoir A' est lancée, pour alimenter le réservoir A' qui va couler dans B. La vanne V3 est ouverte pour alimenter les consommateurs.

La vannes V3 est ouverte et fermée plusieurs fois. Nous remarquons que le niveau du réservoir B varie (dents de scie). Le débit de la pompe du réservoir A' est augmenté pour remplir le réservoir.

L'électricité redevient chère, il n'est plus intéressant de pomper. La vanne V2 est fermée pour stocker l'eau en A' (Figure 70: D2 = 0, Figure 71: L3 reste constant mais le signal est bruité). On recommence à turbiner, la vanne V2 est ouverte. D1 augmente ainsi que D2, lorsque la Cla Val est ouverte, pour remplir B. Une fois B plein, la Cla Val est fermée (D1 diminue, L2 est à son minimum). On continue de turbiner tant que l'électricité coûte cher, avec V3 fermée. Les réservoirs A' et B sont donc tous les deux à leur maximum.

L'électricité redevient bon marché, il y a donc intérêt à utiliser les stocks d'eau faits, et la pompe de A' pour alimenter les consommateurs. La turbine est donc arrêtée, V1 est fermée. Les vannes V2 et V3 sont ouvertes pour alimenter C et la Cla Val est fermée. Les niveaux des réservoirs A' et B diminuent pour alimenter les consommateurs.

Puisque l'électricité n'est pas chère, le débit de la pompe A' est augmenté, pour remplir le réservoir B tout en alimentant les consommateurs. Une fois B rempli, la vanne V2 est fermée pour remplir A'.

L'électricité augmente, on arrête de pomper alors que A' est rempli. Le temps d'allumer la pompe, c'est le réservoir B qui alimente les consommateurs. Lorsque la turbine est lancée, les consommateurs sont alimentés par la turbine et par le réservoir B. Le niveau de B diminue, et la Cla Val est ouverte pour pallier cela, et V3 est fermée (le niveau du réservoir 3 augmente bien dans la Figure 71). La Cla Val est fermée lorsque B est rempli.

Cette dernière étape est effectuée plusieurs fois, avec des ordres d'ouverture différents pour les vannes 2 et 3.

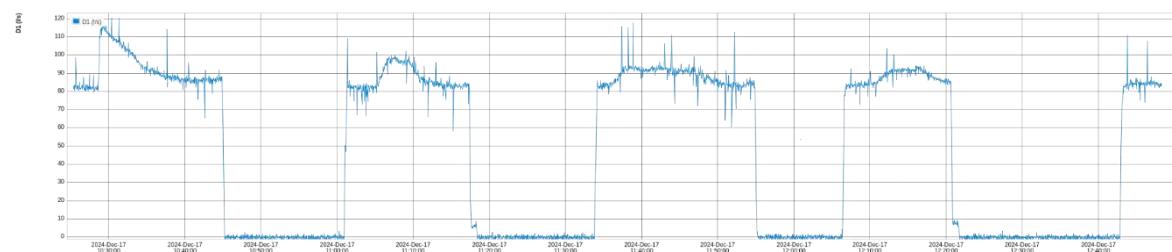


Figure 68 : Débit de sortie du réservoir A (L/s) pour le scénario 2



Figure 69 : Débit 2 (L/s) pour le scénario 2

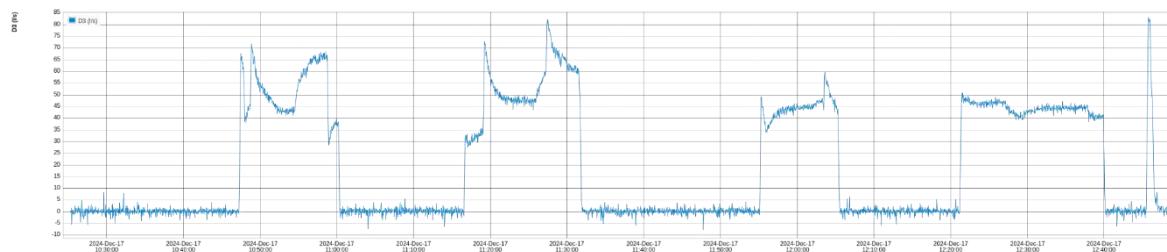


Figure 70 : Débit 3 (L/s) pour le scénario 2

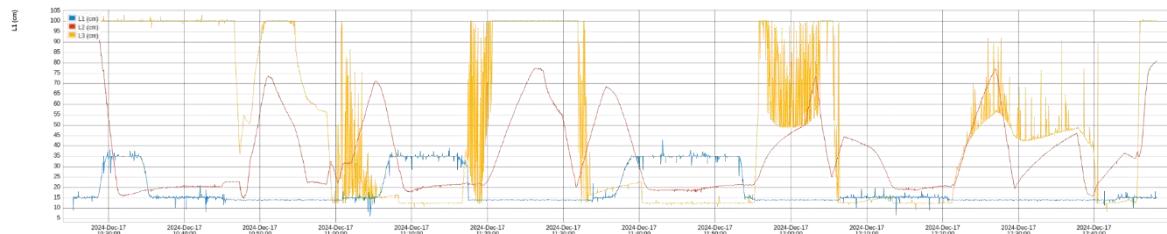


Figure 71 : Niveaux des réservoirs (cm) pour le scénario 2. L1 correspond au réservoir A, L2 au réservoir B et L3 au réservoir A'. Ce sont les mesures depuis les lasers jusqu'au niveau d'eau. Plus le chiffre est grand, moins le réservoir est rempli.



Figure 72 : Production de la turbine (W) pour le scénario 1. Lorsque les valeurs sont négatives, la turbine produit, lorsqu'elles sont positives, la turbine consomme.

7.6. Optimisation du plan de pompage du banc d'essai

D'une manière similaire à ce qui avait été fait pour le site de Tailfer - Bois de Villers, une optimisation du plan de pompage a été réalisée dans DATAMaestro.

Dans le cas précis du banc d'essai, il y a deux choses précises à optimiser :

- la continuité de la livraison d'eau, représentée par le débit de sortie du réservoir B;
- le gain en € que rapporte la production d'électricité de la PaT et de la turbine.

Nous avons comme manipulables:

- les débits d'entrée du réservoir A et A';
- les débits de sortie de chaque réservoir (à savoir A, A' et B);
- les différentes vannes présentes sur le banc.

Les différentes contraintes sont les suivantes:

- comme pour Tailfer - Bois de Villers, les réservoirs doivent être remplis à au moins 50% fin de journée;

- les réservoirs ne doivent jamais être vide et ne doivent pas déborder;
- le réservoir A est à pression constante: à tout instant, son débit d'entrée doit être +- égal à son débit de sortie, et son niveau ne doit pas varier de manière significative

L'objectif à minimiser est le coût de fonctionnement de la pompe remplissant le réservoir A' auquel on soustrait le gain de la PaT et de la turbine.

Il est aussi possible de rajouter un coût un coût lié à la pompe remplissant le réservoir A, mais il faut alors faire tomber la contrainte de pression constante. En effet, le modèle ne décidera jamais de faire couler l'eau dans la pompe ou la turbine, étant donné que le coût de fonctionnement de la pompe sera plus important que le gain fourni par la PaT ou la turbine. Ainsi le modèle décidera de mettre l'entrée et la sortie du réservoir A à 0, et de n'utiliser que le réservoir A'.

La topologie du réseau de distribution de Tailfer - Bois de Villers n'étant pas la même que celle du banc d'essai, il a fallu repartir de zéro pour simuler le banc d'essai.

Plusieurs questions se sont posées quant à la validation du modèle:

- étant donné que le banc ne tourne que quelques heures à la fois et que le banc d'essai ne permet pas d'envoyer les données en temps réel, comment le valider en conditions réelles;
- comment représenter des données de consommation "réelles" qui viendrait contraindre l'optimisation.

Pour pouvoir valider les résultats de l'optimiseur et ainsi les résultats obtenus pour Vivaqua, il faudrait plus de données (essais). Pour pouvoir fonctionner d'une manière similaire à ce qui a été fait pour Vivaqua, il faudrait des scénarios où les données de consommation sont similaires entre elles. Nous pourrions ainsi donner comme contrainte à l'optimiseur les données de consommation du jour (scénario) précédent. Ainsi, nous pourrions comparer les coûts de fonctionnement du banc avec les coûts prévus par l'optimiseur.

Nous avons néanmoins contraint un débit minimal en sortie du réservoir B qui augmente au fur et à mesure de la journée pour pouvoir simuler un point de consommation (débit en sortie du réservoir B) et créer un scénario plausible pour l'optimiseur avec les données que nous avions.

Etant donné que les essais dans le banc sont toujours effectués avec les mêmes conditions initiales et finales, nous avons concaténé les différents fichiers de résultats, et les avons répétés aléatoirement dans le temps jusqu'à avoir 3 jours de données continues. Nous rejouons ensuite ces données-là dans DATAMaestro, pour donner l'illusion à l'utilisateur d'avoir des données en temps réel du banc de manière continue.

Nous n'avons malheureusement pas été en mesure d'optimiser à la fois la production de la PaT et de la turbine, c'est-à-dire un modèle qui déciderait d'utiliser la pompe plutôt que la turbine à un moment précis de la journée, ou le contraire. En effet, étant donné que les débits maximums acceptés par la turbine et la PaT ne sont pas les mêmes, il aurait fallu introduire des variables binaires (0 et 1) pour calculer le débit passant dans la Cla Val. Cela conduit à un problème qui n'est pas numériquement stable pour l'optimiseur, qui ne parvient pas à trouver de solution. Nous avons dû faire deux modèles séparés : un qui utilise la pompe, et l'autre la turbine. Les deux font leurs prédictions pour la journée, et nous choisissons ensuite celui qui prévoit les meilleurs résultats pour la journée suivante.

Pour tous les résultats affichés dans cette section, le prix day-ahead garde son échelle de temps (1 valeur par heure).

Pour une journée donnée, un scénario sans optimisation permet de gagner 1.2€. Avec les mêmes conditions initiales, et les mêmes prix d'électricité, l'optimisation de la turbine permet de gagner 4.56€ et celle de la pompe 4.62€. On pourrait être étonné que le gain soit plus important avec la PaT qu'avec la turbine, étant donné que la turbine peut fournir une puissance maximale plus grande. Cette différence peut être expliquée par le fait que la PaT accepte un débit maximal moins élevé que la turbine, et que le reste du débit peut couler dans le réservoir B. De ce fait, le réservoir A' doit fournir un

débit moins important au réservoir B. Il a été décidé d'imposer comme débit de sortie du réservoir B le même débit de sortie que pour le scénario sans optimisation pour cette simulation.

Il est difficile de comparer les résultats avec et sans optimisation, étant donné que les contraintes imposées sur les volumes des réservoirs ne sont pas forcément respectées dans les scénarios. Néanmoins, on constate un meilleur gain avec l'optimisation. Nous parlons ici de gain et non d'économie puisque nous ne tenons pas compte du coût de fonctionnement de la pompe remplissant le réservoir A.

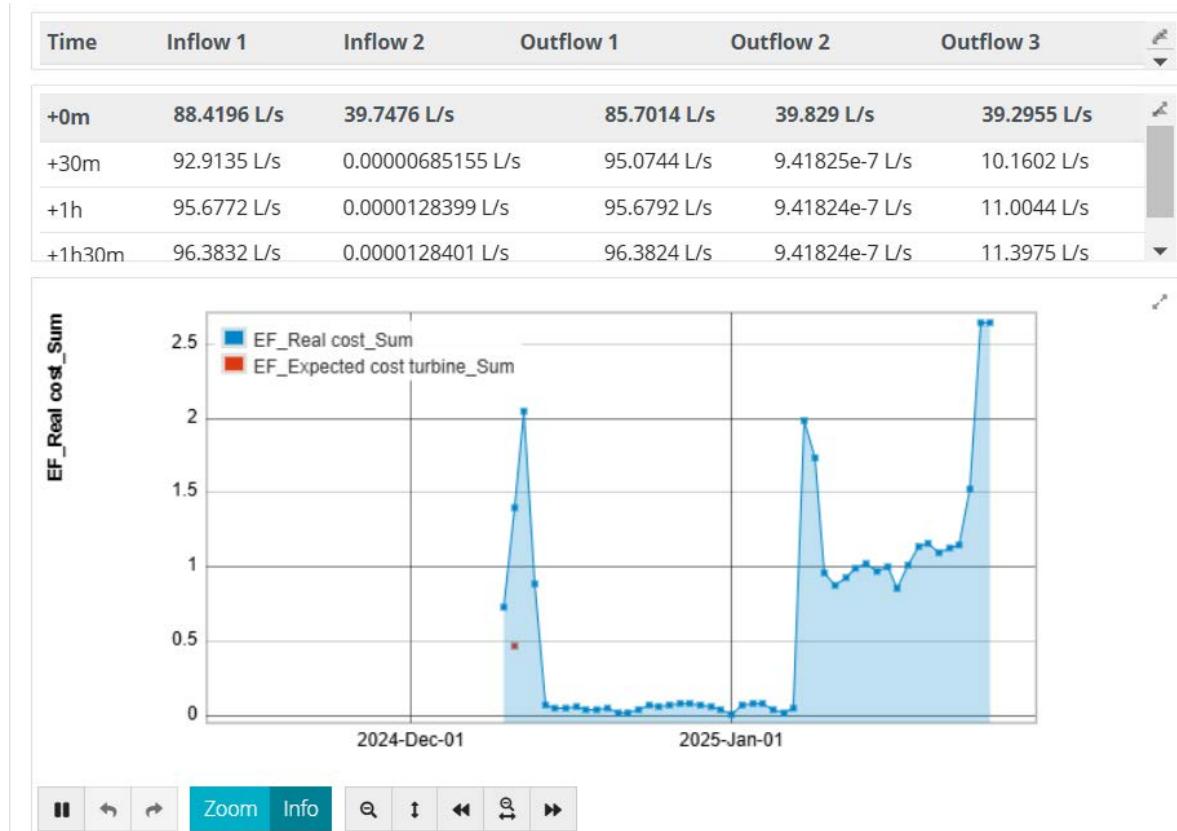


Figure 73 : Exemple de scénario produit par l'optimiseur, tableau avec débits prédis par demi-heure pour la journée et courbe avec coûts journaliers. Inflow 1: débit d'entrée du réservoir A, Inflow 2: débit d'entrée du réservoir A', Outflow 1: débit de sortie du réservoir A, Outflow 2: débit de sortie du réservoir A'. Outflow 3: débit de sortie du réservoir B

Lorsque le modèle tourne dans la configuration actuelle du banc d'essai (volumes de réservoirs respectés et avec la contrainte de pression constante du réservoir de tête), le modèle de toujours turbiner et de ne jamais remplir le réservoir A' tant que les prix EPEX sont positifs. Cela n'arriverait pas dans le cas de Vivaqua, étant donné la plus grande inertie des réservoirs. En effet, si les réservoirs de Vivaqua sont remplis, ils ne seront pas vidés en une heure avec un faible débit de sortie.

Nous aurions aimé voir le modèle décider de remplir le réservoir A lorsque les prix de l'électricité sont faibles pour ensuite rejeter l'eau dans la turbine ou le PaT lorsqu'ils sont élevés, mais la contrainte de pression constante empêche cela. De plus, le faible volume des réservoirs ne l'aurait pas permis. En effet, un débit de 3L/s pendant une demi-heure suffit à vider presque l'entièreté du réservoir A. Lorsque l'on fait la simulation avec des réservoirs 100 fois plus grands et en faisant tomber la contrainte, on commence à voir apparaître ce genre de comportement. En augmentant le volume des réservoirs par un facteur x, cela revient à multiplier l'échelle de temps par ce même facteur.

8. Etude de l'impact en termes de ressources humaines

8.1. Introduction

De très nombreuses études se font l'écho des impacts potentiellement majeurs d'une numérisation accrue de l'économie mais aussi de la transition énergétique (Kuokkanen, 2023) sur le contenu du travail. L'arrivée massive de différentes formes d'intelligence artificielle accélérera vraisemblablement ces évolutions.

Une des questions qui se posent est de savoir si les compétences actuelles de travailleurs ne deviendront pas rapidement obsolètes (Mc Guinness, Pouliakas, & Redmond, 2021). Dans ces conditions, un besoin de formations spécifiques liées à ces nouveaux outils digitaux peut s'imposer (Centeno, Karpinski, & Urzi Brancati, 2022)

Les entreprises de distribution d'eau ne sont pas étrangères à ces évolutions. Le pilotage des réseaux de distribution d'eau est, déjà aujourd'hui, largement automatisé et nécessite peu de présence humaine. Néanmoins, une éventuelle utilisation de ces réseaux pour aider la gestion du réseau électrique changerait la façon dont ce pilotage est effectué et pourrait potentiellement modifier le contenu du travail des opérateurs des réseaux de distribution d'eau. Les paragraphes qui suivent visent à identifier les principaux impacts de ces modifications sur le contenu du travail des opérateurs des entreprises actives dans la distribution d'eau.

8.2. Méthodologie de travail

Pour répondre à cette question, nous avons choisi d'interroger de façon approfondie différents responsables d'entreprises de distribution d'eau active en Belgique.

Le questionnaire nécessaire à cette enquête a été élaboré à l'ICEDD puis validé par un des membres du Consortium, représentant le secteur des entreprises de distribution d'eau. Le questionnaire d'enquête est donné en annexe de la présente note.

3 entreprises de distribution d'eau ont été interrogées dans le cadre de cette enquête. Il s'agit de Vivaqua (le 07/11/2023), la SPGE (le 22/04/2024) et la CILE (le 15/05/2024).

Concrètement, chaque entreprise a reçu le questionnaire une quinzaine de jours avant l'entretien puis l'ICEDD a rappelé les responsables de ces entreprises pour une discussion approfondie autour des différentes questions posées. Chaque entretien a duré entre 1h30 et 2 heures ce qui a permis de faire un état des lieux assez complet et approfondi de la question.

Pour faciliter les échanges et éviter toute forme d'autocensure, il a été choisi de consigner le contenu des échanges de façon anonyme et agrégée. Ce qui est rapporté dans le présent document est donc la synthèse anonymisée des échanges que nous avons pu avoir avec les personnes contactées.

8.3. Quelles sont les conclusions que l'on peut tirer de ces entretiens ?

Tout d'abord, il faut remarquer que la situation est très différente d'une entreprise à l'autre. Pour l'une d'entre elles, la mise en place d'un outil d'aide à la décision (EMS) destiné à optimiser la facture électrique en proposant davantage de flexibilité au réseau de transport a déjà été testée et abandonnée pour des raisons de rentabilité. L'autre raison ayant motivé ce retour en arrière est la transposition en Belgique de la Directive NIS2⁹ par la loi du 26 avril 2024. En effet, le pilotage du réseau de distribution (considéré comme un secteur hautement critique par la Loi du 26 avril 2024) via un outil d'aide à la décision rend cette infrastructure plus fragile face à une éventuelle cyberattaque et impose des obligations particulières pour atténuer ces risques.

⁹ Directive (UE) 2022/2555 du Parlement européen et du Conseil du 14 décembre 2022 concernant des mesures destinées à assurer un niveau élevé commun de cybersécurité dans l'ensemble de l'Union

Dans une deuxième entreprise, un nouveau logiciel d'aide au pilotage des installations est en cours d'installation. Dans la troisième entreprise, il est actuellement jugé prématûr de modifier la gestion du réseau de distribution pour offrir de la flexibilité au réseau électrique, entre autres pour des questions de rentabilité mais aussi parce que cela générât vraisemblablement une charge mentale supplémentaire pour les opérateurs.

Malgré ces points de départ différents, on peut tirer quelques conclusions communes des entretiens.

8.4. Nécessité de formation spécifique ?

Un consensus se dégage sur le fait que la mise en place de tels outils de pilotage des réseaux de distribution d'eau liés à la flexibilisation du réseau électrique devrait avoir un impact assez limité sur le contenu du travail des opérateurs et ne devrait donc pas nécessiter de vastes plans de formation. Il s'agira plutôt de séances d'information pour apprendre aux opérateurs à utiliser les nouvelles fonctionnalités des outils d'aide à la décision.

En revanche, il sera nécessaire de contextualiser et de bien informer le personnel sur l'intérêt global et l'impact concret de l'utilisation de leur réseau de distribution d'eau pour améliorer la flexibilisation du réseau électrique à haute tension.

Un point évoqué à plusieurs reprises concerne le risque de perte de compétences des travailleurs utilisant des outils d'aide à la décision basés sur des IA. Aujourd'hui, ces IA peuvent être entraînées à partir de l'expérience des opérateurs humains. Dans le futur, les nouveaux opérateurs humains risquent de se fier davantage à ces logiciels, ce qui pourrait entraîner une perte de compétences, avec pour effet pervers une difficulté à faire face à des situations imprévues, mais aussi une incapacité à entraîner les IA à gérer de nouvelles situations inconnues ou à s'adapter aux évolutions futures des réseaux.

8.5. Réactions attendues des opérateurs ?

La question de la pertinence de l'utilisation d'outils d'aide à la décision fortement automatisés ou basés sur des IA reste ouverte au sein du management des entreprises rencontrées que ce soit en termes de rentabilité économique ou de sécurité de fonctionnement (cf. Directive NIS2).

Par ailleurs, comme la mise en place de ces logiciels d'aide à la décision est supposée entraîner des modifications relativement mineures dans le contenu du travail des opérateurs, les entreprises interrogées n'envisagent pas que cela puisse déboucher sur une augmentation significative de la charge de travail, ni sur des suppressions de postes ou des revendications salariales spécifiques.

8.6. Position du management face à la mise en place d'outil d'aide à la décision ?

En revanche, la rentabilité de la mise en place d'outils d'aide à la décision liés à la gestion du réseau électrique est souvent perçue comme un frein à leur introduction généralisée. Même si les prix de l'électricité ont tendance à augmenter et à devenir plus volatils, le bénéfice économique attendu de ces transformations fait encore débat parmi les personnes interrogées, en tout cas dans les conditions économiques actuelles.

Le risque d'erreur de programmation pouvant entraîner des perturbations dans la distribution d'eau est également évoqué pour justifier une certaine prudence face à ces transformations. Pour pallier ces risques, il est évoqué la possibilité de laisser à l'opérateur la capacité de reprendre la gestion du réseau en mode "manuel".

La question de la pertinence de subordonner, d'une certaine manière, le pilotage des réseaux de distribution d'eau à celui du réseau électrique à haute tension reste donc posée, au moins pour certains des intervenants. Cette interrogation semble d'autant plus présente que la Directive NIS2 et la loi du 26 avril 2024 classent les réseaux de distribution d'eau parmi les secteurs hautement critiques. Dans ces conditions, quel serait le bénéfice pour des entreprises de secteurs hautement critiques d'automatiser fortement le pilotage de leurs installations afin de contribuer à la flexibilisation du réseau électrique,

alors que le bénéfice économique d'une telle opération reste limité, du moins dans l'état actuel des marchés de l'énergie ?

Références

Références

- Aquawal. (2020). *Statistiques de l'eau potable et de l'assainissement des eaux usées en Wallonie - Rapport 2020.*
- Centeno, C., Karpinski, Z., & Urzi Brancati, M. (2022). *Supporting policies addressing the digital skills gap.* Publications Office of the European Union. doi:10.2760/07196
- Codra. (2011). *Eau potable : réduire les couts à tous les niveaux.*
- Elia. (2024). *Adequacy and Flexibility study for Belgium 2024-2034.*
- Elia. (2025). *Maintenir l'équilibre.* Récupéré sur Elia: <https://www.elia.be/fr/marche-de-electricite-et-reseau/services-auxiliaires/maintenir-equilibre>
- gnu.org. (s.d.). *GNU Linear Programming Kit.* Récupéré sur GLPK (GNU Linear Programming Kit): <https://www.gnu.org/software/glpk/glpk.html>
- Hall, Q. H. (2017). Parallelizing the dual revised simplex method. *Mathematical Programming Computation.*
- Hussain, N., Shahzad, N., Yousaf, T., Waqas, A., Javed, A. H., Khan, M. A., & Shahzad, M. I. (2022). Study of soiling on PV module performance under different environmental parameters using an indoor soiling station. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, 52(2213-1388).
- Kuokkanen, A. (2023). *Skills for the energy transition in the changing labour market.* European Commission. Petten: JRC. Consulté le 08 12, 2024, sur <https://publications.jrc.ec.europa.eu/repository/handle/JRC135382>
- Mc Guinness, S., Pouliakas, K., & Redmond, P. (2021). Skills-displacing technological change and its impact on jobs: challenging technological alarmism? (E. o. technology, Éd.) Consulté le 08 12, 2024, sur <https://www.iza.org/publications/dp/12541/skills-displacing-technological-change-and-its-impact-on-jobs-challenging-technological-alarmism>
- Michael L. Bynum, G. A.-P. (2021). *Pyomo — Optimization Modeling in Python.* Springer Cham.
- TIWARI, R. (2023). *The impact of Ai and machine learning on job displacement and employment opportunities.* International Journal of scientific research in engineering and management.
- Vlaamse Milieumaatschappij. (2023). *Drinkwaterbalans voor Vlaanderen 2023.*

Annexes

Liste des annexes

Annexes

Annexe 1 : Study and design of a complementary energy storage system associated with PV

- Annex 1.1 Analysis of load and PV yield profiles
- Annex 1.2 Batteries technologies & characteristics
- Annex 1.3 Electricity market & opportunities for battery storage
- Annex 1.4 BESS power flow model
- Annex 1.5 Peak shaving
- Annex 1.6 Day-ahead pricing arbitrage & peak shaving
- Annex 1.7 Test setup description
- Annex 1.8 References

Annexe 2 : Questionnaire à destination des entreprises de distribution d'eau

Questionnaire

Annexe 3 : DATAMAESTRO Platform

DATAMAESTRO platform

Annexe 1 : Study and design of a complementary energy storage system associated with PV

Annex 1.1 Analysis of load and PV yield profiles

Annex 1.2 Batteries technologies & characteristics

Annex 1.3 Electricity market & opportunities for battery storage

Annex 1.4 BESS power flow model

Annex 1.5 Peak shaving

Annex 1.6 Day-ahead pricing arbitrage & peak shaving

Annex 1.7 Test setup description

Annex 1.8 References

Annex 1 Study and design of a complementary energy storage system associated with PV

Table of Contents

1. ANALYSIS OF LOAD AND PV YIELD PROFILES	4
1.1 GLOBAL PV ADOPTION	4
1.2 PV POTENTIAL CALCULATION	4
1.2.1 METHODOLOGY.....	4
1.2.2 SOFTWARE	5
1.3 LOAD DEMAND ANALYSIS.....	9
1.4 PV POTENTIAL ANALYSIS.....	12
1.5 PV UTILIZATION	13
1.5.1 ONLY PV.....	13
1.5.2 COUPLED PV-BESS	14
2. BATTERIES TECHNOLOGIES & CHARACTERISTICS	16
2.1 LITHIUM-ION.....	16
2.2 REDOX FLOW BATTERIES	18
2.2.1 RFB MEMBRAAN	19
2.2.2 RFB MARKET	19
2.3 COMPARISON	21
2.3.1 CAPITAL COST.....	21
2.3.2 LCOS.....	22
2.3.3 EFFICIENCY	24
2.3.4 POWER DENSITY	25
2.3.5 LIFETIME	25
2.3.6 DEGRADATION	26
3. ELECTRICITY MARKET & OPPORTUNITIES FOR BATTERY STORAGE.....	27
3.1 ELECTRICITY MARKET IN BELGIUM	27
3.1.1 INTRODUCTION.....	27
3.1.2 MARKET STRUCTURE	29
3.1.3 FORWARD AND FUTURE MARKET	30
3.1.4 DAY-AHEAD	31
3.1.5 INTRADAY.....	34
3.1.6 BALANCING MARKET.....	36
3.1.7 IMBALANCE PRICING	39

3.2 BATTERY STORAGE APPLICATIONS.....	41
3.2.1 INTRODUCTION.....	41
3.2.2 RES SELF-SUFFICIENCY	41
3.2.3 PEAK SHAVING	42
3.2.4 PRICING ARBITRAGE.....	42
3.2.5 POWER QUALITY	43
3.2.6 BALANCING MARKET.....	44
3.2.7 OTHER GRID SERVICES.....	44
3.3 EVOLUTION IN FLEXIBILITY PRODUCTS IN BELGIUM	45
3.3.1 FLEXIBILITY IN THE CONTEXT OF SUPPLY SECURITY AND BALANCING	45
3.3.2 INCOMPRESSIBILITY AND THE MANAGEMENT OF OVERPRODUCTION.....	45
3.4 CONCLUSIONS AND DISCUSSION.....	46
4. BESS POWER FLOW MODEL.....	47
4.1 SYSTEM TOPOLOGY	47
4.2 BATTERY MODEL	47
4.2.1 DYNAMIC MODEL.....	47
4.2.2 EVALUATION OF THE DYNAMIC RESPONSE	49
4.3 POWER FLOW MODEL	50
4.4 DICHOTOMY METHOD.....	53
4.5 DEFINITION OF PERFORMANCE METRICS.....	54
5. PEAK SHAVING.....	56
5.1 LITERATURE	56
5.2 DATA	58
5.3 DICHOTOMY METHOD.....	58
5.4 RESULTS.....	58
5.4.1 ENERGETIC ASSESSMENTS	59
5.4.2 ECONOMIC EVALUATIONS	61
5.5 CONCLUSIONS	63
6. DAY-AHEAD PRICING ARBITRAGE & PEAK SHAVING.....	65
6.1 INTRODUCTION.....	65
6.2 METHODOLOGY	67
6.2.1 PROBLEM STATEMENT	67
6.2.2 INTRODUCTION TO MARKOV DECISION PROCESS (MDP).....	67
6.2.3 SOLUTION – REINFORCEMENT LEARNING BASED ON Q NETWORK APPROXIMATOR	70
6.3 CONCLUSIONS	72
7. TEST SETUP DESCRIPTION.....	73

7.1	COMPONENTS	73
7.1.1	WATER PUMP	73
7.1.2	BATTERY STORAGE	74
7.1.3	INVERTER	74
7.1.4	PHOTOVOLTAIC PRODUCTION	75
	INTERFACE.....	75
7.2	SCRIPT.....	75
	REFERENCES.....	77

1. Analysis of load and PV yield profiles

1.1 Global PV adoption

The rapid growth of photovoltaic (PV) technology, particularly in 2023, underscores its dominance in the energy landscape. According to SolarPower Europe, global PV capacity increased by 447 GW in 2023, an 87% rise compared to 2022, as shown in Figure 1a. The total installed PV capacity reached 1624 GW in 2023 (Figure 1b), representing 78% of the global renewable energy share—a 12% increase from the previous year.

China played a pivotal role in this expansion, contributing more than half of the newly installed capacity, while Europe accounted for one-sixth of the total. This unprecedented growth is attributed to several factors. First, a significant expansion in PV manufacturing capacity during 2023 addressed supply chain disruptions caused by the pandemic. However, the resulting overcapacity led to a 50% reduction in module prices over the year, as shown in Figure 1c.

Additionally, the global energy crisis of 2022 spurred investments in PV technologies by policymakers, businesses, and individuals. This trend was further supported by the accelerated electrification of the heating and transport sectors [1].

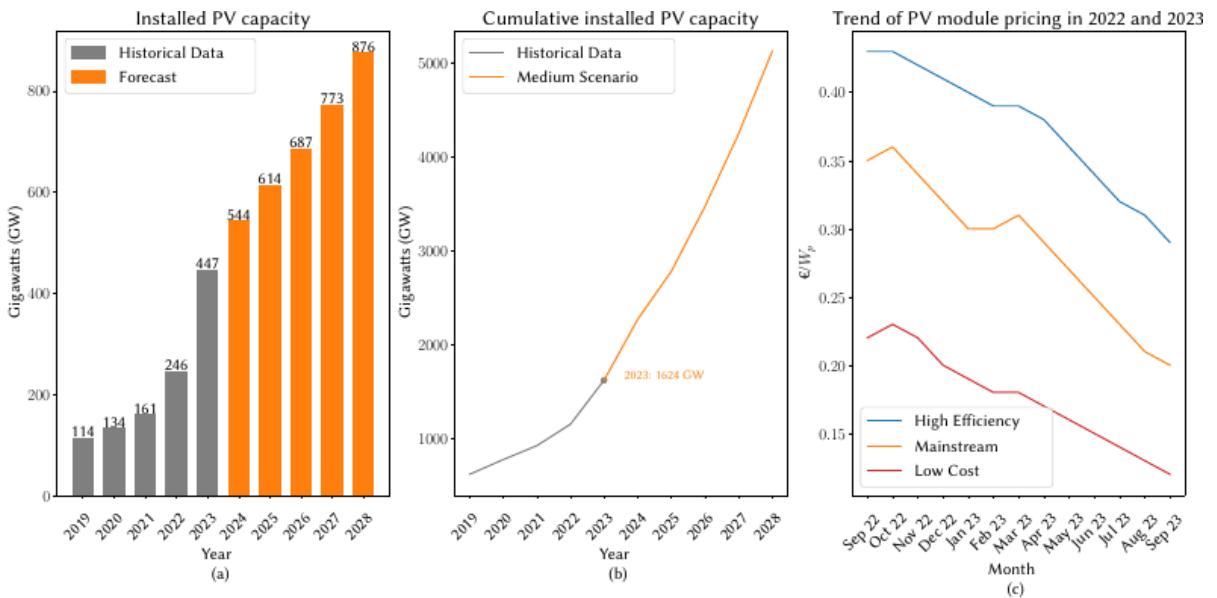


Figure 1 Global PV adoption figures with on (a) the annual installed PV, on (b) the cumulative installed PV and on (c) the module price evolution in 2022 and 2023.

1.2 PV potential calculation

1.2.1 Methodology

Before investigating the optimal amount of PV and storage, the potential for PV installation on the roofs and grounds of Talifer will first be assessed. The following parameters will be taken into account:

- The spacing d between rows of panels.
- The tilt angle ϑ of the solar panels relative to the roof surface, which is the complement of the zenith angle.

- The orientation δ of the solar panels, also known as the azimuth angle.

Both parameters influence the annual yield. A larger spacing allows fewer solar panels to be installed, while smaller spacing increases shading effects on the panels, resulting in a lower specific yield (kWh/kWp).

The orientation of the solar panels also impacts the annual yield and the shape of the yield curve. Panels oriented southward achieve their maximum generation at midday. Panels with an east/west orientation have a lower specific yield but produce a more evenly distributed yield curve. Additionally, the orientation of the building (δ/δ) plays a role in optimizing roof utilization. A balance between these factors must be found.

In this section, the methodology for determining the maximum PV potential will be applied to the available grounds and roof areas of Talifer, as shown in Figure 2. Both configurations with south-oriented panels and east/west-oriented panels will be considered. The same methodology will be applied to other roofs.



Figure 2 Aerial photo of the Tailfer site with on the left the different surfaces designated for PV and on the right a simulation of the PV potential

In Figure 3, the parameters are schematically illustrated. Note that the spacing d is defined as the distance between the beginning of a module on a row and the beginning of the module in the next row.

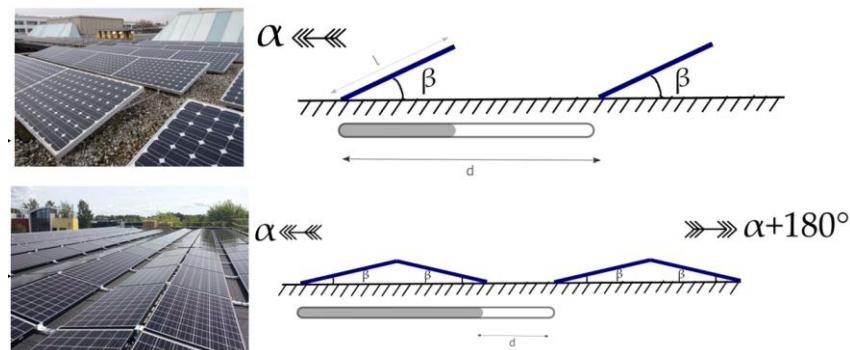


Figure 3 PV-configurations for south oriented and east/west oriented modules

1.2.2 Software

Irradiance calculation

The input data for calculating the in-plane irradiance consist of two irradiation components. These components are the diffuse horizontal irradiance $I_{d,h}$, and the direct normal irradiance,

also referred to as the beam irradiance $I_{b,n}$. These data are provided by the Belgian Royal Meteorological Institute (RMI), along with wind speed measured at a height of 10 meters and ambient temperature. The data are recorded over a complete year and originate from a weather station located in Ernage which is considered the study location.

The dataset is based on a 10-minute average for irradiance measurements, whereas the consumption profiles are generally based on 15-minute averages. To enable a comparison on the same time scale, the calculated global in-plane irradiance is resampled to 15-minute averages. The global in-plane irradiance IGI_GIG at a tilt angle ϑ can be estimated as follows:

$$IGI = I_{b,p} + I_{d,p} + I_r$$

where $I_{b,p}$ is the tilted direct or beam irradiance, $I_{d,p}$ is the tilted diffuse irradiance, and I_r is the ground-reflected irradiance. Many transposition models have been proposed in the literature to estimate solar irradiance on a tilted plane using horizontal irradiance components. Only the most commonly used models will be discussed here, as they represent the standard model types: isotropic, anisotropic with two components, and anisotropic with three components. Furthermore, these models require input data that are typically available from meteorological organizations, eliminating the need for additional measurements.

- Liu & Jordan: This model is the most widely cited and the simplest isotropic model. It assumes that diffuse radiation is uniformly distributed over the sky dome and that ground reflection is diffuse [2].
- Klucher: Klucher observed that the isotropic model by Liu & Jordan performs well under overcast skies but underestimates radiation for clear and partly cloudy skies. To address this issue, Klucher refined the Temps-Coulson model by accounting for circumsolar and horizon brightening [3].
- Hay & Davies: This model assumes that diffuse radiation is a combination of an isotropic component and a circumsolar component, without considering horizon brightening. The two components of diffuse radiation are quantified using an anisotropy index [4].
- Reindl: Based on the Hay & Davies model, this approach adds diffuse radiation from the region near the horizon. Reindl found that diffuse radiation increases with greater sky overcast, so a modulating factor is included [5].
- Perez: Perez proposed a more detailed analysis of isotropic diffuse, circumsolar, and horizon brightening radiation. This model incorporates two empirically derived sky brightness coefficients [6].

Numerous studies in the literature have evaluated these models [7, 8, 9]. In the study by [10], various transposition models were investigated for different tilt and azimuth angles for a study location in Hannover (Germany). It was found that the deviation of anisotropic models from measurements increases with greater deviation from the south direction. This is attributed to the decreasing ratio of direct to diffuse radiation, which increases the inherent uncertainty of the transposition model. In this study, the Hay & Davies model [4] will be used further, as it has been found to provide slightly better results compared to the Reindl model.

PV system model

After calculating the in-plane irradiance, the AC power output of the system is determined using PVLib. PVLib is an open-source Python library that provides a wide range of models for simulating the performance of PV energy systems [11]. The model used to describe the electrical performance of individual photovoltaic modules is based on the Sandia Performance Model. This model essentially reconstructs the IV-curve using module parameters and the calculated in-plane irradiance, accounting for factors such as spectral loss and temperature dependency. The module parameters can be retrieved from the module database made available by Sandia, which contains nearly 500 modules of various technologies and power ratings [12].

Regarding the inverter, the PVLib library includes a model based on the approach presented by Sandia. This model uses a set of basic equations to reconstruct the efficiency curve for the appropriate DC voltage [13]. For the simulation, the PV module described in Table 1 is used.

Table 1 Specifications of the PV module

Parameter	Module
Type	SunPower SPR-MAX3-400
Max. Power (Wp)	400
Dimensions (mm)	1690x1046
Cell type	Monocrystalline

The general efficiency curve of the inverter employed in the simulation is shown in Figure 4, where P_{pv} represents the produced PV power on the DC side, and P_{max} denotes the nominal inverter AC power. It is important to note that the inverter sizing ratio (i.e., the ratio between rated DC power and power on the AC side) is assumed to be 1. Since a high-efficiency inverter is considered in this analysis, the impact of under- or oversizing the inverter on annual efficiency is negligible [14, 15].

