

Filière Energie et techniques environnementales

Orientation Energies renouvelables

TRAVAIL DE BACHELOR

DIPLÔME 2018

Baljeet Taak

**Évaluation de la fiabilité d'un algorithme de
prévision de production photovoltaïque**

- *Professeur*
Davide Pavanello
- *Expert*
Pierre-Olivier Moix
- *Date de la remise du rapport*
17.06.2018

TABLE DES MATIERES

1	Introduction.....	9
2	Problématique	9
2.1	Intégration croissante de l'énergie solaire photovoltaïque	9
2.1.1	Situation actuelle en Suisse.....	9
2.1.2	Situation actuelle en Valais	11
2.1.3	Situation actuelle sur le réseau ESR	12
2.1.4	Enjeux liés au développement des installations photovoltaïques pour un gestionnaire de réseau de distribution.....	13
2.2	Rôle d'un GRD et positionnement dans le marché électrique en suisse	14
2.3	Energie d'ajustement	17
2.3.1	Généralités	17
2.3.2	Calcul de l'énergie d'ajustement.....	18
3	Évaluation de l'impact économique de la fiabilité de la prévision de production pour un gestionnaire de réseau.....	19
3.1	Provenance des données	19
3.1.1	Données énergétiques	19
3.1.2	Données économiques.....	19
3.2	Méthode de calcul.....	20
3.2.1	Coûts d'ajustement sur la base de la fiabilité actuelle.....	20
3.2.2	Coûts d'ajustement avec amélioration et détérioration de la fiabilité.....	21
3.3	Résultats : Installation de 1.2MW	22
3.4	Résultats : Ensemble des installations	22
4	L'outil de prévision de production photovoltaïque.....	25
4.1	Description globale.....	25
4.2	Installations télémétrées	25
4.3	Données météorologiques	27
4.4	Machine Learning Toolbox.....	28
4.4.1	Principe de fonctionnement.....	28
4.4.2	Paramètres d'entrée et de sortie	29
5	Historique du taux d'erreur de l'algorithme de prévision.....	31
5.1	Stratégie	31
5.2	Caractéristiques des données	31
5.3	Méthodologie.....	32
5.3.1	Extraction des données et logiciels utilisés.....	32

5.3.2	Mise en forme des données	32
5.3.3	Indicateurs utilisés.....	32
5.4	Analyse des données météorologiques	34
5.4.1	Rayonnement global	34
5.4.2	Température de l'air à 2m du sol	38
5.4.3	Vitesse du vent à 10m du sol.....	41
5.4.4	Synthèse	44
5.5	Analyse des données énergétiques.....	45
5.5.1	Installations	45
5.5.2	Taux d'erreur PMAD	47
5.5.3	Données horaires	48
5.5.4	Cas neige.....	51
5.5.5	Cas ciel bleu	53
5.5.6	Comparaison avec un modèle physique	56
6	Solutions suggérées	59
7	Propositions d'amélioration et de développement	62
8	Conclusion et perspectives	63
9	Remerciements.....	63
10	Date et signature	63
11	Références	65
12	Annexes	67

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1: Calcul énergie d'ajustement.....	18
Tableau 2: Paramètres pour le calcul de l'énergie d'ajustement	19
Tableau 3: Exemple d'écart résultant d'une différence entre production réelle et prévue.....	21
Tableau 4: Exemple des prix de l'énergie d'ajustement indiqués par Swissgrid pour les dates considérées	21
Tableau 5: Exemple d'amélioration de la fiabilité supposée de 10%	21
Tableau 6: Paramètres météorologiques prédictifs	28
Tableau 7: : Caractéristiques des paramètres météorologiques stockés dans Axibase	31
Tableau 8: Installations analysées, puissances installées et dénomination	45
Tableau 9: Taux d'erreur des installations étudiées, période du 13 au 15 février 2017	55
Tableau 10: Taux d'erreur des installations étudiées, période du 17 au 19 juin 2017.....	55
Tableau 11: Taux d'erreur des installations étudiées, période du 13 au 15 octobre 2017	55

LISTE DES GRAPHIQUES

Graphique 1: Évolution de la puissance photovoltaïque installée et raccordés au réseau. Les installations autonomes ne sont pas comptabilisées	10
Graphique 2: Évolution de la production d'énergie des installations raccordées au réseau	10
Graphique 3: Évolution de la production d'énergie photovoltaïque en Valais et prévisions à l'horizon 2035	12
Graphique 4: Evolution du nombre d'installations photovoltaïques sur le réseau ESR	12
Graphique 5: Évolution de la puissance photovoltaïque installée sur le réseau ESR.....	13
Graphique 6: Deux niveaux pour la tarification de l'énergie d'ajustement.....	18
Graphique 7: Evaluation des coûts pour une installation de 1.2MW en fonction du prix de l'énergie d'ajustement - situation moyenne, favorable et défavorable	22
Graphique 8: Evaluation des coûts pour l'ensemble des installations en fonction du prix de l'énergie d'ajustement - situation moyenne, favorable et défavorable	22
Graphique 9: Evaluation des coûts en fonction de la fiabilité des prévisions pour l'année 2017....	23
Graphique 10 : Répartition de la puissance installée télémesurée sur le réseau de l'ESR.....	26
Graphique 11: Évolution des écarts de mesures du rayonnement moyen annuel MétéoSuisse par rapport à la valeur statistique Météonorm de 163 W/m ²	34
Graphique 12: Évolution des écarts de mesures du rayonnement moyen annuel prévu et réel entre 2014 et 2017	35
Graphique 13: Évolution de l'écart de mesures entre le rayonnement mensuel réel et prévu pour la station de Sion entre 2014 et 2017.....	35
Graphique 14: Évolution de l'écart de mesures entre le rayonnement mensuel réel et prévu pour la station de Crans-Montana entre 2014 et 2017	36
Graphique 15: Distribution des prévisions COSMO-1 de rayonnement en fonction des classes d'irradiance de 50W/m ² pour la station de Sion en 2017.....	37
Graphique 16: Distribution des prévisions COSMO-7 de rayonnement en fonction des classes d'irradiance de 50W/m ² pour la station de Sion en 2017.....	37
Graphique 17: Évolution des écarts de mesures de la température moyenne annuelle MétéoSuisse par rapport à la valeur statistique Météonorm de 11°C.....	38
Graphique 18: Évolution des écarts de mesures de la température moyenne annuelle prévue et réelle entre 2014 et 2017	38
Graphique 19: Évolution de l'écart de mesures entre la température mensuelle réelle et prévue pour la station de Sion entre 2014 et 2017	39
Graphique 20: : Évolution de l'écart de mesures entre la température mensuelle réelle et prévue pour la station de Crans-Montana entre 2014 et 2017	39

Graphique 21: Distribution des prévisions COSMO-1 de température en fonction des classes de température de 2°C pour la station de Sion en 2017	40
Graphique 22: Distribution des prévisions COSMO-7 de température en fonction des classes de température de 2°C pour la station de Sion en 2017	40
Graphique 23: Évolution des écarts de mesures de la vitesse moyenne annuelle de vent prévue et réelle entre 2014 et 2017	41
Graphique 24: Évolution de l'écart de mesures entre la vitesse de vent mensuelle réelle et prévue pour la station de Sion entre 2014 et 2017	41
Graphique 25: Évolution de l'écart de mesures entre la vitesse de vent mensuelle réelle et prévue pour la station de Montana entre 2014 et 2017	42
Graphique 26: Distribution des prévisions COSMO-1 de vitesse de vents en fonction des classes de vitesse de vent de 1m/s pour la station de Sion en 2017.....	42
Graphique 27: Distribution des prévisions COSMO-1 de vitesse de vent en fonction des classes de vitesse de vent de 1 m/s pour la station de Sion en 2017	43
Graphique 28: Profil de production d'une installation suspectée d'être du CCF	45
Graphique 29: PMAD annuel 2017 des différentes installations.....	47
Graphique 30: Distribution des prévisions énergétiques en fonction des classes d'énergie réelle de 1kWh de l'installation Sion_22kWp en 2017	48
Graphique 31: Distribution des prévisions énergétiques en fonction des classes d'énergie réelle de 1kWh de l'installation Evolène_32kWp en 2017	49
Graphique 32: Distribution des prévisions énergétiques en fonction des classes d'énergie réelle de 8kWh de l'installation Montana_177kWp en 2017	49
Graphique 33: Distribution des prévisions énergétiques en fonction des classes d'énergie réelle de 30 kWh de l'installation Vétroz_1.2MW en 2017	50
Graphique 34: Distribution des prévisions énergétiques en fonction des classes d'énergie réelle de 200kWh pour l'ensemble des installations en 2017	50
Graphique 35: Précipitations et couche neigeuse prévues pour la station météorologique de Sion, période du 09.12.2017-13.12.2017	51
Graphique 36: Production énergétique réelle et prévue pour une installation de 22kWp située à Sion, période du 09.12.2017-13.12.2017.....	51
Graphique 37: Précipitations et couche neigeuse prévues pour la station météorologique de Montana, période du 09.12.2017-13.12.2017.....	52
Graphique 38: Production énergétique réelle et prévue pour une installation de 177kWp située à Montana, période du 09.12.2017-13.12.2017.....	52
Graphique 39: Production énergétique réelle et prévue pour l'intégralité des installations, période du 09.12.2017-13.12.2017	53
Graphique 40: Energie prévue et réelle pour l'installation Sion_22kWp et rayonnement prévu et réel pour la station de Sion, période du 13 au 15 octobre 2017	53
Graphique 41: Energie prévue et réelle pour l'installation 177kWp et rayonnement prévu et réel pour la station de Montana, période du 17 au 19 juin 2017	54
Graphique 42: Energie prévue et réelle pour l'ensemble des installations et rayonnement prévu et réel pour la station de Sion, période du 20 au 21 juin 2017.....	54
Graphique 43: Évolution mensuelle des taux d'erreur PMAD pour l'installation Sion_22kWp	56
Graphique 44: Distribution des prévisions énergétiques en fonction des classes d'énergie réelle de 1kWh de l'installation Sion_22kWp en 2017, sur la base de la simulation PVSyst.....	57
Graphique 45: Energie réelle et prévue de l'installation Sion_22kWp ainsi que rayonnement réel et prévu pour la station de Sion, période du 17 au 21 août 2017	57
Graphique 46: Vitesses de vent réels et prévus et températures réelles et prévues pour la station de Sion, période du 17-21 août 2017	58

LISTE DES FIGURES

Figure 1: Rayonnement solaire global, moyenne annuelle 2004-2010	11
Figure 2: Rôles et relations du GRD sur le réseau électrique.....	14
Figure 3: Marchés de l'électricité et délais	15
Figure 4: Structure réseau électrique	16
Figure 5: Les mécanismes de facturation de l'énergie d'ajustement	17
Figure 6: Cas moyen.....	20
Figure 7: Cas favorable.....	20
Figure 8: Cas défavorable.....	20
Figure 9: Principe de fonctionnement global.....	25
Figure 10: Répartition des installations télémétrées sur le réseau ESR	26
Figure 11 : Distribution des stations météorologiques.....	28
Figure 12: Principe de fonctionnement d'une Random Forest.....	29
Figure 13: Phase d'apprentissage	29
Figure 14: Phase de fonctionnement.....	30
Figure 15: Origine des mesures manquantes ou égales à zéro et conséquences possibles.....	46
Figure 16: Rayonnement réel et prévu COSMO-1 après imputation d'un facteur de correction	59
Figure 17: Rayonnement réel et prévu COSMO-1	59
Figure 18: Système d'information intégrant la correction des données météorologiques.....	60
Figure 19: Intégration de la mesure réelle des neiges pour les prévisions J+2	60

1 INTRODUCTION

Dans le cadre du présent travail de diplôme, la fiabilité d'un algorithme de prévision de production d'énergie photovoltaïque développé par l'eEnergy Center, est évaluée.

Cet algorithme, conçu pour l'*Energies Sion Région* (ESR), se base essentiellement sur des prévisions météorologiques pour estimer la production d'énergie renouvelable d'un ensemble d'installations photovoltaïques raccordées au réseau du distributeur valaisan.

Le but est, dans un premier temps, d'évaluer les enjeux liés aux prévisions de productions photovoltaïques pour un gestionnaire de réseau de distribution (GRD) tel que l'ESR dans le marché actuel de l'électricité. L'impact économique de la fiabilité des prévisions de production pour un GRD y est étudié.

Dans un deuxième temps, il convient de présenter brièvement le fonctionnement de l'algorithme développé. L'analyse de l'historique du taux d'erreur de l'algorithme entre les données prédites et les mesures réelles issues d'une première année de fonctionnement permet, dans un troisième temps, d'identifier les facteurs ayant un impact sur la fiabilité des prévisions. Sur cette base, des solutions visant à améliorer les performances de l'algorithme peuvent être proposées et implémentées.

2 PROBLÉMATIQUE

La fiabilité des prévisions de production d'énergie renouvelable comme celle provenant des installations solaires photovoltaïques joue un rôle croissant pour les gestionnaires de réseau de distribution. Cette importance résulte principalement de trois facteurs qui vont être décrits dans ce présent chapitre :

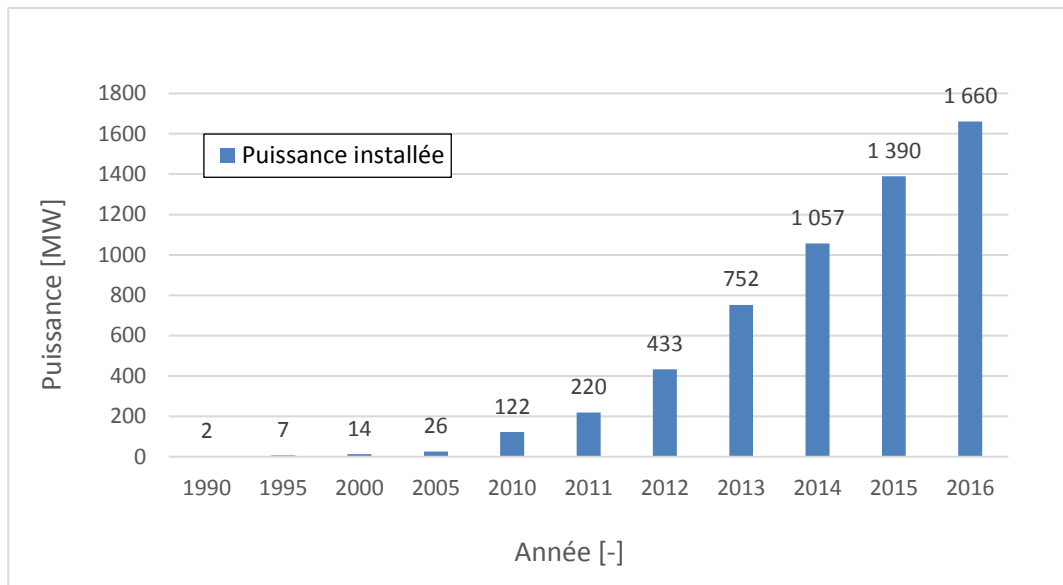
1. Intégration croissante de l'énergie solaire photovoltaïque sur le réseau électrique
2. Rôle et positionnement d'un gestionnaire de réseau de distribution
3. Energie d'ajustement

2.1 INTÉGRATION CROISSANTE DE L'ÉNERGIE SOLAIRE PHOTOVOLTAÏQUE

Les nouvelles énergies renouvelables occupent une place toujours plus grande sur le marché aussi bien mondial, suisse que valaisan. Cela concerne également l'énergie solaire photovoltaïque dont la production ne cesse de croître depuis 2008. Cette tendance s'inscrit certes dans la Stratégie énergétique 2050 de la Confédération et répond à des besoins de durabilité, mais elle induit également des enjeux quant à l'intégration de cette énergie sur le réseau électrique des distributeurs en raison notamment de son caractère intermittent.

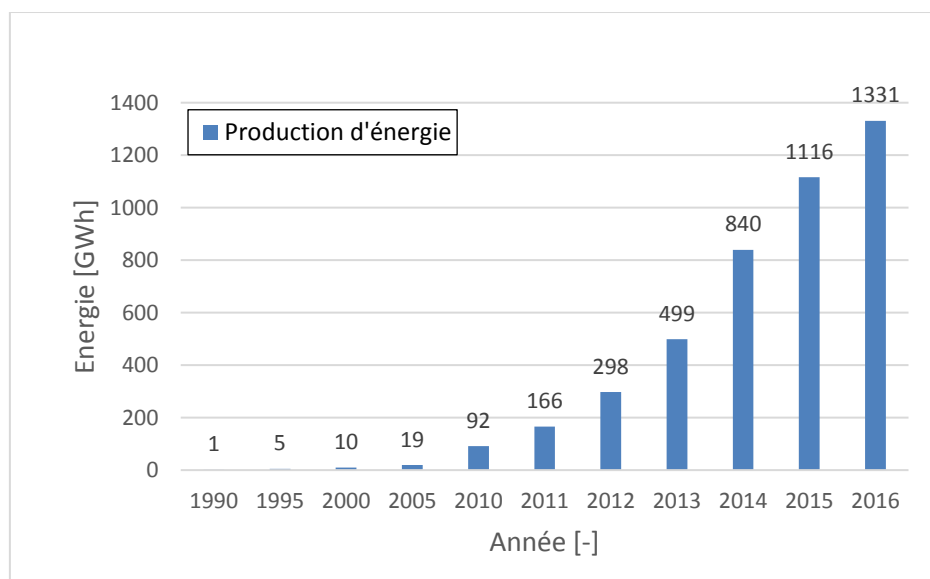
2.1.1 Situation actuelle en Suisse

La puissance photovoltaïque installée en Suisse n'a cessé d'augmenter ces dernières années en particulier depuis 2010 comme le montre le graphique 1 ci-dessous se basant sur les statistiques suisses 2016 de l'Office fédéral de l'énergie réalisées par Swissolar (Swissolar, 2017, p. 12).



Graphique 1: Évolution de la puissance photovoltaïque installée et raccordés au réseau. Les installations autonomes ne sont pas comptabilisées. Source : OFEN, 2016

La production d'énergie que cela représente est illustrée dans le graphique 2 ci-dessous présentant uniquement les installations raccordées au réseau. Tandis que l'énergie produite en 2010 s'élevait à environ 92 GWh, elle atteint 1'331 GWh en 2016, soit une augmentation d'un facteur 14 en 6 ans.



Graphique 2: Évolution de la production d'énergie des installations raccordées au réseau. Source : OFEN, 2016

L'accélération de la croissance observée dès les années 2008-2010, s'explique par la mise en place de différentes mesures visant à favoriser le développement des installations solaires photovoltaïques en Suisse comme la rétribution à prix coûtant (RPC) qui, jusqu'en 2018, garantissait au producteur un revenu équivalent aux coûts de production pour une durée maximale de 25 ans dès l'intégration de l'installation dans le système RPC. En effet, le prix du kWh produit étant assez élevé, cela permettait l'amortissement de l'installation encore très coûteuse durant les années en question.

Une baisse continue des coûts des installations photovoltaïques ainsi que la possibilité dès 2014 de recourir à la rétribution unique (RU) pour les installations <30kW ont accentué cette tendance. En effet, bien que la liste d'attente pour obtenir la RU est longue, elle permet dans le cas de sa mise en œuvre de couvrir au mieux 30% de l'investissement réalisé pour les petits producteurs.

Pour 2017, Swissolar estime la puissance photovoltaïque nouvellement installée entre 250-270 MW, soit une augmentation légèrement plus faible que celle qui a pu être observée les années précédentes d'environ 300MW. Les raisons sont principalement liées à l'incertitude des conditions-cadre en Suisse avant l'adoption de la nouvelle Stratégie énergétique 2050 de la Confédération (Swissolar, 2018).

Suite à l'acceptation de cette stratégie par le peuple suisse en mai 2017 et plus particulièrement à la mise à exécution du premier paquet de mesures y relatif dès janvier 2018, la croissance attendue quant à la puissance photovoltaïque installée se situe à nouveau autour de 300 MW (Swissolar, 2018). En effet, le changement réglementaire permettant d'auto-consommer sa propre production d'énergie ainsi que le remplacement de la RPC par la rétribution unique à l'injection (SRI) pour toutes les installations photovoltaïques indépendamment de leur taille pourra sans doute redonner un élan de croissance à la branche.

2.1.2 Situation actuelle en Valais

En Valais, la situation d'ensoleillement est particulièrement bénéfique, entre 15-20% supérieur à la moyenne nationale suisse comme illustré dans la figure 1 ci-dessous.