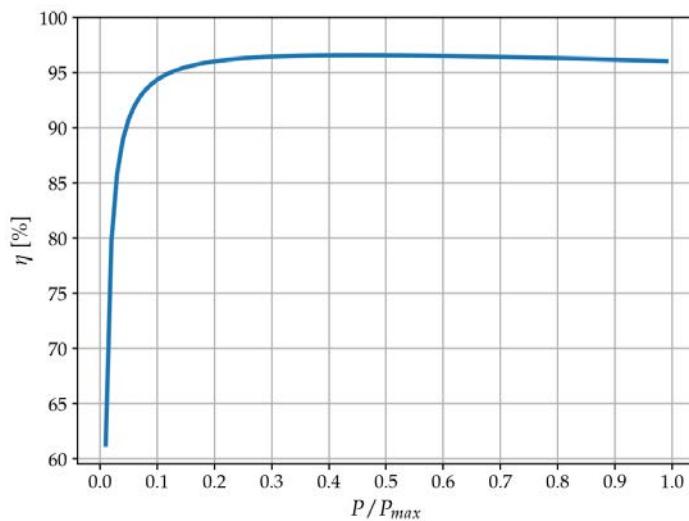


Figure 4 Inverter efficiency curve

PV potential

Based on the information provided by Vivaqua, the areas suitable for PV installation have been identified. To systematically evaluate the potential for PV deployment on the site, a dedicated Geographic Information System (GIS)-based tool has been developed. This tool integrates Python for scripting, optimization, and yield calculations, while leveraging QGIS for spatial data processing.

The GIS-based tool enables the precise analysis of the demarcated zones by considering various constraints and optimization criteria, as shown in Figure 5. Python scripts are employed within QGIS to efficiently process geographical data and optimize the placement of PV panels in the identified areas, ensuring maximum utilization of the available space. The tool accounts for factors such as shading, spacing, and orientation to determine the most effective PV configurations.

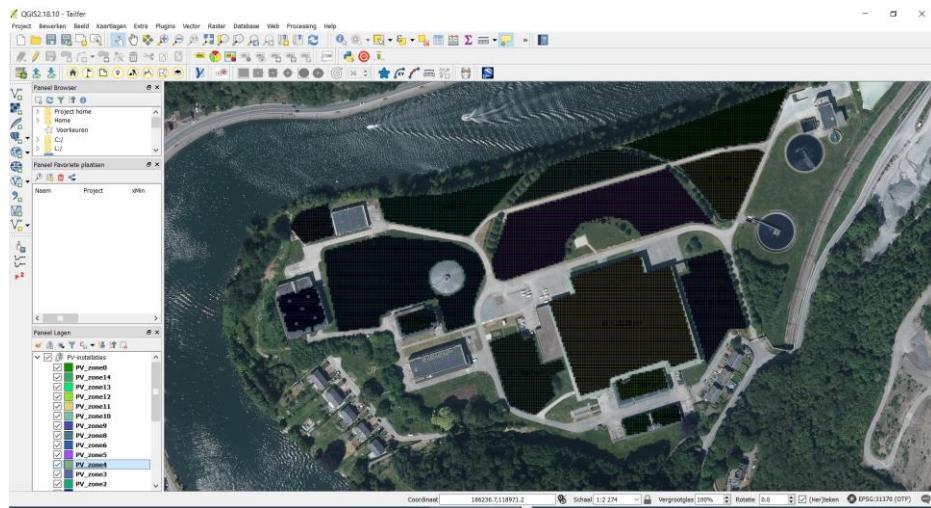


Figure 5 Screenshot of the QGIS environment used to compute PV potential on Tailfer site

Multiple PV configurations have been compared using key performance indicators such as the Ground Coverage Ratio (GCR) and the installed power capacity. By analyzing these configurations, the tool provides insights into the trade-offs between land use efficiency and energy generation potential, aiding in the selection of the optimal design for the site. Examples of the results generated are shown in Figure 6.

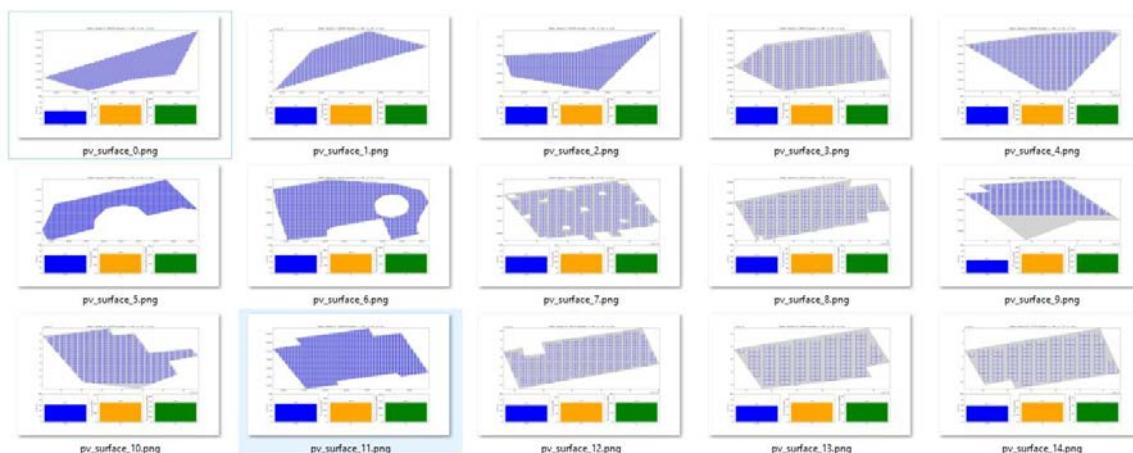


Figure 6 Output results generated by the PV potential simulation

Metrics

To effectively assess PV potential calculations across various layout configurations, several metrics will be evaluated. Additionally, the utilization of PV systems will be analyzed to determine the benefits of different PV system and BESS sizes. The metrics related to PV potential include:

- The Ground Coverage Ratio (GCR) represents the proportion of the photovoltaic array area relative to the total ground area available for installation. It is calculated using the following formula:

$$GCR = \frac{n \cdot L_{\text{module}} W_{\text{module}} \cdot \cos \theta}{A_t}$$

where L_{module} and W_{module} denote the length and width of an individual PV module, n is the total number of modules, and A_t represents the total surface area of the building or ground designated for PV installation.

- The total installed PV power is determined by multiplying the total number of PV modules by the nominal power of each module under Standard Test Conditions (P_{pv}). This can be expressed as:

$$P_{\text{pv}} = n \cdot P_{\text{module}}$$

- The annual PV power production (E_{pv}) is estimated using the Python library PVLib, which accounts for the efficiency of both the PV modules and the inverter. This calculation incorporates key parameters such as solar irradiance, module performance characteristics, and system losses to provide a realistic assessment of the annual energy yield.

Further, two metrics will be evaluated to assess the PV utilization:

- The Self-Consumption index (SCI) represents the share of locally generated energy that is immediately consumed. It is expressed as the ratio of self-consumed locally generated energy to the total energy produced by the local energy source.

$$SCI = \frac{\sum_{t=1}^{35040} \min(P_{\text{demand}}(t) + P_{ch,bess}(t), P_{\text{pv}}(t))}{\sum_{t=1}^{35040} P_{\text{pv}}(t)}$$

- The Self-Sufficiency Index (SSI) represents the share of the energy demand that can be immediately met by self-generated energy. It is expressed as the ratio of the energy demand covered by self-produced energy to the total energy demand,. The higher the self-sufficiency rate, the greater the potential savings on energy costs.

$$SSI = \frac{\sum_{t=1}^{35040} \min(P_{\text{demand}}(t), P_{\text{pv}}(t) + P_{disch,bess}(t))}{\sum_{t=1}^{35040} P_{\text{demand}}(t)}$$

1.3 Load demand analysis

The heatmap visualization of the energy consumption at the Vivaqua station, shown in Figure 7, provides a clear overview of the demand patterns on both daily and annual levels. It

distinctly highlights lower energy consumption during the day and higher consumption between 10:00 PM and 7:00 AM. This pattern is likely linked to reduced energy tariffs during nighttime hours, resulting in treatment processes occurring overnight, while auxiliary and potential pump-related consumption takes place during the day.

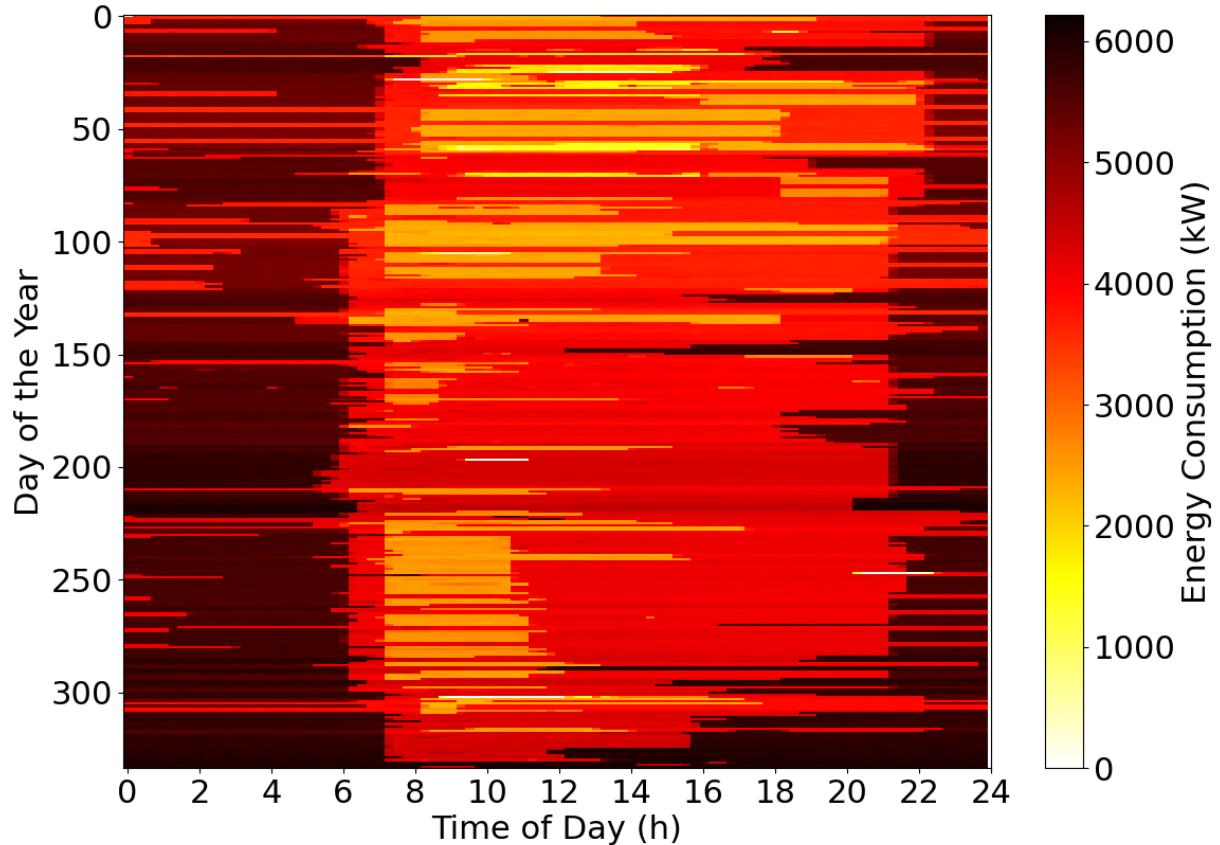


Figure 7 Heatmap visualization of the consumption profile of Vivaqua Tailfer station

The load duration curve (LDC) in Figure 8 reveals a significant concentration of high-power occurrences, with power levels between 5000 and 6000 kW observed for nearly one-third of the time. Approximately half of the time, the power stabilizes around 4000 kW. Lastly, for roughly 1000 hours, the power level is around 2500 kW.

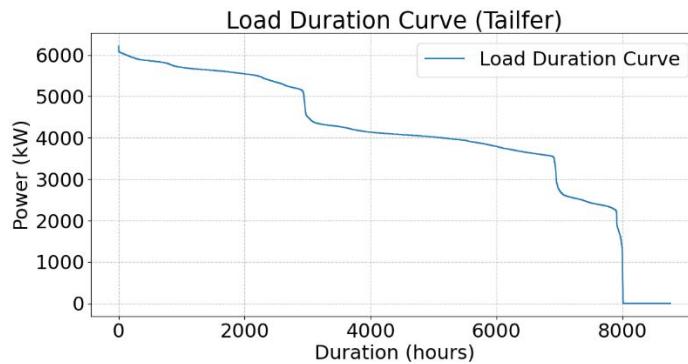


Figure 8 Load duration curve of Vivaqua Tailfer station

The heatmap and LDC provides valuable insights into the power patterns and their durations. Distinct repetitive patterns with minimal variation are evident, as expected. These patterns are further illustrated in the profile shown in Figure 9.

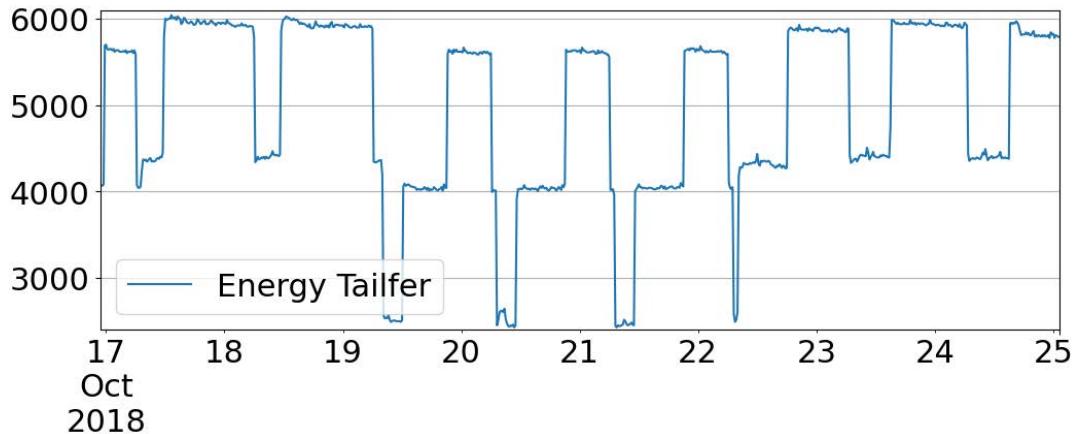


Figure 9 Consumption profile for a random week in October '18

From these visuals, the following general conclusions can be drawn:

- The repetitive consumption patterns highlight the high predictability of the load, creating opportunities for integrating Battery Energy Storage Systems (BESS) with PV systems. This predictability enables optimal control strategies, allowing participation in electricity markets by providing services such as flexibility and imbalance mitigation.
- Since the highest energy consumption occurs overnight, the potential for significantly increasing self-sufficiency remains limited.

The total energy consumed over eleven months (from January 2018 to December 2018) amounts to 35.07 GWh. The monthly energy consumption, shown in Figure 10, shows no notable periodic or seasonal variation.

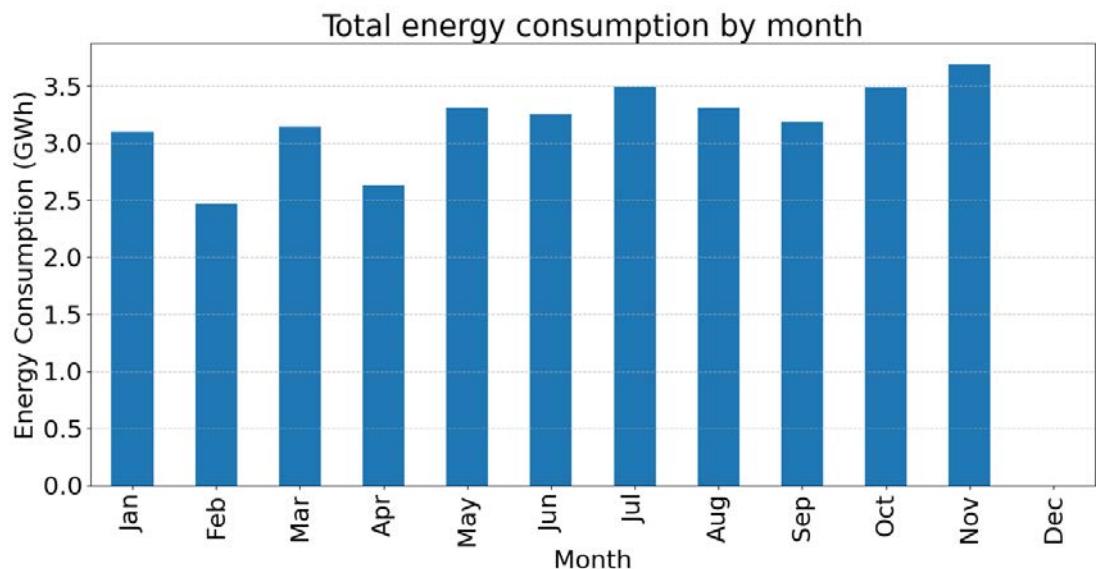


Figure 10 Monthly energy consumption of the Vivaqua Tailfer station

1.4 PV potential analysis

In the initial configuration, the modules are oriented southward with an optimal tilt angle of 36° for Belgium. The row spacing is set at 1.5 m, which means a free walking space of 0.64 m to facilitate maintenance and minimize inter-row shading. This setup results in a GCR of 65% and an annual energy production of 8667 MWh, corresponding to a specific yield of 913 kWh/kWp. These metrics are illustrated in Figure 11.

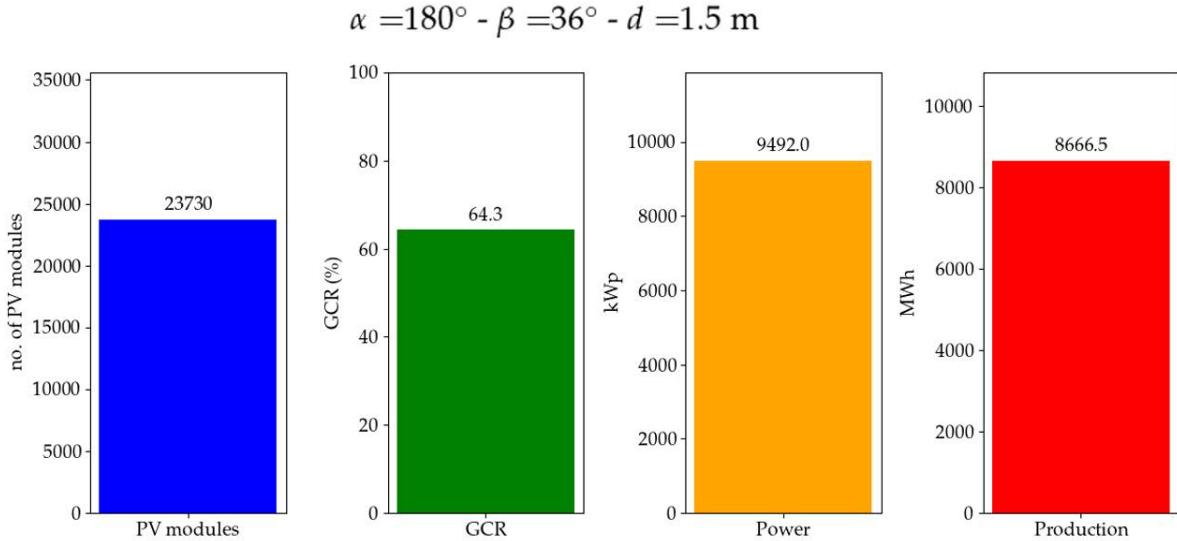


Figure 11 Results of the PV potential simulation for a south-oriented configuration

An east/west configuration optimizes the utilization of available ground and roof space, resulting in a higher GCR as shown in the results in Figure 12. Additionally, this setup minimizes inter-row shading compared to the south-facing configuration, as evidenced by an approximate increase of 55 kWh/kWp in energy production. This improvement translates to a 15% higher annual energy yield. A tilt angle of 10° is chosen as a balanced solution: higher tilt angles increase inter-row shading, while lower angles can lead to soiling, which accelerates cell degradation [16].

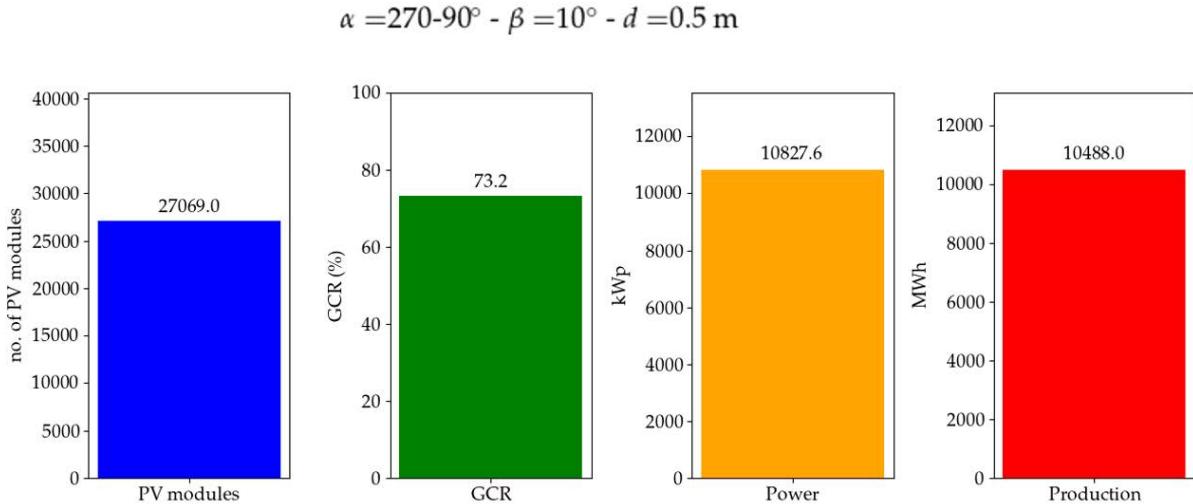


Figure 12 Results of the PV potential simulation for an east/west-oriented configuration

1.5 PV utilization

1.5.1 Only PV

Figure 13 illustrates the SSI and SCI for both south-facing and east/west configurations, with varying PV system sizes determined by a scaling factor. The reference value of ‘1 p.u.’ corresponds to the reference design defined in the previous section. The figure also includes scenarios with larger system sizes, offering a comparison of the reference design against both smaller and larger sizings.

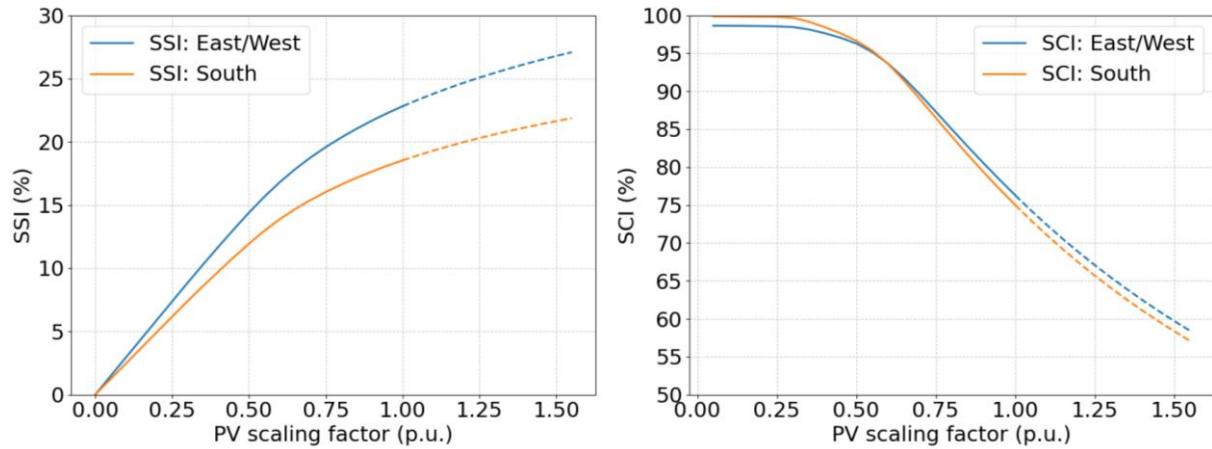


Figure 13 Results of the PV utilization assessment with on the left the SSI and on the right the SCI with varying PV size and for east/west- and south-oriented configuration

For PV scaling factors up to 0.5 p.u., the SSI increases linearly, indicating minimal PV power injection into the grid. This results in consistently high SCI values. Beyond a PV scaling factor of 0.5 p.u., the SCI begins to decline, reflecting increased grid injection as the PV system size grows.

This decline indicates that the high PV peaks increasingly surpass the load demand, resulting in a greater proportion of residual PV power being injected into the grid. This trend is also reflected in the SSI, which begins to gradually saturate from that point onward, though the increase in SSI remains significant. For the reference design outlined in the previous paragraph, the SSI values are as follows:

- 22.8% for the East/West configuration
- 18.5% for the South configuration

Despite the low SSI values, the PV utilization is remarkably high. This is evident from the SCI values, which are:

- 76.3% for the East/West configuration
- 75% for the South configuration

Based on the findings, the design choice is evident. Given the low cost of PV modules, as shown in Figure 1, maximizing solar energy generation emerges as the optimal approach, especially considering the exceptionally high SCI. Consequently, the East/West configuration is preferred due to its higher GCR, which results in a significantly greater annual PV yield.

1.5.2 Coupled PV-BESS

Integrating a Battery Energy Storage System (BESS) with the PV system enables the storage of surplus PV energy, which can then be utilized during periods of high demand, such as in the evening and at night. To evaluate the impact of BESS sizing on PV utilization, the SSI and SCI metrics are reassessed in **Figure 14**. Various BESS scale factors are considered, where 1 p.u. corresponds to a BESS capacity of 1 kWh_{bess} per kW_p of installed PV. For the PV reference design, which features an East/West configuration, this translates to an installation of 10.83 MW_p.

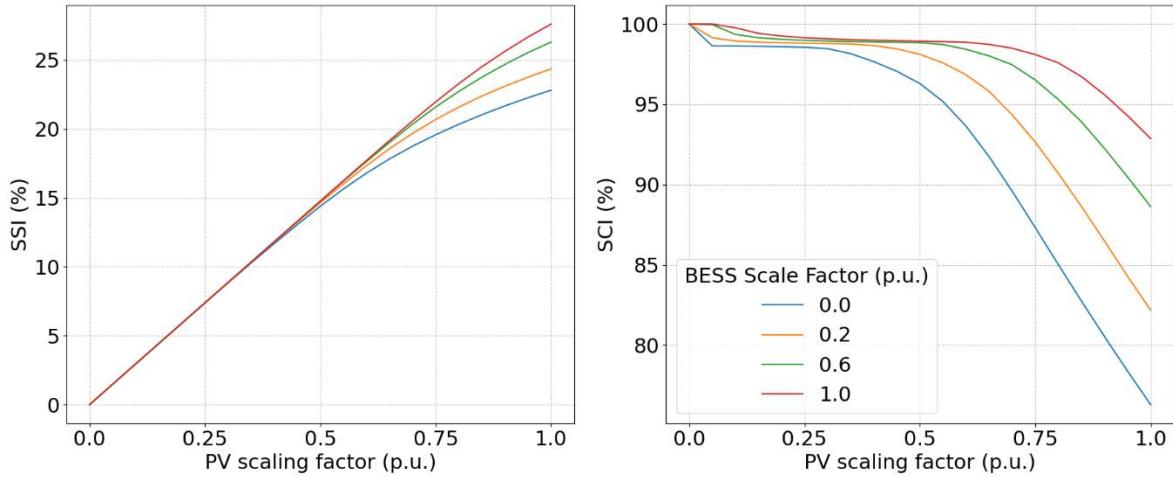


Figure 14 Results of the PV utilization assessment with on the left the SSI and on the right the SCI with varying PV and BESS size

Installing a BESS with a size of 1 p.u. results in a 5-percentage-point increase in SSI. However, given the significantly lower PV yield compared to the load demand, the impact on PV utilization is more pronounced. Smaller BESS sizes yield a 17-percentage-point increase in SCI, with the rate of improvement being higher for smaller capacities. While the BESS has a limited effect on SSI, even a modest reduction in purchased energy can significantly impact the energy bill. These findings also highlight that BESS utilization will be relatively low, with the system remaining idle for a majority of the time. Consequently, this project will explore alternative revenue streams to maximize the benefits of the BESS.

For completeness, the detailed data is provided in Figure 15 through a numerical representation of the SSI and SCI for different PV and BESS sizes.

		SCI (%)																			
		BESS scale factor (p.u.)																			
PV scale factor (p.u.)	0	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	0.1	98.6	98.8	98.9	99.0	99.1	99.3	99.4	99.5	99.6	99.7	99.8	99.9	100	100	100	100	100	100	100	100
	0.1	98.6	98.8	98.8	98.9	99.0	99.0	99.1	99.1	99.2	99.3	99.3	99.4	99.4	99.5	99.5	99.5	99.6	99.6	99.7	99.7
	0.2	98.6	98.7	98.8	98.8	98.9	98.9	99.0	99.0	99.0	99.1	99.1	99.2	99.2	99.3	99.3	99.3	99.3	99.4	99.4	99.4
	0.2	98.6	98.7	98.8	98.8	98.9	98.9	98.9	98.9	99.0	99.0	99.0	99.0	99.1	99.1	99.1	99.2	99.2	99.2	99.2	99.3
	0.3	98.6	98.7	98.7	98.8	98.8	98.9	98.9	98.9	98.9	99.0	99.0	99.0	99.0	99.0	99.1	99.1	99.1	99.1	99.1	99.1
	0.3	98.5	98.6	98.7	98.7	98.8	98.8	98.9	98.9	98.9	98.9	98.9	99.0	99.0	99.0	99.0	99.0	99.0	99.0	99.1	99.1
	0.4	98.2	98.5	98.6	98.7	98.8	98.8	98.8	98.9	98.9	98.9	98.9	98.9	98.9	99.0	99.0	99.0	99.0	99.0	99.0	99.0
	0.4	97.7	98.2	98.4	98.6	98.7	98.8	98.8	98.8	98.9	98.9	98.9	98.9	98.9	98.9	98.9	98.9	98.9	98.9	99.0	99.0
	0.5	97.1	97.7	98.1	98.3	98.5	98.6	98.7	98.8	98.8	98.8	98.8	98.9	98.9	98.9	98.9	98.9	98.9	98.9	98.9	99.0
	0.5	96.3	97.1	97.5	97.9	98.1	98.3	98.4	98.5	98.7	98.7	98.8	98.8	98.9	98.9	98.9	98.9	98.9	98.9	98.9	98.9
	0.6	95.2	96.3	96.8	97.3	97.6	97.8	98.0	98.2	98.3	98.4	98.6	98.6	98.7	98.8	98.8	98.8	98.9	98.9	98.9	98.9
	0.6	93.6	95.1	95.9	96.4	96.8	97.2	97.4	97.7	97.9	98.0	98.2	98.3	98.4	98.5	98.6	98.7	98.7	98.8	98.8	98.9
	0.7	91.7	93.4	94.5	95.2	95.8	96.2	96.6	97.0	97.3	97.5	97.7	97.9	98.0	98.2	98.3	98.4	98.5	98.6	98.6	98.7
	0.7	89.6	91.5	92.7	93.6	94.3	95.0	95.5	96.0	96.3	96.6	96.9	97.2	97.5	97.6	97.8	98.0	98.1	98.2	98.3	98.4
	0.8	87.3	89.3	90.7	91.8	92.6	93.3	94.0	94.5	95.0	95.5	95.8	96.2	96.5	96.9	97.1	97.3	97.5	97.7	97.9	98.0
	0.8	85.0	87.1	88.6	89.7	90.7	91.5	92.2	92.9	93.5	94.0	94.5	94.9	95.3	95.7	96.0	96.4	96.7	96.9	97.2	97.4
	0.9	82.8	84.8	86.3	87.6	88.6	89.5	90.3	91.0	91.7	92.3	92.8	93.4	93.9	94.3	94.7	95.1	95.5	95.8	96.1	96.4
	0.9	80.5	82.5	84.1	85.4	86.5	87.4	88.3	89.1	89.8	90.5	91.1	91.7	92.3	92.7	93.3	93.7	94.1	94.5	94.9	95.2
	1	78.4	80.3	81.9	83.2	84.3	85.3	86.2	87.1	87.8	88.5	89.2	89.9	90.5	91.0	91.6	92.1	92.6	93.1	93.4	93.9
	1	76.3	78.2	79.7	81.0	82.2	83.2	84.2	85.0	85.9	86.5	87.3	88.0	88.6	89.3	89.9	90.4	90.9	91.5	91.9	92.4
		SSI (%)																			
		BESS scale factor (p.u.)																			
PV scale factor (p.u.)	0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	0.1	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5
	0.1	2.9	3.0	3.0	3.0	3.0	3.0	3.0	3.0	3.0	3.0	3.0	3.0	3.0	3.0	3.0	3.0	3.0	3.0	3.0	3.0
	0.2	4.4	4.4	4.4	4.4	4.4	4.4	4.4	4.4	4.4	4.4	4.4	4.4	4.4	4.4	4.4	4.4	4.4	4.4	4.4	4.4
	0.2	5.9	5.9	5.9	5.9	5.9	5.9	5.9	5.9	5.9	5.9	5.9	5.9	5.9	5.9	5.9	5.9	5.9	5.9	5.9	5.9
	0.3	7.4	7.4	7.4	7.4	7.4	7.4	7.4	7.4	7.4	7.4	7.4	7.4	7.4	7.4	7.4	7.4	7.4	7.4	7.4	7.4
	0.3	8.8	8.8	8.9	8.9	8.9	8.9	8.9	8.9	8.9	8.9	8.9	8.9	8.9	8.9	8.9	8.9	8.9	8.9	8.9	8.9
	0.4	10.3	10.3	10.3	10.3	10.3	10.3	10.3	10.3	10.3	10.3	10.3	10.3	10.3	10.3	10.3	10.3	10.3	10.3	10.3	10.3
	0.4	11.7	11.7	11.8	11.8	11.8	11.8	11.8	11.8	11.8	11.8	11.8	11.8	11.8	11.8	11.8	11.8	11.8	11.8	11.8	11.8
	0.5	13.1	13.1	13.2	13.2	13.2	13.3	13.3	13.3	13.3	13.3	13.3	13.3	13.3	13.3	13.3	13.3	13.3	13.3	13.3	13.3
	0.5	14.4	14.5	14.6	14.6	14.7	14.7	14.7	14.7	14.7	14.8	14.8	14.8	14.8	14.8	14.8	14.8	14.8	14.8	14.8	14.8
	0.6	15.7	15.8	15.9	16.0	16.1	16.1	16.1	16.2	16.2	16.2	16.2	16.2	16.2	16.2	16.2	16.2	16.2	16.2	16.2	16.2
	0.6	16.8	17.0	17.2	17.3	17.4	17.5	17.5	17.6	17.6	17.6	17.6	17.7	17.7	17.7	17.7	17.7	17.7	17.7	17.7	17.7
	0.7	17.8	18.1	18.3	18.5	18.6	18.7	18.7	18.8	18.9	18.9	19.0	19.0	19.1	19.1	19.1	19.1	19.1	19.1	19.2	19.2
	0.7	18.8	19.1	19.4	19.5	19.7	19.8	19.9	20.0	20.1	20.2	20.2	20.3	20.4	20.4	20.5	20.5	20.5	20.6	20.6	20.6
	0.8	19.6	20.0	20.3	20.5	20.7	20.8	21.0	21.1	21.2	21.3	21.4	21.5	21.6	21.7	21.7	21.8	21.8	21.9	21.9	22.0
	0.8	20.3	20.8	21.1	21.4	21.6	21.8	22.0	22.1	22.3	22.4	22.5	22.6	22.7	22.8	22.9	23.0	23.1	23.1	23.2	23.3
	0.9	21.0	21.5	21.8	22.1	22.4	22.6	22.8	23.0	23.2	23.3	23.5	23.6	23.8	23.9	24.0	24.1	24.2	24.3	24.4	24.5
	0.9	21.7	22.1	22.5	22.8	23.1	23.4	23.6	23.8	24.0	24.2	24.4	24.5	24.7	24.8	25.0	25.1	25.2	25.3	25.4	25.5
	1	22.3	22.8	23.1	23.5	23.8	24.0	24.3	24.5	24.8	25.0	25.2	25.4	25.5	25.7	25.9	26.0	26.2	26.3	26.4	26.6
	1	22.8	23.3	23.7	24.1	24.4	24.7	24.9	25.2	25.4	25.7	25.9	26.1	26.3	26.5	26.7	26.9	27.0	27.2	27.3	27.5

Figure 15 2D matrix with SCI and SSI values for varying PV and BESS sizes.

2. Batteries technologies & characteristics

Based on a literature review, the decision was made to focus on two key energy storage technologies: Redox Flow Batteries (RFBs) and Lithium-ion Batteries (LiBs). While both technologies offer promising attributes, particularly for stationary grid-scale applications, they differ significantly in several aspects, as outlined below.

One of the primary advantages of RFBs is their decoupled energy and power capacities, enabling greater design flexibility to tailor systems for specific applications. Additionally, RFBs demonstrate exceptional cycle life with minimal capacity degradation over time. In contrast, while modern Lithium-ion batteries have achieved high depths of discharge (DoD) comparable to RFBs, this often comes at the cost of accelerated capacity fade.

LiBs, however, have notable advantages in terms of higher round-trip efficiency and significantly lower cost per unit of power capacity, making them an attractive option for applications where cost and efficiency are critical considerations [17, 18, 19].

2.1 Lithium-ion

LiBs, as shown in Figure 16, use two electrodes based on lithium compounds in the cathode, and primarily carbon or graphite in the anode, along with an electrolyte solution composed of hexafluorophosphate. These batteries operate in a manner similar to the previously described RFBs, but unlike RFBs, the charge is stored in the electrodes rather than in the electrolyte. LiBs offer several advantages, including high energy density, long cycle life, minimal maintenance requirements, lightweight design, broad temperature operational range, fast charging, and high charge/discharge efficiency. Additionally, their versatility allows for various design configurations, making them competitive for a wide range of applications. However, LiBs have some limitations. Notably, they are associated with a high initial cost, significant charge/discharge variability, frequent charging needs, and relatively limited cycle life [20].

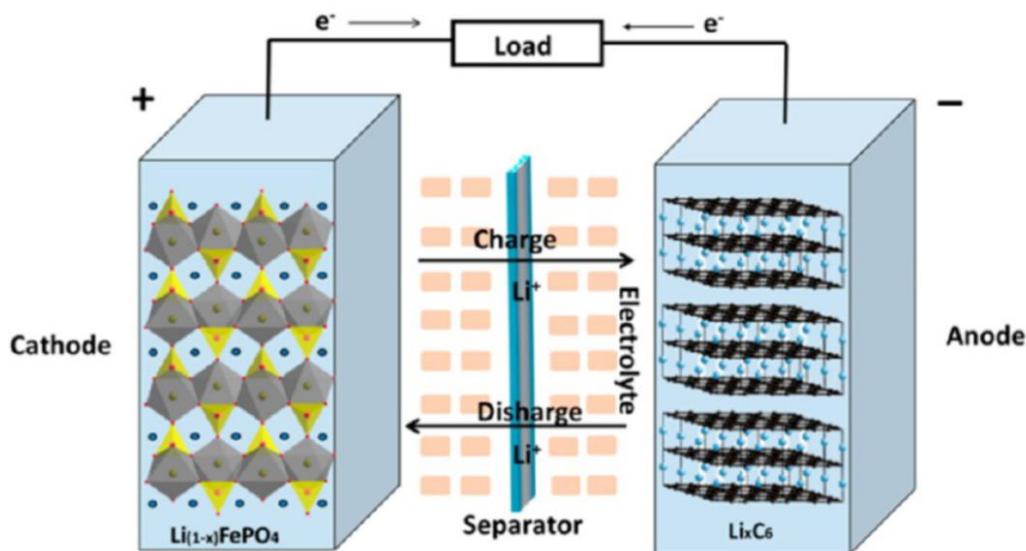


Figure 16 Composition and structure of a Lithium-ion battery

The high capital cost remains one of the main barriers to broader adoption, suggesting that cost reductions are essential for greater market penetration. Consequently, efforts to improve operational performance and reduce costs are vital for increasing the battery's widespread use [21].