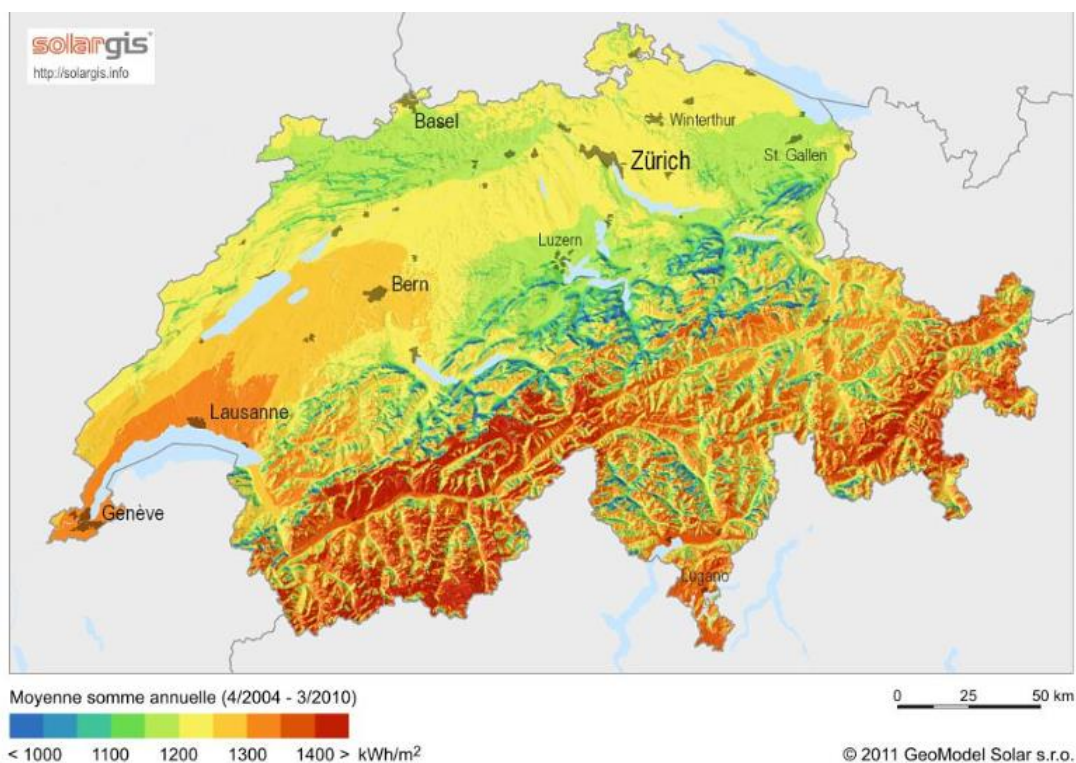
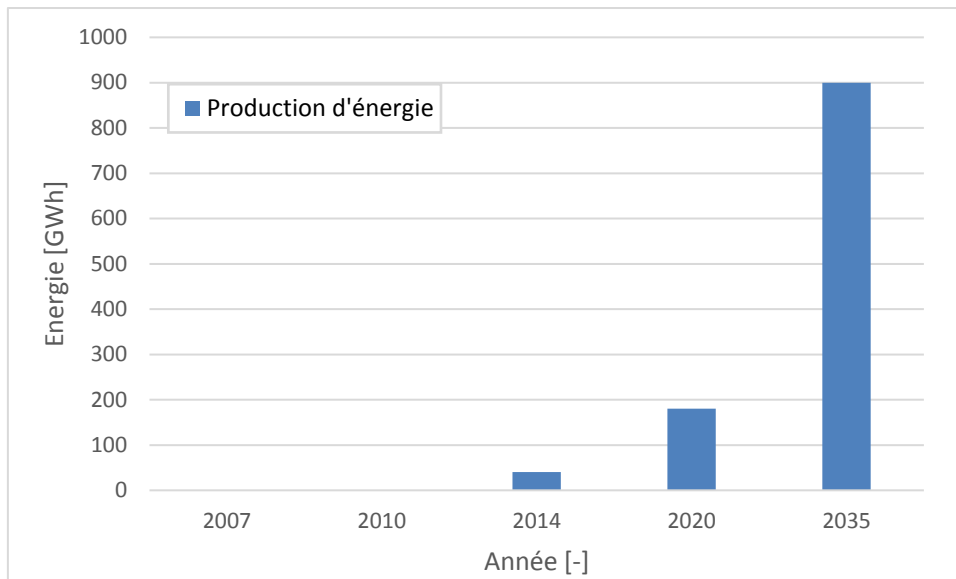


Figure 1: Rayonnement solaire global, moyenne annuelle 2004-2010. Source : Etat du Valais. © GeoModel Solar s.r.o

En raison de ces conditions favorables, le canton aimerait pour des questions de solidarité, promouvoir les installations solaires photovoltaïques pour atteindre les objectifs de la Stratégie énergétique 2050 de la Confédération, qui vise une production énergétique de 520 GWh d'ici 2020 et 4'400 GWh à l'horizon 2035 (Canton du Valais, 2016, p. 1).

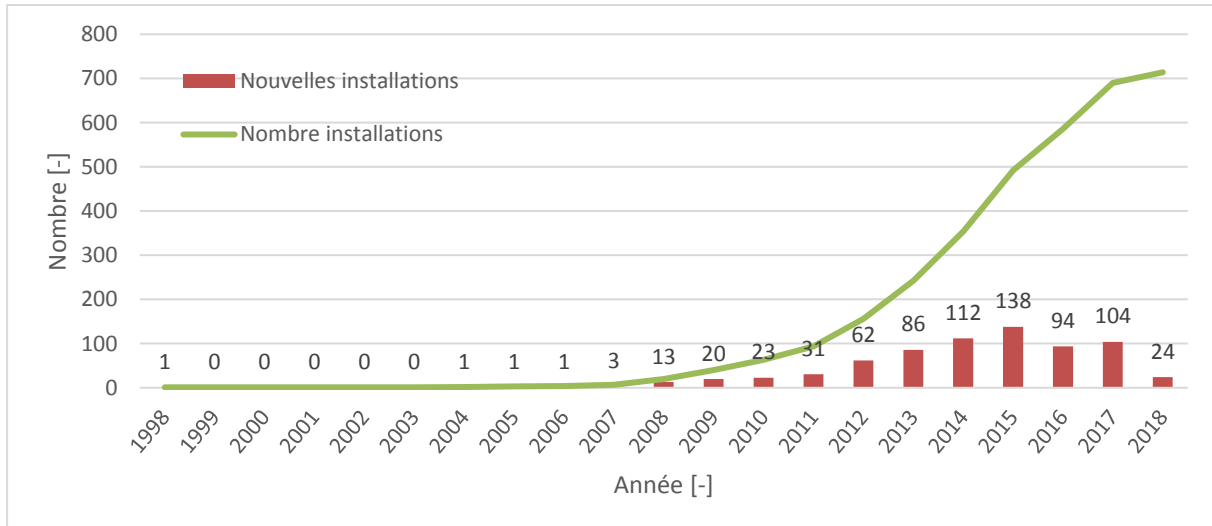
Les objectifs du Canton semblent optimistes mais réalisables. Tandis qu'en 2007, avant l'introduction de la RPC, la production d'énergie s'élevait à moins d'un GWh, le Canton cible une production de 180 GWh en 2020 et d'un peu moins de 900 GWh en 2035 d'après la Stratégie sectorielle « *Énergie solaire photovoltaïque* » de l'Etat du Valais, datant de 2014, comme le montre le graphique 3 ci-dessous (Canton du Valais, 2014, p. 9) :



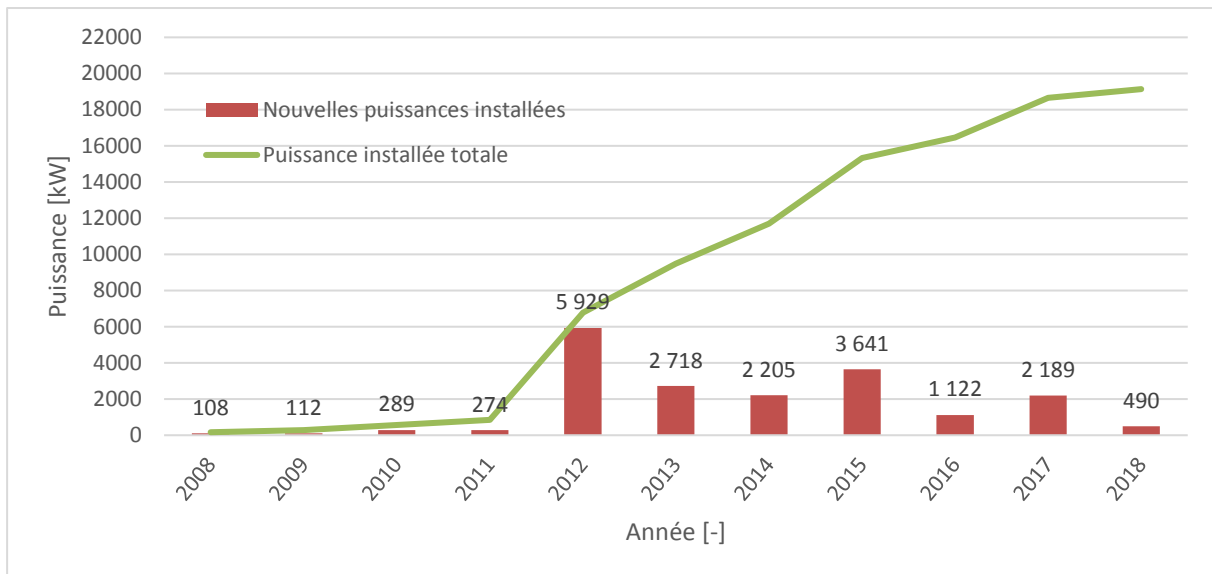
Graphique 3: Évolution de la production d'énergie photovoltaïque en Valais et prévisions à l'horizon 2035. Source : Etat du Valais

2.1.3 Situation actuelle sur le réseau ESR

L'augmentation du nombre de panneaux solaires photovoltaïques (graphique 4) et de la puissance photovoltaïque installée (graphique 5) peut également être observée sur le réseau électrique de la société anonyme *Energies Sion Région* (ESR), l'un des principaux gestionnaires de réseau de distribution du canton du Valais.



Graphique 4: Evolution du nombre d'installations photovoltaïques sur le réseau ESR. Source : ESR



Graphique 5: Évolution de la puissance photovoltaïque installée sur le réseau ESR. Source : ESR

Le nombre d’installations photovoltaïques s’élève à environ 700 à la fin de l’année 2017 pour une puissance installée d’un peu plus de 18 MW. Ces chiffres englobent aussi bien les installations qui bénéficient de la RPC que des grandes installations qui ne sont pas au bénéfice de subventions. Cette distinction est importante. En effet, la production énergétique issue d’installations au bénéfice de la RPC appartient majoritairement à Swissgrid, le gestionnaire du réseau de transport suisse à hauteur d’environ 80% (Canton du Valais, 2014, p. 9). La comptabilisation de cette énergie se fait ainsi dans un bilan externe, différent du bilan du gestionnaire du réseau de distribution auquel appartient l’installation en question. Des explications plus détaillées vont être fournies dans la suite du rapport.

2.1.4 Enjeux liés au développement des installations photovoltaïques pour un gestionnaire de réseau de distribution

L’augmentation croissante de la part de l’énergie photovoltaïque observée à tous les niveaux, aussi bien fédéral, cantonal que local est certes bénéfique d’un point de vue du développement durable et de la promotion des nouvelles énergies renouvelables, elle entraîne cependant des difficultés quant à l’intégration de cette énergie sur le réseau électrique.

Cette difficulté est essentiellement liée au caractère intermittent de la production photovoltaïque, qui à l’instar de l’énergie éolienne par exemple, est fortement tributaire des conditions météorologiques comme la couverture nuageuse, le rayonnement global ou encore la température pour citer quelques exemples. En laissant de côté, les aspects liés à la technique relatif au dimensionnement des lignes ou câbles sur le réseau dans le cadre du domaine régulé, la production d’énergie photovoltaïque, impacte également sur les activités énergétiques d’un gestionnaire de réseau de distribution (GRD).

En effet comme la quantité d’énergie produite dépend essentiellement des conditions météorologiques changeantes et peu prévisibles localement, elle reste, elle-aussi, difficilement prévisible. La difficulté de prédire la quantité d’énergie qui va être produite au cours de la journée de manière horaire entre autres, augmente les risques pour un GRD, aussi bien en termes de stabilité du réseau, que de la gestion de son portefeuille énergétique et des coûts liés à l’énergie d’ajustement. Afin de cerner l’intégralité de la problématique, il convient, à ce stade, d’expliquer brièvement le rôle d’un GRD et son positionnement dans le marché de l’électricité en Suisse. Ceci permettra par la suite d’introduire la notion d’énergie d’ajustement et ainsi d’évaluer l’impact économique de la fiabilité de production photovoltaïque pour un GRD.

2.2 RÔLE D'UN GRD ET POSITIONNEMENT DANS LE MARCHÉ ÉLECTRIQUE EN SUISSE

Le GRD achemine l'électricité du réseau de transport voire d'une centrale de production aux consommateurs finaux à des tarifs en adéquation avec le marché de l'électricité. Plus précisément, selon l'art.6 de la loi fédérale du 23 mars 2007 sur l'approvisionnement en électricité (LApEI), un gestionnaire de réseau de distribution doit assurer l'approvisionnement en électricité des consommateurs captifs (consommation annuelle de moins de 100 MWh) et autres consommateurs finaux de sa zone de desserte qui ne font pas usage de leur droit d'accès au réseau, à des tarifs équitables, valables pour un an au moins et présentant séparément les coûts imputables à l'utilisation du réseau, la fourniture d'énergie, les redevances et les prestations fournies à des collectivités publiques (Confédération suisse, 2018).

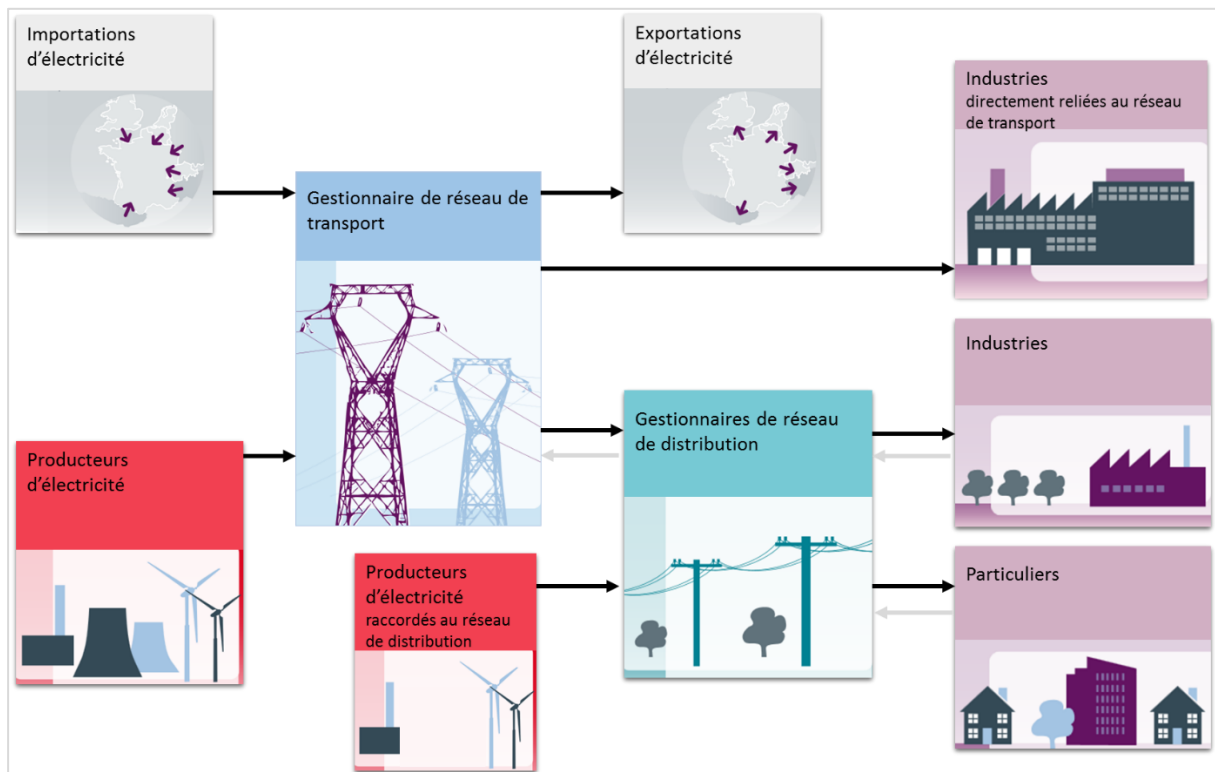


Figure 2: Rôles et relations du GRD sur le réseau électrique. Source : RTE-FRANCE

Pour ce faire, le GRD doit assurer de nombreuses tâches. Outre les activités liées à la construction, l'exploitation et l'entretien du réseau comprenant principalement les lignes, câbles et transformateurs, le GRD doit également maintenir une fréquence de 50Hz aussi stable que possible sur son réseau de distribution. Cela passe par un équilibre permanent entre l'offre et la demande en électricité.

Pour réaliser un tel équilibre, il est indispensable de prévoir aussi bien la consommation en électricité des clients finaux que la production des éventuelles installations raccordées au réseau. L'écart résultant représente la quantité d'énergie qui doit être achetée ou vendue via un fournisseur ou directement sur le marché spot à savoir Swissix. Il est important de noter qu'en règle générale l'achat d'énergie s'effectue sur le long terme, plusieurs mois en avance, afin de bénéficier de prix plus favorables. Néanmoins, une part de ces achats est réalisée à court terme, le jour précédent la livraison de l'électricité voire le jour-même sur le marché Day-Ahead respectivement Intraday comme l'illustre la figure 3.

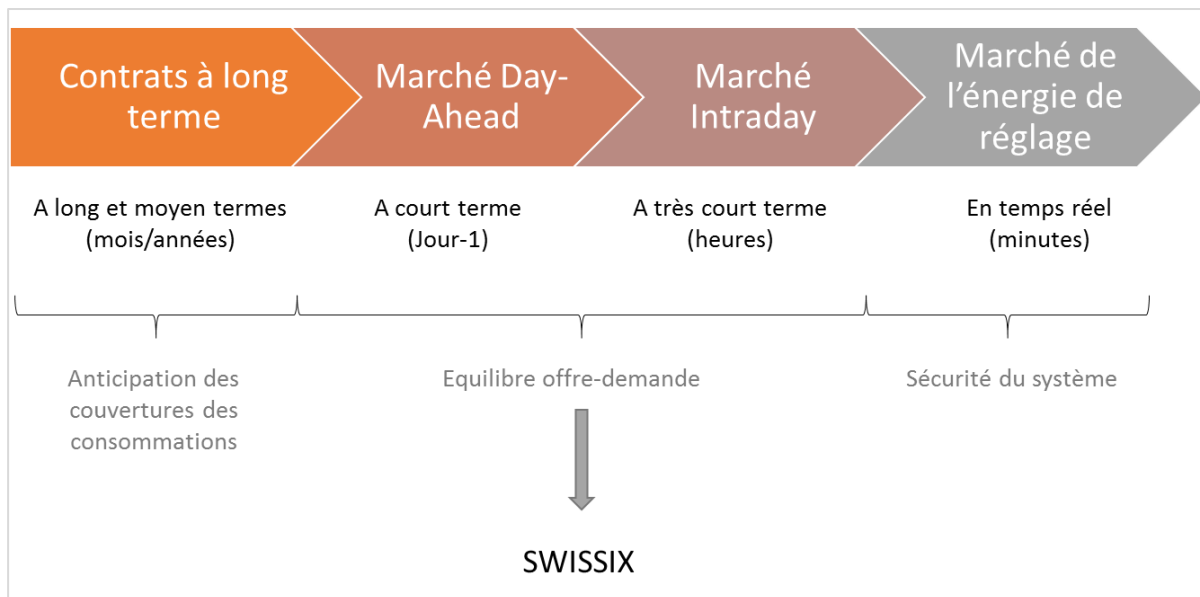


Figure 3: Marchés de l'électricité et délais. Source : EEPEx

Les stratégies d'achat et de vente reposent sur de nombreux paramètres surtout prédictifs comme les données boursières, météorologiques ou de production. Il s'agit, ici, de prévoir le comportement des concurrents afin d'évaluer le meilleur moment pour procéder aux fournitures. En effet, comme les prix sur le marché dépendent de l'offre et de la demande certaines périodes sont nettement plus propices que d'autres.

La demande est pratiquement inélastique à court terme¹. En d'autres mots, une variation brusque de l'offre en termes de prix ou de quantité n'induit pas une variation significative de la courbe de consommation. Selon l'AES, les facteurs d'élasticité moyens à court terme s'élèvent à 0.2% et à long terme à 0.6% pour la consommation des ménages. L'élasticité-prix de la consommation industrielle est similaire bien que quelque peu plus élastique à long terme en fonction des domaines d'activité (AES, 2018, p. 5).

Globalement la consommation fluctue au gré des saisons, des températures et des activités économiques. Des températures plus froides augmentent le besoin en chauffage et ainsi en électricité aussi bien pour le chauffage électrique direct que pour le fonctionnement d'une pompe à chaleur par exemple. De plus, le profil de consommation varie entre les jours ouvrables et les week-ends ou jours fériés. En ce sens, le profil de consommation est relativement facile à prévoir.

Le profil de production, lui est plus variable en fonction du type de centrales raccordées sur le réseau du GRD. La production hydroélectrique dépend en grande partie de la quantité d'eau présente dans le barrage ou le cours d'eau, deux paramètres plutôt saisonniers et pour lesquels de prévisions assez précises existent. Avec l'augmentation des installations photovoltaïques décrite dans le précédent chapitre, la variabilité de la production est de plus en plus marquée. La production peut varier non seulement de manière saisonnière mais également horaire en fonction de changements météorologiques plus brutaux comme les orages ou le passage de nuages par exemple. Cela induit une hausse de l'incertitude. Le risque de manquer d'énergie le jour de la livraison impose aux GRD d'effectuer des achats à court terme, à des prix défavorables. Au contraire, un surplus d'électricité doit être rapidement revendu.

Aussi d'un point de vue de la gestion du portefeuille énergétique pour un GRD, la fiabilité des prévisions de production photovoltaïque impacte sur le coût des achats et ventes réalisés. Comme une grande partie des fournitures est réalisée des mois en avance, l'influence à court terme reste toutefois modérée.

¹ L'élasticité prix de la demande est un indicateur permettant d'évaluer la réaction de la demande face à une variation du prix d'un bien ou service. Il se calcule en pourcent de variation de la demande suite à une variation de 1% du prix.

La fiabilité joue un rôle encore plus important lorsqu'il s'agit, toujours pour un GRD, d'évaluer l'impact qu'ont ses flux d'énergie sur le réseau de tension supérieure. En effet, les productions, consommations et fournitures d'électricité induisent des injections et soutirages sur le niveau supérieur comme indiqué sur la figure 4 ci-dessous. Il s'agit d'un schéma simplifié permettant d'illustrer le fonctionnement.

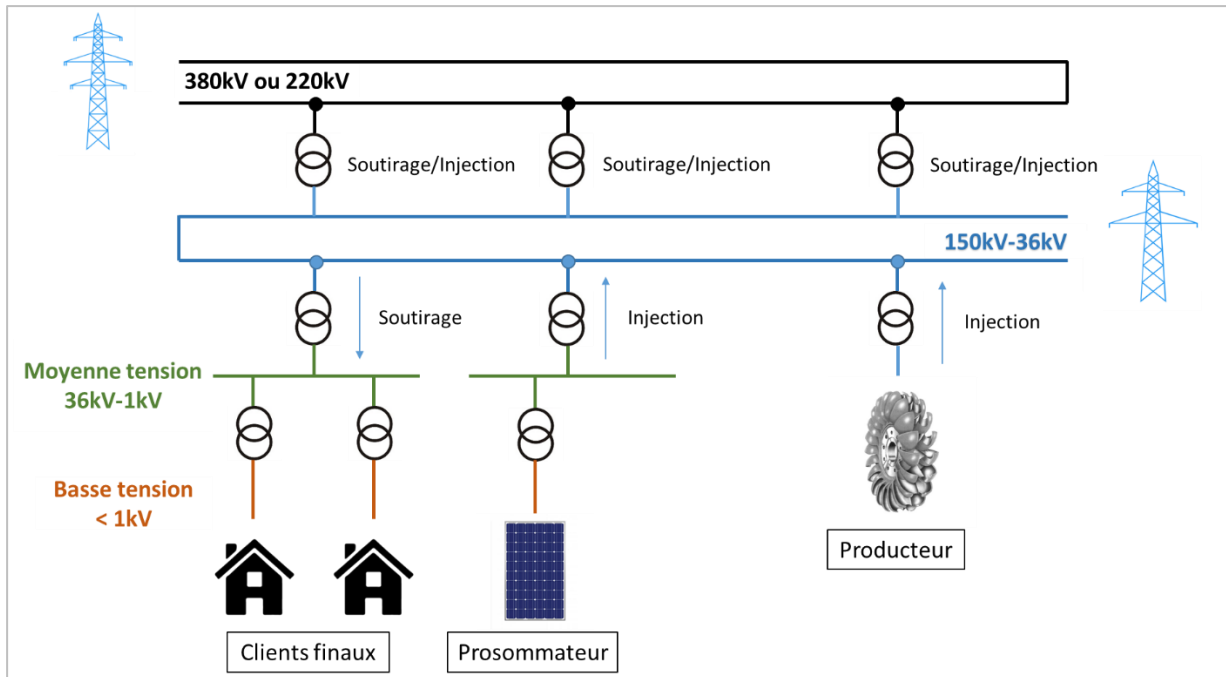


Figure 4: Structure réseau électrique. Source : ESR

Aussi un bâtiment sans production propre d'électricité est considéré comme un point de soutirage tandis qu'un bâtiment équipé de panneaux solaires représente aussi bien un point de soutirage qu'un point d'injection. Soit la production d'électricité est insuffisante et le manque doit être acheté depuis le réseau, soit la production est excédentaire et réinjectée vers le réseau. Le terme de prosommateur est justement utilisé pour décrire ce type de consommateur actif.

Dans le cas de l'ESR, gestionnaire de réseau basse et moyenne tension, les flux énergétiques impactent sur la stabilité du réseau haute tension à savoir 65kV, dont la gestion est attribuée aux Forces Motrices Valaisannes (FMV). Cette dernière, quant à elle, influence via ses transferts d'énergie suprarégional, la stabilité du réseau de transport national, propriété de Swissgrid.

Pour que Swissgrid puisse assurer la stabilité sur le réseau à très haute tension, elle doit en tout temps garantir l'équilibre entre l'offre et la demande électrique à grande échelle, ainsi que gérer les éventuelles congestions de ligne.

A cet effet, elle se base sur les prévisions de charge des différents groupes-bilan. Un groupe-bilan est un groupement virtuel constitué à des fins de décompte normalisé dans le cadre de la zone de réglage Suisse. Il comprend un certain nombre de points d'injection et de soutirage (Swissgrid, 2010, p. 1). Tous les acteurs du marché à savoir les gestionnaires de réseau de distribution, les producteurs, les fournisseurs, les négociants et les consommateurs doivent impérativement appartenir à un groupe-bilan.

Le GRD a l'obligation de transmettre ses prévisions au responsable de groupe-bilan (RGB) auquel il appartient, qui se charge ensuite de les transmettre à Swissgrid. Le RGB peut entre-temps procéder à la synchronisation des programmes prévisionnels de ses membres. En d'autres mots, il s'agit d'un foisonnement, notion qui décrit la compensation d'un excédent et d'un découvert d'électricité simultanés de partenaires au sein d'un même groupe-bilan (BKW, 2015). Le schéma 5 ci-dessous illustre le fonctionnement décrit de manière simplifiée. En effet, des sous-groupes bilan individuels ou multipartenaires peuvent également exister.

De plus, il est important de noter que toutes les productions ne sont pas forcément comptabilisées au sein d'un même groupe-bilan. Les énergies renouvelables profitant de la RPC par exemple étaient intégrées dans un groupe-bilan externe géré par Swissgrid. Depuis la mise en place du système de rétribution à l'injection par contre, les énergies renouvelables seront intégrées au groupe-bilan de la zone géographique, en l'occurrence celui des FMV. Ceci peut induire des coûts d'énergie d'ajustement supplémentaires. Les clients libéralisés pouvant choisir leur fournisseur, peuvent également être compris dans un groupe-bilan externe.

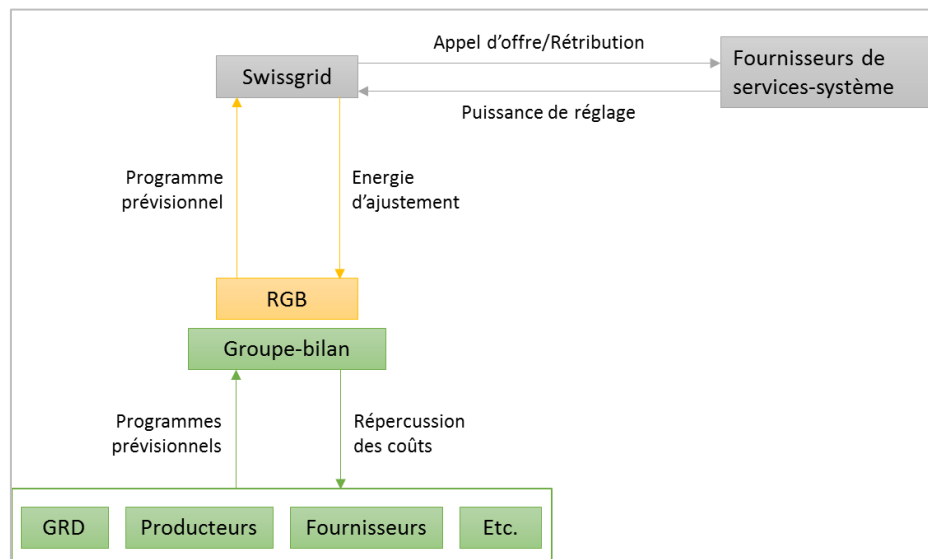


Figure 5: Les mécanismes de facturation de l'énergie d'ajustement

Lorsque Swissgrid constate un écart de charge entre le programme prévisionnel reçu et la charge réellement présente sur le réseau, elle le facture au RGB sous forme d'énergie d'ajustement (AES, 2012, p. 29). Le RGB peut ensuite répercuter ces coûts à ses différents partenaires en fonction des termes préétablis dans les contrats d'appartenance au groupe-bilan. Il peut s'agir d'une répartition proportionnelle au taux d'erreur de prévision comme c'est le cas pour l'ESR.

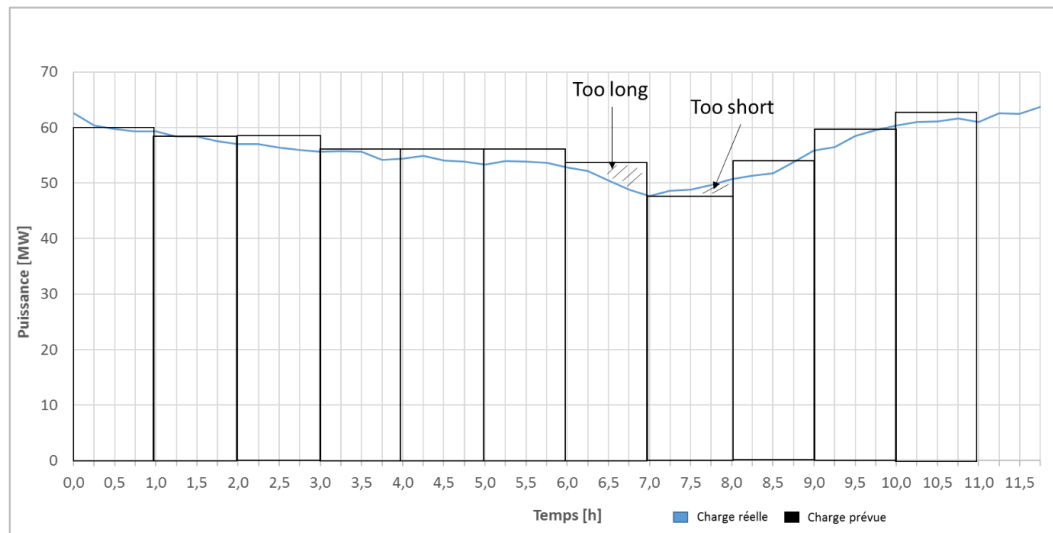
2.3 ENERGIE D'AJUSTEMENT

2.3.1 Généralités

L'énergie d'ajustement découle de l'appel en énergie de réglage par Swissgrid. Cet appel est effectué lorsque des différences de charge par rapport aux prévisions effectuées dans les programmes prévisionnels sont constatées. Autrement dit, tandis que l'énergie de réglage est l'énergie permettant de garantir une stabilité sur le réseau en maintenant les échanges d'électricité au niveau prévu, l'énergie d'ajustement représente l'écart entre la charge ou fourniture prévue et la charge ou fourniture réellement mesurée. Swissgrid définit l'énergie de réglage comme suit : « *Quantité d'électricité nécessaire par unité de décompte et par unité de temps de programme pour compenser la différence entre la consommation (ou la fourniture) effective selon les valeurs de comptage et la consommation (ou la fourniture) selon le programme prévisionnel, afin de garantir l'équilibre de l'unité de décompte par rapport à la zone de réglage suisse* » (Swissgrid, 2010, p. 11). Aussi le coût de l'énergie d'ajustement est calculé en fonction des coûts de l'énergie de réglage.

Swissgrid impose des tarifs à deux niveaux pour le décompte de l'énergie d'ajustement. « *[L]e prix du découvert de couverture est plus élevée que le prix à la bourse (prix Swissix) tandis que la rémunération de l'excédent de couverture est inférieure au cours boursier, voire négative* » (BKW, 2015). Pour le dire en d'autres mots, et en faisant l'hypothèse que le GRD possède un propre groupe-bilan individuel, lorsque ses prévisions de charge sont inférieures à la charge réellement mesurée sur

le réseau, le GRD est tenu d'acheter la différence d'énergie - qui a indirectement été mise en œuvre via l'énergie de réglage par Swissgrid pour combler l'écart et maintenir le réseau stable - à un tarif fixé par Swissgrid qui est plus élevé que si l'énergie avait été achetée en bourse. Si au contraire, les prévisions de charge du GRD dépassent la charge réellement mesurée sur le réseau, Swissgrid reprend l'excédent à un tarif inférieur que celui qui aurait pu être obtenu si le GRD avait vendu ce surplus à la bourse (ESR, s.d.). Une prévision trop basse est dite « *too short* » et une prévision trop élevée, « *too long* ».



Graphique 6: Deux niveaux pour la tarification de l'énergie d'ajustement

Les tarifs appliqués dépendent des coûts de l'énergie de réglage et sont publiés le mois suivant sur le site de Swissgrid.

Il s'agit d'une méthode pour pénaliser les mauvaises prévisions et responsabiliser l'ensemble des acteurs en leur imposant une gestion précise et fiable de leur portefeuille d'énergie.

En réalité et comme mentionné auparavant, un acteur tel le GRD n'est pas seul dans un groupe-bilan. Cette configuration permet à un RGB de profiter du foisonnement comme mentionné précédemment.

2.3.2 Calcul de l'énergie d'ajustement

Le chapitre suivant se base intégralement sur les documents de Swissgrid (Swissgrid, 2018, p. 27).

Le décompte de l'énergie d'ajustement se fait, comme mentionné, selon un système à deux tarifs en fonction du sens de l'écart par quart d'heure observé. En détail, le calcul du coût de l'énergie d'ajustement réalisé par Swissgrid intègre également les coûts relatifs à l'appel éventuel de puissance de réglage secondaire et tertiaire.

Le tableau ci-dessous schématise le processus d'attribution des coûts :

Groupe-bilan	Short (déficit)	RGB paie $(A+P_1) * \alpha_1$
	Long (excédent)	RGB perçoit $(B-P_2) * \alpha_2$

Tableau 1: Calcul énergie d'ajustement. Source : Swissgrid

Avec les paramètres et variables suivants :

Variable A	MAX (Pspot, Psec, Pter)
Variable B	MIN (Pspot, Psec, Pter)
Facteur α_1	1.1
Facteur α_2	0.9
Prix de base P ₁	1 ct/kWh
Prix de base P ₂	0.5 ct/kWh

Tableau 2: Paramètres pour le calcul de l'énergie d'ajustement. Source : Swissgrid

Le prix spot correspond au prix boursier Swissix Day-Ahead pour le quart d'heure donné. Les coûts relatifs à la puissance de réglage secondaire et tertiaire sont uniquement appliqués si elles ont été mises en œuvre.

3 ÉVALUATION DE L'IMPACT ÉCONOMIQUE DE LA FIABILITÉ DE LA PRÉVISION DE PRODUCTION POUR UN GESTIONNAIRE DE RÉSEAU

La fiabilité des prévisions de production joue un rôle important pour les gestionnaires de réseau en ce qui concerne les coûts liés à l'énergie d'ajustement.

Sur la base de la fiabilité des prévisions issues de l'algorithme actuel créé par l'eEnergy Center, les coûts d'énergie d'ajustement pour différents cas de figures ont été calculés. Il s'agit d'un calcul illustratif concernant uniquement la production d'énergie photovoltaïque des installations télémétrées de l'ESR, n'appartenant pas forcément au même groupe-bilan et non pas l'ensemble des productions raccordés au réseau. De plus l'hypothèse est faite que l'ESR est seule dans son groupe-bilan.

3.1 PROVENANCE DES DONNÉES

3.1.1 Données énergétiques

Les données de production et de prévisions d'énergie photovoltaïques proviennent de la base de données Axibase qui est une base de données de séries temporelles. Une première estimation des coûts est faite sur la base des données de l'année 2017 d'une grande installation de 1.2MW. Une seconde évaluation est réalisée, cette fois-ci, en tenant compte des données englobant l'ensemble des installations télémétrées entrées dans l'algorithme. Toutes ces données sont au pas horaire.

3.1.2 Données économiques

3.1.2.1 Tarifs de l'énergie d'ajustement

Les prix de l'énergie d'ajustement par kWh proviennent directement du site internet de Swissgrid pour l'année 2017 (Swissgrid, 2018). Ces données sont sous format fichier.xls, au quart d'heure et en ct d'euro/kWh. Comme les données d'énergie disponibles, aussi bien réelles que prédictives, sont au pas horaire, il a été nécessaire de transformer la série de données Swissgrid d'un pas ¼ heure au pas horaire.

Pour ce faire trois valeurs ont été retenues pour chaque heure :

- La moyenne des 4 quarts d'heure
- La valeur maximale des 4 quarts d'heure
- La valeur minimale des 4 quarts d'heure

Cela permet par la suite de définir une situation moyenne, une situation défavorable ainsi qu'une situation favorable.

3.1.2.2 Tarifs du marché spot Swissix

Les prix relatifs au marché spot Swissix proviennent du site internet d'EPEX SPOT (EPEX SPOT, 2018).

3.2 MÉTHODE DE CALCUL

3.2.1 Coûts d'ajustement sur la base de la fiabilité actuelle

Pour chaque pas horaire, les écarts d'énergie ont été calculés comme suit :

$$\text{Ecart [kWh]} = (\text{Production réelle [MWh]} - \text{Production prévue [MWh]}) * 1000$$

Si la prévision est trop longue, c'est-à-dire si elle dépasse la production réellement observée, l'écart est négatif et est donc multiplié avec le prix de l'énergie d'ajustement moyen correspondant « BG-long ». Si la prévision est trop courte, l'écart, positif, est multiplié avec le prix moyen « BG-short ».

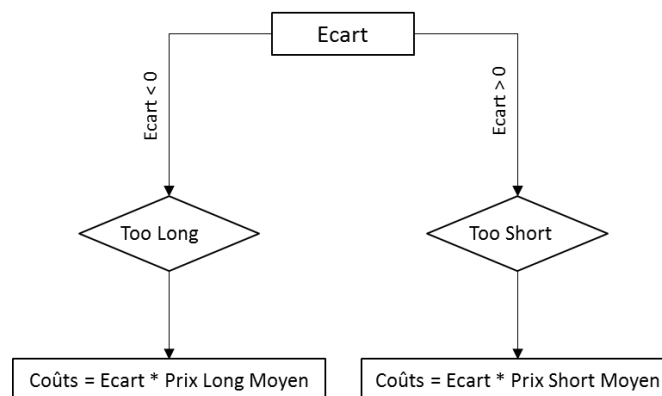


Figure 6: Cas moyen

Pour les cas favorables et défavorables, les écarts ont été multipliés soit avec le prix maximal ou minimal. Dans le cas favorable, les surplus sont multipliés avec les prix BG-long maximaux et les manques avec les prix BG-short minimaux. Pour le cas défavorable c'est l'inverse.

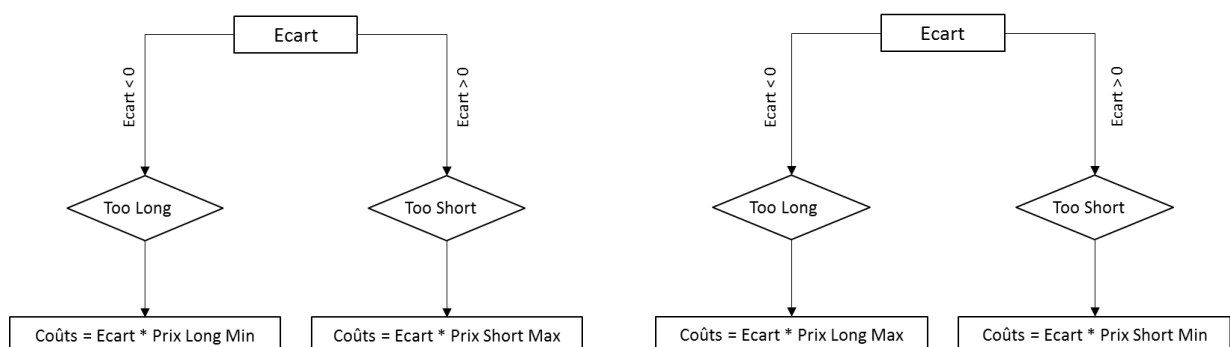


Figure 8: Cas défavorable

Figure 7: Cas favorable

3.2.2 Coûts d'ajustement avec amélioration et détérioration de la fiabilité

Afin de traduire l'amélioration ou la détérioration de la fiabilité, il a été procédé comme suit :
Pour chaque pas horaire, l'écart réellement observé entre la production réelle et la production prévue a été imputé de la modification souhaitée.

$$\text{Ecart modifié [kWh]} = \text{Ecart [kWh]} - (\text{Ecart [kWh]} * \text{Modification [\%]})$$

Cela permet de réduire l'écart constaté, dans le cas d'une amélioration de la fiabilité, ou au contraire de l'augmenter, dans le cas d'une détérioration. Aussi la modification apportée s'applique de façon identique pour toutes les heures, indifféremment de la quantité d'énergie produite.

Exemple

Avec la fiabilité actuelle de l'algorithme, l'écart réellement constaté entre la production réelle et prévue de l'ensemble des installations, pour deux heures différentes de la même journée, est indiqué dans le tableau 3 ci-dessous :

Date	Production réelle [MWh]	Production prévue [MWh]	Écart [MWh]
02.01.2017 14:00	2.501	2.269	0.232
02.01.2017 15:00	1.323	1.694	-0.371

Tableau 3: Exemple d'écart résultant d'une différence entre production réelle et prévue

Les prix de l'énergie d'ajustement moyens indiqués par Swissgrid pour les dates en question sont les suivants :

Date	Prix Long (BG-long) [ct euro/kWh]	Prix Court (BG-short) [ct euro/kWh]	Coûts totaux [Euro]
02.01.2017 14:00	4.76	8.47	19.65
02.01.2017 15:00	4.68	8.69	17.36

Tableau 4: Exemple des prix de l'énergie d'ajustement indiqués par Swissgrid pour les dates considérées

A 14 heures, l'écart est positif donc la production réelle est plus élevée que la production prévue. Il s'agit du cas, « BG-short » et l'écart doit être multiplié avec le prix de 8.47 ct. Euro attribué. Les coûts liés à l'achat de l'énergie manquante s'élèvent ainsi à 19.65 Euro. A 15 heures, l'écart est négatif, ce qui veut dire que les prévisions étaient trop élevées. L'écart doit donc être multiplié avec le prix « BG-long » correspondant de 4.68 ct. Euro. Les coûts de 17.36 Euro correspondent cette fois-ci à la vente de l'énergie excédentaire à Swissgrid.