For example, the hexafluorophosphate electrolyte used in LiBs has certain limitations, including thermal instability, moisture sensitivity, and degradation into toxic substances. While alternative salts exist, they are currently prohibitively expensive [20]. Additionally, electrode materials can be optimized to further improve performance and reduce costs. Currently, lithium cobalt oxide is the most commonly used material for the cathode, but it is costly. Other potential cathode materials for BESS applications include nickel-cobalt-aluminum, nickel-cobalt-manganese, lithium manganese oxide spinel, and lithium iron phosphate. For the anode, alternatives such as silicon and lithium titanate are being explored to replace traditional carbon or graphite materials. As the adoption of LiBs increases across various sectors, economies of scale are helping to drive down costs. However, safety remains a key concern. The electrolyte's flammability and potential for thermal runaway can lead to hazardous situations, including explosions [22].

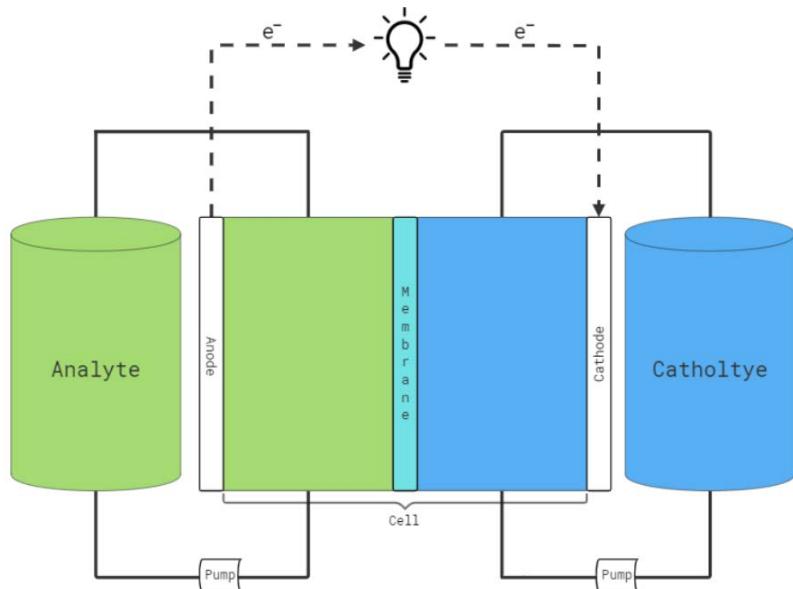
Below is a brief description of the characteristics of different types of LiBs:

- Nickel-Cobalt-Aluminum (NCA): This type of LiB has a higher specific energy and reasonable specific power. Its lifespan is approximately 500 cycles. NCA batteries are used in electric vehicles made by Tesla and are also found in grid energy storage systems. The production of an NCA battery with a capacity of 1 kWh results in an impact of approximately 82 kg CO₂-Eq. Through recycling using advanced hydrometallurgical treatment, this impact can be reduced by 16 kg CO₂-Eq, with a net impact ranging between 61 and 69.58 kg CO₂-Eq [23].
- Nickel-Cobalt-Manganese (NCM): This battery type is one of the most successful combinations. It can be used either as an energy cell or a power cell. It offers high performance and a reasonable lifespan of 1000–2000 cycles. NCM is considered the most cost-effective and versatile technology within lithium-ion batteries and is commonly used for grid energy storage and as a traction battery for electric vehicles [40]. NCM production has the smallest global warming potential (GWP) per 1 kWh, with an impact of 75 kg CO₂-Eq. Advanced hydrometallurgical treatment during recycling can lead to a positive impact of 15 kg CO₂-Eq. The net impact ranges from 61.69 to 54.45 kg CO₂-Eq per kWh [23, 24].
- Lithium Manganese Oxide Spinel (LMO): LMO batteries have relatively low internal resistance, allowing them to charge and discharge at higher C-rates without significant overheating. They typically have higher power but lower capacity. LMO batteries were often used in commercial electric vehicles in combination with NCM. A study by Xiaoning Xia and Pengwei Li found that the GWP for LMO batteries was 2912 kg CO₂-Eq for a 28 kWh battery [25].
- Lithium Iron Phosphate (LFP): LFP cells are more tolerant of full charge conditions compared to other combinations. They are thermally the most stable among lithium-ion technologies [26] and are less stressed when held at high voltage for extended periods. This results in a flatter voltage curve throughout discharge. While LFP batteries

have a slightly higher self-discharge rate than other lithium-ion batteries, they are primarily used as power cells. The nominal voltage of these cells is slightly lower than that of average lithium-ion cells. LFP batteries have a relatively high GWP, with a production impact of 100 kg CO₂-Eq. Through recycling with advanced hydrometallurgical treatment, this can only be reduced by 11 kg CO₂-Eq. The net impact is around 90 kg CO₂-Eq [23].

2.2 Redox Flow Batteries

There are various types of RFBs, including aqueous organic RFBs, non-aqueous organic RFBs, and hybrid systems. Aqueous systems are the most commercially adopted due to their relatively low-cost electrolytes, high ionic conductivity, fast kinetics, and greater industrial applicability [27]. This research primarily focuses on aqueous organic RFBs. The system, shown in Figure 5, stores and releases energy by separating two electrolyte solutions in separate tanks. Electricity generation occurs in a cell between the tanks, where electrolyte flows through electrodes separated by a membrane. In RFBs, power and capacity are decoupled: power is controlled by the cell, while capacity depends on the tank size. The electrolyte contains active species, either cationic or anionic, which facilitate the electrochemical reactions that store and release energy through a reduction-oxidation process [28]. At the anode, the active species undergo oxidation, losing electrons that travel through an external circuit, generating electricity. At the cathode, the species gain electrons through reduction. The membrane prevents the electrons from passing through and ensures ion flow to balance the charge (Weber, 2011). Charge and discharge are regulated by controlling the electrolyte flow rate via pumps and valves [29].



The capacity can be adjusted by modifying the flow rate or using stronger pumps and larger pipes, but excessive flow increases pump power loss, reducing efficiency [30]. The power capacity is determined by the stack size and the surface area of the electrodes. The stack, composed of multiple small cells, balances the limitations of cell size and prevents performance loss due to non-uniform circulation and pressure drop [31]. The main advantages of RFBs include flexible design, scalability, low self-discharge, and stability over long periods without

discharge. However, they have lower energy density and power compared to other batteries and require more management for pumps, flow, and power [20]. The most successful RFB technology is Vanadium Redox Flow Batteries (VRFB), with Zinc-Bromine Flow Batteries (ZBFB) also showing some success. Other emerging technologies include Brominepolysulfide Redox Flow Batteries (BPRFB), Zinc-Cerium Flow Batteries (ZCFB), and Iron-Chromium Redox Flow Batteries (ICRFB) [32, 33].

2.2.1 RFB membraan

The membrane in a RF) acts as a filter, preventing crossover of the positive and negative electrolytes while allowing ions to pass through. This forces electrons to travel through an external circuit, generating electricity. The type and quality of the membrane significantly impact the RFB's performance, efficiency, and capacity retention. Battery efficiency is typically measured by three metrics: coulombic efficiency (CE), voltage efficiency (VE), and energy efficiency (EE). Coulombic efficiency describes the ratio of discharge capacity to charge capacity, where active species crossover can reduce CE by increasing the risk of self-discharge. Voltage efficiency refers to the ratio of discharge to charge voltage, linked to ionic conductivity. Energy efficiency is the product of CE and VE, representing the overall battery efficiency. Thus, energy efficiency is influenced by both the membrane's resistance (voltage efficiency) and its perm-selectivity (coulombic efficiency) [27, 34, 35, 36].

The ideal membrane should have high ion conductivity, precise selectivity, low electrical resistance, chemical stability, mechanical strength, and minimal swelling or shrinking. However, a trade-off exists between conductivity and selectivity, which must be balanced depending on the application. Membranes must also be stable and reliable in the electrolyte solution to remain functional. Membranes, initially developed for other applications like fuel cells and desalination, are less optimized for RFBs. Improvements are necessary to tailor them for specific RFB systems or electrolytes. The most widely used membrane is Nafion, known for its high conductivity and chemical stability, though it is expensive. Lower-cost alternatives fail to provide similar performance, particularly in terms of conductivity [34, 35, 27]

The conductivity-selectivity trade-off varies depending on the electrolyte solution. For example, perfluorosulfonic acid membranes like Nafion offer excellent conductivity in the acidic environment of VRFBs but perform poorly in other RFB types that require alkaline media (Machado et al., 2021). Additionally, the membrane must withstand pressure and the harsh chemical environment inside the RFB to avoid chemical degradation, which would reduce performance. For a comprehensive comparison of membranes and their performance, [27] provides valuable insights.

2.2.2 RFB market

Global electrical energy storage capacity is approximately 194 GW, with only 1.9 GW from batteries, and 72-77 MW of flow batteries installed for grid-connected projects. Flow batteries account for around 4% of the total global BESS power. However, EERA (2018) reports a maturity level of 325 MW, indicating that RFBs are in early commercialization but poised for growth. The Vanadium Redox Flow Battery (VRFB) holds the largest market share, around 54-60%, and is expected to grow to at least 70% with new projects (Doetsch & Pohlig, 2020; Wang et al., 2023; Mai & Singer, 2019). Zinc-bromine flow batteries make up a smaller portion of the market (Doetsch & Pohlig, 2020). For VRFBs, current global power installations

include 96.3 MW operational, 341.4 MW under construction, 2.8 MW contracted, and 213.5 MW announced, projecting a total of 654 MW in the coming years [32, 37, 38, 39, 20, 40]. Installed capacity totals 350 MWh operational, 1564 MWh under construction, 12.5 MWh contracted, and 854.4 MWh announced, reaching 2781 MWh in the near future [41]. Furthermore, Guidehouse Insights (2022) forecasts that VRFB capacity could reach 32.8 GWh by 2031, underscoring the significant growth potential of RFBs as a key component of the sustainable energy transition [42].

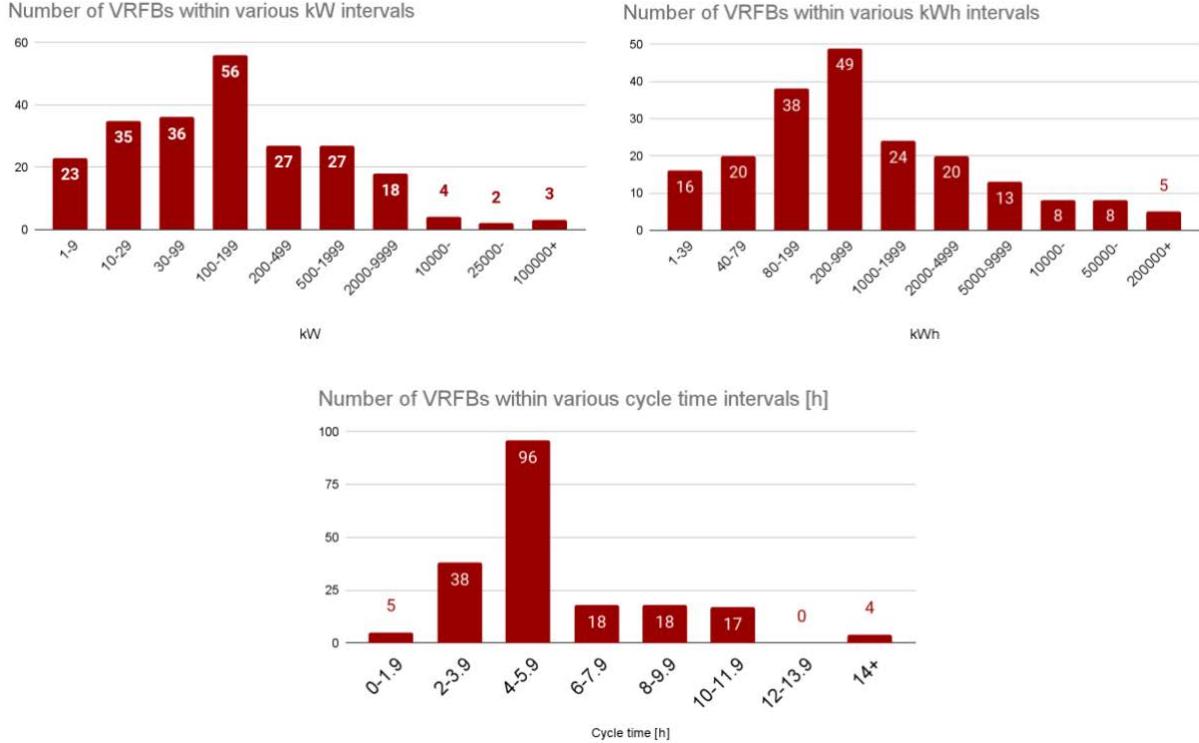


Figure 17 Worldwide VRFB installations: distribution based on power, capacity, and cycle duration [43]

Figure 17 visualizes the market data from Vanitec, showing that the dominant cycle time for VRFBs is between 4 and 5.9 hours, with sizes typically ranging from 100-199 kW and 200-999 kWh. These data is processed and analyzed in [43]. It's important to note that VRFBs in these ranges may consist of smaller units connected to form larger installations. Therefore, Figure 6 represents average system sizes rather than individual battery sizes. This gives an overview of the market trends and potential applications. Notably, as the duration of VRFBs increases, the cost per kW or kWh decreases, making RFBs more competitive at longer durations. In other words, higher capacity with sustained power output leads to reduced prices. Despite this, high capital costs remain a significant barrier for RFBs, with the membrane contributing up to 70% of the total battery cost. Optimizing membrane construction and efficiency could reduce overall costs by up to 40%. A study by Tang et al. assessed six aqueous and three non-aqueous flow battery systems, finding that the cost for aqueous systems ranged from \$168 to \$518/kWh, while non-aqueous systems ranged from \$1237 to \$6751/kWh. However, due to limited data on commercialization and operational costs, most capital cost estimates are based on similar assumptions. Given that all-vanadium RFBs dominate the market, reducing their costs is a key focus for short-term development [36, 43, 44].

2.3 Comparison

A comparison of different BESS technologies was conducted based on the following parameters: capacity capital cost, power capital cost, Levelized Cost Of Storage (LCOS), gravitational energy density, volumetric energy density, efficiency, and lifetime. The analysis focuses exclusively on currently commercialized technologies, ensuring the use of practical and accurate data. To enhance reliability, data was collected from six different sources, employing triangulation to ensure consistency. Since much of the data was provided in ranges, the average of the lowest and highest values was calculated and is shown in the figures.

2.3.1 Capital cost

Traditionally, power and capacity were often considered equivalent due to their close connection, typically approaching a 1:1 ratio. This is particularly evident in Pb-A batteries, as illustrated in the figure. This alignment can be attributed to Pb-A's extensive history and its status as the most mature battery technology. However, for newer battery technologies, it is more meaningful to distinguish between power and capacity, as these parameters exhibit distinct characteristics. The ratio between them provides insight into how many hours the technology can remain active, making their separation particularly valuable. The advanced maturity of Lead-Acid (Pb-A) batteries likely accounts for their overall lowest capital cost. In contrast, newer BESS technologies allow for the decoupling of power and capacity by independently scaling the components responsible for these attributes. For example, in RFB batteries, energy is stored externally in tanks, rendering power and capacity independent. This enables capacity to be increased at a lower cost without impacting power output, as reflected in the cost differences for VRFB and Zinc-Bromine Flow Battery (ZBFB) in Figure 18 [46].

For Sodium-sulfur (NaS) battery, the disparity in capacity and power costs is partially attributable to thermal management requirements. Nadeem et al. (2018) note that "nearly 14% of its own capacity per day is consumed to maintain" the operating temperature. Additionally, NaS batteries are restricted to 80% state of charge to prevent cell damage and chemical degradation during fast charging [47].

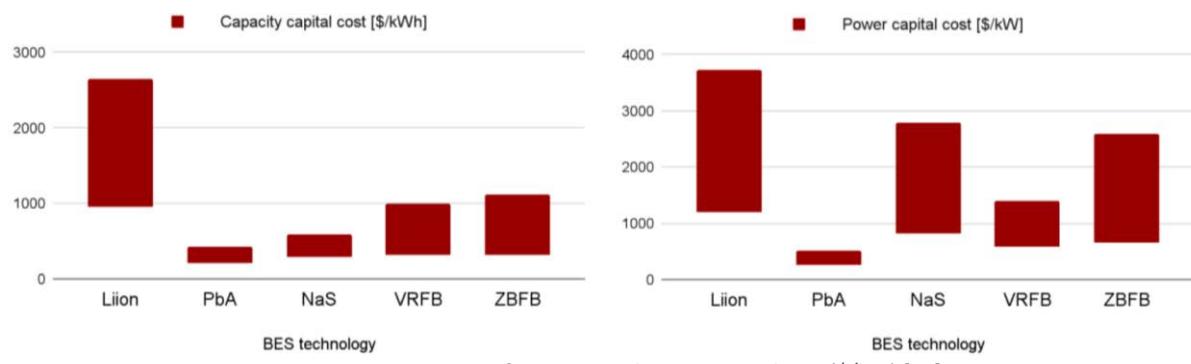


Figure 18 Comparison of capacity and power capital cost (\$/kW) [43]

Furthermore, it is important to note that the capital cost of VRFBs decreases as system size increases [44]. Additionally, the design of a battery significantly impacts its cost. For example, LiBs can be manufactured in various sizes and shapes, such as flat, cylindrical, or prismatic [46]. Consequently, production, operational, and maintenance costs vary depending on the chosen design. As a result, the actual cost range for a BESS depends on its application, design, and specific requirements. However, an overarching conclusion from capacity and

power capital costs is that no BESS currently meets the U.S. Department of Energy's recommendation for an installed system to have a capital cost below \$150/kWh. This puts current technologies even further from the long-term target of \$100/kWh [45]. Therefore, significant research and advancements are required across all storage alternatives unless these targets are revised.

2.3.2 LCOS

However, while capital cost has traditionally been the primary metric for evaluating energy storage, it can create confusion for customers and end-users. The storage-specific lifetime cost can vary depending on the technology and its intended application. Therefore, a more holistic approach to comparing technologies is necessary [47, 48, 49]. According to Schmidt & Staffell, there are two suitable methods for evaluating the lifetime costs of storage: Levelized Cost of Storage (LCOS) and Capacity Cost. From an investor's perspective, LCOS is particularly relevant as it represents the "minimum price that investors would require per kWh of electricity stored and subsequently dispatched to break even" [50]. LCOS is more appropriate than Levelized Cost of Energy (LCOE) for general BESS comparisons because LCOE is tailored to specific applications, while LCOS generalizes or excludes the energy price. However, before making an investment, an LCOE study should still be conducted [51].

Despite its relevance, LCOS relies heavily on assumptions regarding key performance indicators (KPIs), which can make figures from different studies difficult to compare [38]. This lack of standardization creates uncertainties, as no universally accepted definition of LCOS currently exists [48]. As a result, few academic articles thoroughly discuss or properly apply LCOS [52]. It is also often described or used interchangeably with terms such as leveled cost of stored energy, life cycle cost, leveled cost of delivery, or leveled cost of electricity [48].

This ambiguity may explain why LCOS has not yet been more widely adopted. However, as standardization improves, it could become the preferred metric for evaluating energy storage options in the future. It is also important to clearly define how the BESS is used when publishing LCOS values. The given graph provides an overview of the figures most commonly reported in the literature, but deeper analysis of usage conditions can yield additional insights. Figure 19 illustrates the LCOS values for the investigated BESS.

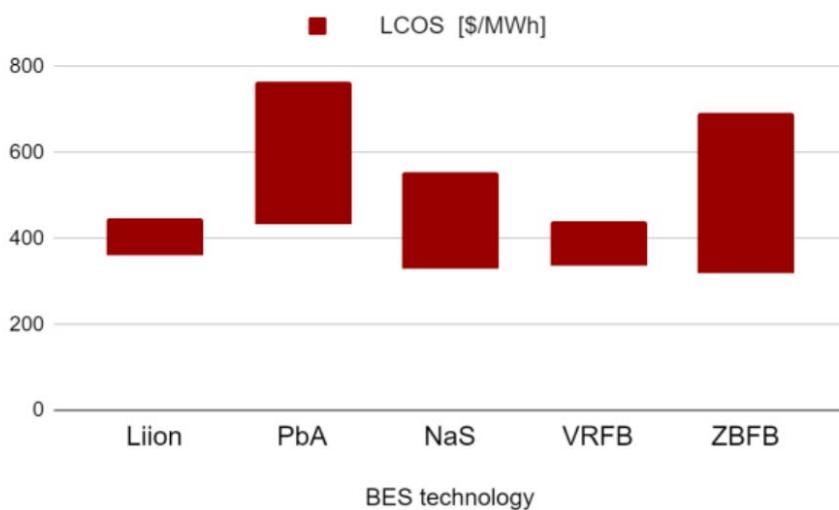


Figure 19 Comparison of LCOS for different battery technologies [43]

Robert M. Darling et al. defined the LCOS for various technologies, including Li-ion and VRFB, with revenues generated through the deployment of BESS for energy arbitrage. Different use cases were analyzed, ranging from short-term storage of 4 hours with 300 cycles per year to long-term storage of 100 hours with 36 cycles per year. For short-term storage, VRFB shows a relatively higher LCOS of \$98/MWh compared to \$64/MWh for an LFP battery. However, due to the low self-discharge rate of VRFBs, this dynamic shifts significantly for long-term storage, with the authors reporting an LCOS of \$243/MWh for VRFB versus \$350/MWh for an LFP battery [50].

In the PhD thesis of Diarmid Roberts, LCOS is analyzed for PV applications to maximize the SSI, assuming an already installed PV system. Both VRFB and LiB technologies are modeled and used to determine the optimal sizing required to achieve specific SSI values. The values shown in the accompanying graph are the results of this analysis. As seen in Figure 20, when a smaller BESS is specified, VRFB is the more economical choice, offering a lower LCOS for a given SSR. However, once the BESS is sized to provide an SSR greater than approximately 0.6, LiB becomes the preferred option. Two key factors influence this outcome.

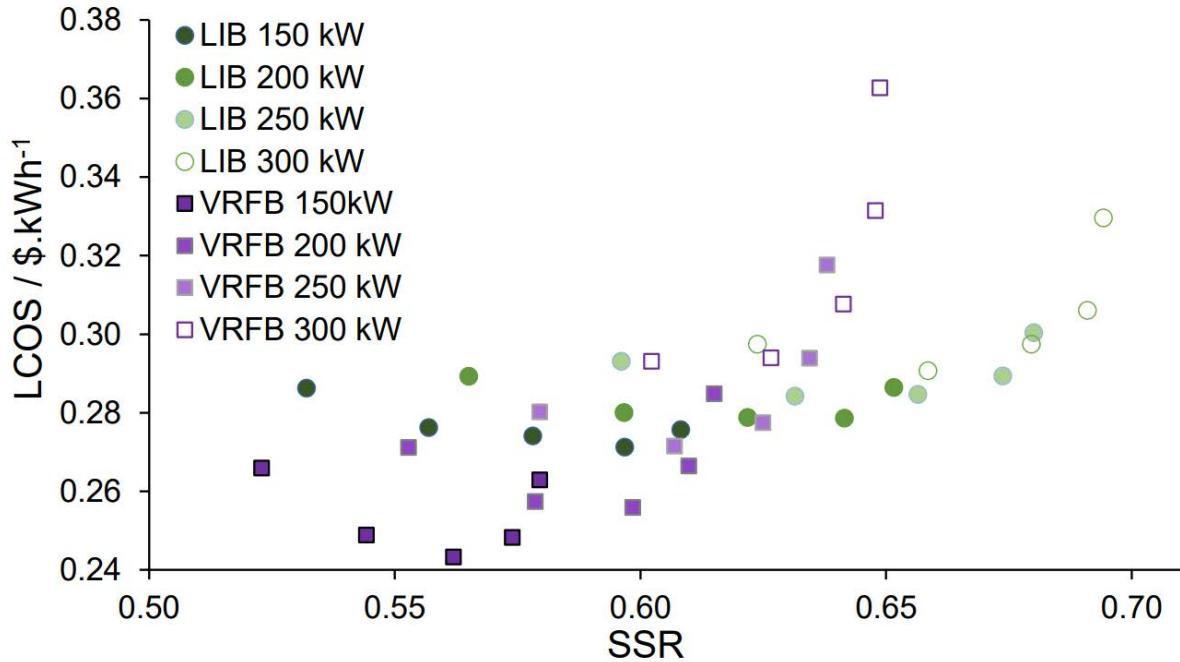


Figure 20 LCOS as a function of the SSR for varying battery powers for LIBs and VRFBs [55]

The first factor is the cycle rate. Smaller BESS systems experience a higher cycle rate because PV surplus often exceeds the BESS capacity, leading to frequent charge and discharge cycles. For instance, at 150 kW with a 6-hour duration, VRFB and LiB perform 0.58 and 0.69 equivalent full cycles (EFC) per day, respectively, or 0.83 and 0.86 cycles within their restricted SOC ranges. This high cycle rate results in LiB replacement after 5 years and 7 months. Given that longer durations are required in this application compared to previous case studies, degradation becomes a more significant cost factor.

As the BESS size increases, the cycle rate decreases because the battery is less frequently filled to capacity. At 200 kW with a 6-hour duration, where LiB becomes the preferred option, VRFB and LiB perform 0.55 and 0.66 EFC per day, respectively, with the LiB gaining

an additional 5 months of life. The second factor is round-trip efficiency, which becomes increasingly important at higher SSI values where PV output is the limiting factor. Due to its lower efficiency, VRFB cannot achieve the same SSI as LiB for a given power/duration specification if PV power is insufficient. This is evident in the trends of LCOE versus SSI: the VRFB curve reaches a vertical asymptote at 65%, while the LiB curve does so at 70%. Starting from an SSI of 43% without a BESS, the relative improvement due to each BESS at 300 kW with a 6-hour duration ($(65 - 43) / (70 - 43) = 0.81$) closely aligns with the ratio of their respective efficiencies ($0.78 / 0.94 = 0.83$).

This presents a challenge for VRFB proponents: to achieve a high SSR, a larger PV array is required compared to LiB to compensate for the additional round-trip losses. This must be accounted for in the overall project economics. Furthermore, achieving high self-sufficiency will likely require an oversized PV array to ensure sufficient energy supply on days with lower solar irradiance [55].

2.3.3 Efficiency

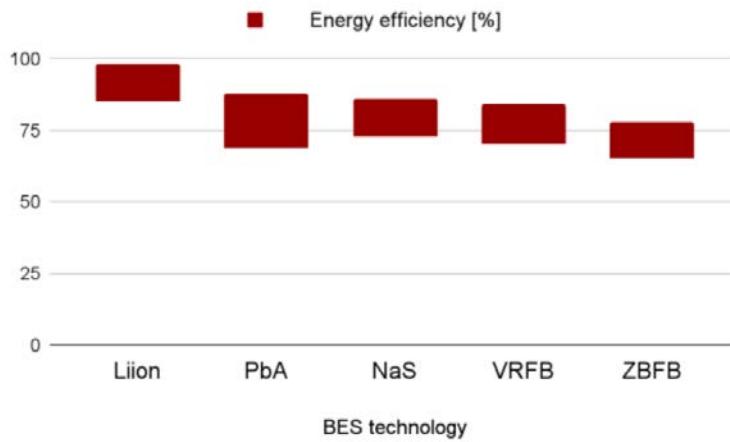


Figure 21 Comparison of efficiency for different battery technologies [43]

Figure 21 shows that the energy efficiency of the investigated BESS technologies is relatively similar. However, LiBs have a competitive advantage, exhibiting the highest energy efficiency. This factor is particularly important when constructing large storage systems, as significant losses can lead to substantial energy waste. The lower efficiency of RFBs can be attributed to the energy required to pump the electrolyte, which is one of the main contributors to their reduced efficiency [27].

2.3.4 Power density

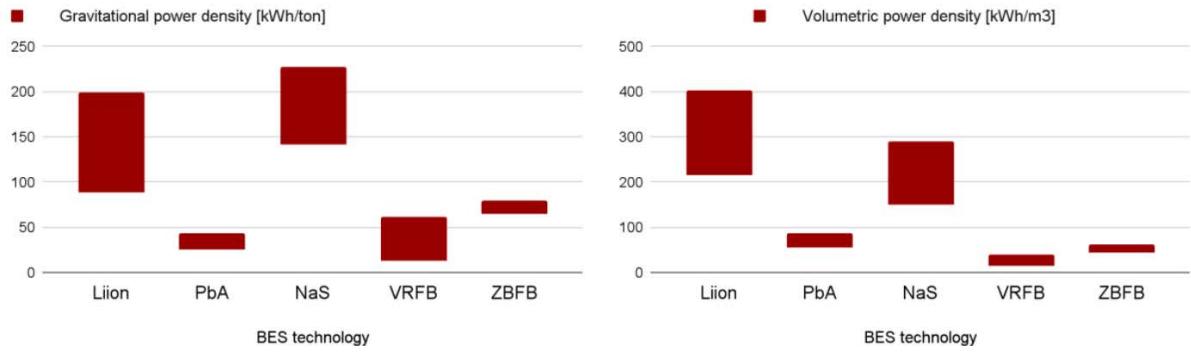


Figure 22 Comparison of energy density for different battery technologies, expressed in gravitational unit (left) and volumetric unit (right) [43]

Energy density is a key factor in selecting the appropriate application for BESS (Bonomenna, 2022). As shown in Figure 22, LiBs offer both high gravitational and volumetric energy densities, allowing them to be smaller and lighter compared to other BESS technologies. This is one reason why they dominate the market for portable electronic devices, such as laptops, mobile phones, and electric vehicles (EVs). However, they are also suitable for stationary applications [56, 57]

NaS batteries exhibit similar characteristics to LiBs in terms of high energy density. However, due to their operation at around 300 degrees Celsius, they are not suitable for the same applications as LiBs. In contrast, Pb-A, VRFB, and ZBFB all have relatively low energy densities, making them less ideal for mobile applications. However, for stationary applications where space is not a constraint, energy density becomes less of a concern [43].

2.3.5 Lifetime

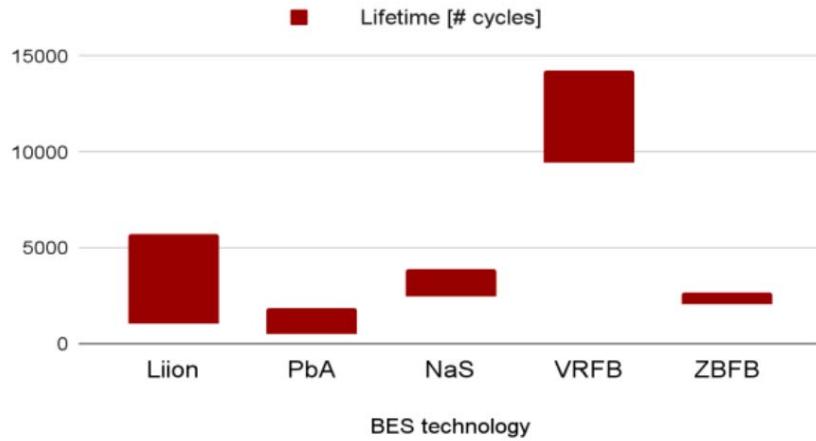


Figure 23 Lifetime comparison of different battery technologies [43]

The cycle lifetime of a battery refers to the number of charge and discharge cycles it can undergo before its performance begins to degrade. A longer cycle life typically results in fewer replacements and less maintenance. As shown in Figure 23, VRFBs have a competitive advantage in terms of cycle lifetime. In contrast, despite being a flow battery, ZBFBs exhibit significantly lower cycle life than VRFBs. This is partly due to the fact that ZBFBs require

more maintenance, as their electrolyte is less stable compared to that of VRFBs. Additionally, ZBFBs must be fully discharged every 5-10 cycles to prevent uneven buildup on the electrodes. As a result, VRFBs generally offer greater chemical and mechanical stability, contributing to their longer cycle life [58, 59].

2.3.6 Degradation

Another factor that is not represented in the graphs that impacts the usability is state of charge (SoC) and depth of discharge (DoD). The SoC denotes how much charge is currently available in the battery at a given moment. Therefore, 100% SoC means that the battery is fully charged and 0% SoC is fully discharged [60]. DoD is more or less the opposite of SoC. It denotes the amount of charge removed from the battery. Therefore $\text{DoD} = 1 - \text{SoC}$. For different battery solutions, these may vary between them and over the lifetime of the battery, degradation can occur which can change their rates. In other words, over time the SoC and DoD can be different compared to when the battery is new. This is mainly impacted by calendric aging and/or cyclic aging. Calendric aging occurs regardless of if the battery is used or not whilst cyclic aging is a result of the usage of the battery. The battery degradation which occurs due to increased cycles of operation reduces the available capacity steadily [61, 62, 63].

In order to increase safety measures, increase the cycle life and reduce the damage that can occur on the battery, the DoD is often configured. For the BES systems compared above, the available DoD is: 60% for Pb-A, 90% for NaS, 80% for Li-ion, 100% for VRFB, and 100% for ZBFB [64, 65]. For VRFBs or flow batteries in general, one of their competitive strengths is that their capacity is not impacted by many charging and discharging cycles. According to John Davis, CEO at StorEn Technologies, this allows for a lot less management of the battery. He also adds that the property of the battery, with its electrolyte, does not lead to faster degradation if increased discharges occur. Its cycling ability therefore is a great competitive advantage [66].

3. Electricity market & opportunities for battery storage

3.1 Electricity market in Belgium

3.1.1 Introduction

The aim of this chapter is to provide an overview of how the electricity market functions in Belgium. It begins by defining the market players, followed by a general overview of the market structure, and then addresses each market segment individually. This chapter serves as a guide to explain the fundamental driving mechanisms of the market.

The electric grid, as it exists today, has been shaped over time by various players, including governments, public institutions, regulators, private enterprises, and individuals. Each of these players has distinct interests and responsibilities, yet all actions are governed by the essential need to maintain grid stability. The chapter then presents a list of the most important players, with descriptions of their roles provided in separate paragraphs. Below the partners are listed and illustrated in Figure 24:

- *Transmission System Operator (TSO)*: The TSO, which is Elia in Belgium, is responsible for the management of the high voltage electric grid. This includes the maintenance and upgrade of the high voltage transmission line infrastructure transferring electricity over long distances, from power plants to distribution networks and directly connected customers. Furthermore, the TSO is the operator of the balancing reserve market, providing ancillary service products to Balancing Service Providers (BSPs) and activating those products when required to ensure grid stability in real time (per second based controlling mechanisms).
- *Distribution System Operator (DSO)*: The DSO is responsible for the management of the distribution electric grid including the medium and low voltage distribution line infrastructure. The DSO is also the operator of all energy metering installations (residential digital meters and enterprise AMR) based on which end users are invoiced by energy suppliers. In some countries, DSOs also offer secondary grid support services for managing congestion issues; such services are expected to become more popular with the increase of renewable energy systems. In Belgium, there are mainly three DSOs, one for each region separately. These are Fluvius in Flanders, ORES in Wallonia and Sibelga in Brussels.
- *Producer*: These are owners of power sources that inject electricity directly into the electric grid without serious load consumption behind the meter. A producer can be a big nuclear power plant, an offshore wind farm, or even a small scale PV park. The producer usually requires an energy supplier to purchase his energy and sell it to the electricity market; sometimes to maximize the profits, big producer companies may choose to sell their energy without the mediation of energy suppliers.
- *Prosumer*: The majority of users belong to this category ranging from homes, small residential communities, small and big industrial enterprises. In the past, prosumers were simply consumers since there was no or little decentral generation. However, nowadays with the advent of renewables, the once only passive end user is now interacting with the grid through PV, wind and flexibility assets (batteries, EV, heat pumps).

- *Energy supplier*: The energy supplier is a company that buys electricity from producers and sells it to prosumers at a profit. They buy and sell electricity in energy exchange markets (forward, day-ahead, intraday). Producers and prosumers engage with energy suppliers through contracts defining the electricity price paid by (to) consumers (producers). In the past, there was a trend offering fixed electricity prices over long time periods in the range of years whereas today this trend is less popular as users are more exposed to short term variable and dynamic pricing formulas.
- *Balancing Service Provider (BSP)*: These are the parties that provide balancing services to the TSO for maintaining grid stability. There are three main balancing services available to BSPs: FCR, aFRR, mFRR (see paragraph on balancing market). The BSP engages with the TSO through short term (4h block) capacity reservation agreements. In the past, providing balancing services to Elia was available only to big companies (e.g. MW scale, gas fired generators) whereas today the market has opened also to smaller units such as batteries.
- *Balancing Responsibility Party (BRP)*: Each access point on the grid must have a designated BRP, which can be a producer, major customer, energy supplier, or trader. The BRP is responsible for a portfolio of access points. The BRP takes care to maintain always a balanced portfolio including all injections, offtakes and commercial power trades. At each quarter of the hour (15 min resolution), the BRP's portfolio is checked against imbalances and if an imbalance occurs the BRP is subject to imbalance tariffs.
- *Energy Service Company (ESCO)*: These are companies that offer energy services to other players (mostly prosumers). Examples of such services are energy audits, energy management systems, monitoring equipment, system integrators of renewable energy systems, data analytic platforms.
- *Regulators*: The electricity market in Belgium is supervised by four regulators, one on federal level (CREG) and one for each region separately: VREG (Flanders), CWaPE (Wallonia), BRUGEL (Brussels). Regulators can express opinions, examine and approve official documents related to diverse aspects of the electricity market and grid infrastructure management (e.g. tariffs, infrastructure upgrades, design of new products).

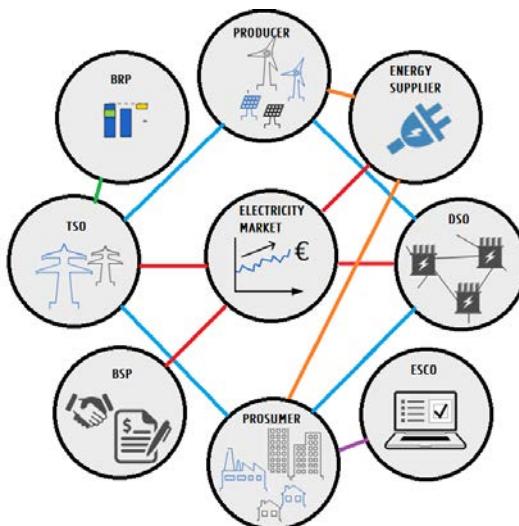


Figure 24 Market players

3.1.2 Market structure

One of the main characteristics of electricity is that it cannot be stored cost effectively. The electric grid must stay in equilibrium operating at constant voltage and frequency, which requires electricity generation adapting to the electricity consumption in real time. Large voltage or frequency deviations may cause malfunctions and damage the infrastructure or even result in complete system blackouts. Maintaining the equilibrium is a difficult task especially after the liberalization of the electricity market; electricity is purchased (sold) as a product over different time horizons and platforms. Figure 25 gives an overview of the market structure in Belgium. The market can be viewed as a tree diagram evolving stepwise by asking the following questions:

What type of market is it?