En supposant une amélioration de la fiabilité de 10%. Les écarts précédemment observés diminuent :

Date	Ecart [MWh]	Transformation	Écart amélioré [MWh]
02.01.2017 14:00	0.232	0.232 - (0.232*10%)	0.209
02.01.2017 15:00	-0.371	-0.371 - (-0.371*10%)	-0.334

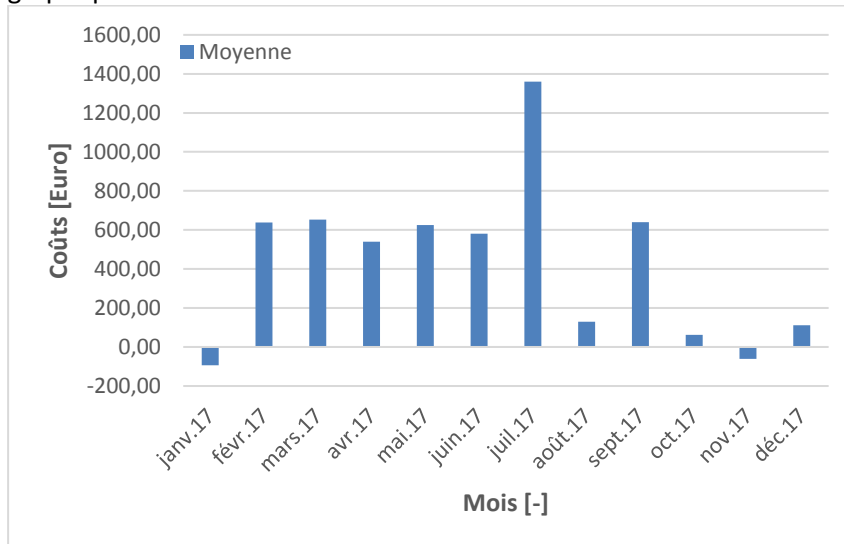
Tableau 5: Exemple d'amélioration de la fiabilité supposée de 10%

Ces écarts sont ensuite multipliés par les prix de l'énergie d'ajustement correspondant, comme décrit ci-dessus.

Les coûts par heures sont ensuite additionnés afin d'obtenir les informations mensuelles ou annuelles.

3.3 RÉSULTATS : INSTALLATION DE 1.2MW

En évaluant les coûts de l'énergie d'ajustement de l'année 2017 pour une seule installation de 1.2MW. Il apparaît que la production annuelle réellement mesurée est d'environ 1'185 MWh alors que la production d'énergie prévue s'élevait à 1'173 MWh. Un écart global de 12 MWh est donc enregistré. Cet écart, en procédant par la méthode de calcul décrite, correspondant à un coût d'énergie d'ajustement moyen d'environ 5'184 Euro donc 5'850 CHF répartis mensuellement comme illustré dans le graphique 7.

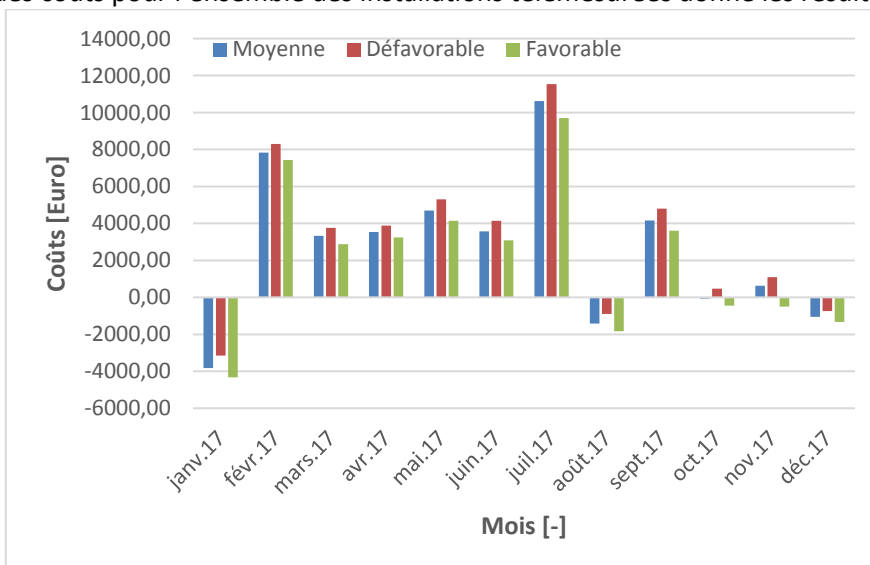


Graphique 7: Evaluation des coûts pour une installation de 1.2MW en fonction du prix de l'énergie d'ajustement - situation moyenne, favorable et défavorable

Les valeurs positives représentent l'achat que doit être fait par le GRD à Swissgrid et les valeurs négatives, l'énergie excédentaire vendue à Swissgrid pour cette installation uniquement. Le mois le plus coûteux est celui de juillet et le plus avantageux celui de janvier dans ce cas-ci. Cela peut paraître paradoxal puisqu'en principe, les prix durant les mois hivernaux sont plus élevés que ceux des mois estivaux. Néanmoins les observations sont issues de l'algorithme actuel, avec ces avantages et défauts qui vont être analysés plus loin dans ce rapport.

3.4 RÉSULTATS : ENSEMBLE DES INSTALLATIONS

L'évaluation des coûts pour l'ensemble des installations télémesurées donne les résultats suivants :

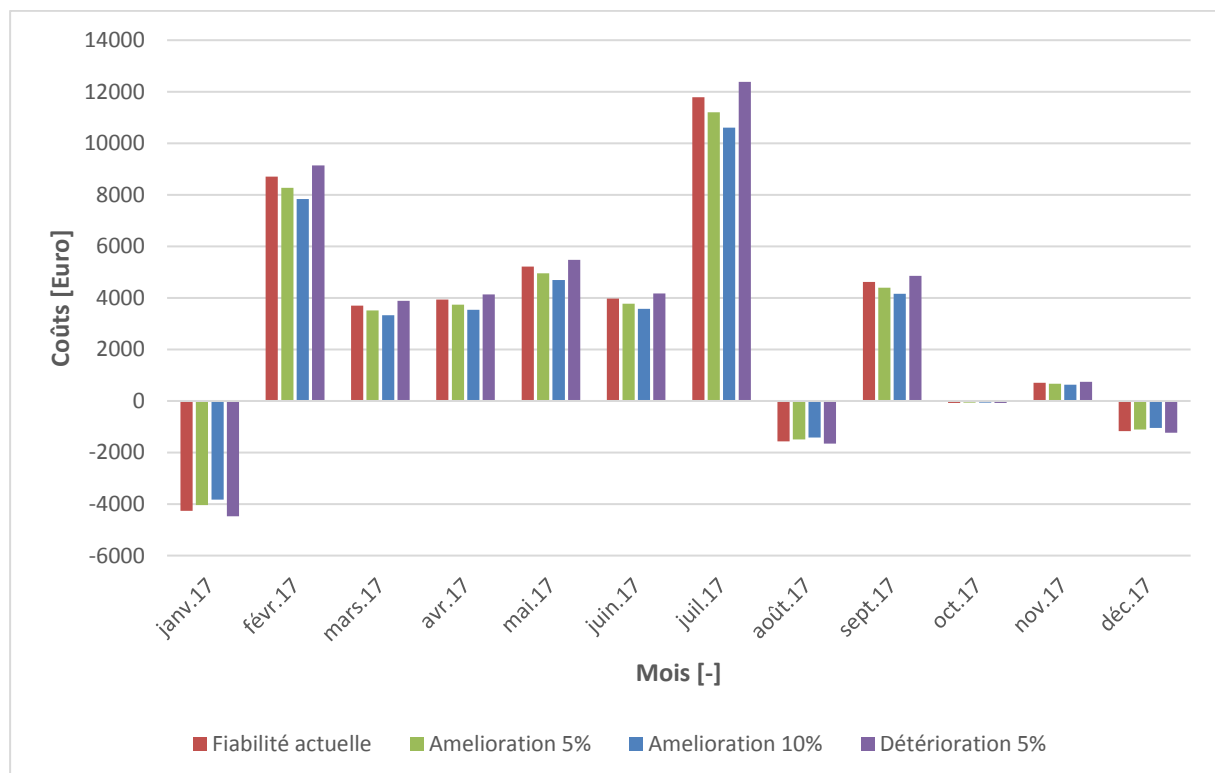


Graphique 8: Evaluation des coûts pour l'ensemble des installations en fonction du prix de l'énergie d'ajustement - situation moyenne, favorable et défavorable

A titre de comparaison, le calcul des coûts s’est effectué avec le prix moyen ainsi qu’avec les prix maximaux et minimaux pour représenter, comme décrit dans la méthode de calcul, les situations favorables et défavorables.

Sans surprise, en tenant compte du prix moyen, les coûts se situent entre ceux obtenus dans le cas favorables et défavorables. Il apparaît néanmoins que les différences constatées en termes de coûts entre les diverses situations demeurent plutôt faibles.

Dans ce cas aussi, les coûts les plus élevés correspondent au mois de juillet, et les plus faibles au mois de janvier. Néanmoins, quelques différences en fonction des mois peuvent être constatées entre le calcul réalisé pour l’installation de 1.2MW et celui réalisé pour l’ensemble des installations. Aussi un foisonnement semble être réalisé dans certains cas par exemple au mois de mars et novembre mais dans d’autres tel que visible pour le mois de février.



Graphique 9: Evaluation des coûts en fonction de la fiabilité des prévisions pour l’année 2017

Une amélioration faible de la fiabilité de 5% pour tous les pas horaires, a une répercussion sur les coûts de l’énergie d’ajustement, bien que les coûts actuels pour un GRD restent faibles. En effet, les coûts annuels de l’énergie d’ajustement concernant l’électricité photovoltaïque baissent alors d’un peu plus de 5%. Cette valeur doit être néanmoins relativisée dans le sens où l’hypothèse a été faite que l’amélioration de la fiabilité de 5% est globale c’est-à-dire qu’elle s’applique systématiquement sur l’écart de base, pour chaque heure, sans tenir compte des conditions météorologiques ou autres facteurs d’influence. Les résultats peuvent changer en fonction des méthodes de calcul choisie. Si l’amélioration de la fiabilité est calculée via le taux d’erreur relatif, les coûts peuvent être réduits d’environ 40%, puisque la correction s’appliquerait fortement sur les grandes valeurs d’énergie réelle et plus faiblement sur les petites valeurs d’énergie réelles. Ce pourcentage diminuerait cependant à 27% si les achats et ventes qui doivent être effectués préalablement sur le marché spot en raison de l’amélioration de la fiabilité, sont pris en compte.

En englobant les installations non-télémesurées au bilan de l’ESR et en envisageant un accroissement de la puissance photovoltaïque installée sur le réseau, les économies peuvent néanmoins devenir considérables. En effet, si hypothétiquement la puissance installée est actuellement en mesure de

couvrir au pire moins de 18% et au mieux moins de 80%² de la charge appelée sur le réseau (sans tenir compte des heures nocturnes), une augmentation du nombre d'installations et de la puissance peut avoir un impact beaucoup plus grand sur la couverture des consommations et ainsi participer plus fortement à la part des coûts liés à l'énergie d'ajustement.

Aussi n'est-il pas surprenant qu'un effort marqué est fourni afin de créer des méthodes de prévision fiables, tel que l'outil de prévision de production photovoltaïque, dont les performances sont évaluées dans ce travail.

² Valeurs estimées depuis la courbe de charge 2017 transmise par l'ESR

4 L'OUTIL DE PRÉVISION DE PRODUCTION PHOTOVOLTAÏQUE

L'outil de prévision de production photovoltaïque a été réalisé par l'eEnergy Center pour l'ESR dans le cadre d'un projet de recherche.

Une compréhension du fonctionnement global de l'outil de prédiction est essentielle pour cibler les analyses concernant l'historique du taux d'erreur impactant sur les prévisions de production et le cas échéant, pour identifier les facteurs d'influence et proposer des solutions d'amélioration.

Le présent chapitre porte sur la description de l'outil de prévision en question. Il s'agit d'une description du principe de fonctionnement n'ayant pas la vocation de présenter les détails techniques informatiques de l'algorithme.

4.1 DESCRIPTION GLOBALE

De façon globale, l'eEnergy Center reçoit deux types de données. D'une part, les données de puissance active injectée sur le réseau des installations télémétrées de l'ESR et d'autre part, les données météorologiques de MétéoSuisse. Ces dernières sont de deux natures : réelle et prédictive. Toutes ces données sont traitées selon la technologie de Machine Learning et stockées sur Axibase.

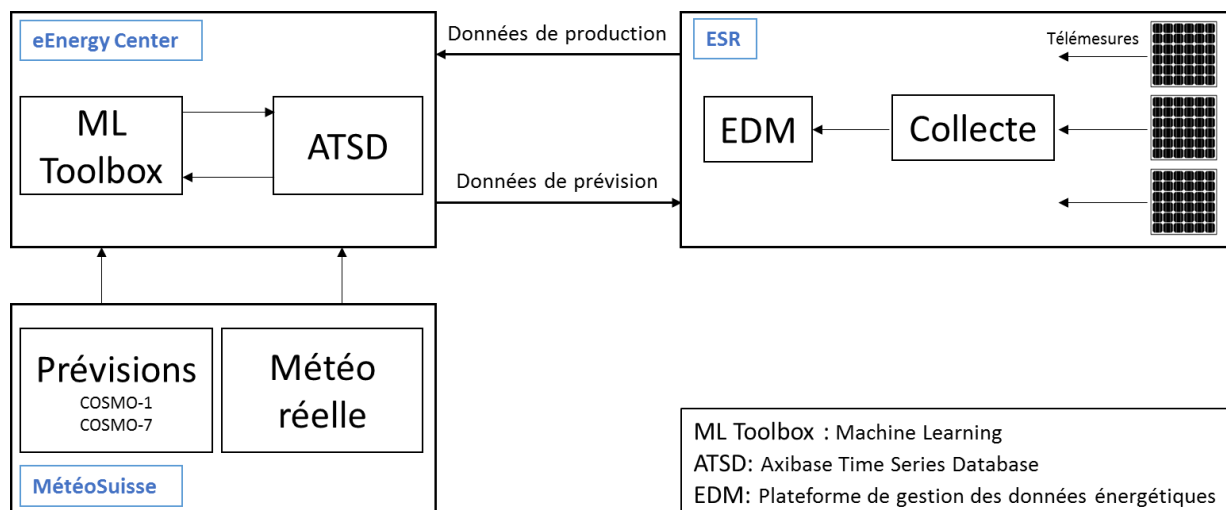


Figure 9: Principe de fonctionnement global. Source : eEnergy Center

Il convient à ce stade de décrire les différents composants du système illustré ci-dessus.

4.2 INSTALLATIONS TÉLÉMESURÉES

Actuellement, le nombre d'installations télémétrées pour lesquelles des prévisions sont réalisées et disponibles sur Axibase s'élève à 56 avec en sus une prédiction englobant toutes ces installations individuelles.

Grosso modo, ces 56 installations correspondent à environ 12 MW de puissance installée sur le réseau ESR sur un total d'environ 18MW comme mentionné dans le chapitre 2.1.3.

Ces installations se situent toutes dans le Valais central, sur les communes de Sion, Conthey, Vétroz, Lens, Crans-Montana, Savièse, Evolène et Grimisuat³. La carte ci-dessous présente le nombre d'installations par communes.

³ Données transmises par l'ESR, Installations solaires, 2018

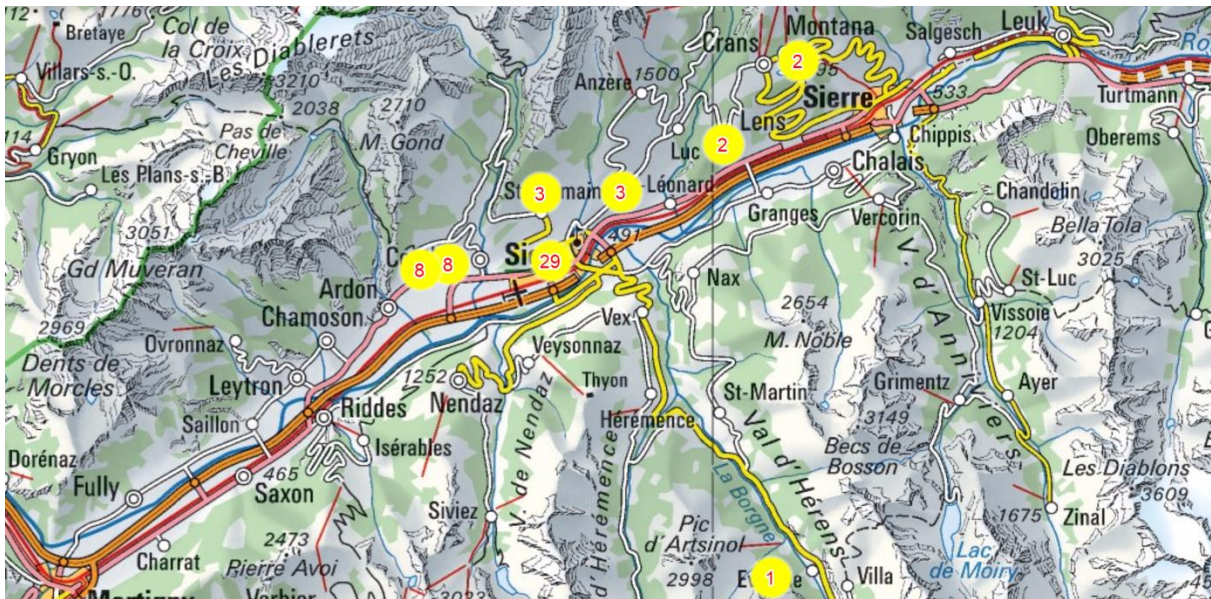
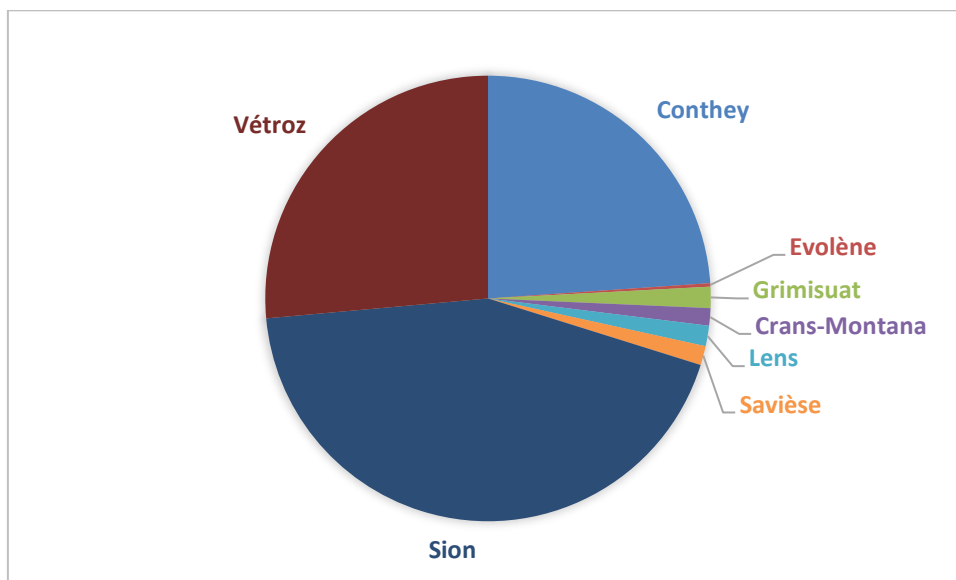


Figure 10: Répartition des installations télémesurées sur le réseau ESR

Compte tenu du nombre d'installations par commune, il n'est pas surprenant que la puissance installée télémesurée est plus importante pour les communes de Sion, Contthey et Vétroz avec respectivement environ 5.5 MW, 3 MW et 3.3 MW. Le reste se répartit entre les autres communes comme indiqué dans le graphique 10 ci-dessous :



Graphique 10 : Répartition de la puissance installée télémesurée sur le réseau de l'ESR

4.3 DONNÉES MÉTÉOROLOGIQUES

Les données météorologiques provenant de MétéoSuisse et stockées dans Axibase sont de deux natures :

- Données météorologiques réelles
- Prévisions météorologiques

Les données météorologiques réelles permettent la comparaison avec les prévisions reçues mais elles ne sont pas utilisées dans le cadre de l'algorithme. Les prévisions sont, elles, directement insérées dans l'algorithme afin de fournir les prévisions de production d'énergie des différentes installations.

Les prévisions sont issues du modèle numérique de prévisions météorologiques COSMO.

Comme l'explique MétéoSuisse : « *Un modèle numérique de prévisions météorologique décrit des processus se déroulant dans l'atmosphère terrestre. Il se fonde sur les lois physiques comme la conservation de l'énergie, les transitions de phases et les processus de rayonnement. La transmission des conditions initiales et des conditions de marge adéquates permet d'identifier, par une méthode mathématique, l'état futur de l'atmosphère. Ces calculs décrivent une grande variété de processus atmosphériques sur différentes échelles spatiotemporelles (p. ex. évolution d'une dépression, chutes de neige, föhn, convection). Les calculs sont faits sur une grille tridimensionnelle, où l'espacement vertical entre deux points de grille est réduit aux niveaux bas afin de fournir une description plus fine des phénomènes au sol* » (MétéoSuisse, 2016).

MétéoSuisse exploite plusieurs modèles se différenciant par leur résolution donc l'espacement entre les points de grille en fonction de l'utilisation recherchée.

Deux types de prévisions sont intégrées dans l'algorithme. D'une part les prévisions issues du modèle COSMO-1 et d'autre part celles issues du modèle COSMO-7 (MétéoSuisse, 2016).

COSMO-1

COSMO-1 est un modèle pour le court terme c.-à-d. pour le jour actuel et le lendemain. Le maillage des points de grille est de 1.1 km. Il fournit des prévisions sur les Alpes jusqu'à 33 heures à l'avance. Le modèle est calculé huit fois par jour, la simulation à 3h livre des prévisions d'alerte jusqu'à 45 heures à l'avance. Ce modèle remplace depuis 2016 le modèle COSMO-2 qui avait une résolution de 2.2 km (MétéoSuisse, 2016). Aussi dans le cadre de ce travail, il ne sera fait aucune distinction entre ces deux modèles.