At the bottom level, we distinguish two types of markets: a) wholesale market and b) retail market. The wholesale market is where electricity is purchased and sold in bulk. This market is accessible to energy suppliers, traders, big power generators and large enterprise consumers. A large part of the electricity that is purchased in the wholesale market is then sold in the retail market by energy suppliers to end users. The price of electricity in the wholesale market is usually lower than the price in the retail market; in the latter case, additional costs are charged e.g. transmission and distribution costs, energy supply fees, levies and taxes. In the retail market, electricity is purchased and sold through energy supply companies. Energy suppliers are the mediators between the wholesale market and end users (e.g. households, SMEs). As the retail market is not applicable within this project it will not be further considered in this report.

What is the electricity unit traded?

The electricity market is basically an energy only market since generators (consumers) are remunerated (charged) based on the energy volume (MWh) generated (consumed) rather than the power capacity (MW). In Belgium, as of 2024, the only case where electricity is traded based on power capacity (MW) is the balancing market (FCR, aFRR, mFRR). Special cases are also the Strategic Reserve (SR) and Capacity Remuneration Mechanism (CRM). This is further elaborated in the next sections.

What is the time horizon from the contract trade to the electricity delivery?

All products are traded in advance before the actual delivery of the energy. Examples of notations such as Y-3, M-1, D-1, D correspond respectively to 3 years ahead, 1 month ahead, day-ahead and same-day delivery. Having different time horizons is essential to all involved players for maintaining grid stability under forecasting uncertainties and hedging against financial risks.

What are the traded products?

Each market segment has its own products depending on the type, unit and time horizon of the contract trade. In the next sections, bird's eye overview is provided about how those products work, who are the primary players involved, recent market evolutions and statistics.

What are the trading platforms?

Depending on the product, electricity is traded, purchased and sold in different ways such as:
 a) power exchanges or multilateral trading platforms, b) bilateral over-the-counter (OTC), c)
 organized over-the-counter (OTC) trading, d) auction based platforms, e) web application interfaces for end user contracts.

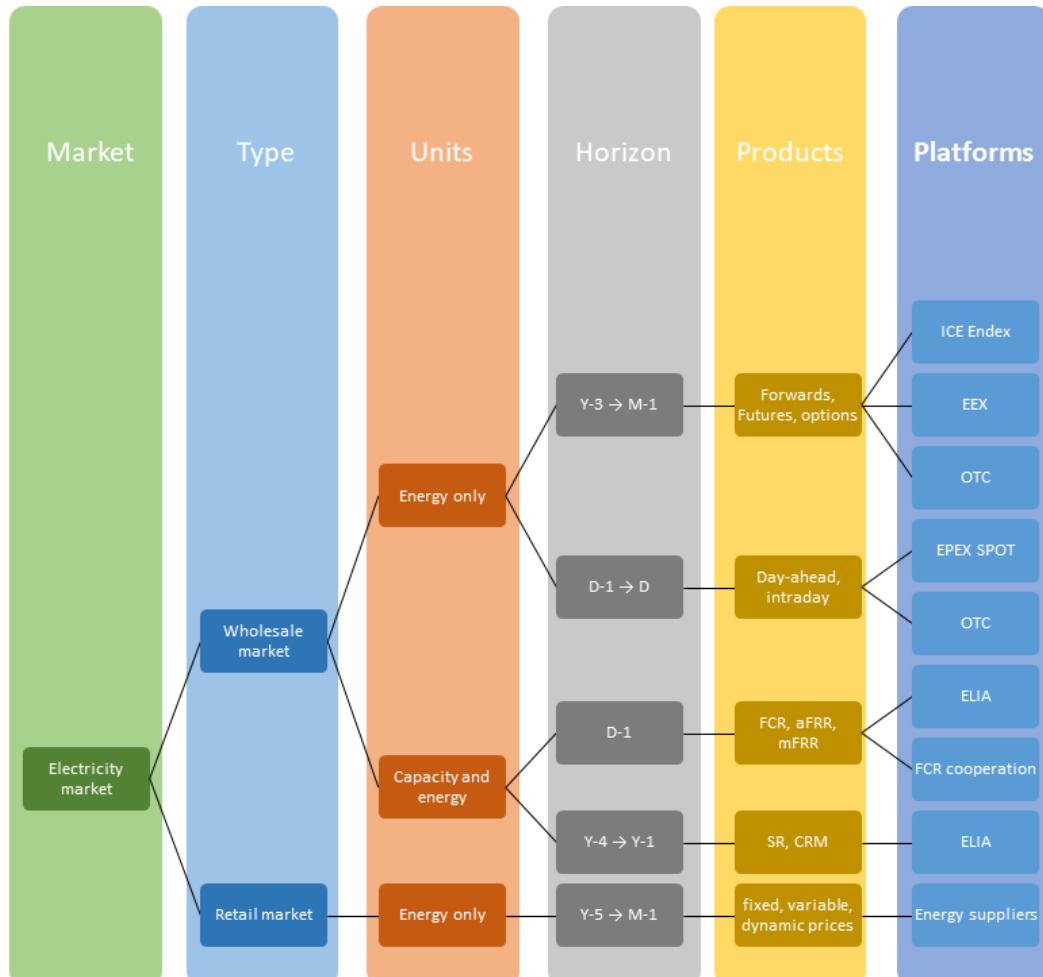


Figure 25 Electricity market structure in Belgium

3.1.3 Forward and future market

Forward and future markets are both derivative¹ arrangements involving two parties who agree to buy or sell electricity at a set price by a certain date in the future. These markets run from years before up to the day before delivery [67]. The main difference between the two, is that future contracts are public whereas forwards are private. Trading electricity in these markets has the advantage that the involved parties can hedge against risks of price fluctuations by setting fixed prices over the entire delivery period, which enables them to forecast more accurately their revenues and costs.

¹ In finance, derivate is a financial contract whose value depends on an underlying asset, group of assets or benchmark.

In the future market, contracts are traded on power exchanges. They are settled on a daily basis and they are standardized in terms of quantity, quality, delivery and maturity date. Buyers and sellers submit bids (orders) to the power exchange platform. The trading algorithm checks all submitted bids; if a buyer and a seller agree on a price, the algorithm matches the two together and creates a contract. In Belgium, future contracts are traded on the ICE Endex and the European Energy Exchange (EEX).

In the forward market, contracts are traded bilaterally over-the-counter (OTC). OTC contracts are not standardized, thus allowing more flexibility in terms of trading volumes and pricing since agreements are reached bilaterally among the involved participants. However, unavoidably, the lack of standardisation exposes the participant to increased risks. In general, future contracts are less risky than forward contracts since they are traded on power exchanges that guarantee fixed maturity dates, uniform terms and payments on the agreed upon date [68].

ICE Endex publishes an index reflecting the price of electricity traded in Belgian Power Base Futures. The index indicates the price that the different market players are willing to pay (receive) for buying (selling) electricity at a specific date of delivery. It publishes prices for the next three years (CAL+1, CAL+2, CAL+3), next four quarters (Q+1, Q+2, Q+3, Q+4) and next three months (M+1, M+2, M+3). Figure 26 shows an example of the price evolution in 2022 for electricity to be delivered in 2023, 2024 and 2025 [69].²

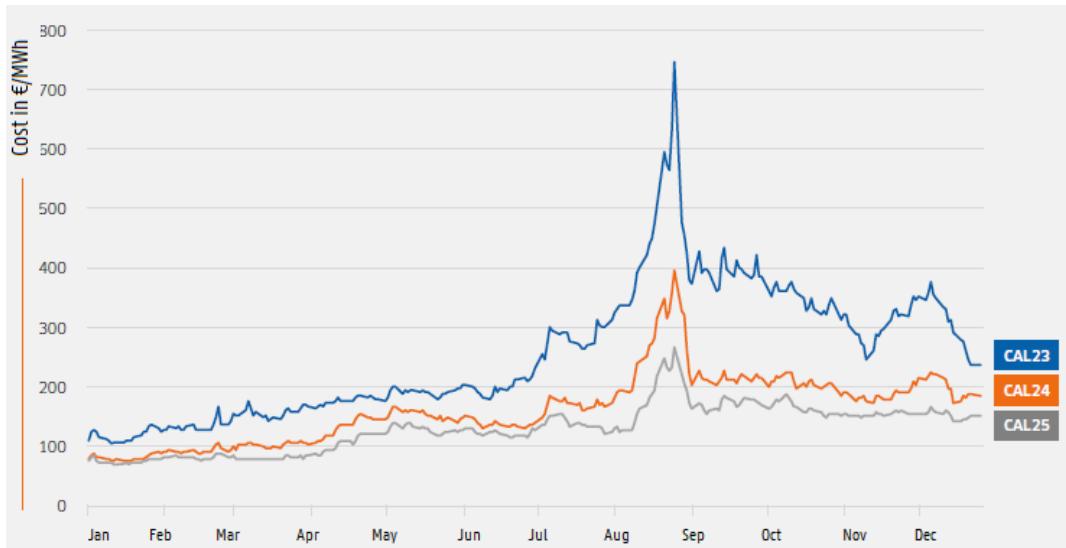


Figure 26 Evolution of prices in 2022 for a delivery in 2023, 2024 and 2025 [69]

3.1.4 Day-ahead

In the day ahead market, electricity is traded on the short-term, just one day before the actual delivery. Trading electricity in the day ahead market occurs either through a power ex-

² In 2022, due to the adequacy uncertainty in natural gas supply caused by the war in Ukraine electricity prices skyrocketed to record levels.

change or bilaterally OTC [67, 70]. In Belgium, the leading day-ahead power exchange platform is EPEX SPOT. In the next paragraphs, we explain how the market works on a power exchange having as reference EPEX SPOT.

The Day-ahead market works as a blind auction that occurs once every day of the year. The Market participants submit their orders before the order book closes at 12:00 CET. Day-ahead contracts can be traded either in single hours or in blocks³ of combined hours. Every day, 24 hourly contracts are available corresponding to the 24 hours of the next day. The minimum price and volume increment are 0.1 €/MWh and 0.1 MW respectively. The minimum and maximum price are -500 €/MWh and 4000 €/MWh respectively. For each hour of the next day, the trading algorithm calculates a clearing price, known as the Market Clearing Price (MCP). In Belgium, the index showing the evolution of the day-ahead prices is called Belpex (see Figure 27). This index is essentially the backbone of dynamic pricing formulas. Another important index is the DAM (Day-Ahead Monthly), which is the monthly average of the Belpex. Next, we explain how the MCP is calculated.



Figure 27 Evolution of Belpex for January 2023 [69]

Sell-orders correspond to power generation bids while buy-orders correspond to power consumption bids. At each hour, a supply curve is established by aggregating all generation bids from the lowest price to the highest; commonly known as the merit order curve [71]. Second, a demand curve is established by aggregating all consumption bids from the highest price to the lowest. The intersection of the two curves defines the Market Clearing Price (MCP) and volume (MCV) (See Figure 28). All bids located at the left side of the intersection are considered as accepted and all bids at the right side are rejected. The MCP is always lower than the price set by the buyer and always higher than the price set by the seller. The MCP is a single price that applies to all accepted buyers and sellers; all accepted buyers will pay the MCP and all accepted sellers will be paid the MCP regardless of the price of the submitted bids.

In the auction, there is no one-to-one match between buyers and sellers. There is an aggregated executed sell volume that equals an aggregated executed buy volume for each delivery

³ Block orders encompass several hours at the same price.

period (1 hour). The advantage of the auction is that it offers liquidity to the market in general and that it offers transparency regarding the clearing volume and price.

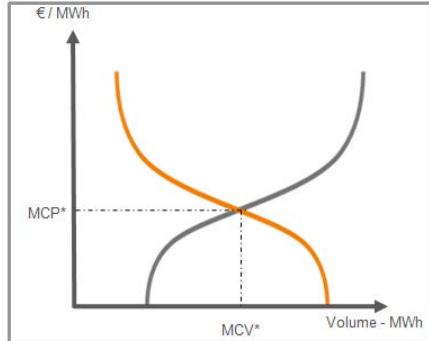


Figure 28: Merit Order Curve in Day-Ahead auction [71]

Spot markets such as day-ahead and intraday are beneficial in different ways but also come with their own risks. A major advantage when compared to forwards and futures is that the participant has a better understanding about the future (next day). Since the delivery day is closer to the trade, forecasts are more accurate e.g. weather prediction, loss of power due to defects in generators, unforeseen events that could cause load peaks. The spot market is in essence as extra lever for increasing the balance between nominations and actual measurements, consequently reducing exposure against real time electricity prices. An obvious disadvantage is that the electricity price on spot markets is difficult to predict, especially on the long term (weeks to years ahead), therefore costs and revenues of the involved assets (power generators and loads) are also difficult to assess on the long term.

Single Day-Ahead Coupling (SDAC)

The EPEX SPOT Day-ahead auction is part of the Single Day-ahead Coupling (SDAC) which is a broader pan-European day-ahead auction covering 27 countries all over Europe (Figure 30), excluding Great Britain and Switzerland (see Figure 29). Having all different day-ahead markets integrated into a single auction system is beneficial for boosting competition, increasing liquidity and enabling a more efficient usage of the generation and consumption resources in Europe. SDAC operates a single algorithm called PCR EUPHEMIA that processes various inputs (i.e. bids, transmission capacities and constraints such as local market rules) from all involved countries (NEMOs and TSOs) to finally output matched trades, clearing prices, scheduled exchanges and the net position of bidding areas [71, 72].

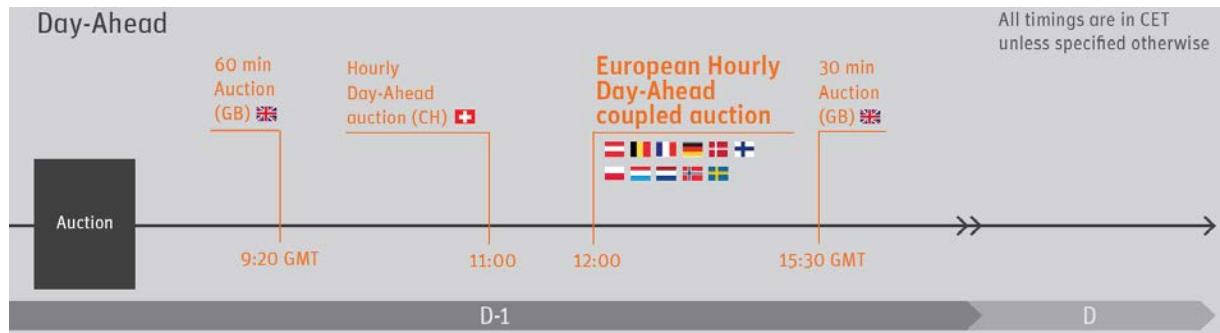


Figure 29: Time frame of Day-ahead auctions [72]



Figure 30: Countries participating in Single Day-Ahead Coupling [71]

3.1.5 Intraday

In the intraday spot market, electricity is traded for delivery in the same day, up to 5 minutes before delivery. Here also, trades occur either through a power exchange or OTC. The largest spot market exchanges in Europe are EPEX SPOT and Nord Pool. In Belgium, the intraday market is operated by EPEX SPOT. In EPEX SPOT the intraday market is divided into continuous and auction based trading. In the next paragraphs, we address specifically the continuous trading case which is the most popular and provides by far the most liquidity in Europe [70].

The continuous intraday market is running 24/7 (7 days a week, 24 hours a day). A major difference compared to the day-ahead market is that in intraday there is no single market clearing price (MCP) that applies for all accepted bids; prices are set in a “pay-as-bid” process where each trade has its own price. The trading platform checks continuously for any submitted supply and demand bids. If a supply bid has a price lower than a demand bid and they have the same volume then a trade is closed between the two. The intraday market is very often called an organized OTC market because trades are closed directly between two parties but still operated by the power exchange [73].

In Belgium, the market opens at 15:00 on the previous day (see Figure 31). The minimum price and volume increment are 0.01 €/MWh and 0.1 MW respectively. The minimum and maximum price are -9999 €/MWh and 9999 €/MWh respectively. With respect to the time resolution, depending on the country different contracts exist (e.g. 60 minute, 30 minute, 15 minute). In Belgium, the market is organized in 15 minute contracts.

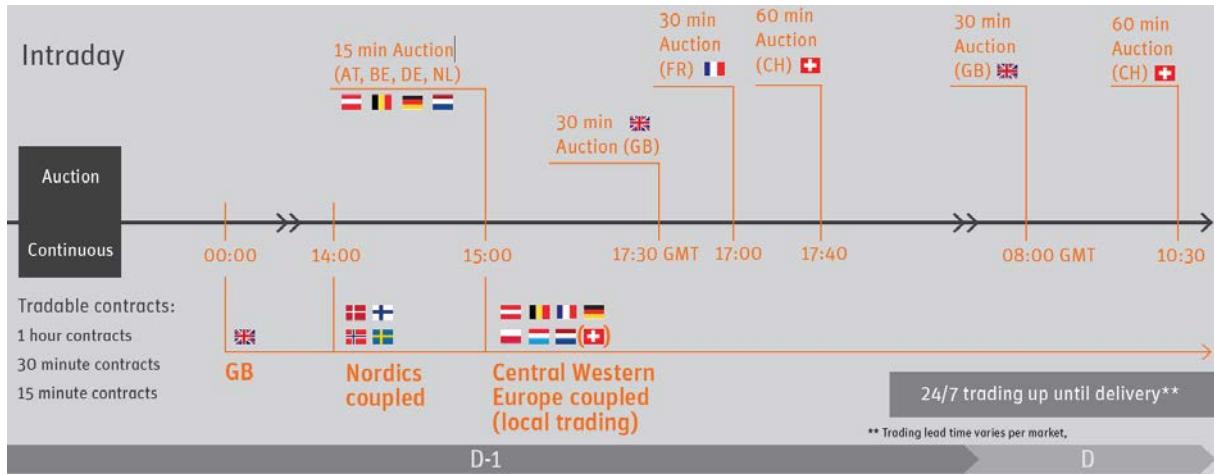


Figure 31 Timeframe of Intraday trading in EPEX SPOT [70]

Over the past decade, the energy volumes traded in the intraday market have increased considerably (see Figure 32). The main reason for this trend is due to the increase of the renewables share in the electric grid. The intraday market is a traders last chance to improve their purchases and sales based on the latest forecasts and unforeseen events. It is an additional flexibility mechanism that allows market participants to adjust their positions even closer to real time compared to the day-ahead market. Furthermore, similarly to SDAC, there is also a pan-European intraday market coupling (SIDC) where traders can take advantage of price arbitrage through cross border transactions.

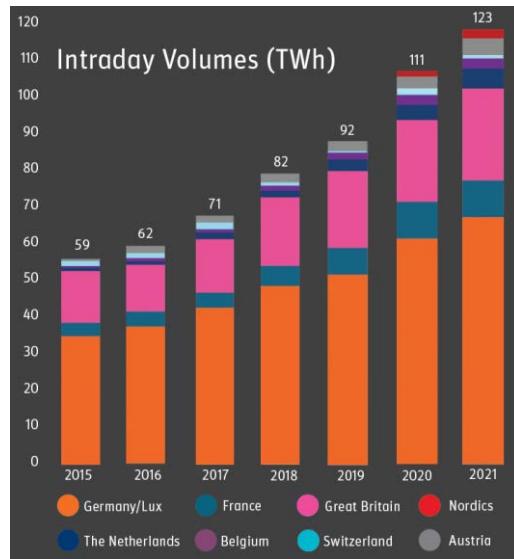


Figure 32: Evolution of Intraday volumes traded in EPEX SPOT [70]

Single Intraday Coupling (SIDC)

SIDC creates a single pan-European cross border intraday electricity market. SIDC makes intraday trading more efficient in Europe by promoting competition, increasing liquidity, allowing the share of generation resources across different market zones and generally helping market participants being in balance. SIDC has evolved to this date through four waves of country integrations (see Figure 33). Next, we explain briefly how SIDC works.

SIDC works on a common IT system comprising three main components: a) a Shared Order Book (SOB), b) a Capacity Management Module (CMM) and c) a Shipping Module (SM). When market participants of each NEMO (e.g. EPEX SPOT, Noord Pool) submit orders, they are put in a Shared Order Book (SOB). Furthermore, the different TSOs enter the cross-border capacities in the Capacity Management Module (CMM). Orders from different countries can be matched together provided that the cross border capacity is available and that local market rules are in agreement [74].



Figure 33: Evolution of SIDC in 4 major waves [74]

3.1.6 Balancing market

As mentioned in the previous sections, at the moment of the electricity delivery after completing all purchases and sales in the forward/future, day-ahead and intraday markets, unavoidably, the electric grid will still be in imbalance. To eliminate those final imbalances and maintain grid stability, the TSOs across Europe need to operate continuously in real time different balancing reserves. A balancing reserve can be simply viewed as a pool of flexible assets (e.g. power generators, hydro pumped station, batteries) that are activated in real time either upward (power generation) or downward (power consumption) in function of an imbalance signal. In Belgium (and most European countries), the balancing market consists of three main balancing products/services: a) Frequency Containment Reserve (FCR), b) automatic Frequency Restoration Reserve (aFRR), c) manual Frequency Restoration Reserve (mFRR).

In this paragraph we give an example how the balancing process works (see Figure 34). Suppose, that at some moment, unexpectedly, a big power generator that is connected to the grid goes off (e.g. due to some malfunction). This event will result in a drop of the grid frequency below its reference value (50 Hz). To restore the frequency, the TSO activates the three balancing reserves in sequence FCR > aFRR > mFRR. Depending on the incident, the TSO sends a command to the involved balancing provider (BSP). The command is simply a power reference (MW) that is sent periodically (e.g. every 1 sec, every 4 secs) or not prescribing

how much power the BSP is expected to deliver (upward or downward) within a specified time interval (e.g. $t_0 + 30$ sec, $t_0 + 5$ min, $t_0 + 15$ min). Here, FCR is the fastest reserve. Assets participating in FCR must be able reaching full power within 30 seconds following the reception of the power reference. As the FCR is activated (in our case upward), the frequency increases slightly. Next, the TSO activates the aFRR reserve to further support the system and gradually take over from FCR. aFRR is slower than FCR; aFRR requires that the reserved capacity be provided within 5 minutes after receiving the command. Finally, in the event of a major disturbance, the TSO activates as a final support mechanism mFRR to relieve the burden from aFRR. mFRR will be activated as long as needed until the frequency is fully restored. Here, also note the presence of RR (Replacement Reserve) which is an extra measure taken in some countries but not in Belgium.

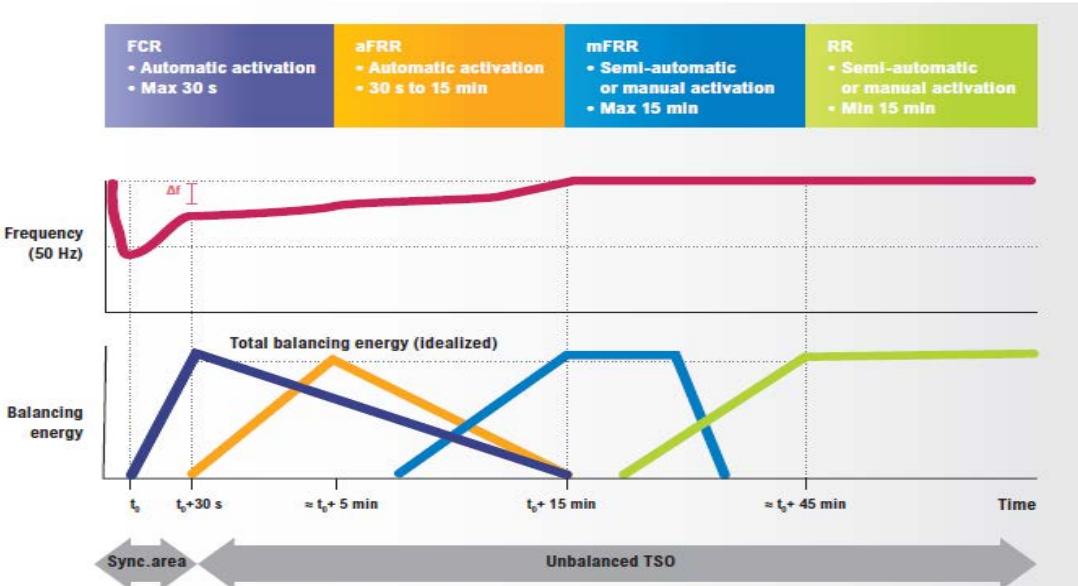


Figure 34 Activation sequence of balancing reserves in Europe

The balancing market is an auction based system. For each product, there are every day 6 x 4 hour capacity auctions (0–4, 4–8, 8–12, 12–16, 16–20, 20–24). Interested BSPs willing to sell their capacity submit bids (i.e. capacity volumes and prices) into a platform; then based on the merit order principle, the TSO selects those bids minimizing the total operating cost of the system. The auctions take place in sequence FCR > aFRR > mFRR and end before the opening of the day-ahead market to allow participants to re-optimize their planning (Figure 35). Furthermore, only in aFRR and mFRR, apart from the capacity auctions, the winners of the capacity auction are required to participate in an energy auction. In the energy auction, the BSP submits energy bids (€/MWh) in 15 minutes resolution. The merit order curve is calculated 96 times per day for each quarter of the day and direction (see Figure 36: upward – from lowest to highest activation price, downward – from highest to lowest activation price).

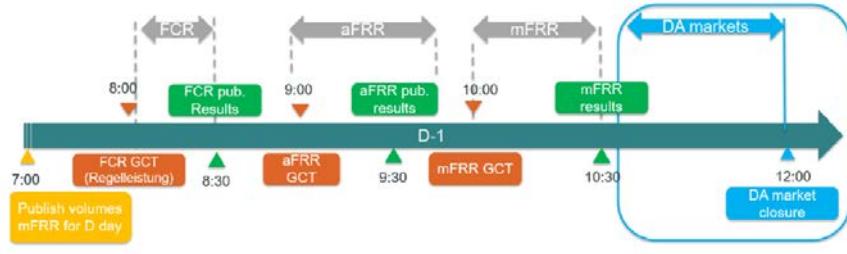


Figure 35: Sequence of capacity auctions in balancing market

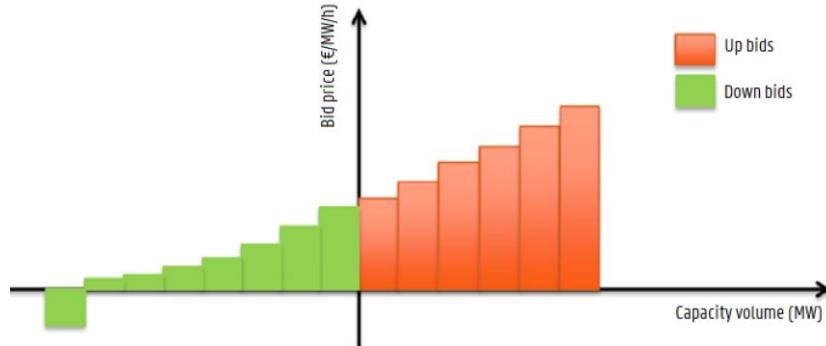


Figure 36: Merit order curve in aFRR and mFRR energy bids

Regarding the activation method, in FCR, the power reference sent to the involved BSPs is generated based on the frequency deviation from 50 Hz. All BSPs providing FCR are activated simultaneously and proportionally to the frequency deviation. In aFRR, the aFRR controller defines the global power reference and selects, according to the merit order principle, each 4 seconds the energy bids that need to be activated and the power reference per energy bid. In mFRR, a major difference is that the activation does not happen continuously as in the case of FCR and aFRR; this is why it is called “manual”. In general, Elia will analyze the need for possible activation of mFRR depending on the system imbalance of at least the last 10 minutes and the level of activated aFRR. When needed mFRR is activated based on the merit order of energy bids but also taking into account technical properties of the BSPs assets.

With respect to the BSP remuneration, in FCR the remuneration is exclusively capacity based as shown in the equation below.

$$R_{\text{capacity}} = P_{\text{capacity bid}} \cdot P_{r\text{capacity bid}} \cdot \Delta T$$

where:

- R_{capacity} is the remuneration in € for the reserved power capacity
- $P_{\text{capacity bid}}$ is the power of the capacity bid in MW
- $P_{r\text{capacity bid}}$ is the price of the capacity bid in €/MW/h
- ΔT is the time period of the reserved capacity in hours (e.g. 4 hours, 8 hours etc.)

In aFRR and mFRR, apart from the capacity component, the remuneration includes also an energy based component:

$$R_{\text{energy}} = \sum_{q=1}^{q=N} E_{q \text{ activated}} \cdot Pr_{q \text{ energy bid}}$$

where:

- R_{energy} is the remuneration in € for total energy volume activated from quarter 1 to quarter N
- $E_{q \text{ activated}}$ is the activated energy volume in MWh for quarter q
- $Pr_{q \text{ energy bid}}$ is the price of the energy bid in €/MWh for quarter q

As of 2024, the balancing market in Europe is undergoing an important transition. In 2017, the European Commission established the Electricity Balancing Guideline (EBGL) aiming to develop a common and standardized framework that will finally integrate the different markets into a single cross-border pan-European balancing market. The FCR market is already running through the FCR cooperation; a common platform exists for the procurement and exchange of FCR between 12 TSOs in 9 countries. With respect to aFRR and mFRR, two pilot projects are currently under development; these are the PICASSO project for aFRR and MARI project for mFRR.

As already mentioned, FCR, aFRR and mFRR are in essence the backbone of the balancing market. However, TSOs need also other grid support services to guarantee grid stability. In Belgium, Elia has the Strategic Reserve (SR) which is a kind of reserve that is activated very rarely in special occasions (e.g. in the winter to meet peak load consumption). Furthermore, Elia implements the Capacity Remuneration Mechanism (CRM) to deal with the imminent phase out of the nuclear power plants and secure energy supply in the long term. Big power generators participate in annual auctions starting from 2021 for deliveries planned from 2025 onwards after the closure of the nuclear plants. Other less popular grid services worth mentioning are the provision of reactive power for voltage support and the deployment of start-up power generation units in the event of a black out [75, 76, 77].

3.1.7 Imbalance pricing

Very often, companies that trade (energy suppliers, traders, large industrial and commercial consumers, power generators) in the wholesale market (forward/futures, day-ahead and intra-day) need to maintain a balanced portfolio on a daily basis. They do so in an account which is called a balancing group. The owners of those groups are BRPs. Each BRP has to make sure that the amount of electricity sold always equals the amount of electricity purchased for each and every 15 minute (hourly quarter) of the day. When the BRP fails to keep the balance, then any deficits or surpluses of power, which are measured at the moment of the electricity delivery, will be subject to imbalance pricing. The imbalance pricing settlement is a continuous process running in real time 24/7 every quarter of the day (96 quarters per day); it consists of two parts:

- a) Marginal Incremental Price (MIP): This is the highest price (€/MWh) paid by Elia to BSPs for the upward activation of balancing reserves for a given quarter.
- b) Marginal Decremental Price (MDP): This is the lowest price (€/MWh) received by Elia from BSPs for the downward activation of balancing reserves for a given quarter.

In the event of a negative system imbalance (generation shortage) Elia activates the balancing reserves for upward regulation. The last activated balancing unit, which is the most expensive, defines the MIP. BRPs who are in negative position (generation shortage) will pay the MIP to Elia, whereas BRPs who are in positive position (generation excess) will be paid the MIP by Elia. Similarly, if a positive system imbalance (generation excess) occurs, Elia activates the balancing reserves for downward regulation. BRPs who are in negative position (generation shortage) will pay the MDP to Elia, whereas BRPs who are in positive position (generation excess) will be paid the MDP by Elia. Here, note also the presence of parameter α which is applied only in cases of big system imbalances (larger than 150 MW) as an incentive mechanism encouraging BRPs keeping their portfolio always in balance (more information regarding parameter α can be found in [78]. The imbalance pricing settlement is illustrated schematically in Figure 37.

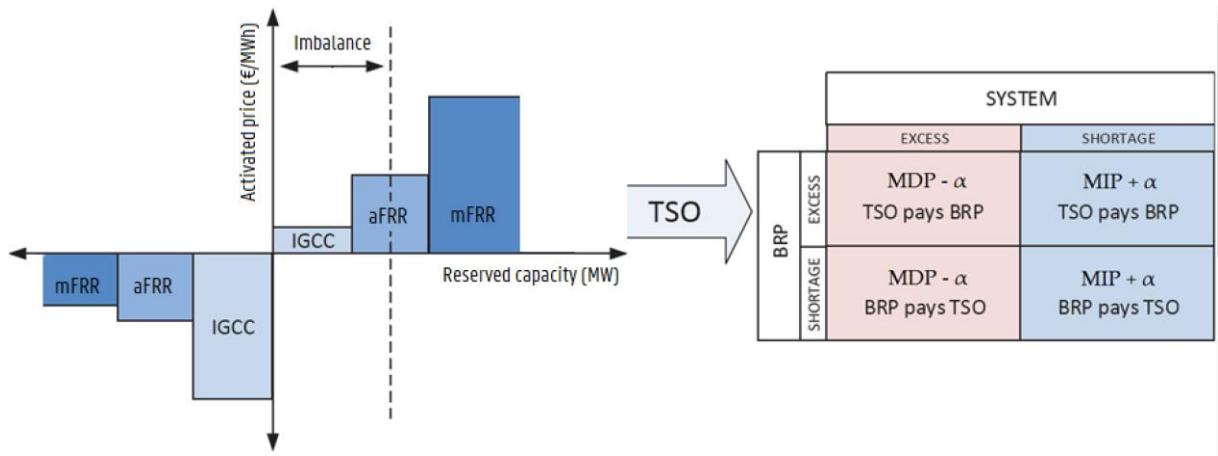


Figure 37 Imbalance pricing settlement [78]

Trading example

Closing this section, we present an example showing how the different market mechanisms (forward/future market, day-ahead, intraday, imbalance pricing) work together in a trading process. The owner of a wind farm has contracted an energy supplier to act as BRP for all the electricity generated by the wind farm. In a first trading step, the biggest part of this energy is sold through a PPA (Power Purchase Agreement) contract to a large consumer. The PPA is simply a long term (forward) OTC contract defining a power base profile (see Figure 38) at a fixed price. In reality, the wind power profile is fluctuating resulting in energy surpluses or deficits that need to be sold or purchased at a later step as we approach the delivery date. In the second step, one day before the delivery, the trader makes a first rough estimation of the wind power profile for the next day and decides to sell the energy that is left (after subtracting the base profile) to the day-ahead market (OTC or through power exchange). Finally, when the delivery date arrives, the trader has access to accurate weather forecasts and therefore is able to re-estimate the wind power profile; this results in surpluses and deficits that have to be traded intraday. Afterwards, by the end of the delivery date, any deviations between all aggregated (PPA, day-ahead, intraday) purchases and sales will be subject to imbalance pricing.

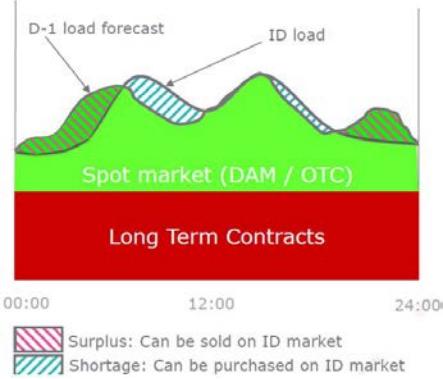


Figure 38: Trading example combining forwards/futures, day-ahead and intraday contracts

3.2 Battery storage applications

3.2.1 Introduction

BESSs have different applications depending on the grid level where they are connected to (i.e. transmission level, distribution level or behind-the-meter) and the involved market players – end users of the system. The focus within this project is on behind-the-meter systems. This means that the primary end user of the system is a prosumer and that the battery is installed as part of his energy infrastructure (e.g. house, apartment, office, industrial site) in order to reduce the total electricity bill. Nevertheless, in this section all different applications that are currently present in the electric grid are addressed.

3.2.2 RES self-sufficiency

PV and wind turbines are very often installed behind-the-meter in households and businesses in order to reduce the electricity bill. The goal here is to help the user become as much as possible independent from the electric grid by increasing his self-sufficiency. Becoming fully independent from the grid (100 % self-sufficiency) is not possible e.g. due to the inevitable presence of night time, low wind speeds. To maximize the self-sufficiency the user can deploy a battery. In the case of a PV power source, the battery is charged for example during the day when there is excess of power ($P_{pv} > P_{load}$) and then discharges the energy back to the load in the evening when there is shortage of power ($P_{pv} < P_{load}$).

This type of application has been more popular in residential systems rather than enterprises since in the first case the electricity bill is usually much higher due to the increased costs for distribution, taxes and levies. In the past, designing an energy management system for this type of application was not a complex task. Fixed pricing contracts were the norm; the end user would be charged at a fixed price proportionally to his energy offtake (injection). Since the cost for the energy offtake was always higher than the revenue for the energy injection from PV, a naïve threshold controller could do the job; the battery was (dis)charged in function of the power difference ($P_{pv} - P_{load}$). However, nowadays, due to the rise of short-term trading in spot markets (day-ahead, intraday), the energy supplier might expose the end user to dynamic pricing formulas. In such case the electricity price is changing every hour. For example, during the day it is possible that the electricity price goes below zero and consequently, it might be beneficial to charge the battery even if the PV power is higher than the load. An energy management system must be able to deal with such occasions.

Further details on the dimensioning of PV systems and batteries for specific self-sufficiency objectives are provided in 0, which examines strategies for optimizing the balance between energy generation, storage, and consumption.

3.2.3 Peak shaving

Peak shaving has been existing as an application in enterprise users for a long time before the advent of batteries. DSOs usually split the cost for the electricity distribution into two components: (i) power (kW), (ii) energy (kWh). For (ii), the cost is usually proportional to the total energy offtake from the grid. For (i), different approaches exist among the DSOs in Europe; for instance, it can be a function of the connection capacity of the installation, the highest measured peak over the past 12 months, the average annual of the monthly peaks or a combination of the above. An installation with high peak demand would result in increased electricity costs and therefore the end user would “shave” his peak to save some money.

In the past, peak shaving was possible through different mechanisms. For example, an assistant power generator would be activated during periods of peak demand or the user would change the production plan to shift the operation of an energy intensive process to off-peak periods. Nowadays, as battery prices continue to fall, peak shaving is becoming more appealing for battery storage. The profitability of an investment in such application varies a lot, but mainly affected by three things that usually change over time: the electricity tariff structure, the load profile and the capital & operating expenditures for the battery storage system.

With respect to the battery controller, it depends on different factors. Here, the predictability of the load plays a crucial role. A user with a very deterministic load profile allows the design of time-based controllers where the battery is scheduled hours in advance to be (dis)charged during certain time periods. Conversely, a user with a very stochastic load profile imposes the design of power threshold-based controllers where the battery is (dis)charged on demand based on the current real time measurement. Furthermore, if the user considers additional revenue streams (value stacking) the controller gets more complex (e.g. predictive analytics, advanced optimization algorithms, battery capacity segmentation).

3.2.4 Pricing arbitrage

In this type of applications, the main idea is that we have a market mechanism that exposes the end user to fluctuating electricity prices. The end user wants to charge the battery (buy energy) when the electricity price is low and discharge the battery (sell energy) when the electricity price is high. There are mainly three arbitrage mechanisms in the electricity market for battery storage: (i) day-ahead, (ii) intraday, (iii) imbalance. We address each mechanism separately in the next paragraphs.

In day-ahead pricing arbitrage, we distinguish two types of end users: (i) the user who buys or sells electricity directly through the wholesale day-ahead auction, (ii) the user who buys or sells electricity through the retail market having a dynamic pricing contract based on the Belpex index. In (i), the end user acts like an energy trading company e.g. large industrial consumer or power plant or an energy supply company. The battery can generate profit by buying energy from the day-ahead auction when the price is low and selling it back when the price is high. The main difficulty with this practice is that the user needs a way to predict the clearing prices of the auction for each one of the 24 hours of the next day; therefore the

profitability is influenced considerably by the accuracy of the forecasting model. Conversely, in (ii), the user buys (sells) electricity from (to) the energy supply company based on the dynamic pricing formula of his contract. Here, the main difference with (i) is that the prices are known in advance; the day-ahead prices are published the day before the energy delivery at the end of the auction. Consequently, in case (ii), there is no need to forecast the prices and the optimization is easier; we still though need a forecasting model for the load and power source profile (e.g. PV, wind).