COSMO-7

COSMO-7 est un modèle pour le moyen terme c.-à-d. jusqu'à trois jours à l'avance. Le maillage de points de grille est de 6.6 km et couvre l'Europe centrale et l'Europe de l'Ouest. Les données sont calculées à trois moments de la journée (MétéoSuisse, 2016).

Les prévisions météorologiques intégrées dans l'algorithme proviennent de cinq stations météorologiques différentes, toutes situées dans le Valais central : Sion, Conthey, Grône, Lens et Crans-Montana. Elles sont représentées par les points rouges sur la carte (figure 11) :

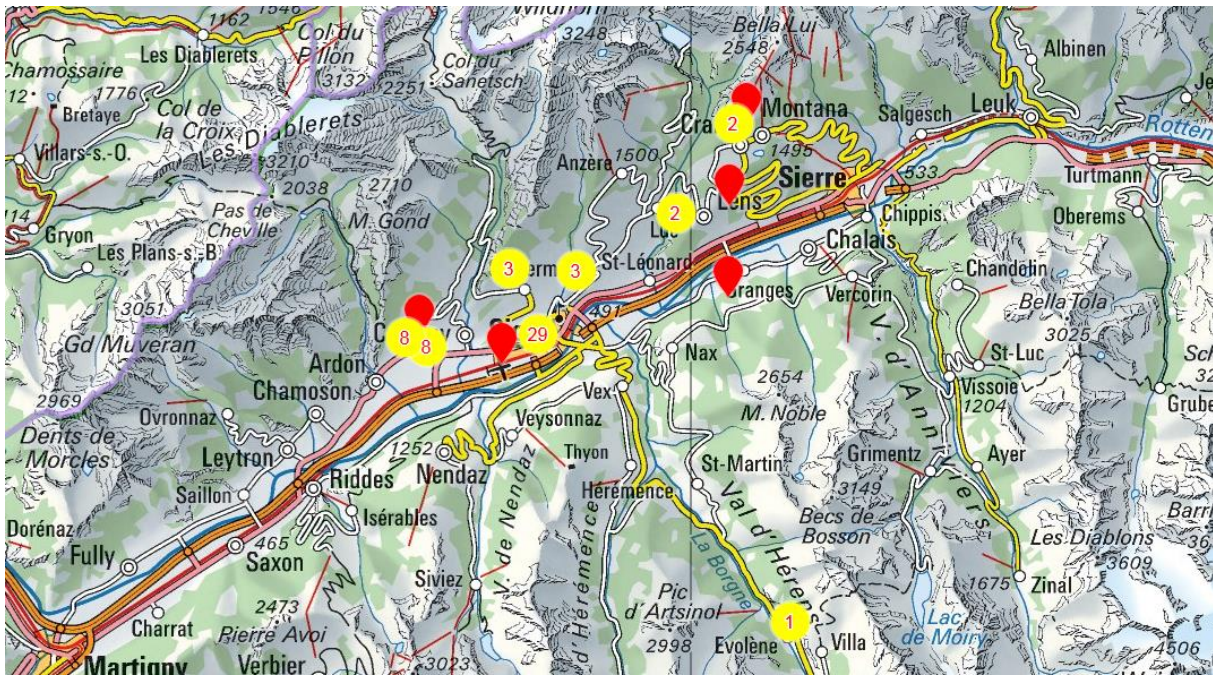


Figure 11 : Distribution des stations météorologiques

Tandis que seules les prévisions météorologiques sont disponibles pour les stations de Lens, Grône et Conthey, les stations de Sion et Crans-Montana effectuent également des mesures en temps réel.

Les paramètres météorologiques qui sont retenus dans l'algorithme réalisé sont de type prédictif et sont décrits dans le tableau 6 ci-dessous :

Paramètres	Nom	Unité
Rayonnement global	forecast.glob	W/m ²
Température de l'air à 2m du sol	forecast.t_2m	°C
Somme des précipitations horaire	forecast.tot_prec	mm/h
Hauteur de neige (densité de 250kg/m ³)	forecast.h_snow	m
Vitesse du vent à 10m du sol	forecast.ff_10m	m/s
Orientation du vent à 10m du sol	forecast.dd_10m	deg
Pression en surface	forecast.ps	hPa

Tableau 6: Paramètres météorologiques prédictifs

4.4 MACHINE LEARNING TOOLBOX

4.4.1 Principe de fonctionnement

L'outil de prévision de production photovoltaïque fonctionne par *Machine Learning*. Cette technologie repose sur un algorithme ou programme informatique qui est capable d'apprendre de façon automatique à partir d'un jeu de données sans avoir été explicitement programmé à cet effet (Le Big Data, 2018). Il acquiert sans cesse de nouvelles connaissances afin d'améliorer ses performances et d'agir correctement lorsqu'il est exposé à de nouvelles données. Les algorithmes existants sont nombreux et de différentes natures mais peuvent grosso modo être séparés en deux catégories (Olcyra, 2015) :

- « Les algorithmes supervisés : le programme est « entraîné » sur un jeu de données prédéfinis, qui facilitent ensuite sa capacité à parvenir à une conclusion précise quand de nouvelles données lui sont fournies.
- Les algorithmes non supervisés : le programme reçoit directement des jeux de données et doit y trouver des modèles et relations ».

L'outil de prévision actuel se base sur l'algorithme *Random Forest*. Ce dernier fait partie de la première catégorie et fonctionne selon un modèle d'arbres de décision pour obtenir le résultat final comme schématisé sur la figure 12 ci-dessous :

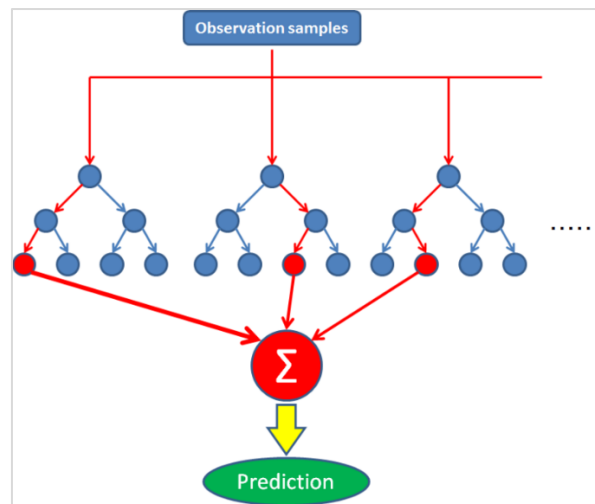


Figure 12: Principe de fonctionnement d'une Random Forest. Source : (Hatena blog, n.d.)

Chaque nœud représente une condition à laquelle le programme peut répondre par « vrai » ou « faux ». Généralement, plus le nombre d'arbres ou de nœuds est élevé, meilleur sera le résultat donc les prévisions de production pour le cas concret.

4.4.2 Paramètres d'entrée et de sortie

4.4.2.1 Phase d'apprentissage

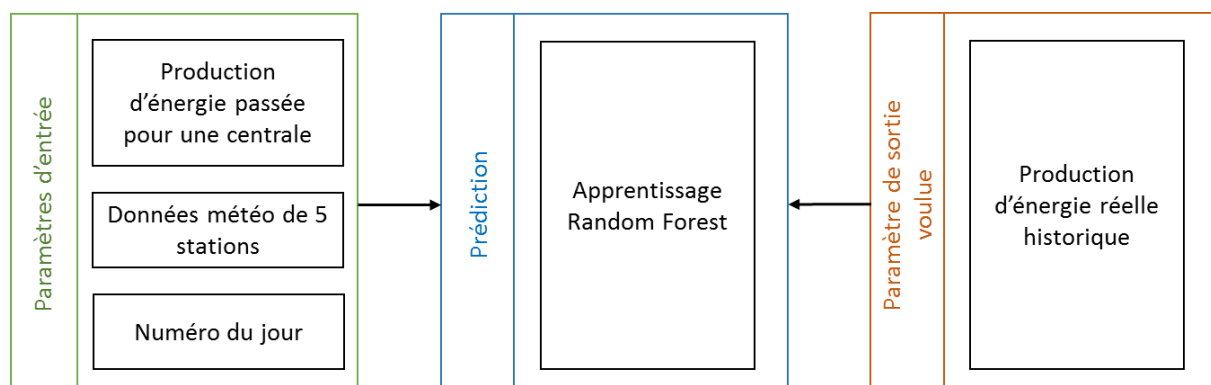


Figure 13: Phase d'apprentissage

La phase d'apprentissage permet à l'algorithme de calibrer son modèle ou autrement dit, d'établir les poids ou pondérations des différents paramètres d'entrée selon leur degré d'influence.

Durant cette phase, quatre types de paramètres sont entrés dans l’algorithme :

- **Production d’énergie passée pour une centrale** : il s’agit des données de production des jours ou semaines passés pour la centrale en question
- **Données météorologiques de cinq stations** : pour chacune des stations, les sept paramètres météorologiques prédictifs sont intégrés dans l’algorithme
- **Numéro du jour de l’année** : permet de déterminer le jour pour lequel la prévision doit être réalisée. La prévision est ensuite établie pour chaque heure de ce jour.
- **Production d’énergie réelle historique** : il s’agit de la production réellement observée le jour en question c.-à-d. le jour pour lequel la prévision devait être réalisée. Grosso modo, on dit à l’algorithme qu’avec ses trois premières données d’entrée, disponibles la veille, il doit ressortir une courbe de production prévue identique à celle réellement observée. Il s’agit de la phase d’apprentissage, les résultats sont obtenus J+1 et non pas J-1.

Outres l’apprentissage en fonction de ces paramètres d’entrée, des règles ont été établies, notamment les deux suivantes :

- Lorsqu’il fait nuit, la production prévue est fixée à 0.
- Lorsqu’une certaine hauteur de neige est prévue, la production prévue est fixée à 0.

La phase d’apprentissage a débuté en 2016. Elle est continue. Cela veut dire qu’une fois par jour autour de 6h le matin, l’algorithme repasse par une phase d’apprentissage ce qui permet en théorie d’améliorer ses performances avec le temps, de jour en jour.

D’après les premières constatations de l’eEnergy Center, il apparaît notamment que les données d’énergie passée pour une centrale influencent le plus sur les résultats de l’algorithme, tout comme les données de rayonnement global en ce qui concerne les paramètres météorologiques.

4.4.2.2 Phase de fonctionnement

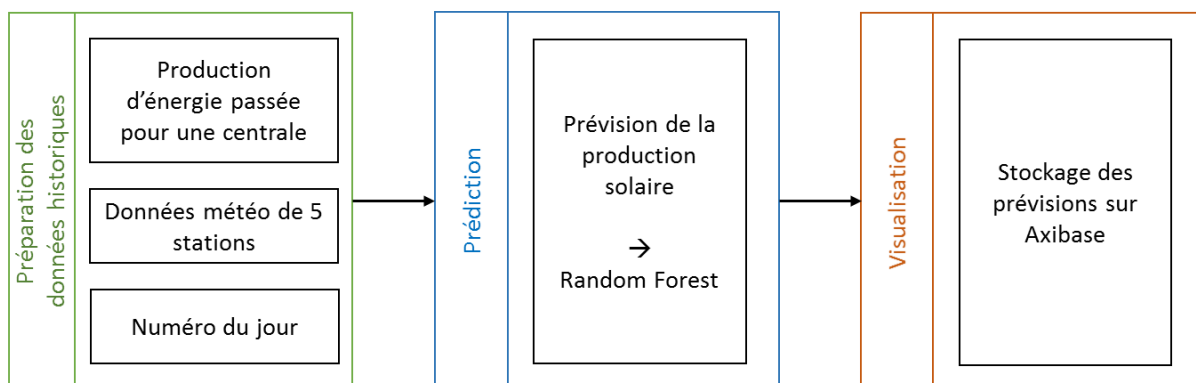


Figure 14: Phase de fonctionnement. Source: (HES-SO, s.d.)

La phase de fonctionnement correspond au calcul des prévisions pour le lendemain. Grâce aux paramètres d’entrée à savoir les productions d’énergie passée, plus précisément la moyenne des deux jours précédents, les données météorologiques et le numéro du jour, l’algorithme peut calculer la production solaire prévue. Ce calcul est réalisé tous les matins aux alentours de 8h00-8h30. Ces prévisions sont effectuées pour chacune des 56 installations séparément, puis le tout est sommé afin d’obtenir la production photovoltaïque totale télémessurée sur le réseau ESR. Les prévisions sont ensuite stockées sur Axibase⁴ et transmises à l’ESR.

⁴ Axibase est une base de données de série temporelle. Il s’agit d’un réel environnement permettant de stocker une grande quantité de données, de visualiser des graphiques ou encore d’effectuer des mesures statistiques.

5 HISTORIQUE DU TAUX D'ERREUR DE L'ALGORITHME DE PRÉVISION

5.1 STRATÉGIE

L'étude du taux d'erreur de l'algorithme est faite en deux parties.

Tout d'abord l'analyse des prévisions des différents paramètres météorologiques doit permettre d'évaluer la fiabilité des inputs de l'algorithme sur lesquels reposent les calculs de prévision. L'hypothèse est que les prévisions de production ne peuvent pas être plus fiables que le sont les prévisions météorologiques. Les observations obtenues vont néanmoins réfuter cette supposition.

Une seconde partie portera sur l'étude même des courbes de production d'énergie aussi bien réelles que prédictives de certaines installations uniquement en raison du temps disponible. Certains constats ou observations sont attendus comme par exemple :

- Les prévisions de production sont au plus près de la réalité pour les journées « ciel bleu ».
- Compte tenu de la règle « neige » imposant une prédiction de production nulle lorsque de la neige est prévue, les prévisions ne doivent pas être péjorées outre mesure par ces conditions.
- Le foisonnement entre les diverses installations doit pouvoir réduire le taux d'erreur observé pour chacune d'entre elles.
- Les prévisions de production d'énergie des installations en altitude sont aussi fiables que celles réalisées pour les installations en plaine, puisque l'apprentissage préalable de l'algorithme ne tient pas directement compte de la localisation.

Sur cette base, certains facteurs influençant les prévisions de production devraient pouvoir être identifiés et des solutions d'amélioration proposées.

5.2 CARACTÉRISTIQUES DES DONNÉES

Les données disponibles sont d'une part les données énergétiques prévues et réelles et d'autre part les données météorologiques. Pour ces derniers, les données de type prédictif sont les données entrées dans l'algorithme. Les données réelles permettent de procéder à des comparaisons, essentielles pour l'analyse de la fiabilité des prévisions de production d'énergie. Ces données réelles sont uniquement disponibles pour les stations de Sion et de Crans-Montana.

Type	Entité	Unité	Pas de temps
Prévision	Rayonnement global en surface	W/m ²	Horaire
	Température de l'air à 2m du sol	°C	Horaire
	Vitesse du vent à 10m du sol	m/s	Horaire
	Orientation du vent à 10 m du sol	deg	Horaire
	Pression de surface	hPa	Horaire
	Hauteur de neige (densité de 250 kg/m ³)	m	Horaire
	Précipitation	mm/h	Horaire
	Production d'énergie	MWh	Horaire
Réel	Rayonnement global, moyenne sur 10 min	W/m ²	10 min
	Température de l'air à 2m du sol, instantané	°C	10 min
	Vitesse du vent scalaire, moyenne sur 10 min	m/s	10 min
	Orientation du vent, moyenne sur 10 min	deg	10 min
	Pression atmosphérique QNH, instantané	hPa	10 min
	Épaisseur de neige gisante, mesure matinale	cm	24 h
	Précipitation, somme sur 10 min	mm	10 min
	Production d'énergie	MWh	Horaire

Tableau 7 : Caractéristiques des paramètres météorologiques stockés dans Axibase

5.3 MÉTHODOLOGIE

5.3.1 Extraction des données et logiciels utilisés

L'extraction des données disponibles sur Axibase a été réalisée de deux façons ; d'une part en fichiers csv utilisables via Excel et d'autre part directement via Python en fonction des traitements et calculs effectués. En principe, tandis que plusieurs analyses statistiques ont pu être réalisées sur Excel, la création de graphiques temporels ainsi que le traitement des données manquantes ont nécessité un prétraitement sur Python (cf. annexe 1).

5.3.2 Mise en forme des données

5.3.2.1 Données manquantes

Compte tenu de la grande quantité de données disponibles et des valeurs manquantes relativement peu nombreuses, ces dernières ont tout simplement été supprimées dans les deux séries concernées. Cela veut dire que lorsque des données manquaient dans la série des mesures réelles, elles ont également été ignorées dans la série des prévisions et vice versa afin de ne pas impacter de façon négative sur les calculs postérieurs englobant notamment des taux d'erreur et coefficients de corrélation.

5.3.2.2 Conversion horaire

Les données prédictives sont toutes au pas horaire. Ceci n'est pas le cas pour les données réelles. Afin de pouvoir comparer certaines données entre la réalité et les prévisions, il est tout d'abord important de convertir les données réelles au pas horaire hormis pour la hauteur de neige. Pour ce faire, différentes méthodes ont été appliquées.

- Pour les valeurs moyennées sur 10 min ainsi que pour les mesures instantanées, une moyenne a été effectuée. Donc par exemple, pour l'heure de 12h00, une moyenne a été effectuée sur la plage de valeurs de 11h10, 11h20, 11h30, 11h40, 11h50 et 12h00 compris.
- En ce qui concerne les précipitations, la valeur horaire correspond à la somme des valeurs antérieures de l'heure concernée.

Pour les mesures de hauteur de neige, c'est une valeur journalière qui a été calculée.

5.3.3 Indicateurs utilisés

La méthode de calcul d'erreur choisie est définie comme *Mean Absolute Deviation Percent* (MADP).

Sa formule est la suivante (Vanguard Software Corporation, s.d.) :

$$MADP = \frac{\sum_{k=1}^N |F_k - A_k|}{\sum_{k=1}^N |A_k|}$$

où F_k représente la valeur prévue (*foreseen*) et A_k la valeur réelle (*actual*).

Cet indicateur a été choisi pour deux raisons. D'une part, cette méthode a été retenue par l'eEnergy Center pour les calculs d'erreur, d'autre part il s'agit d'une alternative à la méthode MAPE (mean absolute percent error) couramment utilisée pour l'analyse de prévisions. Cette dernière peut légèrement biaiser les taux d'erreur proches de 0, ce qui est évité avec la méthode choisie (Vanguard Software Corporation, s.d.). Néanmoins, lorsque la valeur réelle équivaut 0 ou en est très proche, MADP n'est pas défini. Il convient de nuancer les résultats obtenus pour ces cas de figure. De plus, la méthode MADP est représentative pour une grande quantité de données. Aussi, elle peut être utilisée pour le calcul d'erreur annuel, mensuel ou journalier mais non pas pour le calcul d'erreur horaire dans le cas concret. En effet, comme les mesures disponibles sont au pas horaire, le calcul d'erreur se ferait sur un seul point, ce qui fausserait les résultats puisque, comme mentionné, le MADP peut tendre vers l'infini lorsque la valeur réelle est très faible donc à l'aube, le soir, lorsqu'il neige etc. dans le cas d'une installation photovoltaïque.

Pour compléter cet indicateur, le coefficient de corrélation a également été utilisé (Microsoft office) :

$$\text{Correl}(X, Y) = \frac{\sum (x - \bar{x})(y - \bar{y})}{\sqrt{\sum (x - \bar{x})^2 \sum (y - \bar{y})^2}}$$

Il permet de mesurer l'intensité du lien qui relie deux séries, à savoir les valeurs prédictives et réelles. Cela permet d'observer si les deux séries suivent la même tendance. Un coefficient de 0 indique une absence de corrélation tandis qu'un coefficient de 1, une corrélation parfaite. Le coefficient de détermination R^2 a également été retenu, puisque dans le cas d'une fonction linéaire, il s'agit du carré du coefficient de corrélation.

Pour les analyses plus précises au pas horaire, une approche graphique a été privilégiée se basant notamment sur des méthodes de statistique descriptive comme le critère de dispersion incluant les calculs de médiane et quartiles. Pour rappel, la médiane est la valeur qui sépare une série de mesure en deux parties de même effectif et les quartiles, les valeurs qui séparent cette série en 4 parties de même effectif. Le 1^{er} quartile (Q1) d'une série statistique est la limite pour laquelle au moins 25% des valeurs sont inférieures ou égales à Q1 et le 3^e quartile (Q3), la limite pour laquelle au moins 75% des valeurs est inférieures ou égales à Q3. Aussi l'écart Q3-Q1 est appelé l'écart interquartile et représente un critère de dispersion (Scientificsentence, 2010).