In intraday pricing arbitrage, the arbitrage mechanism is the intraday market. Here, the end user acts like an energy trading company. Similarly to the day-ahead arbitrage case (i), the user needs a way to forecast the intraday prices. Nevertheless, forecasting the intraday prices several hours in advance is a very difficult task. First of all, the intraday market evolves as a result of the very short term weather forecast data and latest unforeseen events. Secondly, the intraday prices are calculated in bilateral agreements and there is no single clearing price reference like in the day-ahead market.

In imbalance pricing arbitrage, the end user is exposed to imbalance fees (e.g. BRP, large consumers or power plants). We distinguish two control strategies: (i) the user wants to minimize the imbalance fees by keeping his portfolio as much as possible in balance, (ii) the user wants to take advantage of imbalance fees by going on purpose in imbalance; when the system imbalance is positive (generation excess) the user's portfolio is negative (generation shortage) and vice versa. In case (i), the battery is (dis)charged mainly in function of the user's portfolio imbalance. While the battery helps reducing the portfolio's imbalance, we still need to make sure that the battery State-of-Charge (SoC) stays within the limits (e.g. SoC recovery through purchases or sales in the intraday market). In case (ii), the control strategy is more complex since the user needs to forecast accurately the overall system imbalance hours in advance which is very difficult. Also in this case, similarly to (i), a secondary mechanism is required for SoC management.

3.2.5 Power quality

Enterprise users very often suffer from power quality issues. Batteries have been well established in this field a long time ago. Uninterruptible Power Supplies (UPS) is an example of such applications. In the event of a voltage dip or power outage UPS ensures the smooth operation of the business process, by bridging the power loss through an energy buffer component (e.g. battery, capacitor). Another popular application related to power quality is the reactive power compensation, known also as power factor correction. DSOs very often apply additional costs to enterprise users based on their reactive power footprint; the higher the reactive power (inductive or capacitive) with respect to the active power the higher the electricity distribution costs. As a result, enterprises are incentivized to maximize their power factor to reduce the electricity bill. Batteries have been proven very efficient in such applications. A major advantage here, when compared to other technologies (e.g. capacitor banks) is that battery can provide additional services to the end user. For instance the controller decouples the power in two parts: (i) reactive component for power factor correction, (ii) active component for increasing the self-sufficiency of a PV installation.

3.2.6 Balancing market

The balancing market forms another opportunity for battery storage to create value for enterprise users. In the past, participating in FCR, aFRR, mFRR was only available to big players (power generators in the MW scale). However, nowadays, TSOs in Europe are redesigning the market to allow broader participation and increase competition. Small decentralized assets such as batteries, EVs and heat pumps can offer their flexibility to aggregators. In general, the basic idea is that market is becoming gradually more consumer centric – Consumer Centric Market Design (CCMD) where end users – prosumers are put at the forefront of the renewable energy transition.

Batteries have been proven very efficient especially for the provision of FCR. FCR is the fastest from all three balancing reserves requiring the full activation of the BSP asset within 30 sec. Batteries can deliver almost instantly their power (ms – sec) either in charging or discharging mode. In essence, the main issue is that the battery storage system be appropriately dimensioned. Elia requires that the minimum reserved power capacity of an asset providing FCR be at least 1 MW. Furthermore, for assets with limited energy (e.g. batteries), the energy capacity must suffice to foresee a worst case of 40 minutes of continuous activation (either upwards or downwards). These specifications need to be considered when designing a battery storage system for FCR.

Regarding aFRR and mFRR, the requirements are more strict. The participant asset in aFRR or mFRR must be capable of providing power for as long as needed. Each balancing reserve is organized as daily auction comprising 6 x 4 hour blocks. In the simplest case, having no consecutive blocks, the BSP must foresee a worst case of 4 hour continuous activation (upwards or downwards). One way to make sure that there is always enough energy is to segment the battery power in two parts; 50 % for the provision of the balancing service (aFRR or mFRR) and 50 % for managing the SoC. For instance, 2 MWh a LiFePO₄ battery at 1 C rate can provide 1 MW for upward or downward aFRR (or mFRR) and use the remaining 1 MW for SoC management.

To summarize, battery storage is an appropriate technology for all three balancing reserves. Nevertheless, the profitability of an investment in such applications is still questionable. First of all, as already mentioned, the balancing market is undergoing a transition; the PICASSO and MARI projects are in progress and there is not yet a well-established regulatory framework to be based on. Furthermore, another issue is that the balancing market is an auction based system with limited procurement demand; in Belgium, the FCR and aFRR procurement demands for 2024 were merely 93 MW and 117 MW respectively [79].

3.2.7 Other grid services

To guarantee the smooth operation of the electric grid infrastructure, apart from the balancing market, TSOs and DSOs very often need other services. For example, in the event of a black out, TSOs have to manually restore the grid by activating black start services. In Belgium, Elia first activates black start services from the neighboring TSOs and if these are not available, it will look for providers within its zone to power up the grid. Another example of grid services is the provision of reactive power control. While grid frequency mainly depends on the active power flows, grid voltage depends on the reactive power flows. To maintain the voltage level within the specified limits, Elia makes contracts with Voltage Service Providers

(VSP). If an incident occurs destabilizing the grid voltage, Elia activates automatically or manually VSPs to generate or absorb reactive power and restore the voltage level.

Batteries storage has been proven a suitable technology candidate for providing black start and voltage control services. Finally, another example worth mentioning here is the use of battery storage in grid infrastructure upgrades. TSOs and DSOs usually foresee large hosting capacities in their grid plans. However, some parts of the grid might become vulnerable to congestions with time as the load increases. In such occasions, investing in new infrastructure (e.g. bigger cables, transformers) can be very expensive. Instead, deploying a battery storage can be much cheaper. The battery supports the grid during congestion moments by delivering part of the power to the load; this is similar to peak shaving but at grid level (usually low or medium voltage grid).

3.3 Evolution in flexibility products in Belgium

3.3.1 Flexibility in the context of supply security and balancing

Recent developments in Belgium focus on flexibility services that enhance the security of supply and balancing of the electricity grid. Elia and the DSOs are collaborating to facilitate the provision of frequency-related support services. This collaboration is part of the prequalification procedures, where the involved parties define the conditions and information exchange required for participation in these services. The Capacity Remuneration Mechanism (CRM) plays a key role in ensuring the adequacy of the system [80].

On October 9, 2023, the EU Council adopted the amended Renewable Energy Directive ("RED III"), which is part of the "Fit for 55" package. The revised directive allows electric vehicles and other decentralized energy sources to participate in electricity markets, including congestion management and the provision of flexibility and balancing services, particularly through aggregation. In Belgium, this will be examined regionally, with Flanders setting a deadline of 18 months for implementation, meaning the measures must be fully enacted by June 2025 [81]. As a continuation of this project, it could be valuable to monitor these developments closely.

3.3.2 Incompressibility and the management of overproduction

In Belgium, the issue of incompressibility is also being addressed, where an overproduction of renewable energy is difficult to balance. This phenomenon occurs when there is unexpectedly high renewable energy production combined with low demand. It can lead to negative electricity prices and an imbalance in the system. In such situations, there is insufficient market flexibility to compensate for forecasting errors. Elia is working with DSOs to create the technical capability to directly modulate large renewable installations, such as PV and wind farms, in case of emergencies. This approach presents opportunities for flexibility services that could become increasingly relevant for businesses with the right resources. It is crucial to monitor these developments, as they have the potential to create new market opportunities for flexibility applications [82].

3.4 Conclusions and discussion

This section outlines key conclusions that influenced the direction of the project. The focus of this work is to explore battery storage from a prosumer perspective. Three key applications were identified as priorities for further analysis within this project: (i) enhancing the self-sufficiency of renewable energy sources (RES), as discussed in Chapter 1, (ii) implementing peak shaving strategies, explored in Chapter 5, and (iii) leveraging pricing arbitrage opportunities, examined in Chapter 6. These applications are seen as having the most potential for this project. Power quality applications, such as UPS and power factor correction units, are not very relevant within this project and will not be handled explored.

In terms of pricing arbitrage, challenges include the complexity of accurately forecasting electricity prices, and the limited applicability to smaller enterprises, as these opportunities are mainly available to large players like power generators and industrial consumers. Regarding the balancing market, although opportunities exist, challenges remain, especially in encouraging participation from small prosumers. The market's auction-based system and its limited procurement demands make it less attractive for small-scale investors.

Other grid support services, such as black start and voltage control, are excluded from this study due to their specialized nature and limited relevance from a prosumer-centric viewpoint.

4. BESS power flow model

4.1 System topology

Figure 39 shows the topology of our system. The battery is connected through a DC/AC inverter behind the meter of the user. The grid serves as the only power supply since there are no renewable energy sources. In general, for peak shaving, the energy storage system should have high energy efficiency as well as high power capacity (C rate) [83]. For these reasons, a Lithium-ion battery is selected to carry the analysis (See [Error! Reference source not found.](#)).

Figure 39 System topology with BESS

4.2 Battery model

The battery model forms the core of the simulations carried out in this work. The first step, towards the development of the model, was the definition and evaluation of a fundamental equivalent capable of simulating the behavior of the battery under dynamic conditions. Our choice to follow a fundamental approach instead of considering a simplified model can be justified by the high resolution scale of the measurements. However, as explained in the following paragraphs, the dynamic equivalent was finally replaced by the power flow model after concluding that this simplification would not influence the accuracy of the simulation even at such high resolutions. Hence, all simulations leading to the final results were done using the power flow model. The dynamic equivalent was only used to calculate the internal parameters of the battery (e.g. open circuit voltage, resistance) which were used for the development of the power flow model.

4.2.1 Dynamic model

The battery technology is LiFePO₄ (LFP). The specifications of the LFP cell are presented in Table 2. The dynamic response of the battery cell was analyzed using the second order RC equivalent model (Figure 40). Our decision to choose this type of model was based on previous studies that validated its performance as very accurate [84, 85]. The open circuit voltage (OCV) to the state of charge (SOC) characteristic of the battery was derived in [86]. In general, the OCV to SOC characteristic of the battery is defined with hysteresis, since the OCV depends not only on the SOC of the battery but also on the (dis)charging process [87]. However, in this study the hysteresis effect was ignored given the focus of our research goal and also knowing that such simplification does not influence dramatically the model accuracy.

Since the OCV to SoC characteristic is not presented clearly in [86], we chose to use as an equivalent the voltage discharge curve at C/25 (Figure 41), which is a good approximation.

Table 2 LFP Cell Characteristics, according to [86]

Characteristics	Specifications
Chemistry	LiFePO ₄
Battery capacity	2.28 Ah (7.52 W h)
Nominal voltage	3.3 V
Operating voltage	2.5 to 3.6 V
Operating temperature	-30 °C to +60 °C
Cell weight	70 g

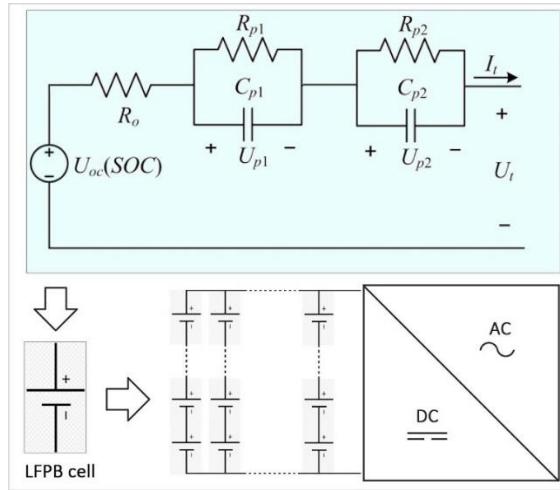


Figure 40 2nd order RC equivalent for LFP cell [86]

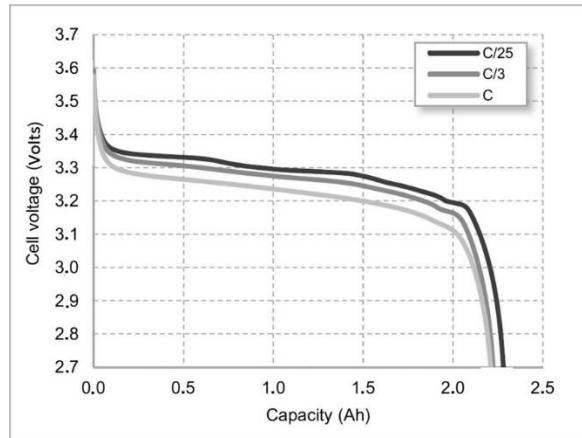


Figure 41 Voltage discharge curves for C/25, C/3 and 1C according to [86]

To estimate the parameters R_0 , R_{p1} , R_{p2} , C_{p1} , C_{p2} , the response of the model was optimized to match the voltage discharge curve at 1C. As shown in Figure 41 each voltage discharge curve corresponds to a constant C rate. Knowing that the current is always constant during the discharging process and that the accumulated charge (expressed as capacity in Ah) can be found at any given point on the curve, it is possible to construct the time axis of the process. In other words, each static voltage-to-capacity curve can be transformed into a dynamic voltage-to-time curve. The dynamic current-to-time curve can be easily defined by calculating the total duration of the discharging process. As can be seen with a discharge rate at 1C the battery will have delivered almost 2.2 Ah. Therefore the total duration is calculated as follows:

$$T_{\text{total}} = \frac{2.2}{C_{\text{rate}} \times C_{\text{Ah}}} \times 3600 = \frac{2.2}{1 \times 2.28} = 3474 \text{ s}$$

Now that both the voltage-to-time and the current-to-time curves are known, the response of the model can be optimized. The current-to-time curve was used as the input of the model whereas the voltage-to-time curve was selected to be the output. We assumed that the LFP cell is connected at its output with a current source. Furthermore, we considered as initial conditions that the SoC is 100 % and that no current flows towards or from the battery (open circuit condition). Next, the current source is commanded to discharge the battery at 1C over a period of 3474 s. The experiment ends at 3474 s and the voltage response of the battery is compared to the desired response.

Error! Reference source not found. presents the values for the parameters R_0 , R_{p1} , R_{p2} , C_{p1} , C_{p2} . These values were calculated using Matlab's optimization toolbox. The two voltage-to-time curves, the reference to follow and the result of the simulation, are illustrated in Figure 42. The small deviation towards the end close to 3500 s is possibly due to the change of the battery's internal resistance when the SoC becomes almost 0 %. In reality the internal resistance of the battery can slightly change when the SoC is close to the upper (100 %) or lower (0 %) boundary [84]. Nevertheless, all final simulations were done with the battery operating in the range of 10–90 % SoC and therefore the internal resistance was considered constant

Table 3 meters of the 2nd order RC model using Matlab's optimization toolbox. The values refer to a single LFP cell.

Parameters	Values
R_0	0.02 Ω
R_{p1}	0.005 Ω
R_{p2}	0.004 Ω
C_{p1}	600 F
C_{p2}	1500 F

4.2.2 Evaluation of the dynamic response

As can be seen from Figure 42, the model of the battery consists of an ideal voltage source, resistors and capacitors. Since the model does not include any inductances, when the battery is discharged (charged) the maximum voltage drop (increase) at its output (compared to the OCV) is affected only by the amplitude of the current and the size of the ohmic elements

(R_0, R_{p1}, R_{p2}) . We note also that the presence of the capacitive elements does not influence the maximum voltage drop (increase) because both capacitors are connected in parallel with a resistor. In other words, the derivative (rate of change) of the (dis) charging current cannot impose limitations to the reaction time of the battery. As a result, the battery is expected to respond instantaneously to any power commands specified by the control system of the DC/AC converter. This is in agreement with previous studies that state that the reaction time of lithium-ion batteries is very fast, in the range of ms according to [88] and below 5 ms according to [89].

In fact, if any delays occur between the power command and the actual power delivered by (to) the battery, these are probably due to extended software execution time and bandwidth limitations of the communication protocol. In the present study, we considered that the communication protocol operates at 20 Hz, which is much faster compared to the resolution scale of the simulations carried out at time slots of 10 min and 1 s. The resolution scale of the simulation defines how often a power command can be sent to the DC/AC converter. Since the resolution scale of the communication protocol is much higher, it can be concluded that the actual power delivered by (to) the battery during a single time slot (10 min, 1 s) will always be approximately constant and equal to the power command. Based on this fundamental assumption, it makes sense to ignore the dynamics of the system (including the battery and the DC/AC converter) and proceed with a more simplistic modeling method.

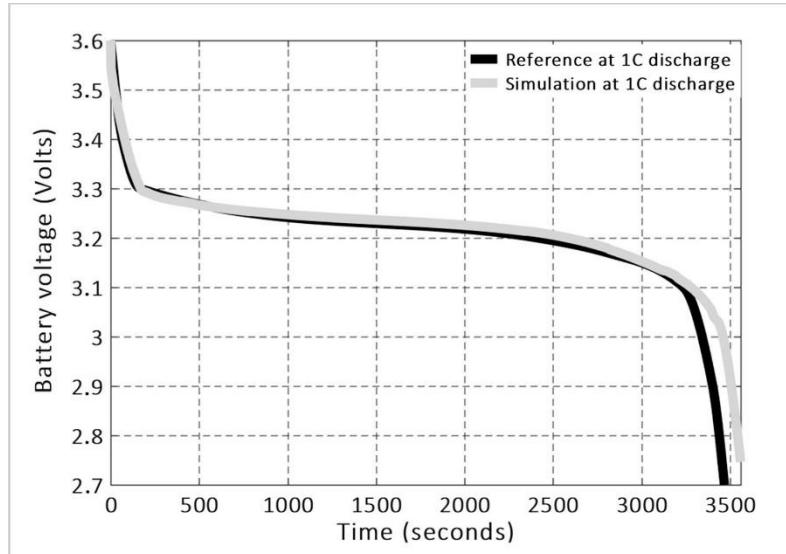


Figure 42: Comparison of voltage to time curves between simulation and reference with optimized parameters

4.3 Power flow model

The simulation model, developed in Matlab/Simulink and depicted in Figure 44, was specifically designed with a focus on peak shaving, which is one of the objectives of this project. While the model's development centered on this application, it remains versatile and capable of receiving setpoints for other applications, either independently or in combination with RES.

It is worth noting that a part of the present model used for peak shaving was based on the model described in [90]. Therefore, in this study, we will only detail the new model components, which are blocks 1 and 5. For the remaining blocks 2, 3 and 4, we provide a generic description, but for more information, the reader is referred to [90]. For the development of the model, we relied heavily on a real test-setup—microgrid emulator (which makes part of the laboratory infrastructure of EELab/Lemcko) comprising of: (i) a low-voltage grid (250 kVA power source), (ii) a 90 kVA DC/AC converter, (iii) a 20 kWh LiFePO₄ battery, (iv) a 30-kW programmable load. The behavior of each component and the interaction between them was studied analytically and converted into simulation models using information from test measurements, scientific papers and commercial datasheets.

To begin with, the model has three variables: (i) the time resolution of the load profile, (ii) the battery capacity (kWh) and (iii) its C rate. Furthermore, it receives two data inputs: (i) the load profile and (ii) a power threshold. The load profile is simply a time series of the active power in kW at 15 min resolution. The power threshold is a constant specifying the ‘desired’ maximum power. This value must be lower than the peak power but also higher than the mean power. Given the time step (resolution) and the 3-year period, in total, there are 105216 simulation steps (1096 days × 96 quarters/day). At each step, the model reads the load power of that moment and the current State-of-Charge (SoC). Then, it undergoes three sequential processes (1, 2 and 3) to calculate the battery power P_{bat} (inverter’s DC side), the inverter power P_{inv} (inverter’s AC side) and the power of the grid P_{grid} . Next, after updating the State-of-Charge (SoC) of the battery, it proceeds to the next simulation step and hence, the simulation progresses. Figure 44 shows the DC/AC conversion efficiency of the inverter in charging mode.

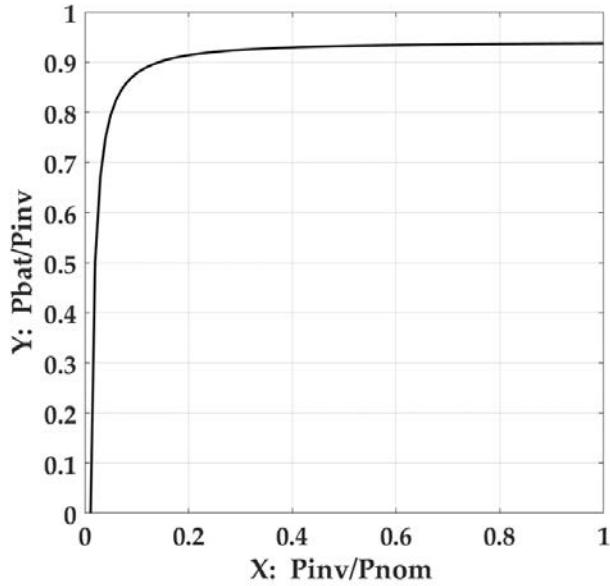
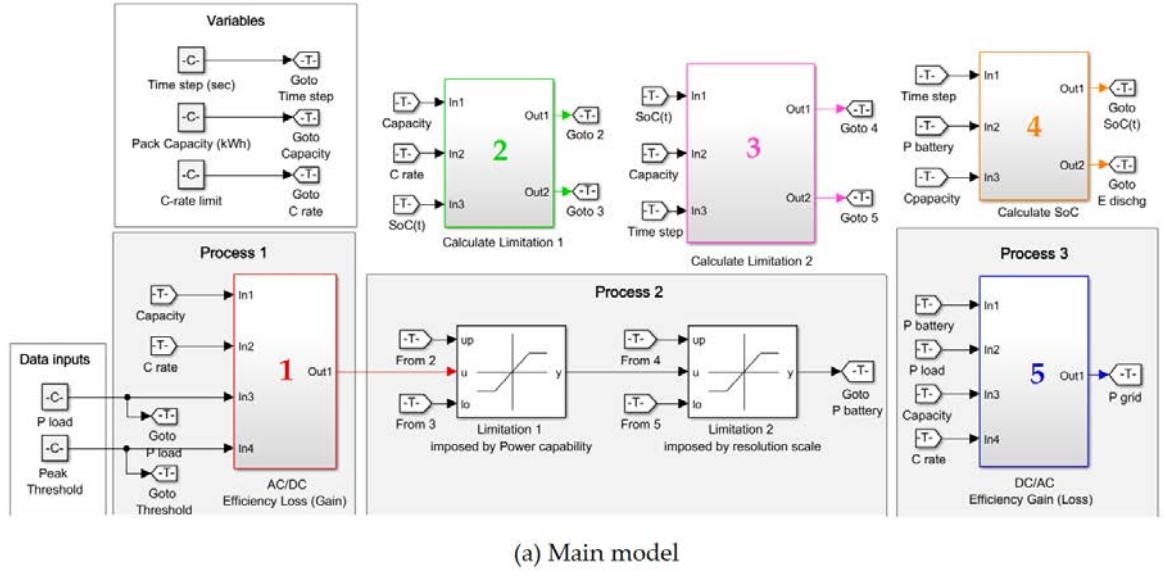


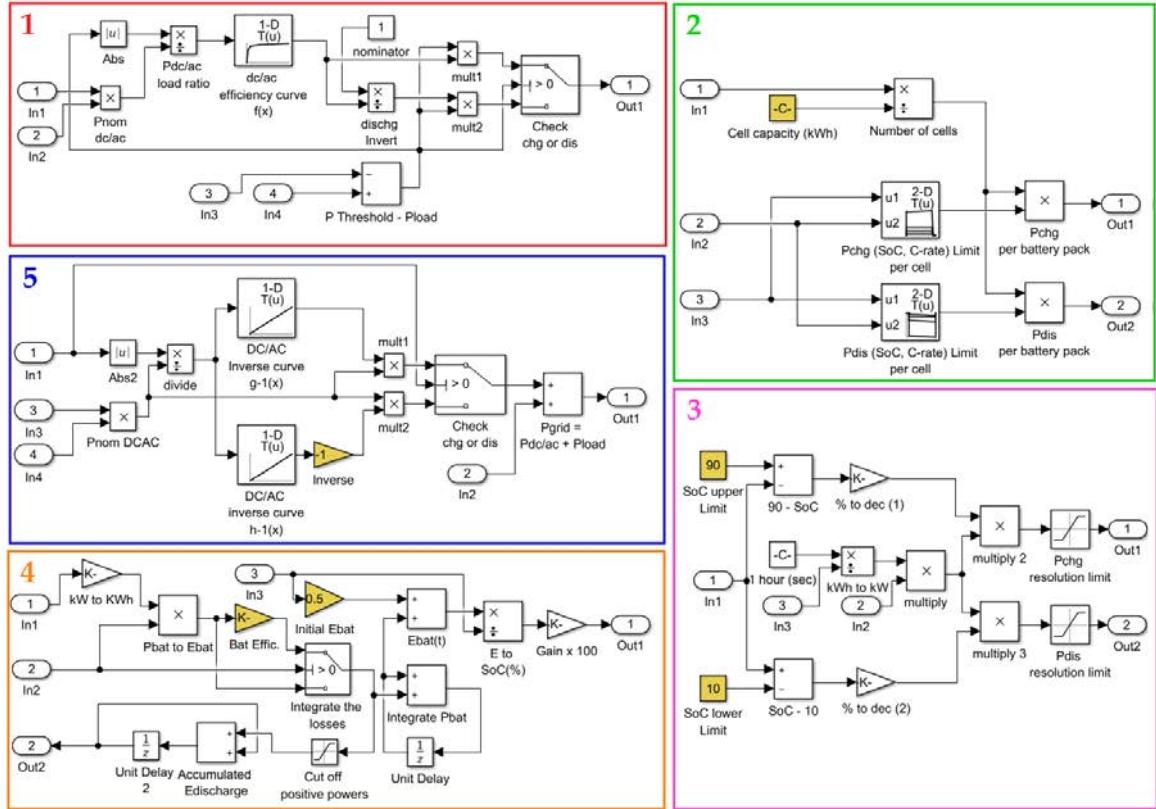
Figure 43 DC/AC efficiency, $Y = f(x)$

With respect to the sequential processes, process 1 performs the power conversion from AC to DC compensating for the efficiency losses (AC to DC). Process 2 applies two saturation constraints to the battery power: one for the given C rate and one for the given time resolution.

Finally, process 3 performs the reverse conversion from DC to AC considering the inverse (DC to AC) efficiency losses. In the following paragraph, we describe with more detail those processes.



(a) Main model



(b) Subsystem components

Figure 44 Power flow model for peak shaving designed in Matlab/Simulink.

Process 1—AC/DC power conversion: Initially, we set the inverter power equal to the difference $P_{\text{Threshold}} - P_{\text{load}}$. In case of a power surplus (positive difference), the inverter is in charge-

ing mode to restore the battery's energy capacity, otherwise, in case of a power deficit (negative difference), the inverter is in discharging mode to shave the peak. After setting the inverter power, next, we calculated the battery power compensating for the efficiency losses. In charging mode, the battery power is always lower than the inverter power) and vice versa in discharging mode the battery power is always higher than the inverter power.

Process 2—Power saturation constraints: Here, we impose two constraints to the battery power. First (block 2), the battery power can never exceed its power capacity as specified by its C rate limit and the SoC level. For this battery technology, the recommended C rate is 1. How we calculate exactly the power from the C rate limit, has been explained in [90]. (As an approximation, we can state that the power capacity is equal to the battery's nominal voltage times the C rate, times its energy capacity in Ah: $P_{\text{bat max}} = U_{\text{nom}} \cdot C_{\text{rate}} \cdot C_{\text{Ah}}$). Second (block 3), we must take into account also the time resolution of our data (15 min). This constraint comes into effect when the SoC level is very close either to its upper or lower limit (90 % and 10 % respectively) (10–90 % is the recommended by the manufacturer SoC range to maximize the lifetime of the battery). Since our simulation is executed in discrete steps of 15 min, we need to consider how much energy is left inside the battery and saturate its power accordingly (see [90]). Afterwards, at the output of the second constraint, the battery power was finally defined and hence the SoC can be updated (block 4).

Process 3—DC/AC power conversion: Knowing the final value of the battery power, it is then possible to calculate the final value of the inverter power. At this point, the DC/AC efficiency function $f(x)$ needs to be inverted. As a result, we finally know both the load power P_{load} and the inverter power P_{inv} . Therefore, we can also calculate the power of the grid P_{grid} ($P_{\text{grid}} = P_{\text{load}} + P_{\text{inv}}$) and proceed to the next simulation step.

4.4 Dichotomy method

As already mentioned, the Simulink model receives both the battery capacity (as variable) and a peak threshold (as data input). To find out whether or not that threshold will be met, all we have to do is run the simulation and check the maximum load power $\text{Max}(P_{\text{load}})$. On the one hand, if the threshold is too low, the system will be unreliable ($\text{Max}(P_{\text{load}}) > P_{\text{Threshold}}$) due to insufficient battery capacity, whereas, on the other hand, if the threshold is too high ($\text{Max}(P_{\text{load}}) \leq P_{\text{Threshold}}$) the system will be reliable but the battery is overdimensioned. Consequently, for each load profile and a given battery capacity, there is only one threshold that minimizes the load power (See Figure 45). To find the solution for our optimization problem we deployed the ‘dichotomy method’. In the next paragraph, follows a short description of the algorithm.

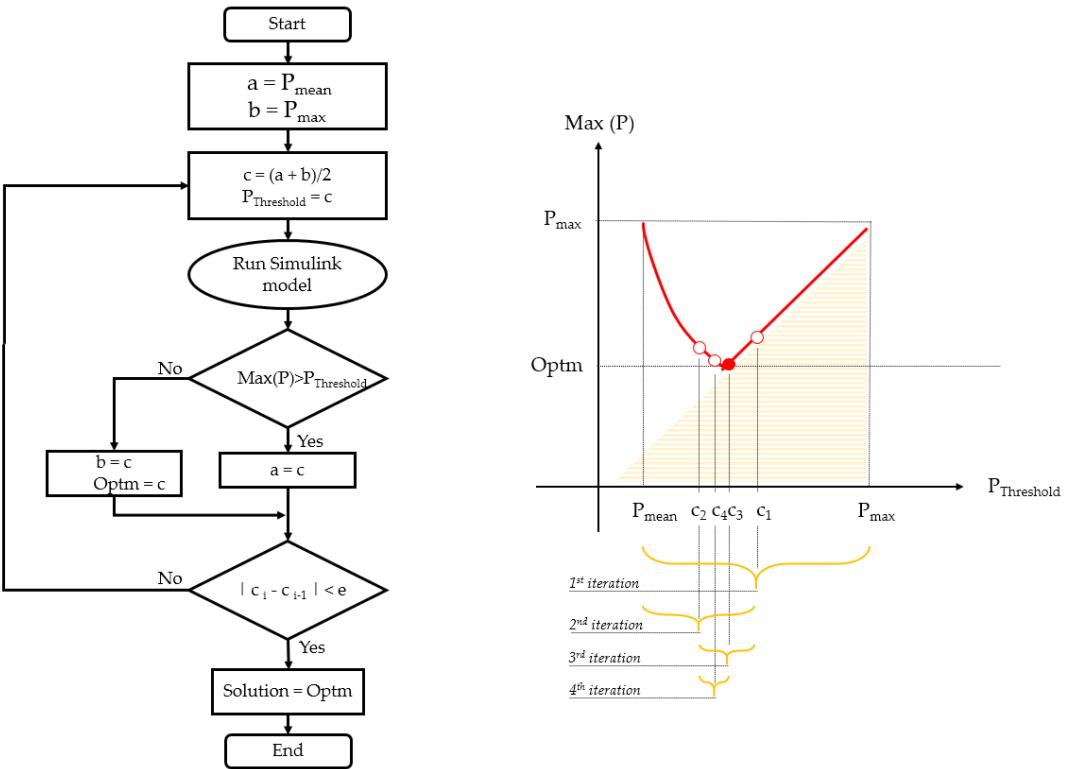


Figure 45: Flow chart—Dichotomy method: (a) Pseudocode (left), (b) Midpoint evolution (right).

Dichotomy method:

1. Initialize the lower and upper threshold limit at $a = P_{\text{mean}}$ and $b = P_{\text{max}}$, respectively.
2. Enter dichotomy loop: Calculate the midpoint at $c = (a + b)/2$ and set the peak threshold equal to that value.
3. Run the Simulink model.
4. Check the maximum load power. If the load power exceeds the threshold update the lower limit at $a = c$. Otherwise, update the upper limit at $b = c$ and store that value as the current solution.
5. Check convergence criterion. If the distance between the current and previous midpoint is lower than a constant, exit the loop, otherwise, go to step 2 and recalculate the new midpoint.

4.5 Definition of performance metrics

Before continuing with the presentation of the simulation results, first, we need to give the definitions of our performance metrics, based on which we evaluated the peak shaving potential of the users. In our approach, we would rather associate the word ‘potential’ explicitly to energetic assessments. The extent to which these can be translated into economic terms (e.g., revenues, expenses, ROIs) depends certainly on the tariff structure under consideration as well as the cost for the battery storage system. Although, as shown in Section 5.4, we do provide some insights specifically for Belgium, preferably, each reader ought to make his own reflections.

Peak reduction (%): It is the percentual difference between the initial peak power and the final peak power after peak shaving:

$$A_{\text{peak red}} = \frac{P_{\max i} - P_{\max f}}{P_{\max i}} \cdot 100$$

where $A_{\text{peak red}}$ is the peak reduction, $P_{\max i}$ is the initial peak power, $P_{\max f}$ is the final peak power after peak shaving.

Peak reduction-to-capacity: It is the difference between the initial peak power and the final peak power after peak shaving divided by the battery capacity. This metric can serve us as a rough estimation of the profitability of the installation if we can express the revenue and costs linearly proportional to the peak reduction and battery capacity respectively.

$$R_{\text{peak red-to-cap}} = \frac{P_{\max i} - P_{\max f}}{C_{\text{kWh}}}$$

where $R_{\text{peak red-to-cap}}$ is the ratio peak reduction-to-capacity, $P_{\max i}$ is the initial peak power, $P_{\max f}$ is the final peak power after peak shaving, C_{kWh} is the battery capacity.

SoC active time (%): It is the average percentage of time per year that the battery is deployed for peak shaving. This metric can be very useful, especially when our intention is to combine peak shaving with other services (e.g., increasing the self-sufficiency of PV, ancillary services, Time-of-Use (ToU) prices).

$$\text{SoC}_{\text{act time}} = \sum_{i=1}^{1096 \cdot 96} i \cdot \frac{100}{1000 \cdot 96}$$

$$i = \begin{cases} 1, & |P_{\text{bat}}| > 0 \\ 0, & P_{\text{bat}} = 0 \end{cases}$$

where $\text{SoC}_{\text{act time}}$ is the SoC active time, P_{bat} is the battery power, i is the quarter index of the simulation, 1096×96 is the total number of quarters within the 3 years period (1st January 2014–31st December 2016).

Battery utilization (cycles/year): It is the average total energy discharged by the battery within a year divided by the battery capacity. This metric can be used to assess how fast the battery reaches the end of its lifetime. Particularly for peak shaving applications, it is desirable that the battery be utilized as low as possible since our cost savings are exclusively dependent on the power component (cost in function of kW). Conversely, when the aim is to increase the self-sufficiency of the installation (PV or wind), the battery utilization should be as high as possible, since our cost savings are mainly dependent on the energy component (cost in function of kWh).

$$U_{\text{battery}} = \frac{E_{\text{dis tot}}}{C_{\text{kWh}} \cdot 3}$$

where U_{battery} is the battery utilization, $E_{\text{dis tot}}$ is the total discharged energy within the 3 years period, C_{kWh} is the battery capacity.

Consumption increase (%): It is the percentage of energy consumption increase due to efficiency losses of the battery storage system. In addition to the initial capital expenditures for the battery, the additional energy consumption should be taken into account as operating cost.

$$A_{\text{incr}} = \frac{E_{\text{load f}} - E_{\text{load i}}}{E_{\text{load i}}} \cdot 100$$

where A_{incr} is the consumption increase, $E_{\text{load f}}$ and $E_{\text{load I}}$ is the total energy consumed within the 3-year period after and before peak shaving, respectively.

5. Peak shaving

5.1 Literature

The increase of renewables goes hand in hand with technical challenges. The stochasticity of both PV and wind power systems causes the maintenance of grid stability to become more difficult [91, 92]. A major stakeholder impacted by the renewable energy transition is the distribution network operator. While end users are becoming increasingly more independent from the grid, the revenue constraint for the grid operator still remains [93]. Under the current tariff structure, which is primarily based on the energy-volume component, a ‘death spiral’ phenomenon is imminent [93, 94]. Nevertheless, the grid infrastructure costs are mainly dependent on the power capacity of the system. Yet, PV users have reportedly slightly lower peak power than non-PV users [95]. In other words, PV-users pay less than non-PV users even though both of them use the grid almost to the same extent [95]. To counteract such unfairness between different user groups and correctly attribute the costs to their origin, new tariff structures are being introduced that increase the weight factor for the peak demand component. This (peak demand pricing) will also apply for small user groups such as residential consumers who have been so far excluded from peak power measurements [96, 97].

Given these increased peak power costs, peak demand reduction (‘peak shaving’) has gained much attention in recent years. Peak shaving is not a new concept; industrial users with high peak demand already have been using diesel and gas generators to reduce electricity costs for a long time. Still, those conventional generation methods are expected to be replaced by ‘green’ technologies, among which energy storage and in particular batteries are the primary candidate.

Battery storage systems have been deployed in the past to provide different types of services, such as (i) increasing the self-sufficiency of PV/wind power installations, (ii) providing ancillary services to the grid operator , (iii) peak shaving, (iv) back-up generators and UPS . A common issue, arising particularly in (i), (ii) and (iii), is that due to the high cost of the storage system, battery storage investments are not yet economically feasible. However, we note that in the majority of those studies, the battery is deployed exclusively for one service. Therefore, to accelerate the return of investment, many suggest as a possible solution ‘hybridizing’ multiple services into a single application instead of providing each one separately. Before studying how such a hybrid strategy can be applied, we should first identify the technical constraints of the services under consideration. In this study, we focus specifically on peak shaving and present some insights that reflect its potential for hybridization. In the next paragraph, we review previous research works on peak shaving through battery storage [98, 99, 100, 101, 102, 103, 104, 105, 106, 107].

In [102], the authors present a sizing methodology for defining the optimal energy and power capacity of battery storage systems used for peak shaving. An economic feasibility study was conducted for two different technologies, lead acid and vanadium redox flow (VRF). A control strategy was proposed, but it assumed that the load profile is perfectly predictable in advance. In [101], the researchers applied peak shaving for residential end users. One of the main conclusions was that the utilization of the lithium-ion battery stays very low, lower than 165 cycles per year. At such a low rate (here, the cycle lifetime is 3000 cycles) the system could be used for more than 20 years unless it exceeded its calendar lifetime. Finally,

considering also its calendar lifetime, the battery would have to be replaced approximately after 10–15 years. Furthermore, the researchers suggested adding grid support services next to peak shaving in order to increase the utilization of the system. In [108], the researchers developed a model in Matlab/Simulink where a VRF battery is used to simultaneously provide frequency regulation and peak shaving. It was concluded that the battery storage system can successfully perform both services. However, the experiment was conducted only for a limited time period (30–140 s), thus, in essence, without affecting the battery state of charge (SoC) and as a consequence, it was not possible to evaluate the reliability of the control system under unfavorable conditions. In [109], a fuzzy control algorithm was developed for peak shaving in university buildings. The algorithm was tested and compared to two different peak shaving techniques, namely the fixed-threshold and adaptive-threshold controller. The results showed that the proposed algorithm was the best of all. Although the researchers conducted several case studies (with 8 different load profiles), they did not provide sufficient information about the load forecasting method. In [103], a control algorithm is proposed for peak shaving in low-voltage distribution networks based on day ahead aggregated load forecasts. The main novelty of that study is that the algorithm, considering also the inherent forecasting errors, relies solely on historic data; hence there is no need to intervene in real-time and readapt the discharging process of the battery .

Results from a case study show that peak reduction is achieved for 97 % of the time and that for 55 % of the time, the peak reduction is at least 10 %. In [104, 105, 110, 111], peak shaving is addressed as a secondary application. Here, the primary service of the battery is to provide uninterruptible power supply (UPS) in data centers. The researchers argue that because of the significantly low probability of the peak occurrence (e.g., a Google data center exceeds 90 % of its power capacity only for 1 % of the time), it is possible to achieve peak reduction without impacting the reliability of the primary service. In [109], a battery sizing methodology and an optimal control algorithm is proposed for peak shaving in industrial and commercial customers. One of the main objectives was to determine an appropriate peak shaving threshold. Three case studies were carried out, each one considering a different daily load profile. The results showed that adapting the peak shaving threshold in real-time leads to higher peak reduction than keeping a fixed threshold based only on a historic data analysis. A drawback of the study might be that when calculating the battery utilization, it is assumed that the battery is equally utilized every weekday of the year, thus omitting possible idle periods on days with low power consumption. In [112], a peak shaving algorithm was proposed for microgrid applications. In contrast to conventional approaches considering only the load consumption, here, the peak threshold applies also for the PV generation. The battery capacity is equally reserved for both positive (injection to the grid) and negative (absorption from the grid) peaks by setting the SoC during normal operation at 50 %. The algorithm was tested on a real-time microgrid, implemented in the lab. The researchers used predefined data (load/PV profiles) to carry out the experiment; however, they did suggest in future deploying predictive analytics to improve the reliability of the system.

5.2 Data

The model developed in Chapter 4 will be tested using a dataset provided by the Flemish distribution grid operator (Fluvius). This dataset consists of 40 load profiles, each representing the active power (in kW) of an enterprise over a 3-year period, from 1 January 2014, 00:00 to 31 December 2016, 23:45. All enterprises are low-voltage users with peak demand pricing and have a connection capacity ranging from 56 kVA to 1 MVA. The data was collected through automatic measurement reading (AMR) devices, with a time resolution of 15 minutes. The mean power consumption of the users ranged from 1.92 kW to 53.75 kW (Figure 46a). The peak-to-mean power ratio varied between 1.5 and 40; however, for 90% of the users, the ratio was below 10 (Figure 46 b).

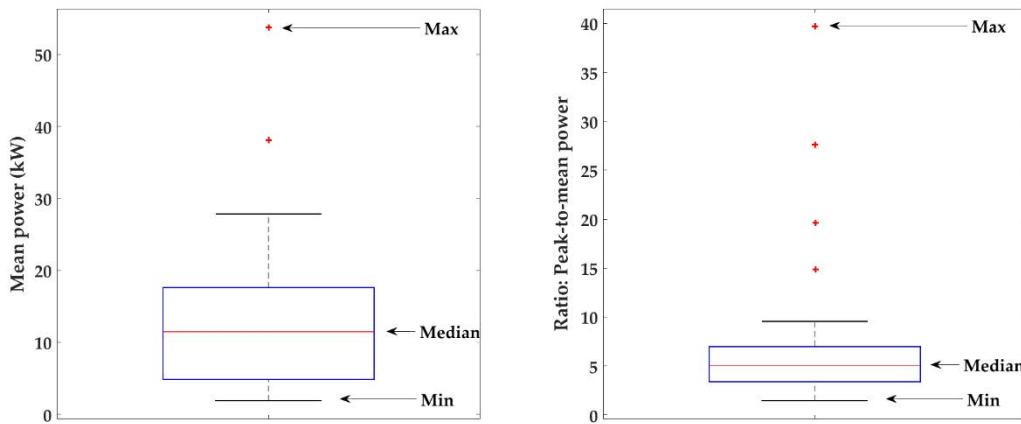


Figure 46 Boxplots, 40 load profiles: (a) Mean power (left), (b) Ratio: Peak-to-mean power (right).

5.3 Dichotomy method

The existing literature on peak shaving and control strategies does not provide a concrete methodology for sizing battery capacity. In this study, the minimum battery capacity requirement is calculated by combining a power flow model with the dichotomy optimization algorithm.

As already mentioned, the Simulink model receives both the battery capacity (as variable) and a peak threshold (as data input). To find out whether or not that threshold will be met, all we have to do is run the simulation and check the maximum load power $\text{Max}(P_{\text{load}})$. On the one hand, if the threshold is too low, the system will be unreliable ($\text{Max}(P_{\text{load}}) > P_{\text{Threshold}}$) due to insufficient battery capacity, whereas, on the other hand, if the threshold is too high ($\text{Max}(P_{\text{load}}) \leq P_{\text{Threshold}}$) the system will be reliable but the battery is overdimensioned. Consequently, for each load profile and a given battery capacity, there is only one threshold that minimizes the load power (See Figure 45). To find the solution for our optimization problem we deployed the ‘dichotomy method’ which has been discussed in 4.4. In the next paragraph, follows a short description of the algorithm.

5.4 Results

As mentioned in Section 4.3, the power flow model receives three variables: battery capacity, C rate, and time step. For each load profile in our dataset, we carried out multiple simulations by varying only the battery capacity, whereas both the time step and the C rate were

set at constant values. The peak threshold was calculated using the dichotomy method after defining the battery capacity.

The time step was set at 15 min which is the time resolution of the dataset. The C rate was set at 1 C; higher values are not recommended for the chosen battery technology because this would negatively impact its lifetime. Furthermore, based on our experience, for most applications, 1 C is sufficiently high to meet a given peak threshold. In general, the extent to which we can reduce the peak power depends on the battery's energy capacity rather than its power capacity. Nevertheless, we do suggest for future research to investigate the impact of the C rate as well, but in this study, it will not be addressed. Regarding the battery capacity, since we deal with several users, in order to maintain a common reference of comparison between the users, we normalized the battery capacity by dividing it by the mean power of the user. Finally, the ratio battery capacity-to-mean power was varied within 0.1–10.

5.4.1 Energetic assessments

The simulation results are presented in [Figure 47](#) and [Figure 48](#). Knowing that our dataset consists of 40 users, it would be ineffective to illustrate 40 individual plots into the same figure. Instead, we selected five quantile elements at which the cumulative probability becomes 5 %, 25 %, 50 %, 75 % and 95 %. This gives us a better view of the statistical distribution of each performance metric.

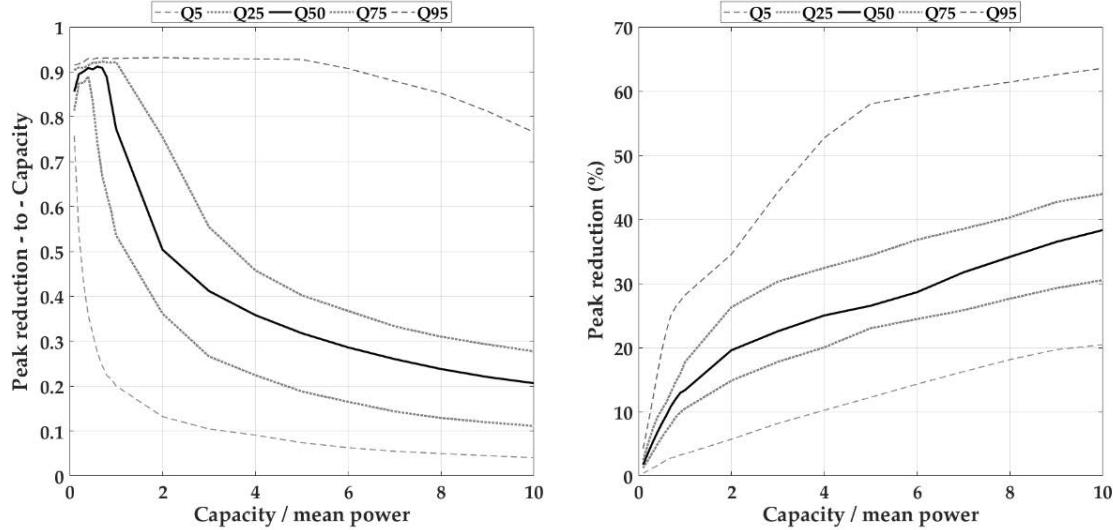


Figure 47: Simulation results: (a) Peak reduction-to-capacity (left), (b) peak reduction (right).

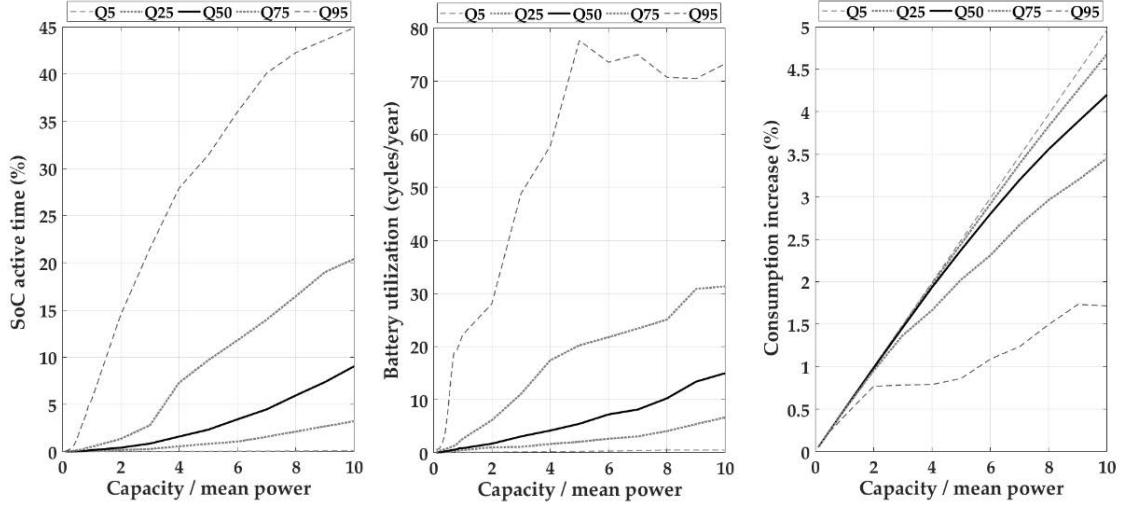


Figure 48: Simulation results: (a) SoC active time (left), (b) Battery utilization (middle), (c) Consumption increase (right).

From both Figure 47a, Figure 47b, it can be concluded that the peak reduction increase decreases with the battery capacity (second derivative of the function in Figure 47b is negative) or in other words: as the battery capacity increases, peak shaving becomes more difficult. For a battery capacity 2 times the mean power (e.g., a user with 30 kW mean power installs a 60 kWh battery) seventy percent of the users between Q5 and Q75 achieve peak reduction in the range 0.26–1.5 times their mean power (Figure 47a). The same group of users achieves peak reduction up to 6–27 % of their peak power (Figure 47b). For a battery capacity of 10 times the mean power (e.g., a user with 30 kW mean power installs a 300 kWh battery) the peak reduction for that group (Q5–Q75) varies within 0.4–2.8 times their mean power (Figure 47a) and 20–44 % of their peak power (Figure 47b).

Regarding the SoC active time (Figure 48a), it increases with the battery capacity. The reason is that as the battery capacity increases, the peak threshold is reduced and consequently, the battery is used more frequently. An important conclusion to note is that, for most users, the SoC active time remains very low, even for large battery capacities. Seventy percent of the users between Q5 and Q75 with a battery capacity 10 times the mean power deploy their battery in the range of 0–20 %, or in other words the battery stays idle for at least 80 % of the time during the year. This fact in itself opens up new research opportunities.

If peak shaving does occur rarely, then we could possibly hybridize our energy management system including other services as well (e.g., ancillary services, increasing the self-sufficiency of renewable energy installations). Figure 48b provide another indication that the battery is underutilized, here, however in terms of lifetime expectancy. Over the entire battery capacity dimension, for ninety-five percent of the users (Q0–Q95), the battery does not deliver more than 80 cycles per year. This number is considerably lower compared to the cycle lifetime of nowadays' state-of-the-art Lithium-ion technologies (above 5000 cycles) [83]. At such low utilization rates, the battery can endure several years of use (more than a decade). Finally, it

will be due to another reason why the battery was decommissioned such as a maintenance issue or simply because the battery has reached the end of its calendar lifetime.⁴

The consumption increase is shown in Figure 48c. It is worth noting once more that the battery technology in the present study exhibits a very high energy efficiency. Undoubtedly, if other technologies were used (e.g., lead acid, flow batteries), the consumption increase would be higher. As can be seen from the figure, obviously, the higher the battery capacity, the higher the absolute energy losses. One reason why this happens is due to the increase of the battery utilization (see Figure 48b) and another reason is because both the battery and the dc/ac converter become bigger in size. Consider, for instance, a user with 30 kW mean power and a battery capacity of 300 kWh (capacity-to-mean power is 10). Only the converter losses to (dis)charge the battery at 1 C are approximately 15 kW (at 95% dc/ac efficiency). If the battery capacity was 30 kWh (capacity-to-mean power is 1), those losses would be significantly lower (1.5 kW).

5.4.2 Economic evaluations

Let us now consider a case study of how to interpret those results from an economic perspective. Table 4 lists the parameters used for our economic analysis:

Table 4: Peak Shaving, Parameters for Economic Feasibility.

Parameters	Values
Payback period	10 Years
Peak shaving compensation	0.01–0.015 €/kWh
Battery capex	500 €/kWh
Consumption increase rate	0.4 %/capacity-to-mean power
Electricity price	0.20–0.25 €/kWh
Battery capacity fade	2 % per year

- The electricity price is an average for Belgium energy invoices in the considered capacity connection range. The electricity price lies in the range of 0.2–0.25 €/kWh [113]. Here, it must be noted that our analysis is exclusively applicable for end users with fixed electricity prices during the year; there is no Time-of-Use (ToU) dependency (e.g., day/night tariff, dynamic pricing schemes)⁵.
- Regarding the peak shaving compensation, for the DSO in Belgium, peak demand is defined as the highest 15 min load power measured by the user's AMR meter over the last 12

⁴ The capacity fade effect of Lithium-ion batteries is both time-dependent (calendar lifetime) and cycle-number dependent (cycle lifetime). Regardless of its utilization, after a certain time period the battery loses a part of its initial capacity. Usually, the End of Life (EoL) of a battery is defined when its initial capacity is reduced by 20 %, in many critical applications (e.g., EVs) this is the time when the battery needs to be either decommissioned or repurposed for another application.

⁵ In case of ToU dependency, the control strategy of the battery is different. Peak demand pricing coexists with ToU pricing and therefore, we need to solve the economic optimization problem first.

months. The compensation ranges approximately within 87.6–131 €/kW per year depending on the geographical location. By dividing by the total number of hours per year (8760 h), this equals 0.01–0.015 €/kW/h⁶.

- With respect to the battery storage system, we consider capital expenditures at 500 €/kWh (per kWh of energy capacity). The consumption increase can be approximated as linear function of the battery capacity (See Figure 48c) at 0.4 %/capacity-to-mean power. The battery cycle lifetime is estimated at 5000 cycles (at 80 % EoL) considering normal operating conditions: (i) Ambient temperature 25 °C, (ii) SoC within 10–90 %, (iii) (dis)charge current at 1C. Given that our battery utilization is very low (80 cycles/year worst case), we will consider only calendar aging at 2 % capacity loss per year. To calculate the battery's cycle lifetime and calendar aging, under those conditions (25 °C, 10–90 % SoC, 1C) we received information from the manufacturer. For those interested in analytic methods to calculate the battery cycle lifetime and calendar aging, we refer to noteworthy research works [114, 115]. The payback period of our investment is 10 years and we do not consider any option to resell the battery; after this period the battery is recycled.

In order for the system to be profitable, the total peak shaving compensation has to be higher than the total cost (incl. battery and losses) over the payback period; this condition is expressed in. Next, as shown in the equations below, the peak reduction-to-capacity ratio can be expressed in function of all economic parameters. Finally, by replacing with the values of Table 4, it can be concluded that the ratio needs to be higher than 0.43–0.67.

$$\begin{aligned} \text{Rev} \cdot 8760 \cdot \text{ROI} \cdot \Delta P_{\text{peak}} &> C_{\text{kWh}} \cdot (\text{Cost}_{\text{bat}} + \text{Rate}_{\text{cons incr}} \cdot P_{\text{elect}} \cdot 8760 \cdot \text{ROI}) \\ \frac{\Delta P_{\text{peak}}}{C_{\text{kWh}}} &> \frac{\text{Cost}_{\text{bat}} + \text{Rate}_{\text{cons incr}} \cdot P_{\text{elect}} \cdot 8760 \cdot \text{ROI}}{\text{Rev} \cdot 8760 \cdot \text{ROI}} \\ \frac{\Delta P_{\text{peak}}}{C_{\text{kWh}}} &> 0.43 - 0.67 \end{aligned}$$

where ΔP_{peak} is the peak reduction, ROI is the return of investment (payback period), Rev is the peak compensation (revenue), C_{kWh} is the battery capacity, Cost_{bat} is the battery capex, $\text{Rate}_{\text{cons incr}}$ is the rate of consumption increase and P_{elect} is the electricity price.

Over the 10-year period, the total capacity loss of the battery will be 20 %. Consequently, to ensure that the peak threshold will always be met, we have to oversize the battery capacity. Finally, the results of the economic feasibility study are illustrated in Figure 49. Figure 49 can be made easily from Figure 47a by adding a 20 % margin to the minimum battery capacity requirement. The color at each point [x,y] represents the total number of users whose peak reduction-to-capacity exceeds the y value (similarly to the quantile plots of Figure 47a). The yellow and green dashed lines represent the profitability thresholds 0.43 and 0.67, respectively. As can be seen, there are several positive use cases; of course the number of positive cases depends on the battery size. To give an example, when the ratio capacity/mean power equals 2, there are 15–20 users exceeding the value 0.43 (lower profitability threshold), whereas when the ratio capacity/mean power becomes 10, there are only 0–5 users exceeding that value (0.43). With that being said, we do now have an estimation of the profitability margins for the Belgian use cases.

⁶These values have been defined using a cost simulation tool from the distribution grid operator. The values apply exclusively to those users connected to the low-voltage grid with peak demand pricing.

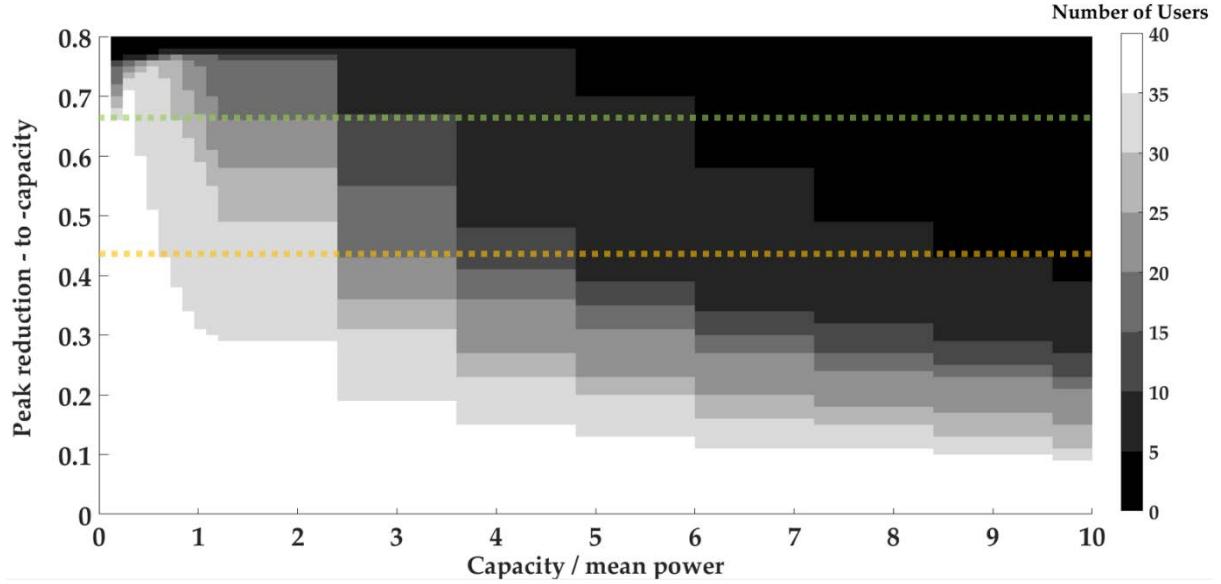


Figure 49: Peak shaving—results of economic feasibility study. At each point $[x, y]$, the color represents the total number of users whose peak reduction-to-capacity exceeds the y value. The yellow and green dashed lines represent the profitability thresholds 0.43

Needless to say that our estimation is strongly influenced by the considered parameter values (Table 4). Even without changing neither the electricity price nor the peak shaving compensation, simply by varying the payback period and/or the battery capex we would get different results. Here, it is worth noting that the battery capex at 500 €/kWh is very realistic for the time being and it is expected to decline further in the coming years [116]⁷. As a general conclusion, we can note that given the current electricity prices (fixed, no ToU dependency) and capital expenditures, particularly for Belgium, peak shaving through battery storage seems to be interesting from an economic perspective for several low-voltage enterprises.

5.5 Conclusions

To summarize briefly what has been done, a model was developed in Matlab/Simulink for peak shaving. The dichotomy method was proposed as an optimization algorithm to find the minimum threshold above which we are 100 % certain that the peak will never be exceeded. The model was tested for 40 low-voltage users with peak demand charge derived from the Belgian grid operator. We introduced five performance metrics to evaluate the simulation results. Furthermore, we gave an example how to interpret the results from economic perspective and explored the profitability of the application in Belgium. Below is a summary of the most important conclusions resulting from our analysis:

- For a battery capacity 2 times the mean power, the peak reduction of the group of users Q5–Q75 varies between 6 % and 27 %, whereas for a battery capacity 10 times the mean power, the peak reduction ranges between 20 % and 44 %.
- The SoC active time is limited for almost all cases. Even with an over-dimensioned battery (capacity-to-mean power is 10), for seventy-five percent of the users (Q0–Q75), the battery remains idle for at least 80 % for the time. Consequently, peak shaving could possibly be hybridized with other services (e.g., increasing PV self-sufficiency, ancillary services) in

⁷ To define the battery capex we consulted manufacturers and received offers.

order to accelerate the return of investment of the battery storage system. (By adding more revenue streams (stacked services) the payback period of the investment can be reduced.)

- The battery utilization is very low, up to 80 cycles per year in worst case. This number is significantly lower compared to the cycle lifetime of nowadays' lithium-ion batteries.
- The consumption increase gets higher with the battery capacity. It lies in the range 0 % to 5 % and does not substantially impact the operating cost of the system.
- From an economic perspective, peak shaving seems to be interesting for several low-voltage users in Belgium under the current capex and fixed electricity prices (no ToU dependency).

6. Day-ahead pricing arbitrage & peak shaving

6.1 Introduction

In layman's terms, pricing arbitrage is the practice of buying low and selling high. In the context of electricity market this can refer to different things depending on the end user perspective. Before further elaborating on our work, we will give in the next paragraph a brief overview of previous studies found on literature with respect to pricing arbitrage. Afterwards, we will introduce our problem statement and explain which are the main contributions delivered by this work.

The problem of pricing arbitrage optimization through battery storage has been addressed in the past by the research community. Different optimization techniques have been proposed, each one with its advantages and disadvantages. In the simplest case study, the battery storage can be modelled as a linear model. Both the electricity prices and the load profile are assumed deterministic; the user has perfect insight what the load profile will be over the next day. In such case, the optimization objective can be solved with linear programming. Linear programming has the advantage of finding a solution to the problem very fast. Linear programming is interesting in cases where advanced solvers cannot be considered due to time limitations e.g. conducting multiple day-ahead optimizations to estimate the annual cost of the system. Nevertheless, the trade-off here is that very often we oversimplify the problem [117, 118].

In most cases, the power flow model cannot be linearized and due to the inherent forecasting uncertainty of various system variables (e.g. load, power source, prices) linear programming is not suitable. Dynamic programming is another category of optimization algorithms that can be used to tackle the problem of pricing arbitrage in non-linear environments under forecasting uncertainty. Here, the problem usually is formulated as a finite Markov Decision Process (MDP). The optimization horizon is split into a set of discrete time steps [00:00, 01:00, .., 23:00, 24:00]. At each time step, the battery controller takes a decision to (dis)charge the battery based on the current state input (e.g. $S_t = (S_{t_load}, S_{t_pv}, S_{t_soc})$). The MDP is solved through recursive backward induction starting from the last time step t , then calculating the value function (accumulated expected reward) at $t-1$ then moving to $t-1$ etc. Dynamic programming algorithms can be divided in two categories depending on the sampling technique used for exploring the state space: (i) discretised sampling, (ii) continuous sampling. In (i), the state space is discrete and therefore there is a finite total number of states [119, 120]. Consequently, in (i) the value function can be accurately calculated through full exploration of the state space. To calculate the value function a table is used; at each state we store the respective cumulative reward separately. The disadvantage of discretised sampling is that it fails to scale up efficiently in complex problems with large multidimensional states. In (ii), the state space is continuous, thus there is an infinite number of states to be explored and the use of tables is not feasible. In such situations, most research works follow a value function approximation technique [121, 122, 123, 124, 125, 126].

A model is trained to fit the state-action space against the cumulative reward. Although such techniques typically result in suboptimal solutions, the model can still be very representative given sufficient sampling and a good function approximator.

As mentioned in chapter 2, we distinguish three main categories of pricing arbitrage for battery storage: (i) day-ahead, (ii) intraday, (iii) imbalance. Furthermore, we concluded that from those categories, in particular, day-ahead arbitrage through dynamic pricing retail contracts offers the biggest potential for widespread adoption from a prosumer's perspective.

Furthermore, in chapter 5, we developed a methodology for dimensioning the battery storage system in peak shaving applications. We also carried a techno-economic study on 40 enterprise users and proved that peak shaving can be a lucrative investment choice for some of those users. What is more, we showed that in most cases, the battery storage system stays idle for most of the time – underutilized. This fact makes peak shaving very interesting in value stacking applications. Nevertheless, the forecasting uncertainty of the load and power source imposes challenges to the application developer.

In this chapter, we consider an enterprise user with a dynamic pricing contract; the user buys (sells) his energy from (to) an energy supply company. The system topology is shown in Figure 50. Behind the meter the user has a battery, the load and a renewable energy power source (usually PV). The user has installed the battery to take advantage from two revenue streams: (i) pricing arbitrage, (ii) peak shaving. The problem statement is the following: How do I (dis)charge the battery during the day to maximize the total daily profit ? The study makes its contribution as outlined below:

- It presents a methodology for combining pricing arbitrage with peak shaving concurrently. So far, most studies have addressed peak shaving and pricing arbitrage as separate standalone applications. The study provides insights and makes suggestions how to tackle such problems.
- It considers real use cases taking into account the forecasting uncertainty of load and power source. Furthermore, it abstracts the time resolution of the data inputs. This is in contrast with previous works, where the time resolution almost always is set at 60 minutes. In our approach, we show how to integrate high resolution datasets (e.g. 15 min measurements from digital meters) in pricing arbitrage problems and to how to convert decisions from fixed time steps to real time battery controller commands.
- It proposes a reinforcement learning framework based on a Q neural network approximator. We explain how to construct the reward function for incorporating peak shaving. Furthermore, we conduct a sensitivity analysis on the forecasting uncertainty and show how this impacts the performance of the model.

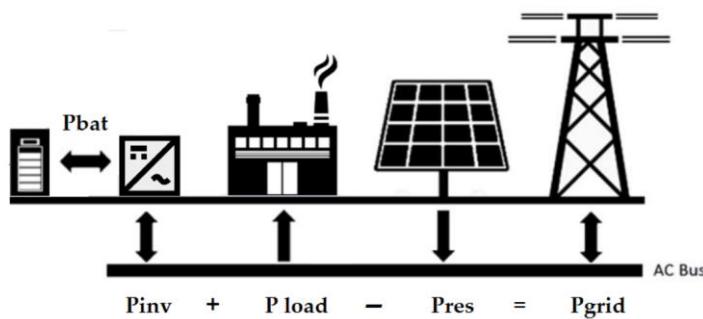


Figure 50 System topology with PV and BESS

6.2 Methodology

6.2.1 Problem statement

Let us begin with the problem statement. We have an enterprise user with a system topology as shown in Figure 50. The user has a meter (e.g. digital meter or AMR) recording his energy offtake and injection at 15 minutes resolution. Every year, the user pays a fee to the DSO based on his peak demand; this is the highest 15 minute offtake (kW) measured by the meter over the past 12 months. To avoid high costs imposed by the DSO, the user has deployed a battery for peak shaving. The battery has to be discharged whenever the user's load exceeds a certain peak threshold. Furthermore, the user has a dynamic pricing contract with an energy supplier following the Belpex index. This means that each hour of the day (8760 hours per year) the user has a different electricity price for his offtake and injection. At each hour, the user pays his energy supplier if he offtakes energy from the grid or he is paid by the energy supplier if he injects energy to the grid. The user wants to use his battery storage system to take advantage of pricing arbitrage without sacrificing his peak shaving constraint. Every day (D-1), the energy supplier publishes the electricity prices (i.e. 24 prices for offtake, 24 prices for injection) for the next day (D).

Question: Can we construct a (dis)charging policy for the battery storage system to minimize the total daily cost of the next day (D) ?

6.2.2 Introduction to Markov Decision Process (MDP)

To begin with, our optimization objective is applied over a time horizon of 24 hours from (day D, 00:00 h) until (day D+1, 00:00 h). We divide our time horizon in 24 time steps as [00:00, 01:00, 02:00, .., 23:00]. At each time step, the battery controller has to choose among a set of actions (e.g. charge to 100 % SoC, discharge to 50 % SoC, turn off) given its current SoC and the latest forecast for the load and power source profile. Our problem can be expressed as a finite Markov decision process (MDP). An MDP is a tuple (S, A, P_a, R_a) where:

- S is a set of states called the state space,
- A is a set of actions called the action space
- $P_a(s, s') = \Pr(S_{t+1} = s' | S_t = s, A_t = a)$ is the probability that action a in state s at time step t will lead to state s' at time step $t+1$.
- $R_a(s, s')$ is the expected immediate reward received after transitioning from state s to state s' due to action a .

A policy function π is a mapping from state space (S) to action space (A). The objective is to choose a policy π that will maximize the cumulative reward received over the time horizon of the process (24 hours in our case):

$$E \left[\sum_{t=0}^{24} \gamma R_{A_t}(S_t, S_{t+1}) \right]$$

where

- γ is a discount factor typically $0 < \gamma < 1$
- $A_t = \pi(S_t)$ the action chosen by the policy at time step t and state S_t

Figure 51 illustrates the MDP. We assume that we have at our disposal two stochastic forecasting models: (i) one for the load and (ii) one for the power source (PV) profile. The forecast data is available the day before the start of the optimization horizon. The forecast horizon is 24 hours ahead at 15 min resolution. Consequently, there are totally 96 forecasted quarters, 4 quarters per time step of the MDP. The forecasted output is expressed as follows:

$$P_{\text{forecast}} = P_{\text{load_i}} - P_{\text{pv_i}}$$

where

- $P_{\text{load_i}}$ is the continuous random variable of the load power (kW) at quarter q_i . The load power is sampled according to $\Pr(0 < P_{\text{load}} < P_{\text{load_max}}) = \int_0^{P_{\text{load_max}}} f_{q_i}(P_{\text{load}}) dP_{\text{load}}$ where f_{q_i} is the probability density function of the load power at quarter q_i .
- $P_{\text{pv_i}}$ is the continuous random variable of the pv power (kW) at quarter q_i . The load power is sampled according to $\Pr(0 < P_{\text{pv}} < P_{\text{pv_max}}) = \int_0^{P_{\text{pv_max}}} g_{q_i}(P_{\text{pv}}) dP_{\text{pv}}$ where g_{q_i} is the probability density function of the pv power at quarter q_i .
- i is the quarter index ranging within $[0, 1, \dots, 95]$.

At each time step t the state is a five dimensional continuous variable:

$$S_t = (SoC_t, q_{t-1,m=0}, q_{t-1,m=1}, q_{t-1,m=2}, q_{t-1,m=3})$$

where

- SoC_t is the state of charge of the battery $0 < SoC_t < 100$ at the start of the time slot $[t, t + 1]$
- $q_{t-1,m}$ is the real power measurement of $P_{\text{load}} - P_{\text{pv}}$ in quarter m of time step $t - 1$.
- m is the quarter index $[0, 1, 2, 3]$ per time step

Regarding the action space, at each time step t we consider a set of discrete actions (a_0, a_1, \dots, a_m) . Here, we keep our approach as generic as possible. Different actions may apply depending on the flexibility and design constraints of the battery controller. In the simplest case, the action space can be 3 tuple e.g. a_0 : Charge to 100 % SoC, a_1 : Discharge to 0 % SoC, a_2 : Turn off.

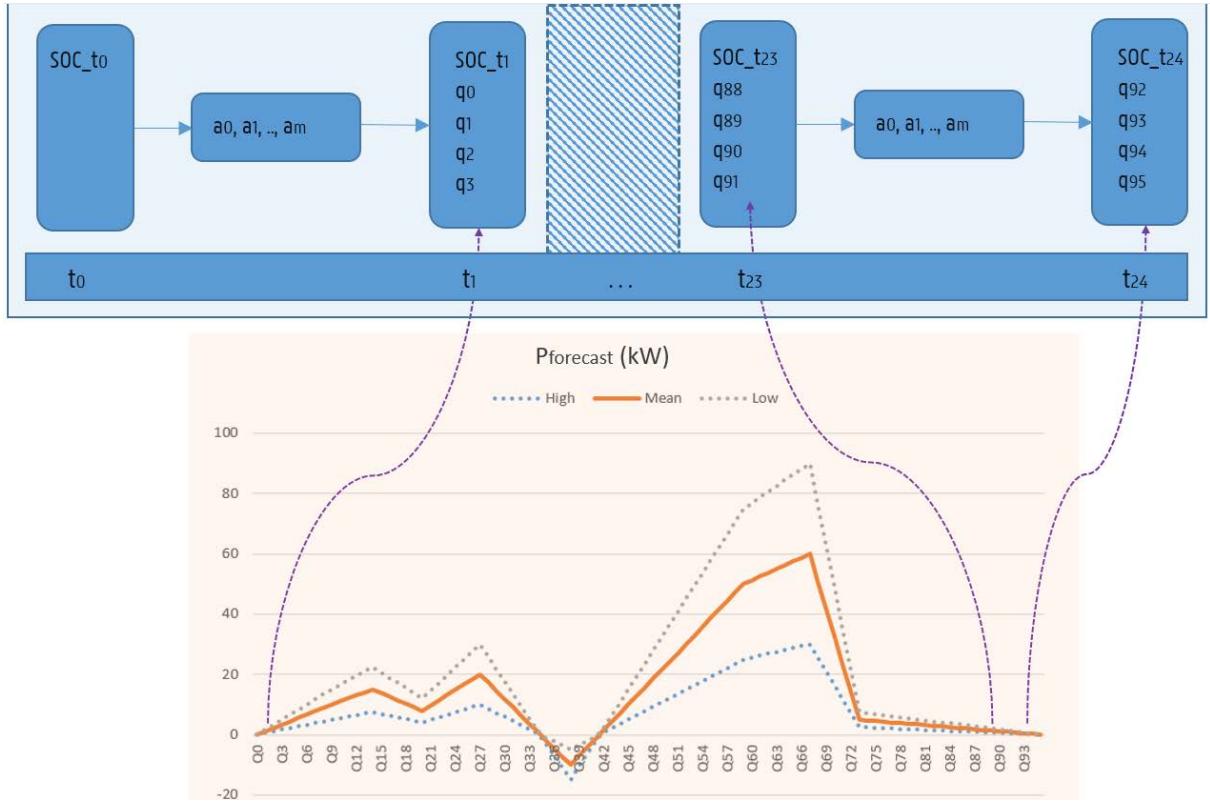


Figure 51 MDP in day-ahead optimization

Regarding the reward, at each time step t the following equations apply:

$$\begin{aligned}
 R_t &= E_t + P_t + D_t \\
 E_t &= 0.25 \cdot \sum_{m=0}^3 \left(-P_{\text{net},t,m}^{\text{off}} \cdot P_{t,m}^{\text{off}} + P_{\text{net},t,m}^{\text{inj}} \cdot P_{t,m}^{\text{inj}} - C_{\text{DSO}}^{\text{off}} \cdot P_{\text{net},t,m}^{\text{off}} \right) \\
 P_t &= -(\max(P_{\text{net},t,m=0}^{\text{off}}, \dots, P_{\text{net},t,m=3}^{\text{off}}, P_{\text{peak thres}}) - P_{\text{peak thres}}) \cdot C_{\text{punish}} \\
 D_t &= -C_{\text{BESS}} \cdot \min(SoC_{t+1} - SoC_t, 0)
 \end{aligned}$$

where

- E_t is the cost (remuneration) paid to (by) the energy supplier for the energy offtake (injection). This term also includes the cost paid to the DSO for the energy offtake
- P_t is the punishment accounted for exceeding the peak threshold if peak shaving is applicable. The cost is proportional to the power surplus.
- D_t is the cost accounted for the battery cycle degradation. This is a linear function of the battery Depth of Discharge (DoD). For more advanced degradation models, we refer to [120].
- $P_{\text{net},t,m}^{\text{off (inj)}}$ is the power of the grid at quarter m i.e. the real power measurement recorded by the meter. This is equal to $P_{\text{inv},t,m} + P_{\text{load},t,m} - P_{\text{pv},t,m}$ where $P_{\text{inv},t,m}$ is the power of the inverter output at the AC side of the battery storage system. When the power is positive (negative) the meter records an energy offtake (injection).
- $P_{t,m}^{\text{off (inj)}}$ is the electricity price applied by the energy supplier for the energy offtake (injection).

6.2.3 Solution – Reinforcement Learning based on Q network approximator

At the core of the optimization objective we have the Bellman equation. The goal is to solve this equation for each time step t of the MDP.

$$Q(S_t, A_t) = E[R_t(S_t, A_t, S_{t+1}) + \gamma \cdot \max_A Q(S_{t+1}, A_{t+1})]$$

where

- $Q(S_t, A_t)$ is the state-action value function at time step t . This is the expected cumulative reward given state S_t and taking action A_t .
- γ is a discount factor typically within $0 < \gamma < 1$
- $R_t(S_t, A_t, S_{t+1})$ is reward received after taking action A_t and transitioning from S_t to S_{t+1} .

The Bellman equation can be solved recursively through backward induction. We start from the terminal time step and move one step backward $[t_2, t_3, \dots, t_0]$ until we reach the start of the MDP. The value function $Q(S_t, A_t)$ can be approximated by an artificial neural network as shown in Figure 52. The neural network used in this study is a feed forward network. For each time step we use a different network. Each neural network receives as input the five dimensional (continuous) state variable and outputs the Q value per action. Once the network has been trained sufficiently over the state-action space, the calculation of the term $\max_A Q(S_{t+1}, A_{t+1})$ is straightforward; given the state input S_{t+1} the network returns a Q tuple $(Q_{a_0}, Q_{a_1}, \dots, Q_{a_m})$ by action and we take the max of it. Next, in Code 1 we present the pseudocode of the day-ahead optimization algorithm written in Python.