5.4 ANALYSE DES DONNÉES MÉTÉOROLOGIQUES

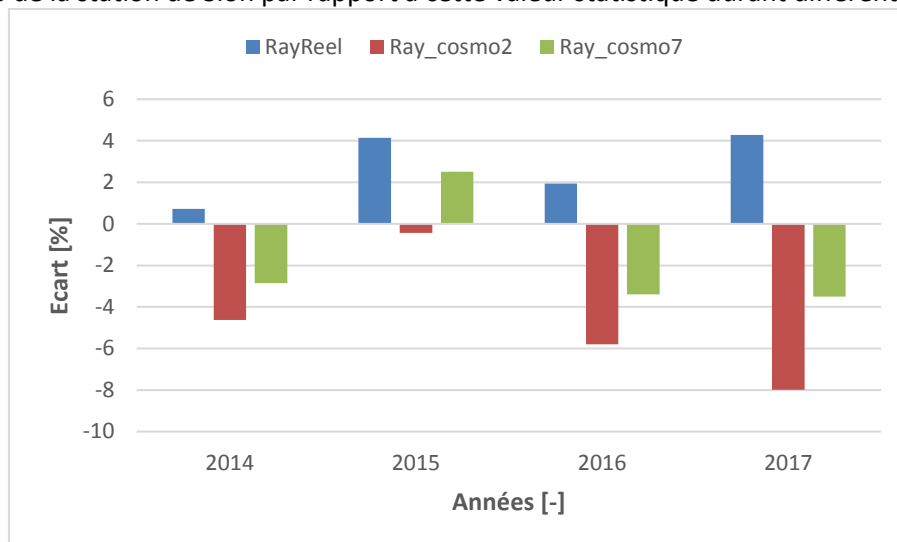
L'analyse concerne uniquement les données météorologiques prédictives et réelles de la station MétéoSuisse de Sion et de Crans-Montana des années 2014 à 2017. Seuls les paramètres de rayonnement global, température de l'air et vitesse de vent ont été observés en profondeur, puisqu'ils impactent le plus fortement sur la production photovoltaïque. En effet, outre l'intensité du rayonnement induisant la production d'électricité des panneaux photovoltaïque, la température peut induire une baisse de rendement des panneaux, tout comme la vitesse de vent un refroidissement de ces derniers, ce qui influe également sur le rendement. En fonction du type de panneau installé, la baisse de rendement peut atteindre 0.4%-0.5% par degré supérieur à 25°C à la surface des panneaux (Eco-energie, 2018). De forts vents peuvent, au contraire, limiter leur réchauffement.

A titre de comparaison, l'analyse se base sur les données statistiques 1996-2015 Météonorm pour la station de Sion.

5.4.1 Rayonnement global

5.4.1.1 Moyennes annuelles

Selon les statistiques Météonorm, le rayonnement annuel moyen s'élève à environ 163 W/m². A noter que la moyenne Météonorm est calculée sur les années 1996-2015 et ne comprend pas les années 2016 et 2017. Le graphique 11 ci-dessous représente l'écart en pourcent des mesures MétéoSuisse de la station de Sion par rapport à cette valeur statistique durant différentes années.

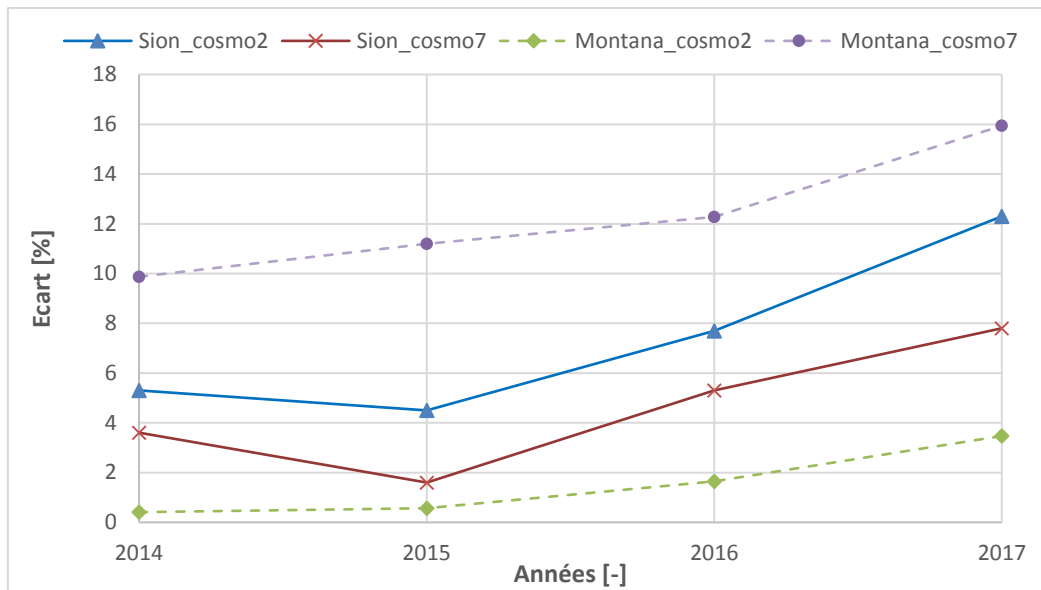


Graphique 11: Évolution des écarts de mesures du rayonnement moyen annuel MétéoSuisse par rapport à la valeur statistique Météonorm de 163 W/m²

Il apparaît clairement que les prévisions COSMO-2 sont constamment en-dessous de la moyenne statistique susmentionnée tandis que les mesures réelles sont systématiquement plus élevées. Les écarts s'accroissent depuis 2016, avec un pic en 2017 : les mesures réelles dépassent de 4% la valeur statistique tandis que les prévisions issues de COSMO-2 sont 8% plus basses.

Aussi le rayonnement moyen annuel prédit par COSMO-2 diverge d'environ 12% du rayonnement moyen annuel réel de MétéoSuisse en 2017.

Le graphique 12 indique l'évolution des écarts observés en pourcent entre le rayonnement moyen annuel réel de MétéoSuisse et les prévisions issues de COSMO-2 et COSMO-7 pour les stations météorologiques de Sion et Crans-Montana.

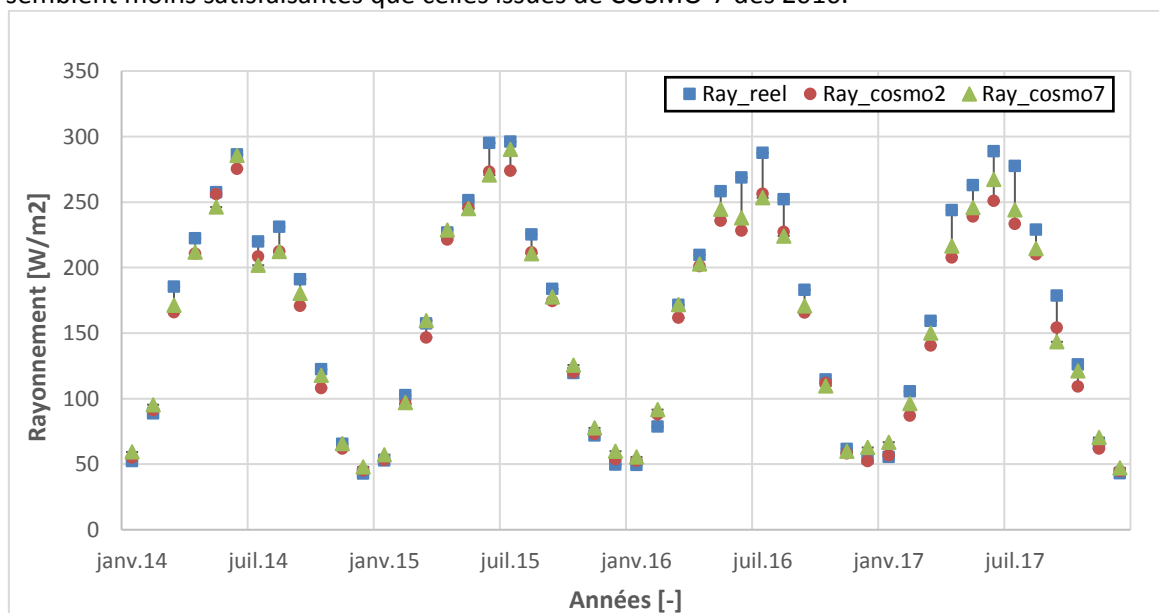


Graphique 12: Évolution des écarts de mesures du rayonnement moyen annuel prévu et réel entre 2014 et 2017

Tandis que les prévisions annuelles issues de COSMO-7 sont plus proches des mesures réelles pour Sion, ce sont les prévisions issues de COSMO-2 qui semblent plus représentatives pour Crans-Montana. Tendanciellement, les écarts entre les deux types de prévision et les mesures réelles s'accroissent depuis 2015 pour les deux stations concernées. L'écart entre les deux types de prévision est plus grand pour la station de Crans-Montana.

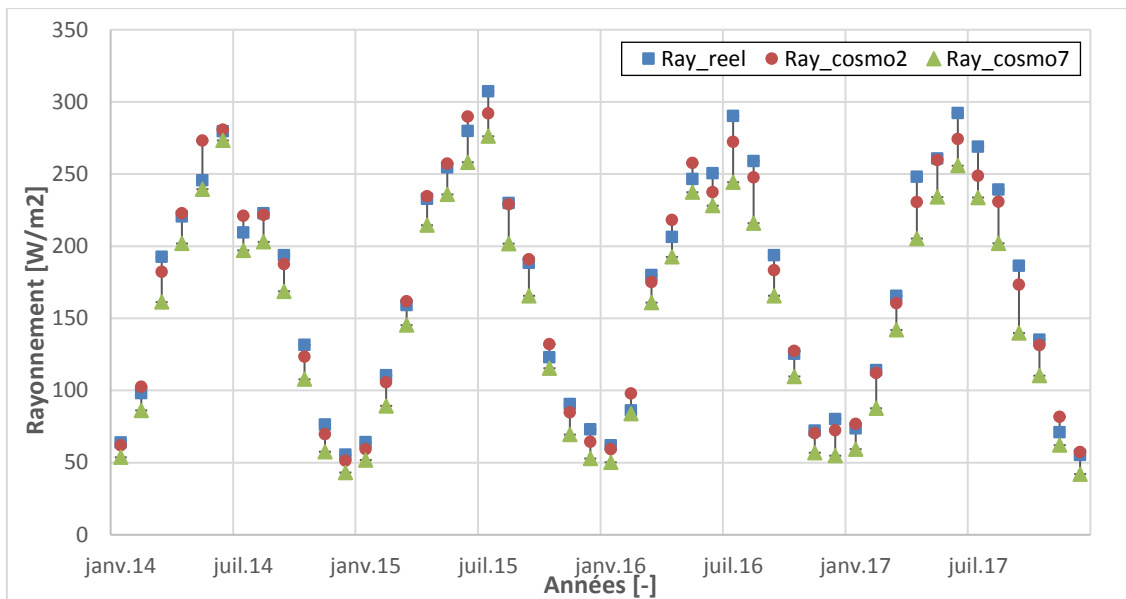
5.4.1.2 Moyennes mensuelles

Concernant les valeurs moyennes mensuelles de rayonnement pour Sion représentées sur le graphique 13, les prévisions sont plutôt sous-évaluées surtout pour les mois estivaux des années 2016 et 2017. L'écart entre le rayonnement mensuel réel et prévu via COSMO-2 peut atteindre plus de 20% pour le mois de septembre 2017 par exemple. Globalement les prévisions issues de COSMO-2 semblent moins satisfaisantes que celles issues de COSMO-7 dès 2016.



Graphique 13: Évolution de l'écart de mesures entre le rayonnement mensuel réel et prévu pour la station de Sion entre 2014 et 2017

Pour la station de Montana voir graphique 14, l'accentuation de l'écart pour les mois estivaux est moins marquée. Ici, les prévisions sont plutôt sous-évaluées et cela pour toutes les saisons. Néanmoins, contrairement à Sion, les prévisions issues de COSMO-2 sont globalement plus proches des mesures réelles.



Graphique 14: Évolution de l'écart de mesures entre le rayonnement mensuel réel et prévu pour la station de Crans-Montana entre 2014 et 2017

5.4.1.3 Données horaires

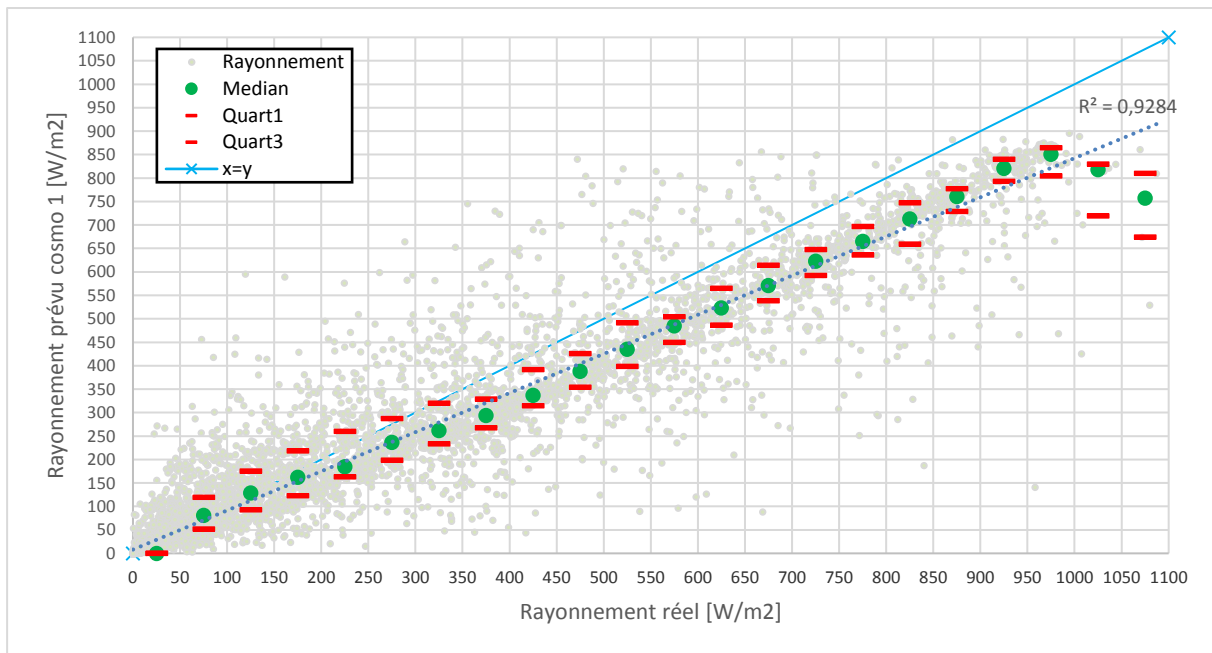
Les données annuelles et mensuelles peuvent fournir des renseignements sur les grandes tendances des mesures et prévisions. Néanmoins, des informations plus précises, journalières et horaires doivent également être prises en compte pour une analyse de fiabilité. Pour ce faire, seules les données de l'année 2017 sont étudiées.

Alors que la tendance relevée se confirme avec les moyennes journalières, les observations doivent être relativisées en étudiant de plus près les mesures horaires. Sont représentés sur les graphiques 15 et 16 suivants les prévisions de rayonnement en fonction des mesures réelles, les médianes, 1^{er} et 3^{ème} quartiles, la courbe représentative $x=y$ ainsi que le coefficient de détermination basé sur la courbe de tendance.

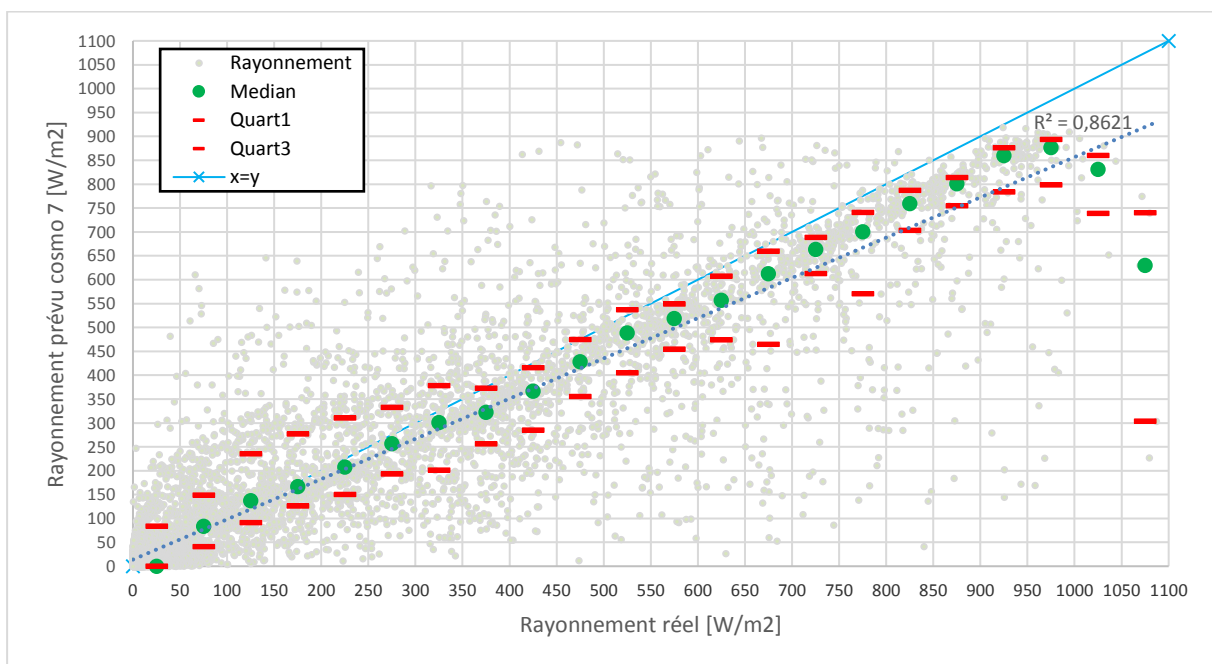
En effet, bien que les prévisions COSMO-7 peuvent globalement être plus proches des mesures réelles pour la station de Sion, la dispersion des prévisions est plus marquée, ce qui se traduit par des écarts interquartiles plus grands. Aussi se baser sur les prévisions COSMO-7 risqueraient de péjorer la fiabilité de l'algorithme de prévisions puisque ces dernières sont effectuées de manière horaire. Cela augmenterait théoriquement la variabilité du taux d'erreur.

Cette constatation se confirme également pour la station de Crans-Montana non représentée ci-dessous mais en annexe 2, bien que, dans ce cas-ci, ce sont les prévisions COSMO-1 qui sont globalement plus proches de la droite représentative $x=y$. Il apparaît également que l'écart entre le rayonnement prévu et réel s'accroît plus le rayonnement est élevé et cela pour toutes les saisons (voir annexe 3). Les prévisions de rayonnement pour les petites valeurs de rayonnement réel, jusqu'à environ 350 W/m² sont, elles, relativement bonnes.

A noter que les valeurs extrêmes doivent être nuancées car elles reposent sur des quantités de mesures relativement faibles.



Graphique 15: Distribution des prévisions COSMO-1 de rayonnement en fonction des classes d'irradiance de 50W/m2 pour la station de Sion en 2017

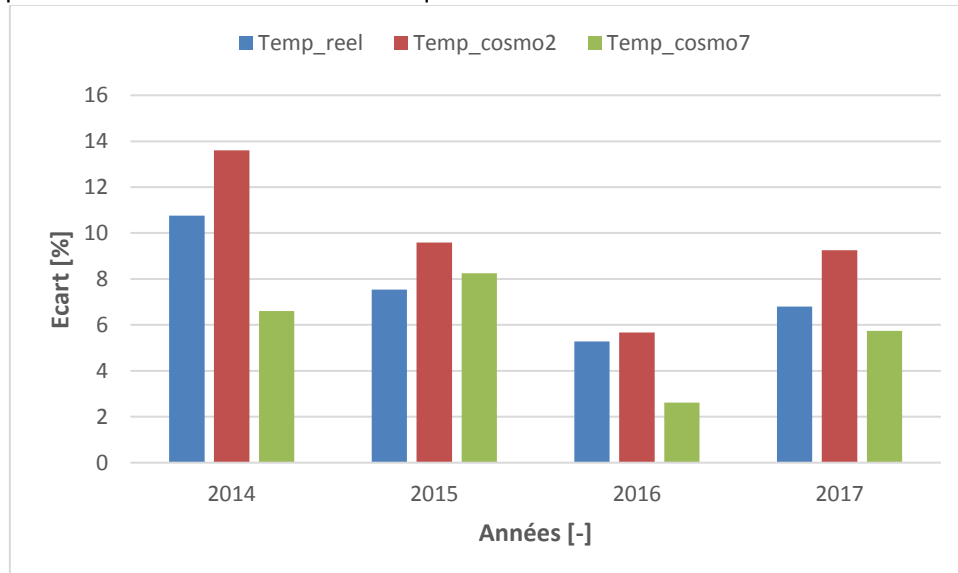


Graphique 16: Distribution des prévisions COSMO-7 de rayonnement en fonction des classes d'irradiance de 50W/m2 pour la station de Sion en 2017

5.4.2 Température de l'air à 2m du sol

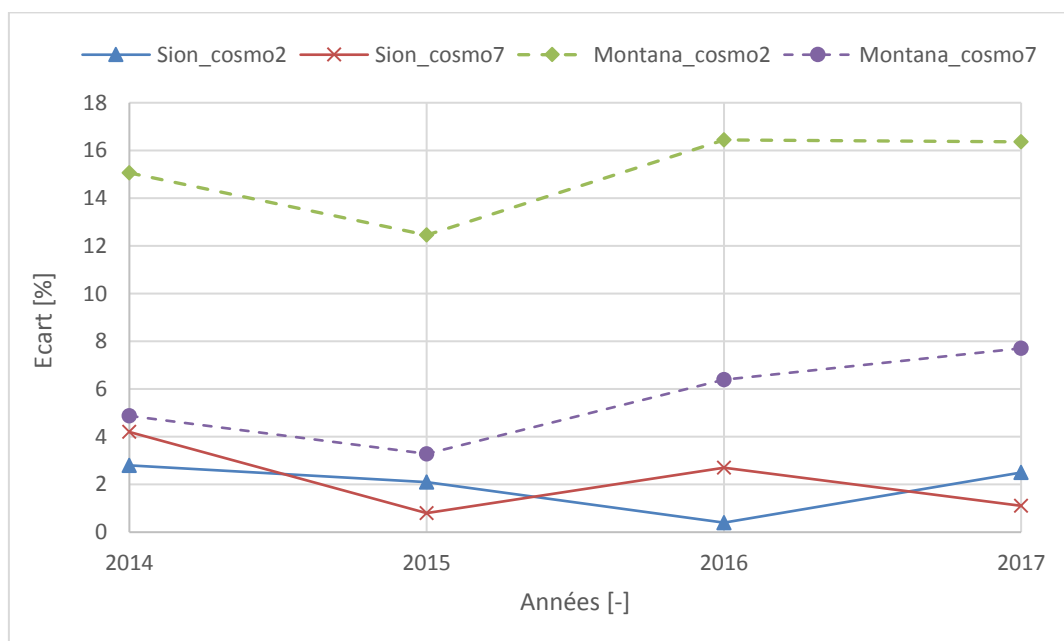
5.4.2.1 Moyennes annuelles

La température moyenne annuelle statistiquement recensée par Météonorm est d'environ 11°C. Comme le révèle le graphique 17, les moyennes annuelles aussi bien prédictives que réelles sont systématiquement plus élevée que la température moyenne annuelle statistique de Météonorm. Cela peut provenir du réchauffement climatique constatée ces dernières années.