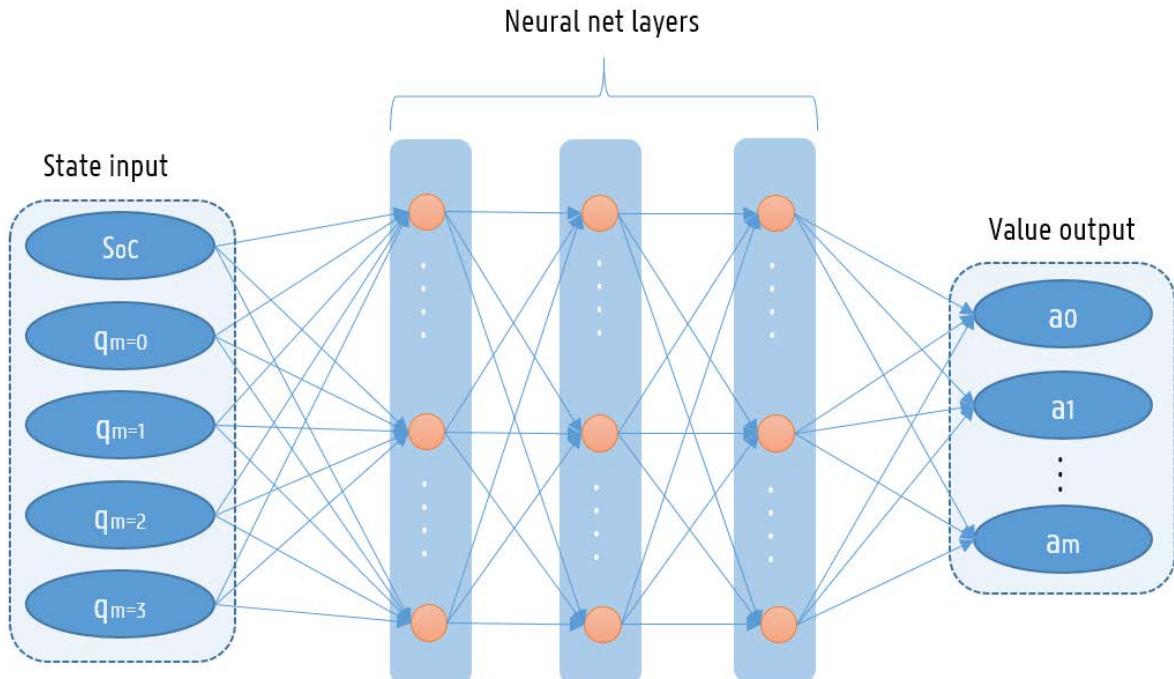


Figure 52 Q network approximator

Code 1 Pseudocode of Day-ahead optimization algorithm

```

# Initialize variables and properties
bess = Bess( efficiency=0.9, Sinv=100, capacity=50, crate=1) # initialize bess
actionSpace = {0 : 'Charge to 90%', 1 : 'Discharge to 0%', 2 : 'Turn Off', 3: 'Peak shaving'} # set action space
actionSize = len(actionSpace)
date = '2024-02-05' # select date
reward = Reward(getElectricityPrices(date), bess) # initialize reward
forecast = Forecast(date) # get forecast as an array (24 hours x 4 quarters per hour) of tuples (mean, std)
Nsamples = 10000 # set how many state samples to collect per time step
nets = emptyArray(24) # initialize empty array of neural nets, one for each time step
timesteps = [t for t in range(23, -1, -1)] # build a list of 24 steps [23, 22, .., 1, 0]

# Optimize
for t in timesteps:
    # Collect samples from state space at t and t+1
    St = {'soc': None, 'Q_m0': None, 'Q_m1': None, 'Q_m2': None, 'Q_m3': None} # initialize state dictionary
    at t
    St_plus1 = {'soc': None, 'Q_m0': None, 'Q_m1': None, 'Q_m2': None, 'Q_m3': None} # initialize state
    dictionary at t+1
    St['soc']= collectSamples(Nsamples, 'uniform', [0, 100])
    for S, j enumerate([St, St_plus1]): # loop over the state dictionaries
        for m in range(4): # loop over the quarter index
            state='Qm_'+m
            (mean, std) = forecast[t-j][m]
            s =collectSamples(Nsamples, 'normal', mean, std) # returns a vector of (Nsamples x 1)
            samples
            samples = concatenate([s]*actionSize, axis = 1) # makes actionSize copies, one for each
            action
            S[state]= reshape(samples, (-1, 1)) # reshape to vector and update state dictionary

    # collect rewards, calculate SoCt+1 and update state dictionary at t+1
    Rt=emptyArray(Nsamples * actionSize)
    St_plus1['soc'] = emptyArray(Nsamples * actionSize)
    for i in range(len(Rt)):
        (r, SoC_plus1) =reward.calculateReward(St, St_plus1, actionSpace)
        Rt[i] = r
        St_plus1['soc'][i] = SoC_plus1

    # Initialize neural net
    If t==23: # if this is the last time step
        net = neuralNet() # initialize an empty neural net
        QTarget = Rt # build q values targets
    else:
        net = copy(nets[t+1]) # initialize neural net by copying parameters from previous net
        QTarget = Rt + nets[t+1].getMaxQ(St_plus1) # build q value targets

    # Start training
    net.train(St, QTarget) # train network to minimize the Mean Square Error

```

6.3 Conclusions

In this chapter, an algorithm was developed to solve the day-ahead problem by co-optimizing pricing arbitrage and peak shaving through battery storage systems. This algorithm is applicable for enterprise users with dynamic pricing contracts, including use cases in water treatment facilities such as drinkwater stations, as examined in this project. The algorithm, which leverages reinforcement learning, is based on a variant of a Q-network value function approximator. This approach is well-suited for solving Markov Decision Processes (MDPs) with a continuous state space and a discrete action space.

The algorithm was tested under various scenarios, adjusting the system topology (with or without PV) generation) and varying the forecasting uncertainty (deterministic versus probabilistic). In deterministic environments, the algorithm successfully identifies the optimal solution. In probabilistic environments, the algorithm finds a suboptimal solution as long as the load and PV forecasts are sufficiently accurate, ensuring that the peak threshold constraint is not violated.

However, the research also highlighted that in cases of poor forecast accuracy, the co-optimization of peak shaving with pricing arbitrage can fail, resulting in significant negative impacts on the system's total annual cost. To mitigate this risk, the use of a circuit breaker is recommended to guarantee no violations of the peak threshold constraint. Additionally, the study proposed methods for adjusting the forecasting profile to prioritize peak shaving in situations with high uncertainty in load and/or PV forecasts, providing a safeguard against potential failures in the co-optimization process.

7. Test setup description

To validate the practical feasibility of this project, a test setup is created. All components used in this setup are part of the equipment present in the Lemcko lab, located in Kortrijk.

7.1 Components

A schematic diagram of the test setup can be found in Figure 53. Each of the components will be described in more detail in the following subsections.

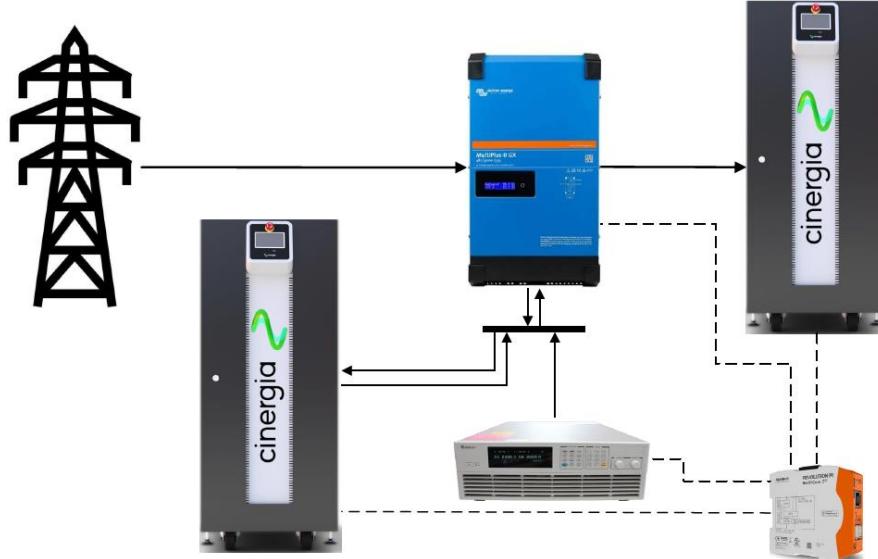


Figure 53 Schematic diagram of the test setup

7.1.1 Water pump

In order to simulate the water pump in this test setup, a configurable load device is being utilized. In particular, the cinergia GE&EL+ 40 vAC/DC is used as an electronic load. This equipment has the ability to operate as both a grid simulator and electronic load, each in AC or DC. The most prominent features of the device present in the Lemcko Lab are shown in Table 5.

Table 5: Main properties of the Cinergia GE&EL+ 40 vAC/DC

Property	Value	Unit
Rated power	40	kVA
Nominal AC input voltage (line-line)	400	V
Nominal AC input current	64	A
Maximal AC output voltage (line-N)	480	V
Maximal AC output current	58	A
Maximal DC voltage	750	V
Maximal DC current	40	A

As an electronic load, the unit has three operation modes: current, power or impedance mode relating to the setpoints values that are required. The first mode will be used in this test al-

lowing us to draw any arbitrary current within the physical limits of the device. The equipment has the added potential to further define phase angles, harmonic currents, phase angles of the harmonic currents and so on.

7.1.2 Battery storage

The electrical storage in the test setup is being emulated by a second cinergia GE&EL+ 40 vAC/DC unit. The device has a built-in battery emulator mode, allowing it to work as a constant voltage source where the voltage is a function of a predefined battery model. The mathematical model itself is fixed in the firmware with a broad set of parameters that can be adjusted to simulate different battery types. A snapshot of the graphical user interface from the Cinergia unit in battery emulator mode can be found in *Figure 54*.

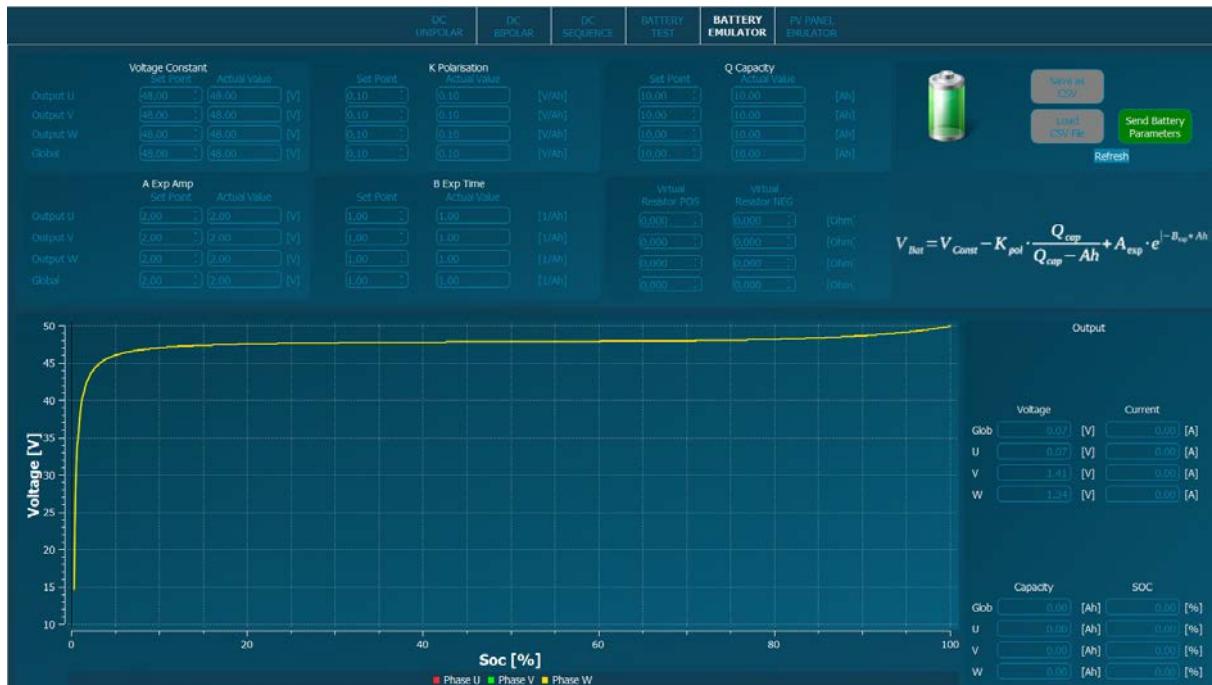


Figure 54: Graphical user interface of a Cinergia unit in battery emulator mode

7.1.3 Inverter

In order to use the battery as a power source for the water pump, the DC output current has to be converted to AC. This is facilitated by an inverter. In this particular setup, a Victron Multiplus II GX is being utilized. The main characteristics of the device are listed in Table 6.

Table 6: Main properties of the Victron Multiplus II GX

Property	Value	Unit
Continuous output power inverter	2400	W
Nominal AC voltage	230	V
Nominal DC voltage	48	V
Maximum efficiency	94	%
Maximum feed through current	32	A

This device has the ability to feed through current from the input to the output. Therefore, the Victron is placed in between the grid and the Cinergia.

7.1.4 Photovoltaic production

To emulate the solar production in this test setup, a Chroma 62050H-600S device is being used. The main characteristics of the device are listed in Table 7. This DC power source has the ability to simulate the voltage and current profiles representing an array of solar panels. The DC output terminals of the unit are connected to the Victron inverter.

Table 7: Main properties of the Chroma 62050H-600S

Property	Value	Unit
Continuous output power	5000	W
Nominal AC voltage	230	V
Maximal output DC voltage	600	V
Maximal output DC current	8,5	A

Interface

All devices in the test setup are remote controlled in order to execute the predefined test case. The Cinergia units are controlled over Modbus/TCP using the custom python package ‘pycinergia’. This package is developed by Lemcko to accurately control the device in real time. Similarly, the Victron converter is also controlled over Modbus/TCP using the custom python package ‘pyvictron’. This package was likewise developed by Lemcko implementing the most important features of the inverter to be remotely controlled. The latter package also establishes communication with the Chroma device.

All devices are autonomously controlled by a python script, developed to emulate given set-points and react on simulated market conditions. This script runs locally on a RevPi Core 3+, the industrial version of a raspberry pi.

7.2 Script

In this section, an example script to control this test setup can be found in Code 2. The control signals for both the electronic load and the inverter are calculated separately and given as input in this script. These include the current setpoints for the cinergia unit that is being used as the electronic load and the power output for the Victron inverter. The latter can be either positive or negative, depending if the battery unit has to be charged or discharged. After a predefined time period, updated setpoints are sent to the equipment. In this example, this time period is chosen to be five seconds.

Code 2: Example script control loop

```
1. import pycinergia
2. import pyvictron
3. import pandas as pd
4. import time
5.
6. # Establishing Modbus connections with devices
7. cinergia_1 = pycinergia.CinergiaClient(IP_CINERGIA_1)
8. cinergia_2 = pycinergia.CinergiaClient(IP_CINERGIA_2)
9. victron = pyvictron.VictronClient(IP_VICTRON)
10.
11. # Reading in control signals from a .csv file
12. control_signals = pd.read_csv("path_to_file")
13.
14. def main():
15.     # Loading predefined battery parameters
16.     cinergia_2.set_battery_parameters(Battery_model_1)
17.
```

```

18. # Main control loop
19. start_time = time.perf_counter()
20. for step in range(len(control_signals.index)):
21.     # Cinergia setpoint as electronic load in current operation mode
22.     cinergia_1.set_el_ac_3ph_current_setpoint(
23.         el_ac_current= control_signals['current_fundamentel_ac'].iloc[step]
24.     )
25.     # Inverter setpoint (power output can be positive or negative)
26.     victron.charge(
27.         power_output= control_signals['inverter_setpoint'].iloc[step]
28.     )
29.
30.     # wait for a total of 5 seconds to proceed with next step
31.     elapsed_time = time.perf_counter()-start_time
32.     time.sleep(max(0,5-elapsed_time))
33.
34. if __name__=="__main__":
35.     main()
36.

```

References

- [1] W. Hemetsberger, M. Schmela en S. Dunlop, *Global Market Outlook for Solar Power 2024-2028*, 2024.
- [2] B. Liu en R. Jordan, „Daily insolation on surfaces tilted towards equator,” *ASHRAE*, vol. 10, 1961.
- [3] T. M. Klucher, „Evaluation of models to predict insolation on tilted surfaces,” *Solar Energy*, vol. 23, pp. 111-114, 1990.
- [4] J. A. Davies en J. E. Hay, „Calculation of the solar radiation incident on an inclined surface,” pp. 59-72, 1980.
- [5] D. T. Reindl, W. A. Beckman en J. A. Duffie, „Evaluation of hourly tilted surface radiation models,” *Solar Energy*, vol. 45, pp. 9-17, 1990.
- [6] R. Perez, P. Ineichen, R. Seals, J. Michalsky en R. Stewart, „Modeling daylight availability and irradiance components from direct and global irradiance,” *Solar Energy*, vol. 44, pp. 271-289, 1990.
- [7] C. Demain, M. Journée en C. Bertrand, „Evaluation of different models to estimate the global solar radiation on inclined surfaces,” *Renewable Energy*, vol. 50, pp. 710-721, 2013.
- [8] S. A. M. Maleki, H. Hizam en C. Gomes, „Evaluation of different models to estimate the global solar radiation on inclined surfaces,” *Energies*, vol. 10, 2017.
- [9] N. Nikiforidis, Modeling Solar Irradiance, Thessaloniki, Greece: School of Science & Technology, 2014.
- [10] R. Mubarak, M. Hofmann, S. Riechelmann en G. Seckmeyer, „Comparison of Modelled and Measured Tilted Solar Irradiance for Photovoltaic Applications,” *Energies*, vol. 11, 2017.
- [11] PVLib, *PVLib: A Python Library for Modeling Solar Energy Systems*, 2018.
- [12] D. L. King, W. E. Boyson en J. A. Kratochvill, *Photovoltaic Array Performance Model*, 2004.
- [13] D. L. King, S. Gonzalez, G. M. Galbraith en W. E. Boyson, *Performance Model for Grid-Connected Photovoltaic Inverters*, 2007.
- [14] J. D. Mondol, Y. G. Yohanis en B. Norton, „Optimal sizing of array and inverter for grid-connected photovoltaic systems,” *Solar Energy*, vol. 80, pp. 1517-1539, 2006.

- [15] J. D. Mondol, Y. G. Yohanis en B. Norton, „The impact of array inclination and orientation on the performance of a grid-connected photovoltaic system,” *Renewable Energy*, vol. 32, pp. 118-140, 2007.
- [16] N. Hussain, N. Shahzad, T. Yousaf, A. Waqas, A. H. Javed, M. A. Khan en M. I. Shahzad, „Study of soiling on PV module performance under different environmental parameters using an indoor soiling station,” *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, vol. 52, nr. 2213-1388, 2022.
- [17] M. Aneke en M. Wang, „Energy storage technologies and real life applications – A state of the art review,” *Applied Energy*, vol. 179, 2016.
- [18] P. Alotto, M. Guarnieri en F. Moro, „Redox flow batteries for the storage of renewable energy: A review,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 29, 2014.
- [19] M. Uhrig, S. Koenig, M. R. Suriyah en T. Leibfried, „Lithium-based vs. Vanadium Redox Flow Batteries – A Comparison for Home Storage Systems,” *Energy Procedia*, vol. 99, 2016.
- [20] A. Dehghani-Sanij, E. Tharumalingam, M. Dusseault en R. Fraser, „Study of energy storage systems and environmental challenges of batteries,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 104, 2019.
- [21] A. Poullikkas, „A comparative overview of large-scale battery systems for electricity storage,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 27, 2013.
- [22] G. J. May, A. Davidson en B. Monahov, „Lead batteries for utility energy storage: A review,” *Lead batteries for utility energy storage: A review*, vol. 15, 2018.
- [23] M. Mohr, J. F. Peters, M. Baumann en M. Weil, „Toward a cell-chemistry specific life cycle assessment of lithium-ion battery recycling processes,” *Journal of Industrial Ecology*, vol. 24, 2020.
- [24] Q. Dai, J. C. Kelly, L. Gaines en M. Wang, „Life Cycle Analysis of Lithium-Ion Batteries for Automotive Applications,” *Batteries*, vol. 5, 2019.
- [25] X. Xia en P. Li, „A review of the life cycle assessment of electric vehicles: Considering the influence of batteries,” *Science of The Total Environment*, vol. 814, 2022.
- [26] A. Pena-Bello, E. Barbour, M. Gonzalez, M. Patel en D. Parra, „Optimized PV-coupled battery systems for combining applications: Impact of battery technology and geography,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 112, 2019.
- [27] M. T. Tsehaye, G. Mourouga, T. J. Schmidt, J. O. Schumacher, S. Velizarov, B. Van der Bruggen, F. Alloin en C. Iojoiu, „Towards optimized membranes for aqueous organic redox flow batteries: Correlation between membrane properties and cell performance,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 173, 2023.

- [28] M. M. Petrov, A. D. Modestov, D. V. Konev, A. E. Antipov, P. A. Loktionov, R. D. Pichugov, N. V. Kartashova, A. T. Glazkov, L. Z. Abunaeva en V. N. Andreev, „Redox flow batteries: Role in modern electric power industry and comparative characteristics of the main types,” *Russian Chemical Reviews*, vol. 90, 2021.
- [29] B. R. Chalamala, T. Soundappan, G. R. Fisher, M. R. Anstey, V. V. Viswanathan en M. L. Perry, „Redox flow batteries: an engineering perspective,” *Proceedings of the IEEE*, vol. 102, 2014.
- [30] Z. Huang, A. Mu, L. Wu en H. Wang, „Vanadium redox flow batteries: Flow field design and flow rate optimization,” *Journal of Energy Storage*, vol. 45, 2022.
- [31] R. Gundlapalli, S. Kumar en S. Jayanti, „Stack design considerations for vanadium redox flow battery,” *INAE Letters*, vol. 3, 2018.
- [32] E. Sánchez-Díez, E. Ventosa, M. Guarnieri, A. Trovò, C. Flox, R. Marcilla, F. Soavi, P. Mazur, E. Aranzabe en R. Ferret, „Redox flow batteries: Status and perspective towards sustainable stationary energy storage,” *Journal of Power Sources*, vol. 481, 2021.
- [33] T. M. I. Mahlia, T. J. Saktisahdan, A. Jannifar, M. H. Hasan en H. S. C. Matseelar, „A review of available methods and development on energy storage; technology update,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 33, 2014.
- [34] P. Xiong, L. Zhang, Y. Chen, S. Peng en G. Yu, „A Chemistry and Microstructure Perspective on Ion-Conducting Membranes for Redox Flow Batteries,” *Angewandte Chemie International Edition*, vol. 60, 2021.
- [35] H. Strathmann, *Ion-Exchange Membrane Separation Processes*, Elsevier, 2004.
- [36] C. A. Machado, G. O. Brown, R. Yang, T. E. Hopkins, J. G. Pribyl en T. H. Epps III, „Redox Flow Battery Membranes: Improving Battery Performance by Leveraging Structure–Property Relationships,” *ACS Energy Letters*, vol. 6, 2020.
- [37] I. R. E. A. (IRENA), „Electricity Storage and Renewables: Costs and Markets to 2030,” International Renewable Energy Agency, Abu Dhabi, 2017.
- [38] C. Doetsch en A. Pohlig, „The Use of Flow Batteries in Storing Electricity for National Grids,” in *Future Energy (Third Edition)*, Elsevier, 2020.
- [39] A. Nordling, R. Englund, A. Hembjer en A. Mannberg, „Energy Storage-Electricity Storage Technologies,” *IVA's Electricity Crossroads Project*, 2016.
- [40] EERA, „Redox Flow Batteries,” EERA Joint Program SP1 – Electrochemical Storage, 2018.
- [41] „Vanitec,” [Online]. Available: <https://vanitec.org/vanadium/map>. [Geopend 13 February 2023].

- [42] G. Pritil, C. Maria en D. Power, „Vanadium Redox Flow Batteries Identifying Market Opportunities and Enablers,” *Guidehouse INSIGHTS*, 2022.
- [43] G. Svenningsson en S. Ninković, *Applications and competitiveness of redox flow batteries: Exploitation of battery energy systems*, 2023.
- [44] K. Mongird, V. Viswanathan, J. Alam, C. Vartanian, V. Sprenkle en R. Baxter, „2020 Grid Energy Storage Technology Cost and Performance Assessment,” *Energy*, 2020.
- [45] L. Tang, P. Leung, M. R. Mohamed, Q. Xu, S. Dai, X. Zhu, C. Flox, A. A. Shah en Q. Liao, „Capital Cost Evaluation of Conventional and Emerging Redox Flow Batteries for Grid Storage Applications,” *Electrochimica Acta*, vol. 437, 2023.
- [46] M. O. Bamgbopa, A. Fetyan, M. Vagin en A. A. Adelodun, „Towards eco-friendly redox flow batteries with all bio-sourced cell components,” *Journal of Energy Storage*, vol. 50, 2022.
- [47] F. Nadeem, S. M. S. Hussain, P. K. Tiwari, A. K. Goswami en T. S. Ustun, „Comparative review of energy storage systems, their roles, and impacts on future power systems,” *IEEE Access*, vol. 7, 2018.
- [48] X. Fan, B. Liu, J. Ding, J. Liu, X. Han, Y. Deng, X. Lv, Y. Xie, B. Chen, W. Hu en C. Zhong, „Battery Technologies for Grid-Level Large-Scale Electrical Energy Storage,” *Transactions of Tianjin University*, vol. 26, 2020.
- [49] O. Schmidt, „Projecting the Future Lifetime Cost of Electricity Storage Technologies,” Centre for Environmental Policy (CEP), [Online]. Available: <https://www.storage-lab.com/levelized-cost-of-storage>. [Geopend 14 January 2025].
- [50] O. Schmidt, S. Melchior, A. Hawkes en I. Staffell, „Projecting the future levelized cost of electricity storage technologies,” *Joule*, vol. 3, 2019.
- [51] Y. Xu, J. Pei, L. Cui, P. Liu en T. Ma, „The Levelized Cost of Storage of Electrochemical Energy Storage Technologies in China,” *Frontiers in Energy Research*, vol. 10, 2022.
- [52] R. M. Darling, „Techno-Economic Analyses of Several Redox Flow Batteries Using Levelized Cost of Energy Storage,” *Current Opinion in Chemical Engineering*, vol. 37, 2022.
- [53] D. Roberts en S. Brown, „The Economics of Firm Solar Power from Li-Ion and Vanadium Flow Batteries in California,” *MRS Energy & Sustainability*, vol. 9, 2022.
- [54] C. S. Lai en M. D. McCulloch, „Levelized Cost of Electricity for Solar Photovoltaic and Electrical Energy Storage,” *Applied Energy*, vol. 190, 2017.

- [55] R. Diarmid, *A Techno-Economic Analysis of Lithium-Ion and Vanadium Redox Flow Batteries for Behind-the-Meter Commercial/Industrial Applications with a Focus on Achievable Efficiency and Degradation Rates*, University of Sheffield, 2022.
- [56] J. Cho, S. Jeong en Y. Kim, „Commercial and Research Battery Technologies for Electrical Energy Storage Applications,” *Progress in Energy and Combustion Science*, vol. 48, 2015.
- [57] M. G. Buonomenna, „Redox Flow Batteries Membranes: Overview and Advances,” *Handbook of Thermal Management Systems*, 2023.
- [58] S. Göritz, „Battery Energy Storage for Intermittent Renewable Electricity Production,” *Umeå Energi Elnät*, 2015.
- [59] M. Qadr dan, N. Jenkins en J. Wu, „Smart Grid and Energy Storage,” in *McEvoy's Handbook of Photovoltaics*, Elsevier, 2018, p. 915–928.
- [60] H. Abdi, B. Mohammadi-ivatloo, S. Javadi, A. R. Khodaei en E. Dehnavi, „Energy Storage Systems. Distributed Generation Systems: Design, Operation and Grid Integration,” 2017.
- [61] I. Alsaidan, A. Khodaei en W. Gao, „A comprehensive battery energy storage optimal sizing model for microgrid applications,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 33, 2017.
- [62] W. Waag en D. U. Sauer, „Secondary batteries--lead--acid systems | state-of-charge/health,” 2009.
- [63] C. H. B. Apribowo, S. Sarjiya, S. P. Hadi en F. D. Wijaya, „Optimal planning of battery energy storage systems by considering battery degradation due to ambient temperature: a review, challenges, and new perspective,” *Batteries*, vol. 8, 2022.
- [64] J. Elio, P. Phelan, R. Villalobos en R. J. Milcarek, „A review of energy storage technologies for demand-side management in industrial facilities,” *Journal of Cleaner Production*, vol. 307, 2021.
- [65] A. Bergström, *Techno-economic analysis of commercial battery storage systems in Northern Europe*, Uppsala: Uppsala Universitet, 2020.
- [66] CleanTechnica, „The Latest on Vanadium Batteries with StorEn Technologies,” [Online]. Available: <https://www.youtube.com/watch?v=FyAgcVg-T0M&t=4066s>. [Geopend 14 January 2025].
- [67] K. Leuven, „The current electricity market design in Europe,” *EI Fact sheet: The current electricity market design in Europe*, January 2015.
- [68] A. Phung, „Forward Contracts vs. Futures Contracts: What's the Difference?,” 2024. [Online]. Available:

- <https://www.investopedia.com/ask/answers/06/forwardsandfutures.asp>. [Geopend 15 January 2025].
- [69] E. Experts, „Mieux comprendre le marché pour optimiser votre stratégie d’achat,” 2023 . [Online]. Available: <https://news.Engie.be/ebook-marche-energie>. [Geopend 15 January 2025].
- [70] N. Kraftwerke, „What is Day-Ahead Trading of Electricity?,” Next Kraftwerke, [Online]. Available: <https://www.next-kraftwerke.com/knowledge/day-ahead-trading-electricity>. [Geopend 15 January 2025].
- [71] EPEXSPOT, „EPEX,” 2024. [Online]. Available: <https://www.epexspot.com/en>. [Geopend 15 January 2025].
- [72] ENTSO-E, „Single Day-Ahead Coupling (SDAC),” ENTSO-E, [Online]. Available: https://www.entsoe.eu/network_codes/cacm/implementation/sdac/. [Geopend 15 January 2025].
- [73] N. Kraftwerke, „What does intraday trading mean?,” [Online]. Available: <https://www.next-kraftwerke.com/knowledge/intraday-trading>. [Geopend 15 January 2025].
- [74] ENTSO-E, „Single Intraday Coupling (SIDC),” [Online]. Available: https://www.entsoe.eu/network_codes/cacm/implementation/sidc/. [Geopend 15 01 2025].
- [75] ENTSO-E, „Frequency Containment Reserve (FCR),” [Online]. Available: https://www.entsoe.eu/network_codes/eb/fcr/. [Geopend January 15 2025].
- [76] ENTSO-E, „PICASSO,” [Online]. Available: https://www.entsoe.eu/network_codes/eb/picasso/. [Geopend 15 January 2025].
- [77] ENTSO-E, „Manually Activated Reserves Initiative (MARI),” ENTSO-E, [Online]. Available: https://www.entsoe.eu/network_codes/eb/mari/. [Geopend 15 January 2025].
- [78] J. J. L. G. V. E. a. L. V. Baetens, „Imbalance Pricing Methodology in Belgium: Implications for Industrial Consumers,” in *International Conference on the European Energy Market (EEM)*, Stockholm, 2020.
- [79] Elia, „2019 Design Note FCR for 2020,” 2019. [Online]. Available: <https://www.elia.be/-/media/project/elia/elia-site/electricity-market-and-system---document-library/balancing---balancing-services-and-bsp/2019/2019-design-note-fcr-for-2020.pdf>. [Geopend 15 January 2025].
- [80] Synergrid, *Openbare raadpleging SOK 3.2. Synergrid Bijlage 18: Flexibiliteit*, Synergrid, 2024.

- [81] E. P. a. Council, *Directive 2023/2413 EU of the European Parliament and of the Council of 18 October 2023 amending Directive (EU) 2018/2001, Regulation (EU) 2018/1999 and Directive 98/70/EC as regards the promotion of energy from renewable sources*, Official Journal of the European Union, 2023.
- [82] Synergrid, *Openbare raadpleging SOK 3.2. Synergrid Bijlage 18: Incompressibiliteit*, 2024.
- [83] M. S. Guney en Y. Tepe, „Classification and assessment of energy storage systems,” *Renewable & Sustainable Energy Reviews*, vol. 75, 2017.
- [84] C. R. Birkel en D. A. Howey, „Model identification and parameter estimation for LiFePO₄ batteries,” in *IET Hybrid and Electric Vehicles Conference (HEVC)*, 2013.
- [85] X. S. Hu, S. B. Li en H. Peng, „A comparative study of equivalent circuit models for Li-ion batteries,” *Journal of Power Sources*, vol. 198, 2012.
- [86] D. Ansean, M. Gonzalez, J. C. Viera, V. M. Garcia, C. Blanco en M. Valledor, „Fast charging technique for high power lithium iron phosphate batteries: A cycle life analysis,” *Journal of Power Sources*, vol. 239, 2013.
- [87] F. Baronti, W. Zanaboni, R. Roncella, R. Saletti en G. Spagnuolo, „Open-Circuit Voltage Measurement of Lithium-Iron-Phosphate Batteries,” in *IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC)*, 2015.
- [88] O. Palizban en K. Kauhaniemi, „Energy storage systems in modern grids-Matrix of technologies and applications,” *Journal of Energy Storage*, vol. 6, 2016.
- [89] M. C. Argyrou, P. Christodoulides en S. A. Kalogirou, „Energy storage for electricity generation and related processes: Technologies appraisal and grid scale applications,” *Renewable & Sustainable Energy Reviews*, vol. 94, 2018.
- [90] J. K. C. D. a. J. D. V. Papadopoulos, „Investigating the need for real time measurements in industrial wind power systems combined with battery storage,” *Applied Energy*, vol. 247, 2019.
- [91] M. Antonelli, U. Desideri en A. Franco, „Effects of large scale penetration of renewables: The Italian case in the years 2008-2015,” *Renewable & Sustainable Energy Reviews*, vol. 81, 2018.
- [92] J. O. Petinrin en M. Shaaban, „Impact of renewable generation on voltage control in distribution systems,” *Renewable & Sustainable Energy Reviews*, vol. 65, 2016.
- [93] P. Simshauser, „Distribution network prices and solar PV: Resolving rate instability and wealth transfers through demand tariffs,” *Energ Econ*, vol. 54, 2016.

- [94] K. Lummi, A. Rautiainen, P. Jarventausta, P. Heine, J. Lehtinen en M. Hyvarinen, „Cost-causation based approach in forming power-based distribution network tariff for small customers,” in *Int Conf Eur Energ*, 2016.
- [95] W. Strielkowski, D. Streimikiene en Y. Bilan, „Network charging and residential tariffs: A case of household photovoltaics in the United Kingdom,” *Renewable & Sustainable Energy Reviews*, vol. 77, 2017.
- [96] VREG, „Consultatiedocument tariefstructuur periodieke distributienettarieven elektriciteit voor klanten met een grootverbruiksmeetinrichting,” 2019.
- [97] VREG, „Consultatiedocument tariefstructuur periodieke distributienettarieven elektriciteit voor klanten met een kleinverbruiksmeetinrichting,” 2019.
- [98] J. Huvilinna, *Value of Battery Energy Storage at Ancillary Service Markets (Master thesis)*, Aalto University, 2015.
- [99] M. Koller, T. Borsche, A. Ulbig en G. Andersson, „Review of grid applications with the Zurich 1 MW battery energy storage system,” *Electr Pow Syst Res*, vol. 120, 2015.
- [100] I. Staffell en M. Rustomji, „Maximising the value of electricity storage,” *J Energy Storage*, vol. 8, 2016.
- [101] J. Leadbetter en L. Swan, „Battery storage system for residential electricity peak demand shaving,” *Energy Buildings*, vol. 55, 2012.
- [102] A. Oudalov, R. Cherkaoui en A. Beguin, „Sizing and optimal operation of battery energy storage system for peak shaving application,” in *IEEE Powertech*, Lausanne , 2007.
- [103] M. Rowe, T. Yunusov, S. Haben, C. Singleton, W. Holderbaum en B. Potter, „A Peak Reduction Scheduling Algorithm for Storage Devices on the Low Voltage Network,” *IEEE T Smart Grid*, vol. 5, 2014.
- [104] S. Govindan, D. Wang, A. Sivasubramaniam en B. Urgaonkar, „Leveraging Stored Energy for Handling Power Emergencies in Aggressively Provisioned Datacenters,” in *ASPLoS XVII*, 2012.
- [105] V. Kontorinis en e. al., „Managing Distributed UPS Energy for Effective Power Capping in Data Centers,” in *Conf Proc Int Symp C*, 2012.
- [106] G. Fitzgerald, J. Mandel, J. Morris en H. Touati, „The Economics of Battery Energy Storage: How multi-use, customer-sited batteries deliver the most services and value to customers and the grid,” Rocky Mountain Institute, 2015.
- [107] S. Energy, „Making the commercial case for battery storage”.

- [108] A. Lucas en S. Chondrogiannis, „Smart grid energy storage controller for frequency regulation and peak shaving, using a vanadium redox flow battery,” *Int J Elec Power*, vol. 80, 2016.
- [109] K. H. Chua, Y. S. Lim en S. Morris, „Energy storage system for peak shaving,” *Int J Energy Sect Ma*, vol. 10, 2016.
- [110] B. Aksanli, T. Rosing en E. Pettis, „Distributed Battery Control for Peak Power Shaving in Datacenters,” in *International Green Computing Conference (IGCC)*, 2013.
- [111] D. S. Palasamudram, R. K. Sitaraman, B. Urgaonkar en R. Urgaonkar, „Using batteries to reduce the power costs of internet-scale distributed networks,” in *Proceedings of the Third ACM Symposium on Cloud Computing*, San Jose, California, 2012.
- [112] M. Garcia-Plaza, J. E. G. Carrasco, J. Alonso-Martinez en A. P. Asensio, „Peak shaving algorithm with dynamic minimum voltage tracking for battery storage systems in microgrid applications,” *J Energy Storage*, vol. 20, 2018.
- [113] VREG, „Evolutie energieprijsen en distributienettarieven,” [Online]. Available: <https://www.vreg.be/nl/evolutie-energieprijsen-en-distributienettarieven>.
- [114] K. L. Liu, X. S. Hu, Z. L. Yang, Y. Xie en S. Z. Feng, „Lithium-ion battery charging management considering economic costs of electrical energy loss and battery degradation,” *Energ Convers Manage*, vol. 195, 2019.
- [115] K. Liu, Y. Li, X. Hu, M. Lucu en D. Widanalage, „Gaussian Process Regression with Automatic Relevance Determination Kernel for Calendar Aging Prediction of Lithium-ion Batteries,” *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2019.
- [116] G. Berckmans, M. Messagie, J. Smekens, N. Omar, L. Vanhaverbeke en J. Van Mierlo, „Cost Projection of State of the Art Lithium-Ion Batteries for Electric Vehicles Up to 2030,” *Energies*, vol. Energies, 2017.
- [117] L. T. Youn en S. Cho, „Optimal Operation of Energy Storage Using Linear Programming Technique,” in *Lect Notes Eng Comp*, 2009, p. 480.
- [118] W. H. Hu, Z. Chen en B. Bak-Jensen, „Optimal Operation Strategy of Battery Energy Storage System to Real-Time Electricity Price in Denmark,” in *IEEE Pow Ener Soc Ge*, 2010.
- [119] Y. Li en e. al., „Optimal battery schedule for grid-connected photovoltaic-battery systems of office buildings based on a dynamic programming algorithm,” in *J Energy Storage*, 2022.
- [120] K. Abdulla en e. al., „Optimal Operation of Energy Storage Systems Considering Forecasts and Battery Degradation,” in *IEEE T Smart Grid*, 2018.