Graphique 17: Évolution des écarts de mesures de la température moyenne annuelle MétéoSuisse par rapport à la valeur statistique Météonorm de 11°C

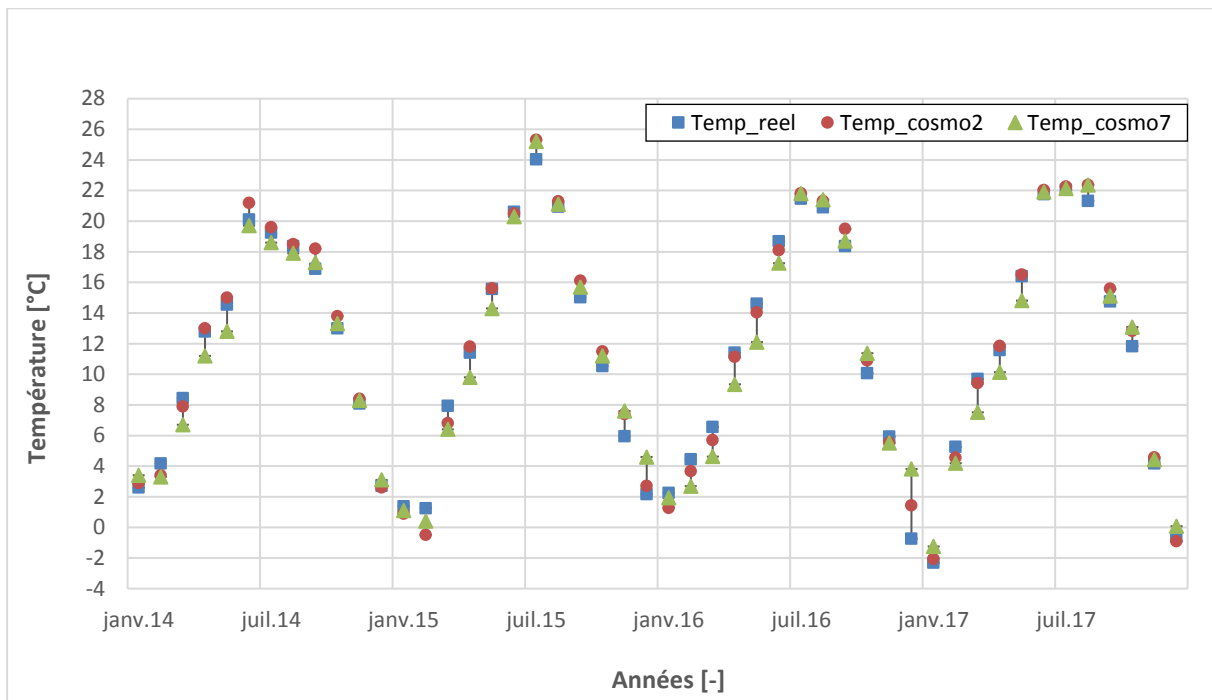
Concernant l'évolution des écarts de mesure de la température de l'air entre les mesures réelles et prédictives, aucune tendance ne peut être confirmée voire graphique 18. L'évolution est changeante. Néanmoins, les mesures issues de COSMO-2 pour Crans-Montana divergent énormément des mesures réelles. En principe, les prévisions de température sont moins bonnes pour la station en altitude.



Graphique 18: Évolution des écarts de mesures de la température moyenne annuelle prévue et réelle entre 2014 et 2017

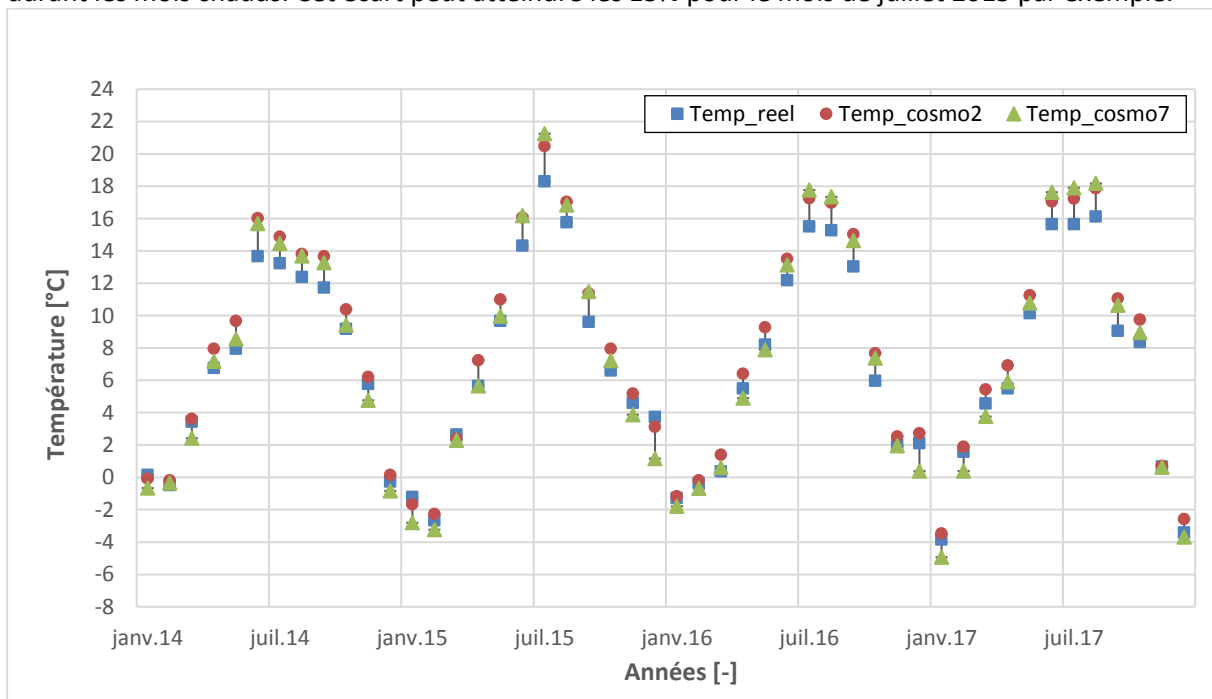
5.4.2.2 Moyennes mensuelles

Les prévisions COSMO en température sont proches des mesures réelles MétéoSuisse pour la station de Sion comme visible sur le graphique 19. Quelques exceptions existent telle que décembre 2016.



Graphique 19: Évolution de l'écart de mesures entre la température mensuelle réelle et prévue pour la station de Sion entre 2014 et 2017

Pour la station de Crans-Montana, les prévisions de température sont systématiquement surévaluées durant les mois chauds. Cet écart peut atteindre les 15% pour le mois de juillet 2015 par exemple.

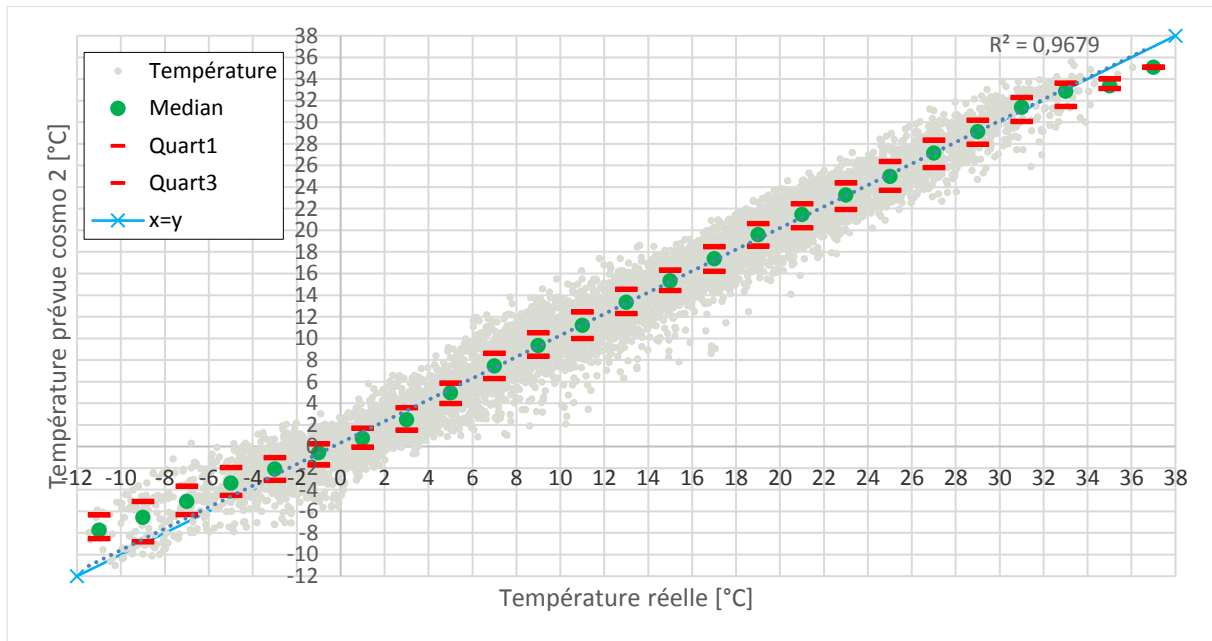


Graphique 20: : Évolution de l'écart de mesures entre la température mensuelle réelle et prévue pour la station de Crans-Montana entre 2014 et 2017

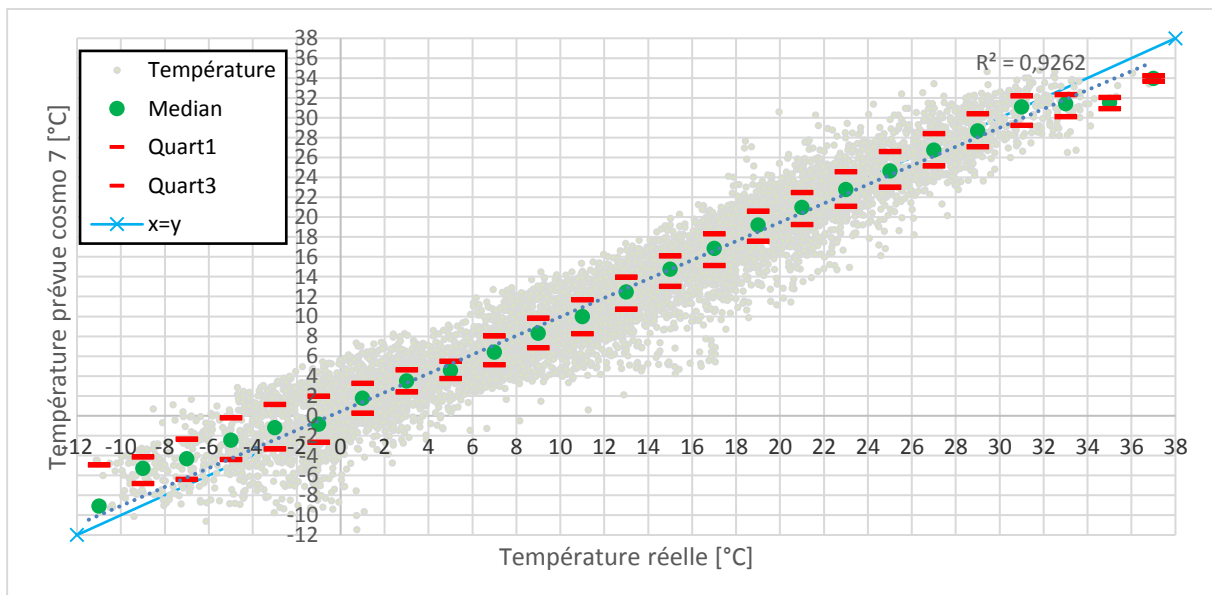
5.4.2.3 Données horaires

Concernant les moyennes journalières des températures, tout comme pour le rayonnement, elles confirment l'observation mensuelle : prévisions et réalité se confondent pratiquement.

D'un point de vu horaire le résultat est le suivant : les prévisions de température aussi bien COSMO-1 que COSMO-7 sont extrêmement fiables avec une légère surévaluation lorsque les températures sont négatives. Ici aussi, les écarts interquartiles et donc la dispersion est plus élevée pour les prévisions COSMO-7. Pour la station de Montana les observations sont les mêmes (cf annexe 4).



Graphique 21: Distribution des prévisions COSMO-1 de température en fonction des classes de température de 2°C pour la station de Sion en 2017

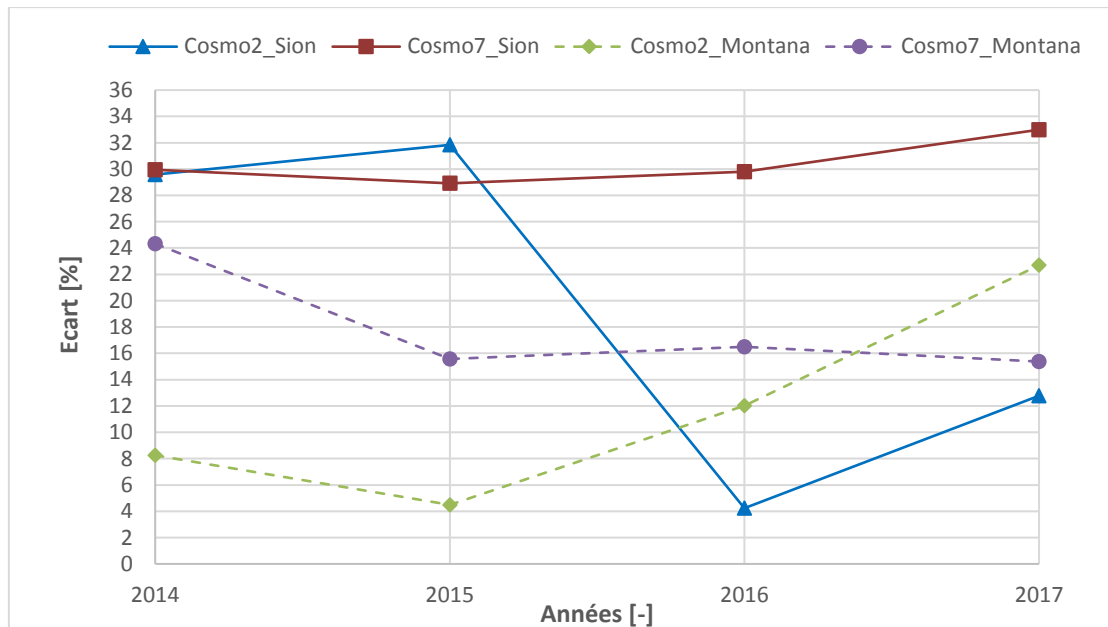


Graphique 22: Distribution des prévisions COSMO-7 de température en fonction des classes de température de 2°C pour la station de Sion en 2017

5.4.3 Vitesse du vent à 10m du sol

5.4.3.1 Moyennes annuelles

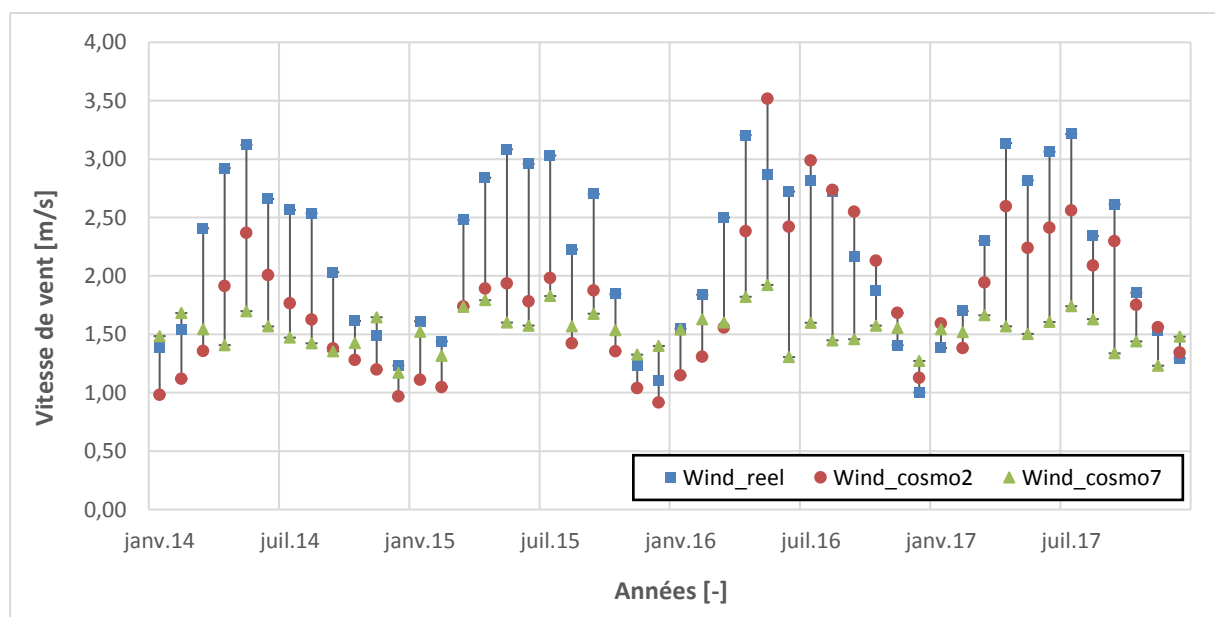
L'écart en pourcent entre les prévisions de vitesses de vent et la vitesse de vent réellement mesurée est changeant. Seuls les prévisions COSMO-7 semblent plus stables au cours des années.



Graphique 23: Évolution des écarts de mesures de la vitesse moyenne annuelle de vent prévue et réelle entre 2014 et 2017

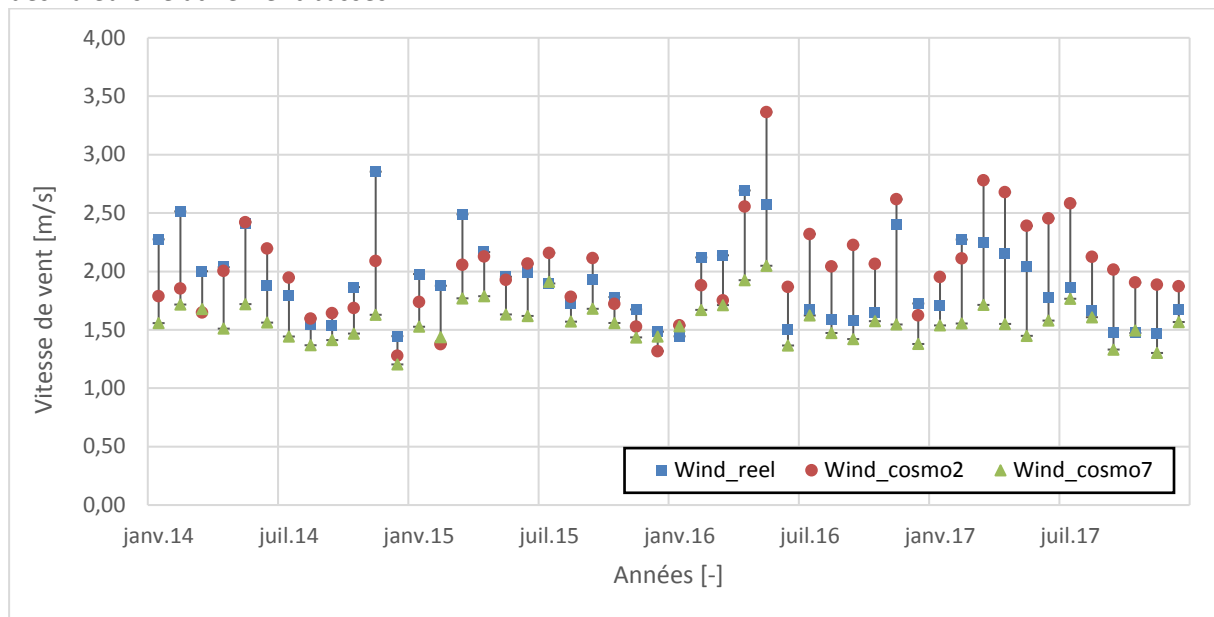
5.4.3.2 Moyennes mensuelles

Comme le montre le graphique 24 ci-dessous, les vitesses de vent sont le plus souvent sous-évaluées sauf en 2016. Les prévisions COSMO-2 semblent néanmoins plus proches des mesures réelles. COSMO-7 calcule des valeurs particulièrement basses.