- [121] L. Hannah en D. Dunson, „Approximate Dynamic Programming for Storage Problems,” 2011.
- [122] D. R. Jiang, T. V. Pham, W. B. Powell, D. F. Salas en W. R. Scott, „A Comparison of Approximate Dynamic Programming Techniques on Benchmark Energy Storage Problems: Does Anything Work?,” in *IEEE Symposium on Adaptive Dynamic Programming and Reinforcement Learning (ADPRL)*, 2014.
- [123] L. C. A. Yan, W. T. Liu, W. Jiang, Y. Li, R. X. Li en S. L. Hui, „Deep Reinforcement Learning based Optimization of Battery Charging and Discharging Management for Data Center,” in *IEEE Ijcn*, 2021.
- [124] J. Cao, D. Harrold, Z. Fan, T. Morstyn, D. Healey en K. Li, „Deep Reinforcement Learning-Based Energy Storage Arbitrage With Accurate Lithium-Ion Battery Degradation Model,” in *Ieee T Smart Grid*, 2020.
- [125] V.-H. Bui, A. Hussain en H.-M. Kim, „Double Deep Q-Learning-Based Distributed Operation of Battery Energy Storage System Considering Uncertainties,” in *IEEE T Smart Grid*, 2019.
- [126] X. Xi, R. Sioshansi en V. Marano, „A stochastic dynamic programming model for co-optimization of distributed energy storage,” in *Energy Systems*, 2014.
- [127] A. Z. Weber, M. M. Mench, J. P. Meyers, P. N. Ross, J. T. Gostick en Q. Liu, „Redox flow batteries: a review,” *Journal of Applied Electrochemistry*, p. 41, 2011.
- [128] J. Yuan, Y. Xia, X. Chen, Y. Zhao en Y. Li, „Recent Development in Two-Dimensional Material-Based Membranes for Redox Flow Battery,” *Current Opinion in Chemical Engineering*, vol. 38, 2022.
- [129] H. Mai en S. Singer, „Global Redox Flow Battery Market Set to Reach \$370 M by 2025: QY Research,” *Zuletzt eingesehen am*, vol. 4, 2019.
- [130] T.-E. A. o. S. R. F. B. U. L. C. o. E. Storage, „Darling, Robert M.,” *Current Opinion in Chemical Engineering*, vol. 37, 2022.
- [131] R. F. B. M. O. a. Advances, „Buonomenna, Maria Giovanna,” *Handbook of Thermal Management Systems*, 2023.
- [132] V. Bertsch, J. Geldermann en T. Luhn, „What drives the profitability of household PV investments, self-consumption and self-sufficiency?,” *Applied Energy*, vol. 204, 2017.
- [133] E. Nyholm, J. Goop, M. Odenberger en F. Johnsson, „ Solar photovoltaic-battery systems in Swedish households - Self-consumption and self-sufficiency,” *Applied Energy*, vol. 183, 2016.
- [134] G. E. Silva en P. Hendrick, „Lead-acid batteries coupled with photovoltaics for increased electricity self-sufficiency in households,” *Applied Energy*, vol. 178, 2016.

- [135] K. H. Chua, Y. S. Lim en S. Morris, „A novel fuzzy control algorithm for reducing the peak demands using energy storage system,” *Energy*, vol. 122, 2017.
- [136] G. erckmans, M. Messagie, J. Smekens, N. Omar, L. Vanhaverbeke en J. Van Mierlo, „Cost Projection of State of the Art Lithium-Ion Batteries for Electric Vehicles Up to 2030,” *Energies*, vol. 10, 2017.
- [137] D. Kingma en J. A. Ba, „A Method for Stochastic Optimization,” in *International Conference on Learning Representations*, 2014.

Annexe 2 : Questionnaire à destination des entreprises de distribution d'eau

Questionnaire

Dans le cadre du Fonds de Transition Energétique financé par le SPF Economie (<https://economie.fgov.be/fr/themes/energie/transition-energetique/fonds-de-transition>)¹⁰, l'ICEDD a déposé et remporté un projet de recherche¹¹ qui vise à étudier dans quelle mesure les réseaux de distribution d'eau pourraient, à l'avenir, jouer un rôle dans l'équilibre du réseau électrique en mettant à sa disposition des capacités de stockage d'électricité (par pompage-turbinage entre des réservoirs d'eau situés à des niveaux altimétriques différents) ou en leur apportant certains services auxiliaires (en faisant fonctionner certaines pompes comme réserve R1, R2 ou R3 pour le gestionnaire de réseau de transport), par exemple.

Ces nouvelles fonctionnalités que rempliraient les réseaux de distribution électrique auront, potentiellement, des conséquences sur le travail des personnes chargées de la gestion actuelle des réseaux de distribution.

Par cette enquête, l'ICEDD souhaite mieux anticiper les éventuelles nouvelles contraintes (et opportunités) que ces modifications pourraient induire dans le quotidien des travailleurs de la distribution d'eau. Les questions listées ci-dessous, nous aideront à répondre à ces questions.

- Pensez-vous que l'emploi des travailleurs du secteur de la distribution d'eau pourrait être modifié par la mise à disposition de certaines formes de flexibilité des installations au réseau de transport d'électricité (fonctionnement des installations en pompage – turbinage à certaines heures, offre de services auxiliaires au réseau de transport) ?
 - Si oui, pouvez-vous lister quelles sont les fonctions qui pourraient être modifiées, en commençant par celles qui seront impactées le plus fortement ?
 - Pouvez-vous décrire quelles sont les éventuelles nouvelles contraintes que devront gérer ces travailleurs (prise en compte de consignes supplémentaires, changement d'horaire,... ?)
- Pensez-vous que ces modifications nécessiteront des formations spécifiques supplémentaires ?
 - Pouvez-vous décrire les formations complémentaires qui seraient nécessaires ?
- Pouvez-vous décrire les éventuelles difficultés que rencontreraient certains travailleurs pour acquérir les nouvelles compétences requises ?
- Quels seraient les dispositifs techniques (commandes automatiques, écrans de monitoring, ...) qui pourraient minimiser la charge de travail supplémentaire pour les travailleurs concernés ?

¹⁰ La liste des projets financés par le Fonds de Transition Energétique est directement téléchargeable à l'adresse suivante : <https://economie.fgov.be/sites/default/files/Files/Energy/Overzicht-gesubsidieerde-projecten-energietransitiefonds.pdf>. Le projet FlexWATTER est repris dans cette liste.

¹¹ L'équipe de projet comporte les partenaires suivants : l'ICEDD (coordinateur de l'étude), Vivaqua, Pepite sa, l'Université de Gand, de Liège et de Bruxelles

- Pensez-vous que ces modifications entraîneront la nécessité de renforcer les équipes des travailleurs des entreprises de distribution d'eau concernée ?
- Pensez-vous que ces modifications entraîneront des demandes de revalorisation salariale de la part de certaines catégories de travailleurs ?
- Pouvez-vous décrire en quelques points la campagne de communication à mettre en place pour faciliter la mise en œuvre de ces modifications auprès des travailleurs ?

Annexe 3 : DATAmaestro Platform

DATAmaestro platform

Overview

The DATAmaestro platform offers a full stack of web services to implement a complete analytics workflow in manufacturing industries. DATAmaestro platform offers all the necessary functionalities to enable model implementation from automatic data collection storage, model development and real time monitoring.

It embeds 4 software components with different features, as follows:



to automate data collection from various data sources, including relational and real-time databases.



to store, consolidate, store, centralize data streams, resample, and prepare clean data tables for Advanced Analytics.



to provide Advanced Analytics services, including visualization and statistical tools, artificial intelligence, and machine learning methods to describe and troubleshoot asset or process behavior and build predictive and prescriptive models.



to deploy and visualize real-time outputs of Advanced Analytics models through web UI.

The DATAmaestro platform web services are available on the **Cloud** or **On-premises** and have been specifically designed for process engineers to speed up Advanced Analytics on manufacturing plant data. Users collaborate through the Platform, analyze, and share plant data, wherever they are, on their own devices.

Among other things, with DATAmaestro, it is possible to:

- Improve process and operations performance in terms of yield, energy, and throughput to minimize operating expenditure
- Predict assets performance deterioration to enable predictive maintenance and maximize equipment availability
- Reduce variability of product quality

DATAmaestro is easy to use, designed by and for engineers, and requires no coding abilities and basic statistical and data science knowledge.

DATAMaestro Collectors

To stream data automatically to DM Lake from one or more data sources, one or more DM Collector(s) may be required. DM Collector(s) to the number of data sources and their type.

Typically, DATAMaestro Collectors are installed on the premises. VPN access is required for PEPITe to provide maintenance and support.

Table 1 - DATAMaestro Collectors

Collector Type	Description	Examples
Database collectors	Connect to existing databases to inject data into the DM Lake at regular intervals. The # of connectors will depend on the # of data sources (Historians: eDNA, PHD, PI, IP21, Wonderware Historian, etc. RDBMS databases: Oracle, MS SQL, etc.) to be connected with DM.	Historians: PHD, PI, IP21, Wonderware Historian, Aveva, eDNA, etc. RDBMS databases: Oracle, MS SQL, etc.
Real-Time collectors	Connect directly to live data when a historical database is not available. The # of collectors will depend on the # of data sources (OPC-UA, IIoT, ...) to be connected with DM.	OPC UA servers, IIoT (MQQT)
Custom collectors	Connect (to real-time or database) when standard connectivity is not available. In this case, custom collectors must be developed to interface with the client data source(s) API.	Any source not listed above

The Flexwatter project did not use the DATAMaestro collectors for the data from Vivaqua, which was sent in CSV files. However connection was made for Elia open data, weather data and Epex price (day ahead). More information at section DATAMaestro Lake.

For the test bench a storage box was set up to update files. However, the data from the test bench was also sent in CSV files by e-mail.

Here below the routine created to access the Storage box.

Storage Box Access Credentials

- Username
- Password
- Hostname: [u431700-sub1.your-storagebox.de](ssh://u431700-sub1.your-storagebox.de)

Methods to Update Files on the Storage Box

You have two main options to connect to and update files on your Storage Box:

1. Using SSH/SCP

To connect to your Storage Box via SSH, use the following command in your terminal:

```
ssh -p 23 u431700-sub1@u431700-sub1.your-storagebox.de
```

Replace -sub1 and the hostname if needed, and enter your password when prompted.

To transfer files via SCP, use the following command from your terminal:

scp -P 23 <local_file> u431700-sub1@u431700-sub1.your-[storagebox.de](#):

Replace <local_file> with the path to the file you want to upload. This command will transfer the specified file to your Storage Box.

2. Using WebDAV on Windows

To access the Storage Box via WebDAV on Windows, follow these steps:

1. Open **Windows Explorer**.
2. For Windows 8/10:
 - Click **This PC** on the left.
 - Go to the **Computer** tab at the top, and select **Map network drive**.
 - Choose **Connect to a Web site that you can use to store your documents and pictures**.
3. In the setup wizard, click **Next** and then select **Choose a custom network location**. Click **Next** again.
4. In the **Internet or network address** field, enter your Storage Box's URL: <https://u431700-sub1.your-storagebox.de>. Click **Next**.
5. Assign a name for this network location if desired, then click **Next** and **Finish**.
6. When prompted, enter your Storage Box **username** (u431700-sub1) and **password**.

Your Storage Box should now appear under **This PC** in Windows Explorer, allowing you to drag and drop files to manage content directly.

Web Access

You can view your Storage Box contents directly from any web browser by visiting: <https://u431700-sub1.your-storagebox.de> Simply enter your **username** (u431700-sub1) and **password** when prompted to log in

DATAMAESTRO Lake

Sensors data are the main source of information in the manufacturing industry. However this information is not always very easily accessible and therefore not always used at its full potential. It is not always stored in databases and if historians are available, extraction of "big data" for further analysis is very often inefficient and unusable.

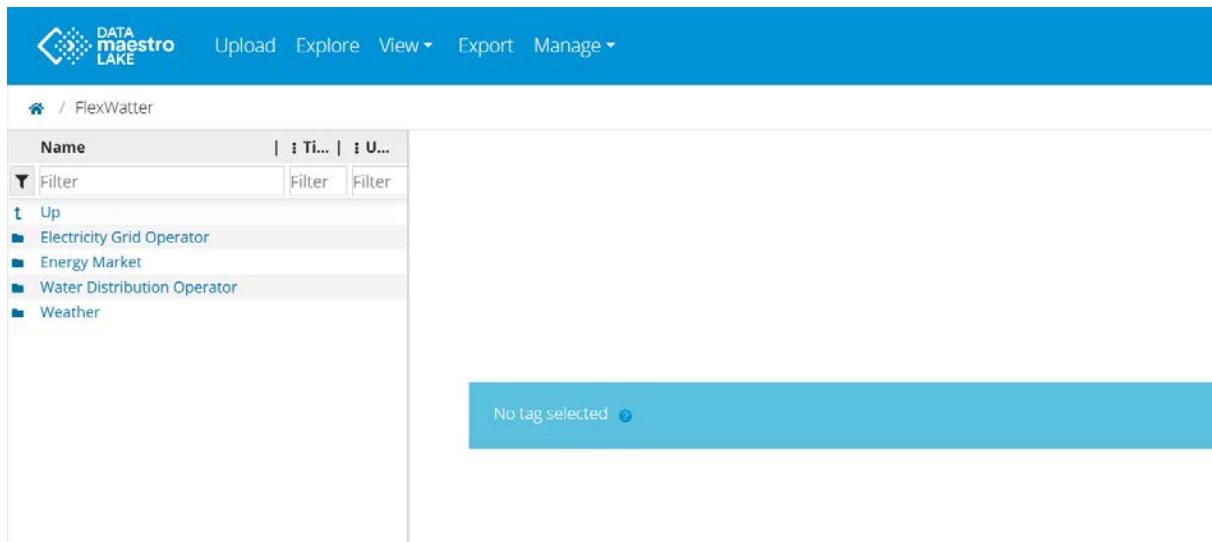
DATAMAESTRO lake is an easy to use solution to merge and store timestamped sensor data. It provides basic visualisation and statistics as well as capability to extract and prepare data tables that can be automatically published in DATAMAESTRO Analytics web service. Computed tags can be also defined to compute indicators on the fly.

It is possible to upload data manually (.csv or .dmff file format) to build (or complete) the database that will be used in any future DATAMAESTRO projects. Data is uploaded from your local computer drive onto the DATAMAESTRO cloud server and saved in a specific DATAMAESTRO Lake Folder to ensure complete data security. This was the case for the Vivaqua dataset.

For the Flexwatter project, there were different sources:

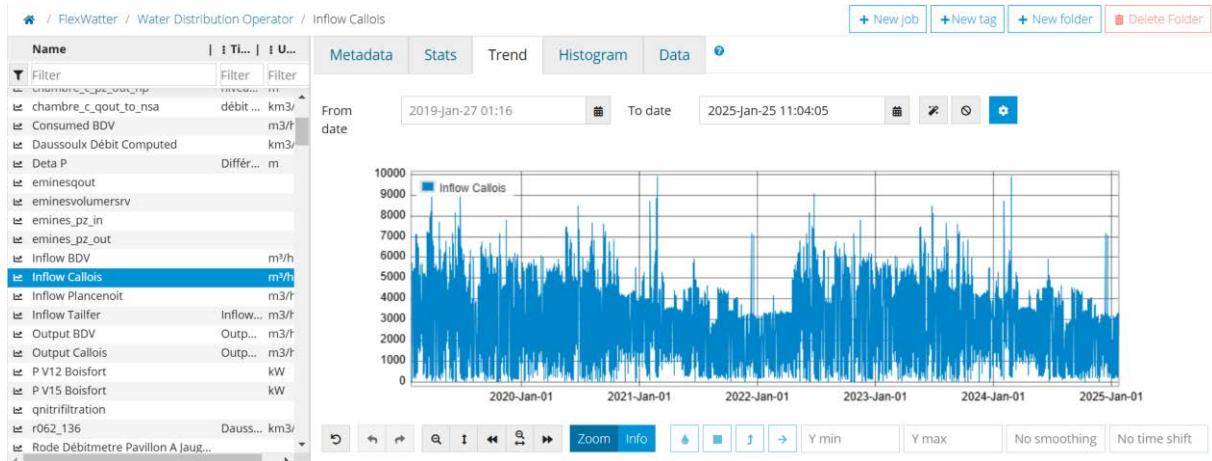
- Electricity grid operator (Elia): Open Data Platform provides Elia's stakeholders with simple and open access to all of its public grid data, including power generation, load, balancing, transmission and congestion. A selection of data was made to be used for the preparation of the electricity model.
 - <https://www.elia.be/fr/donnees-de-reseau/open-data>
- Energy Markets (EPEX price): EPEX SPOT operates the most liquid Day-Ahead and Intraday markets in Europe. The Day-Ahead market is operated through a blind auction which takes place once a day, all year round.
 - <https://www.epexspot.com/en>
- Water Distribution Operator: Vivaqua CSV files (uploaded manually to DATAMAESTRO Lake) (Historical data during 2019-2023).
- Weather: there are several available data bases, including real-time weather updates, historical climate data, and advanced forecasting models.
 - <https://opendata.meteo.be/>

Figure 1 - DATAMAESTRO Lake view



DATAMaestro Lake proposes different visualization tools. The user can explore the dataset one variable at a time (as in Figure 2). It is possible to explore several pieces of information from data: metadata and basic statistics. The user can discern information from data using a temporal data visualization, a histogram or a table.

Figure 2 - DATAMaestro Lake view curve of variable Inflow Callois



It is also possible to visualize curves in DATAMaestro Lake for numeric and symbolic variables from different folders.

Once uploaded, it is possible to export data entirely and/or partially to any DATAMaestro Analytics projects. This provides a high-degree of flexibility in data preparation, while maintaining data integrity.

DATAmaestro Analytics

DATAmaestro Analytics is a web based application dedicated to advanced analytics and allowing the user to perform all types of analytics:

- Descriptive analytics to describe past behaviour/situation of systems
- Diagnostic analytics to understand why such system behaviours/situations happened in the past
- Predictive analytics to predict outcome, behaviour of the system
- Prescriptive analytics to discover optimum decisions so that the system behaves in an optimal way

Analytics workflow are structured in a logical way :

1. Project are used to save all tasks built on the data
2. Data is used to link data source(s) to the project
3. Select is used to define subset of data to be analysed
4. Transform is used to create new variables (columns) useful for further processing
5. Visualize is used to explore and analyse data with visual tools and charts
6. Model is used to apply machine learning models on selected data
7. Report is used to extract results of the data analytics tasks

DATAmaestro is dedicated to end users with limited or no skills in data science. Limited or no coding is required to use DATAmaestro.

System Imbalance model

The first model created was for the Imbalance predictions. An imbalance occurs when there is too much electricity and low demand [1], the electrical frequency increases. The amount of electricity fed into the electricity grid must always be equal to the amount of electricity consumed, otherwise there's a black-out.

The system imbalance is a key indication of the electrical system state to maintain a reliable electricity system for example; maintain a proper flow and direction of electricity [5], address imbalances between supply and demand, and help the system recover after a power system event. It is a relevant decision making factor for the activation of (additional) balancing reserves.

The database used for this analysis was the Elia Open data. There are a series of variables provided and a selection of these features was done to be used as the input of the model to identify the feature importance, the correlation between each feature and the system imbalance [1].

A model with Extra Trees was created for the system imbalance. The ensemble trees (in this case, Extra trees) aim to improve existing tree learning algorithms (both classification with Decision Tree regression with Regression Tree) by combining the predictions of several models to reduce model variance. The result is a pareto graph ranking the most relevant variables that impact the output.

The set of records is divided into two, learning and testing sets. The learning set is a subset of records used to train the model. The testing set is another subset of records reserved to measure the accuracy of the model predictions.

These are the results of the model. R-Squared (R^2 or the coefficient of determination) shows how well the data fit the regression model (the goodness of fit). The value is between 0 and 1 and the closer to 1 the better the data fits.

In this example, the results of the testing set summary (focus of the analysis as these records were not used for training) show that the model has a R-squared of 0.967).

No further analysis and developments were done for this task as the decision from the consortium was to use the Elia model (stored at DATAmaestro Lake). Elia Predictive models forecasts the average quarter-hourly system imbalance in the ongoing quarter hour and the next quarter hours (linear regressions). All forecasts are updated every minute based on the latest available information. Independent model to define confidence level: probability that the SI lies in each predefined interval.

Figure 3 - Table of results Extra Trees model of system imbalance.

ET-21 for systemimbalance

Variable Importances	Model quality	Model accuracy report	Model Results Summary
Learning Set Summary			Testing Set Summary
Mean squared error	1.32674e-24		Mean squared error
R²	1		R²
Total count	2871		Total count
Missing predicted count	0		Missing predicted count

Water Consumption model

A model for the water consumption for the next 24 hours (one prediction per hour) was created using different methods, such as Artificial Neural Networks and Extra Trees.

The model used as inputs:

- Water consumption last 24 hours (one per hour)
- Weather data predictions for the next 24 hours (at Profondeville where Tailfer is located and Callois consumption area).
- Date features: hours of the day, day of the week, month, quarter of the year, year. Holidays (vacations or work days).
- Water consumption Callois of the last 24 hours (previous day).

The model used two sets of data, a learning set and a testing set. Different configurations were used to understand how the model would perform, some examples:

- Cycles of 3 months as learning set and 1 month of testing set
- January, July, March, May, November, September as a learning set and the other months as a testing set.

The difficulty while creating a water consumption model is to try to understand how water consumption would behave all along the year and to capture the seasonality effect.

The best results obtained using Extra Trees have an overall good prediction however precision decreases after 8-9 hours.

Figure 4 - Water consumption prediction next 24 hours

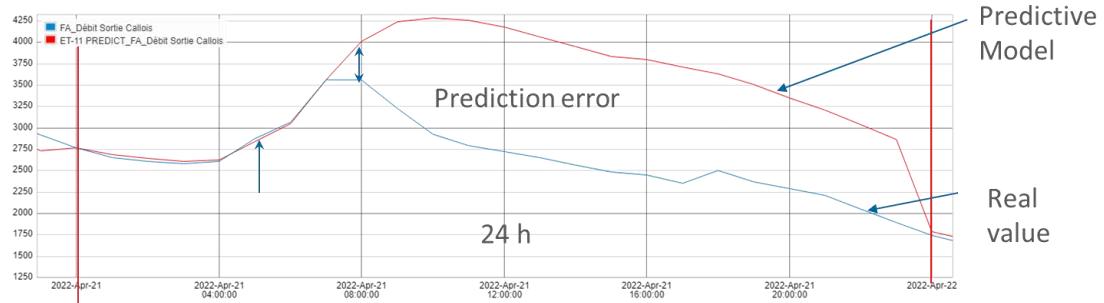
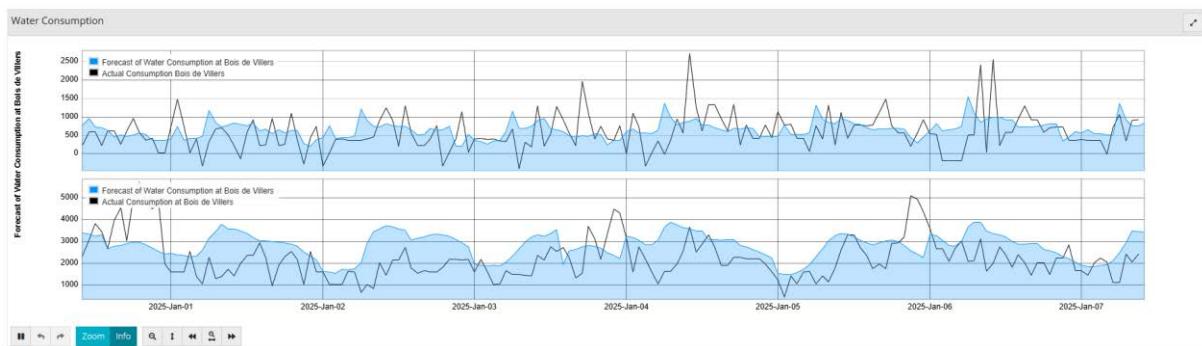
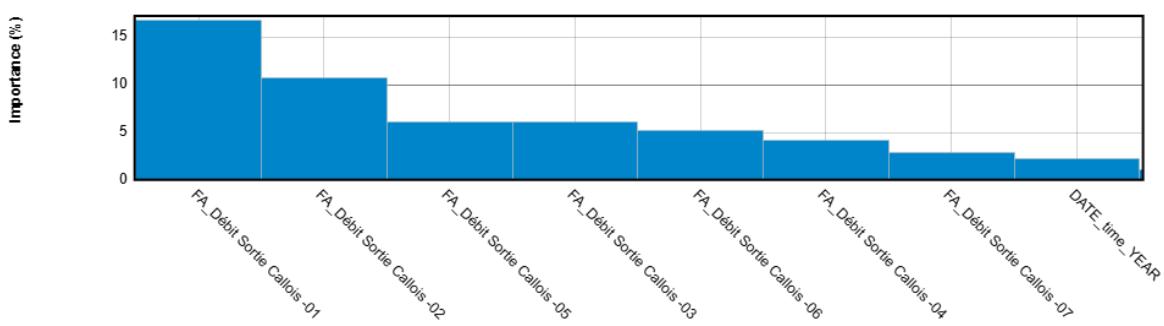


Figure 5 - Water consumption predictions presented in the Flexwatter dashboards



The figure below shows the result of the water consumption model. It is interesting to see that the variables that impact the most the prediction of the water consumption are the water consumptions of the last 24 hours (last hour, two hours, five hours, three hours, six hours, four hours and seven hours). This means that the most explainable inputs are the consumptions of the previous day.

Figure 6 - Pareto graph with most important variables (impact water consumption)



Further investigations were done and other methods were used as well as new features as inputs, however the final conclusion was to use the model with the security margins for the tanks and constraint the optimiser to keep 50% of volume of the tanks in Tailfer, Bois-de-Villers (BDV) and Callois.

Optimiser

An optimization model is a supervised learning algorithm that uses input variables to select the best outcome from a set of available alternatives.

The objective of Optimizer is to optimize a target function or model. Optimizer uses a predictive model or function variable to search an optimization based on manipulable variables and constraints. There are two optimization methods defined in DATAmaestro: Swarm & Nearest Neighbors. In Flexwatter the Swarm particle method was used.

Particle swarm optimization (PSO) is a bio-inspired algorithms\ and it is a simple one to search for an optimal solution in the solution space. It is different from other optimization algorithms in such a way that only the objective function is needed and it is not dependent on the gradient or any differential form of the objective with few hyperparameters. This is a heuristic solution because we can never prove the real global optimal solution can be found and it is usually not. However, we can find that the solution found by PSO is usually close to the global optimal [2].

In the simplest case, an optimization problem consists of maximizing or minimizing a real function by systematically choosing input values from an allowed set and computing the value of the function.

The optimizer is built to work as a predictive model for the pumping plan and was built for the Vivaqua case (Tailfer-Bois-de-Villers-Calvois), therefore, the inputs needed are:

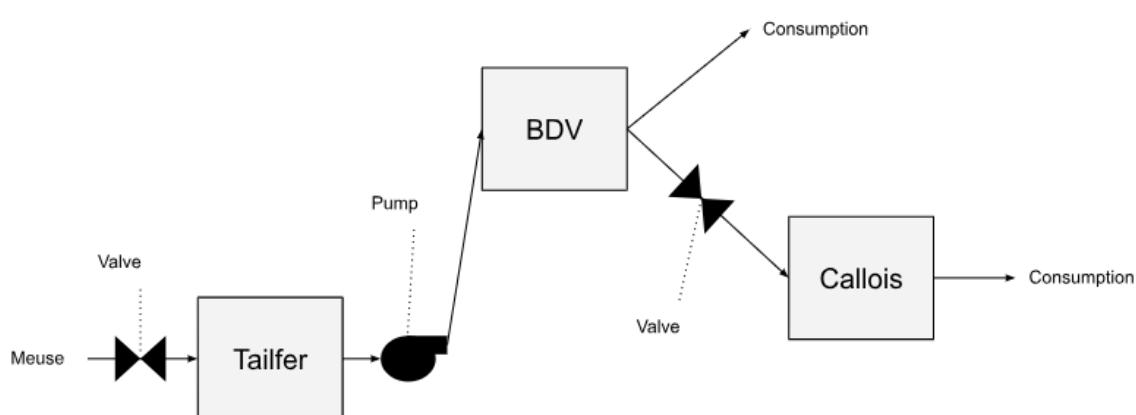
The Consumption of each consumption node (BDV, Calvois)

The Cost of the day to optimise

The initial volume of each node (Tailfer, BDV, Calvois)

The following schematics show how the optimiser works:

Figure 7 - Scheme of studied area in Vivaqua water grid

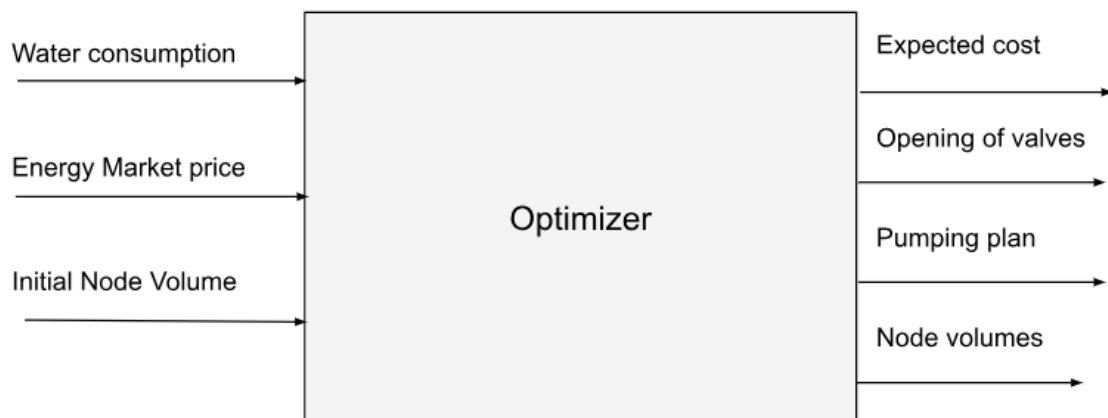


Each valve and each pump are Manipulable variables. At each node (Tailfer, BDV and Calvois) there is a physical limit of water (constraints). At the nodes BDV and Calvois, the water consumption needs to be respected. Those are one of the Inputs of the optimizer model.

The objective is to minimize the cost that is the sum of consumption of energy of the pump linked to its market cost.

The optimizer, represented as a box, can be presented in the figure below.

Figure 8 - Scheme of optimizer inputs/outputs



The volumes are linked with the manipulables by recomputing them in a function variable. Function Variable is a functionality in DATAmäestro that helps create new features based on existing variables.

To force the pump to be on, we added another constraint: The pumping plan is based on 24 hours, and after those 24 hours, we have added 2 hours as security time for which the pump is deactivated and the volume at each node is expected to be above 50% of their total capacity.

Currently the optimiser doesn't work "Real time". To calculate the values of the pumping plan the optimiser uses the real day-ahead prices and not the predictions. The water consumption predictions are done at midnight for the following day, this simplifies the calculation.

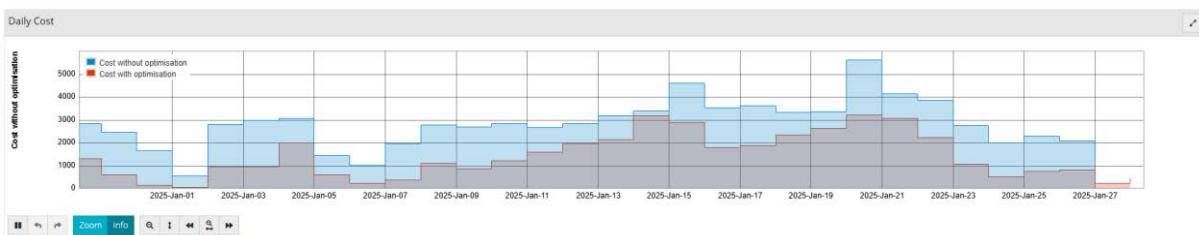
As a result, the optimiser provides a pumping plan of the 4 pumps located in Tailfer. The idea is that, as the price increases the pumps are turned off and as the price decreases the pumps are turned on, as can be seen in the figure below.

Figure 9 - Example pumping plan visualisation



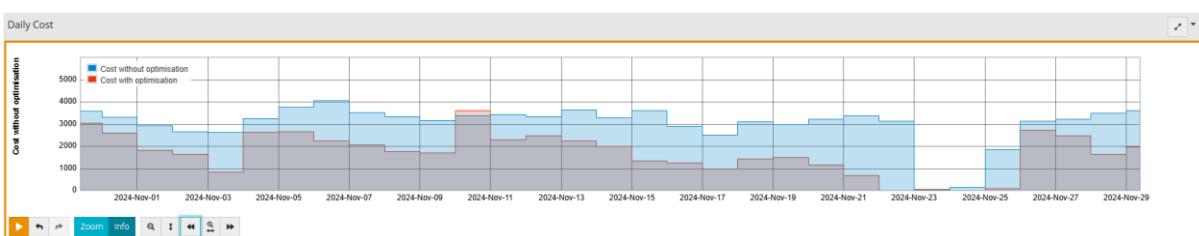
As mentioned above, the optimiser gives an heuristic solution, we can see below that the solution found by PSO is usually close to the global optimal and, in this example, lower than the real costs.

Figure 10 - Example of optimised costs



In the example below, it is possible to see that on the 10th of November the optimizer couldn't find an optimal solution within the conditions imposed by the constraints.

Figure 11 - Example of optimised costs



DATAMAESTRO Dashboards

A dashboard is a panel where you can present all the results obtained in your DATAmaestro Analytics projects. Therefore, in DATAmaestro, a dashboard is always related to a project.

A dashboard can be created using three types of widgets:

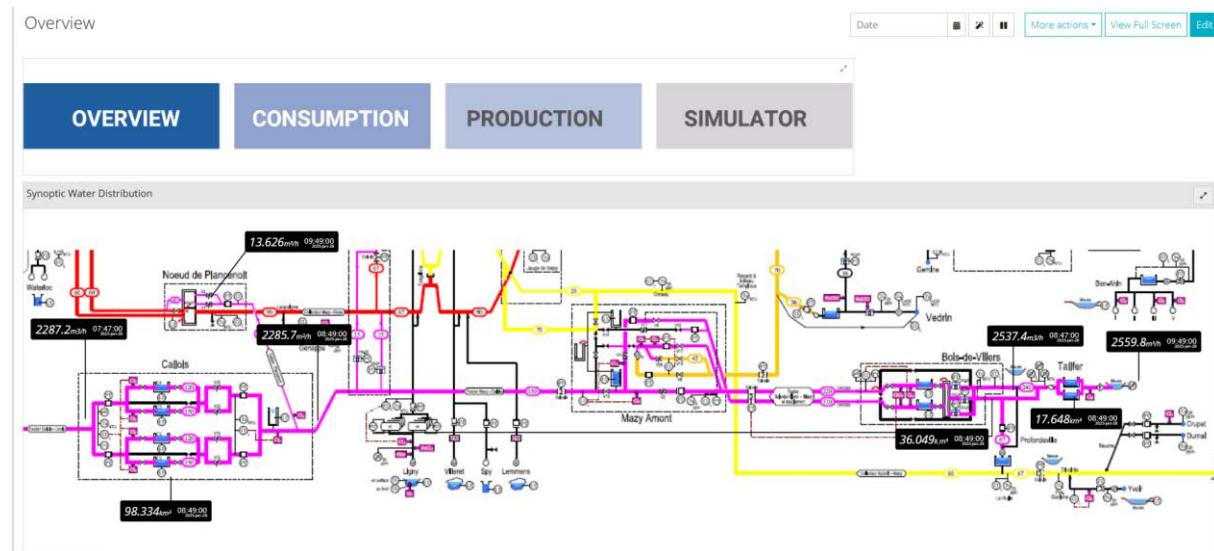
- The Real-time widget selects a visualization task, a trend /gauge or a model and constantly updates (refresh) data. The real time charts automatically evolve over time by getting new data from the DM Lake.
- The Static widget selects visualization tasks, models or tables in the corresponding Analytics project, they don't change in time, and are motionless. Once the project is updated and all tasks are automatically updated this includes all static widgets.
- Combined Static and Real-time: the widgets combine an existing model from DATAmaestro Analytics with real-time data.

A series of graphs were proposed at the decision tool for Flexwatter and all the information was assembled to provide the Flexwatter decision tool the ability to navigate through the system in an easy way.

The dashboard is divided in 4 parts:

- Overview
- Consumption
- Production
- Simulator

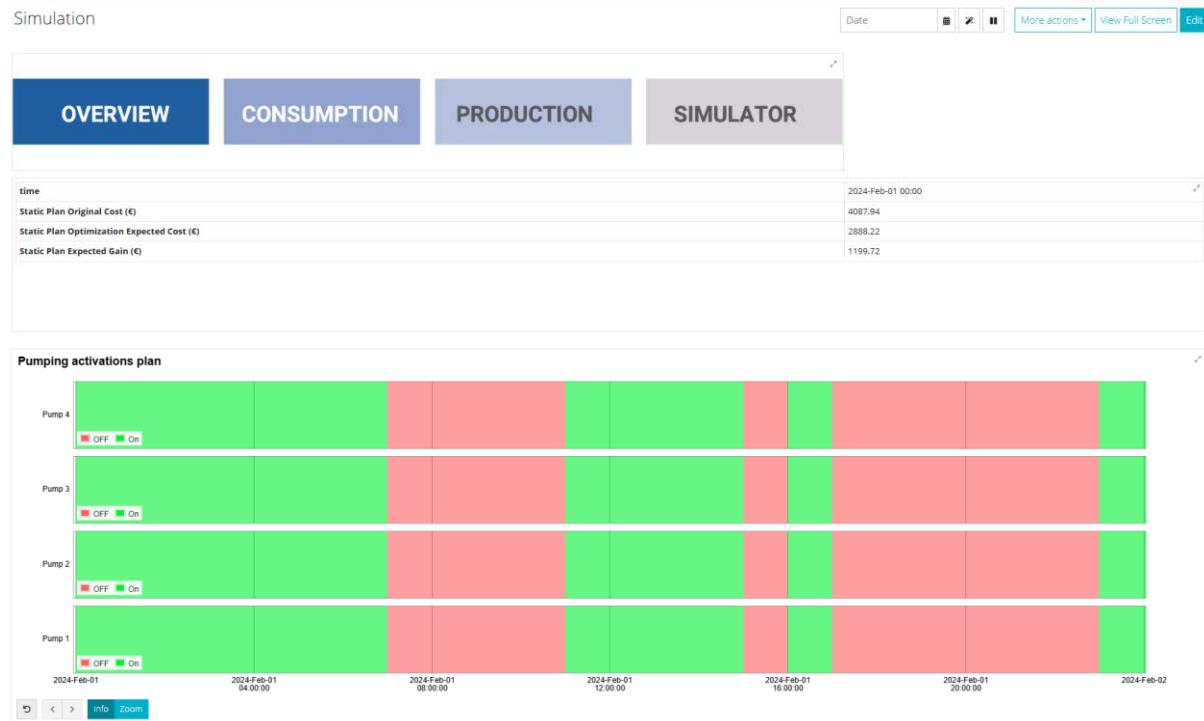
Figure 12 - View of Flexwatter decision tool (scheme of Vivaqua water grid)



The proposal was to show all this information in a “real-time” approach and therefore the idea was to “replay” all the variables, making it as if they were real-time data. The detailed information of the different parts of the dashboard were described in the technical report.

One important information provided by the decision tool is a Simulator, it provides the user the ability to simulate the optimisation for a particular scenario. It can also give an estimation of the gains, if the site had used the pumping plan provided by the optimiser.

Figure 12 - View of Simulator results in Flexwater decision tool



References:

- [1] Elia Open data documentation
- [2] <https://machinelearningmastery.com/a-gentle-introduction-to-particle-swarm-optimization/>



Institut de Conseil et d'Etudes en Développement Durable asbl

Boulevard Frère Orban 4
B-5000 NAMUR
00 32 81 25 04 80
www.icedd.be
icedd@icedd.be

N° registre de commerce : sans objet
N° TVA : BE0407.573.214
Représenté par : Gauthier Keutgen, Secrétaire Général
N° de compte bancaire : BE59 5230 4208 3426 / BIC TRIOBEBB