Graphique 24: Évolution de l'écart de mesures entre la vitesse de vent mensuelle réelle et prévue pour la station de Sion entre 2014 et 2017

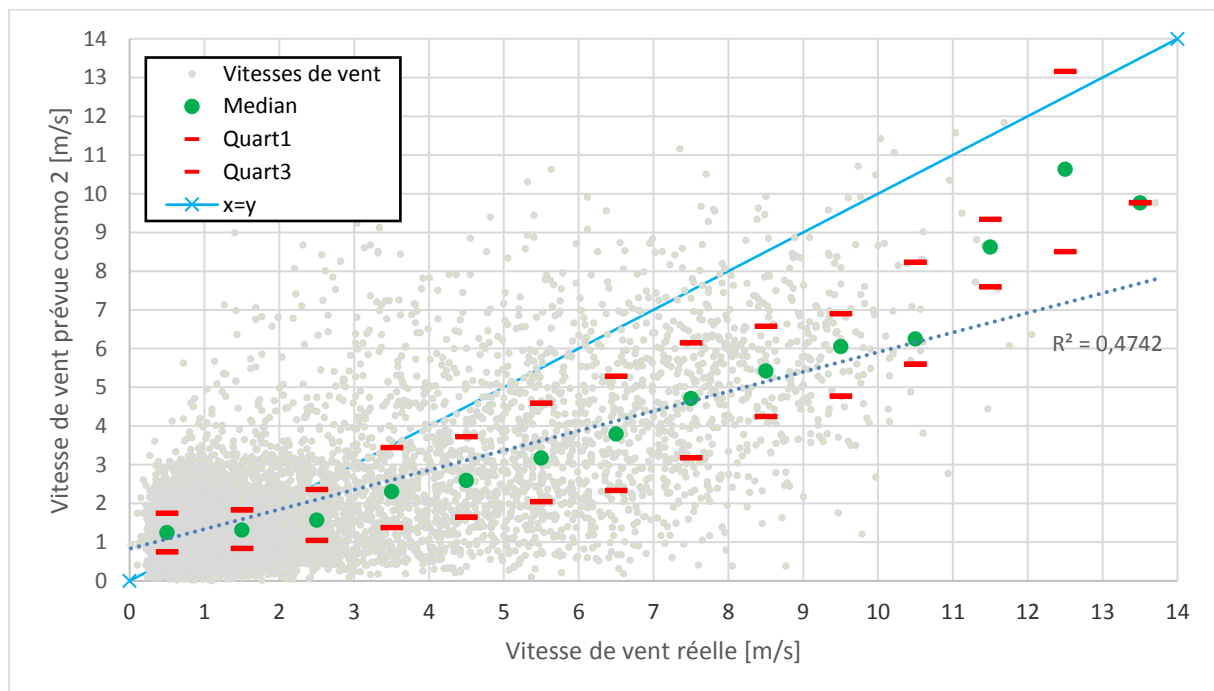
Tandis que les vitesses de vents sont sous-évaluées pour la station de Sion, elles sont plutôt surévaluées pour la station de Crans-Montana, surtout en 2017. COSMO-7 calcule, dans ce cas aussi, des valeurs relativement basses.



Graphique 25:Évolution de l'écart de mesures entre la vitesse de vent mensuelle réelle et prévue pour la station de Montana entre 2014 et 2017

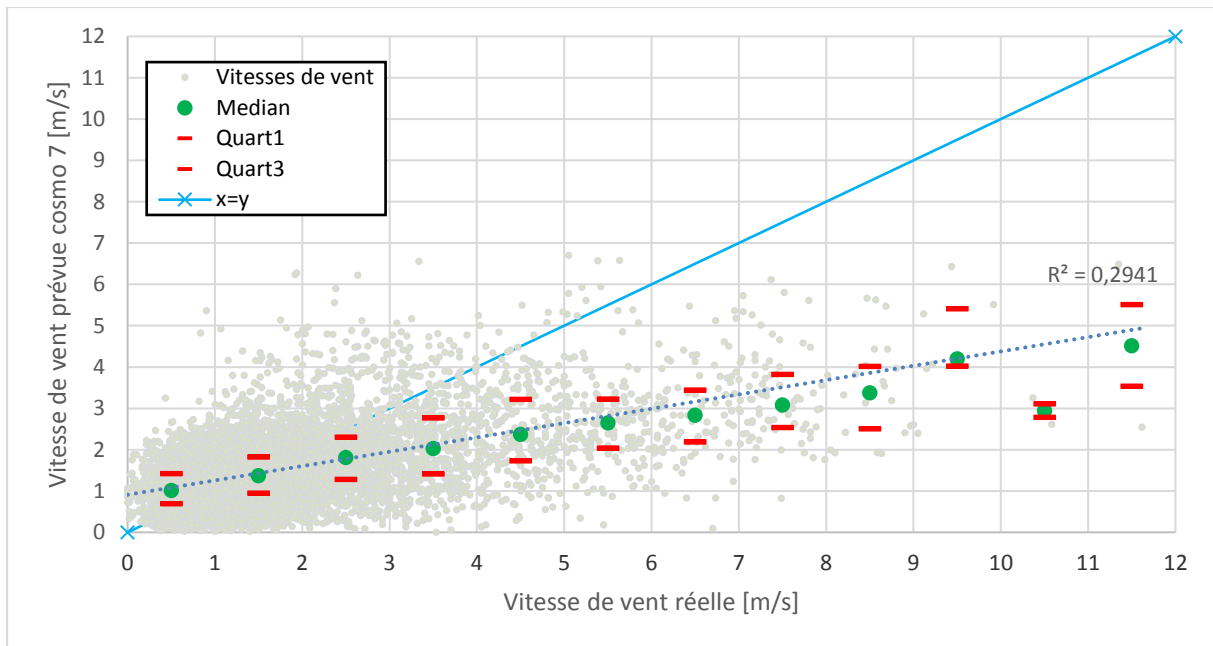
5.4.3.3 Données horaires

Tout comme pour les deux paramètres météorologiques discutés précédemment, la tendance journalière confirme les tendances annuelles et mensuelles. Les données horaires, en revanche, attestent d'une fiabilité très mauvaise aussi bien à Sion qu'à Montana (cf. annexe 5). Les vitesses de vent sont globalement largement sous-évaluées et les écarts interquartiles conséquents sauf pour les faibles vitesses de vent jusqu'à 2.5 m/s.



Graphique 26:Distribution des prévisions COSMO-1 de vitesse de vents en fonction des classes de vitesse de vent de 1m/s pour la station de Sion en 2017

Pour les prévisions COSMO-7 des vents, les écarts interquartiles sont plus faibles néanmoins, la tendance s'écarte grandement de la courbe représentative $x=y$.



Graphique 27: Distribution des prévisions COSMO-1 de vitesse de vent en fonction des classes de vitesse de vent de 1 m/s pour la station de Sion en 2017

5.4.4 Synthèse

Les prévisions COSMO-1 de rayonnement, température et vitesse de vent sont plus fiables que celles issues de COSMO-7. Aussi est-il pertinent que l'algorithme se base le plus possible sur ce type de prévision. La possibilité de faire recours à l'un ou l'autre type de prévision dépend de l'horizon des prévisions réalisées : intraday, day-ahead, etc.

Dans le cas concret, comme l'algorithme propose des prévisions de production pour le lendemain, ces dernières sont principalement calculées sur la base de COSMO-1. En effet, comme mentionné précédemment COSMO-1, est utilisé pour les 36 premières heures de prévision et COSMO-7 pour les 12 heures restantes, donc pour les prévisions du soir et durant la nuit lorsqu'il n'y a pas de production photovoltaïque.

Rayonnement global

Le rayonnement prévu est sous-évalué pour les valeurs de rayonnement. Dès 300-350W/m² le 75% des prévisions se trouvent en-deçà du rayonnement réel mesuré pour la station de Sion et Montana. Ce pourcentage augmente avec la valeur du rayonnement réel. Bien que les prévisions COSMO-7 sont globalement plus proches de la droite représentative $x=y$ pour la station de Sion uniquement, la dispersion des points – qui se traduit par des écarts interquartiles plus importants - y est plus grande, ce qui peut théoriquement augmenter la variabilité des taux d'erreur de l'algorithme.

Température de l'air à 2m du sol

Les prévisions de température sont les plus fiables. Elles sont légèrement surévaluées lorsque les températures sont négatives. Aussi ce paramètre ne devrait pas être central pour expliquer la cause des divergences entre production réelle et prévision.

Vitesse de vents à 10m du sol

Les prévisions de vitesses de vent restent médiocres surtout pour les vitesses élevées. Elles semblent adéquates pour les vitesses faibles jusqu'à environ 2.5 m/s. Les rafales de vent semblent de ce fait peu prévisibles et ainsi, le refroidissement des panneaux.

5.5 ANALYSE DES DONNÉES ÉNERGÉTIQUES

Ce paragraphe s'intéresse aux prévisions énergétiques. Seules les installations pour lesquelles des mesures complètes sont enregistrées durant l'année 2017, année sur laquelle repose l'étude, sont prises en compte pour l'élaboration d'une vision d'ensemble. Pour les observations plus détaillées, l'analyse a été restreinte sur neuf installations ainsi que sur les prévisions réalisées pour l'ensemble des installations télémétrées.

Commune	Puissance installée	Dénomination
Sion	22 kWp	Sion_22kWp
Sion	253 kWp	Sion_253kWp
Sion	582 kWp	Sion_582kWp
Uvrier	137 kWp	Uvrier_137kWp
Vétroz	1.2 MWp	Vétroz_1.2MWp
Conthey	118 kWp	Conthey_118kWp
Evolène	32 kWp	Evolène_32kWp
Montana	27 kWp	Montana_27kWp
Montana	177 kWp	Montana_177kWp
-	Totale – environ 12MW	Total

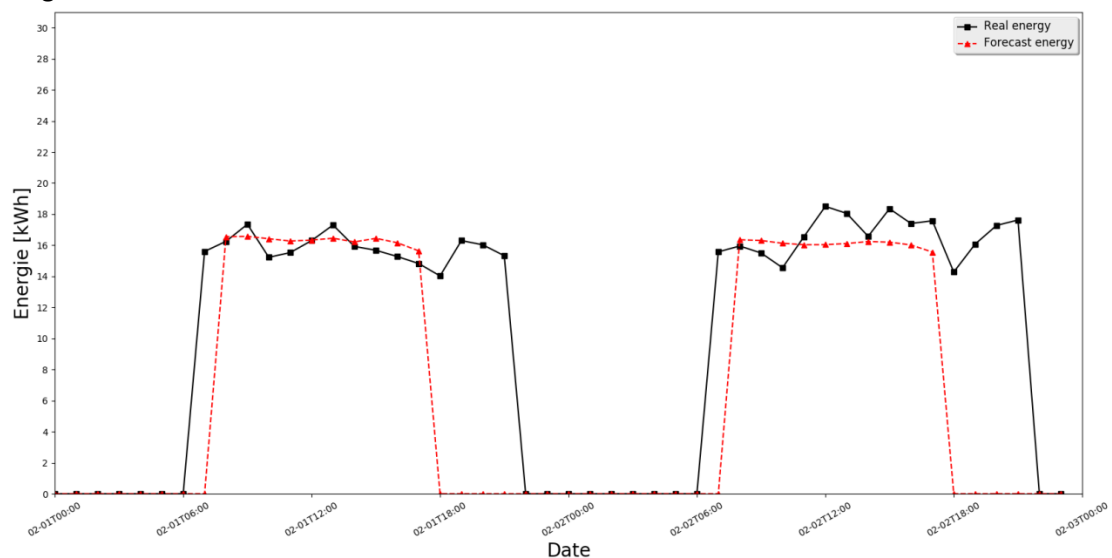
Tableau 8: Installations analysées, puissances installées et dénomination

Le choix de ces installations sur différentes communes et différentes altitudes a été effectué afin d'obtenir des informations relatives à l'ensemble du territoire.

5.5.1 Installations

Bien que des prévisions sont réalisées pour 56 installations, huit d'entre-elles ne semblent plus transmettre leurs productions réelles d'énergie, du moins selon l'état au 1^{er} août 2018. Soit ces installations n'existent plus ou ne sont plus raccordées au réseau pour cause de travaux ou d'entretien par exemple, soit la transmission des mesures connaît un problème.

De plus, une des installations pour laquelle des prévisions existent semble être une installation de couplage chaleur-force (CCF) et non pas du solaire photovoltaïque. Le profil de production ci-dessous le souligne.



Graphique 28: Profil de production d'une installation suspectée d'être du CCF

Il conviendrait de vérifier ces points d'autant plus que l'algorithme calcule une prévision totale, donc pour l'ensemble des installations télémétrées, sur la base de chacune des installations prise

séparément. Un profil si différent tel que celui d'un équipement CCF peut fausser la prévision globale même si dans le cas actuel la production de moins 25 kWh n'a qu'un faible impact.

Type de mesures	Nombre d'installation
Manquantes - None	7
Valeur à 0 kWh	2 (y compris CCF)

En fonction des cas, les conséquences peuvent être de trois natures :

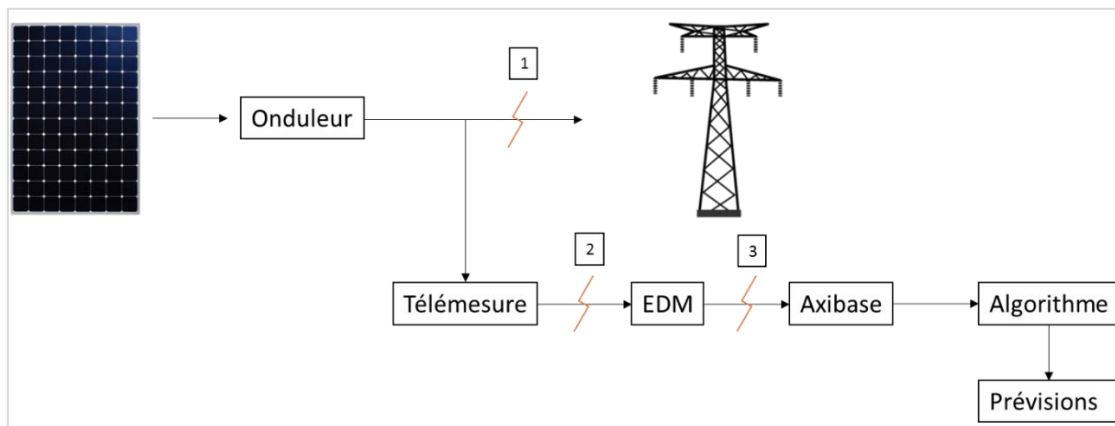


Figure 15: Origine des mesures manquantes ou égales à zéro et conséquences possibles

1. L'installation n'injecte plus de puissance sur le réseau, transmettant des mesures de zéro kW à l'ESR et à l'algorithme

Comme l'algorithme continue de recevoir des mesures réelles de l'installations en question, même si elles valent zéro, des prévisions continueront d'être réalisées puisqu'elles se basent sur les prévisions météorologiques et l'historique des productions.

La conséquence se traduit par un écart important entre la production prévue et la production réelle nulle ce qui peut impacter sur les coûts de l'énergie d'ajustement, ce d'autant plus si la coupure de l'injection n'est pas communiquée et prolongée.

2. L'installation continue d'injecter de la puissance sur le réseau mais la télémessure rencontre un problème ne transmettant pas l'information

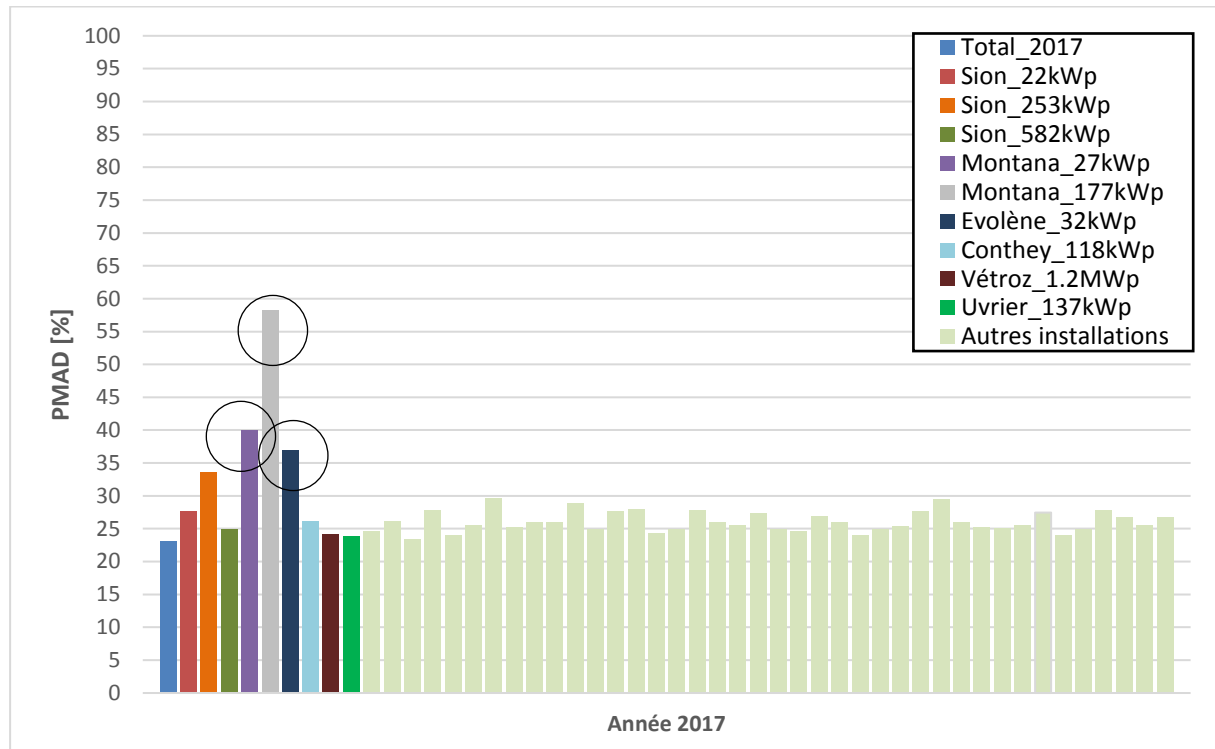
Les conséquences financières sont en principe moins marquées. En effet, aussi bien du côté de l'ESR, que de l'eEnergy Center, les prévisions peuvent être réalisés sur respectivement l'expérience ou l'historique des productions énergétiques. Néanmoins pour le cas de l'algorithme, un manque sur le long terme des mesures peut impacter sur son apprentissage puisque les prévisions de l'installation en question se baseront sur un historique non actualisé.

3. Un problème survient lors de la transmission des mesures de l'ESR vers l'eEnergy Center

Cela n'a aucun impact pour l'ESR mais comme pour le deuxième cas, cela peut impacter sur les performances de l'algorithme via un apprentissage non actualisé.

5.5.2 Taux d'erreur PMAD

Le graphique 29 ci-dessous affiche le taux d'erreur PMAD annuel des différentes installations pour lesquelles des mesures étaient disponibles en 2017. Tandis que globalement le taux d'erreur est inférieur à 30%, quatre installations sortent du lot. Parmi elles, les trois présentant les taux d'erreur annuels les moins bons se situent en altitude, soit à Crans-Montana à 1400m respectivement 2100m d'altitude, soit à Évòlène à 1360m.



Graphique 29: PMAD annuel 2017 des différentes installations

Les taux d'erreur mensuels de l'année 2017 des différentes installations sont représentés en annexe 6.

Sur la base de ces graphiques, les constats suivants peuvent être faits :

- Les taux d'erreur des mois de janvier et décembre sont élevés variant entre 40% et 175%
- Les prévisions des installations sont en principe moins fiables pour les mois enneigés à savoir en janvier, respectivement de janvier à avril pour les installations en altitude et de novembre à décembre.
- Les prévisions des installations en plaine sont moins favorables que celles des installations en altitude pour le mois de décembre.
- Le taux d'erreur est globalement plus faible de juin à octobre.

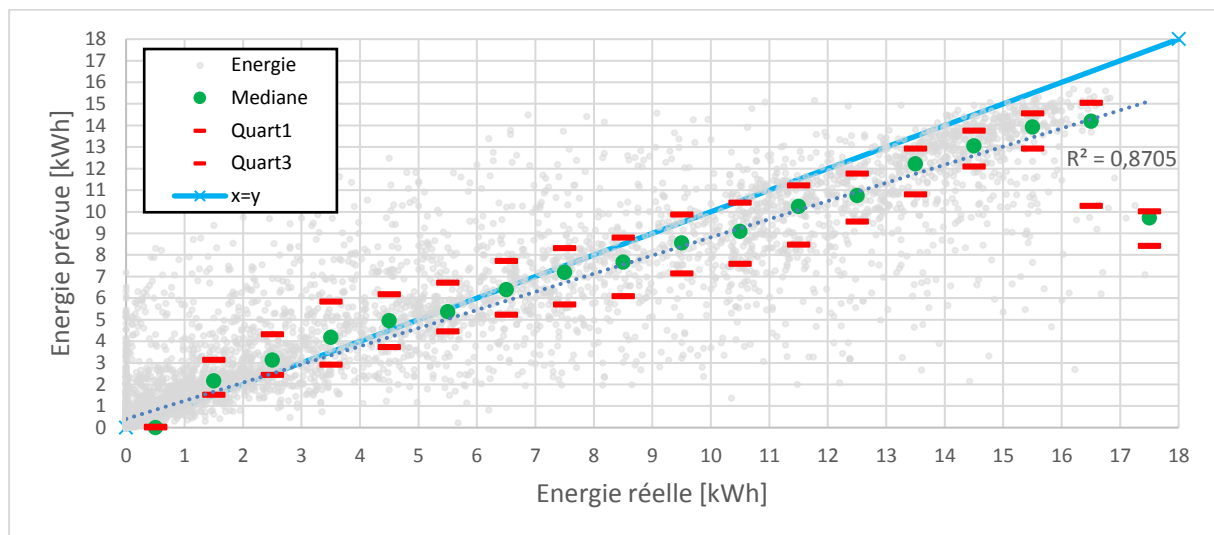
A noter que les taux d'erreur limités à 200% proviennent comme mentionné précédemment d'une production réelle nulle hors période de neige. Les barres manquantes traduisent une absence des données réelles. De plus, le fait que l'installation Montana_27kWp ne suive pas toujours la tendance des deux autres installations situées en altitude est dû au déneigement des panneaux photovoltaïques lorsque cela est possible.

Ces observations révèlent que le paramètre « neige » semble mal intégré dans l’algorithme. Le fait que les prévisions soient plus favorables pour les installations en altitude durant le mois de décembre peut s’expliquer par le caractère exceptionnel de la quantité de neige tombée en plaine autours du 10 décembre 2017 compte tenu des neiges des années précédentes. Aussi le chapitre 5.5.4 se penchera plus particulièrement sur l’aspect de la neige.

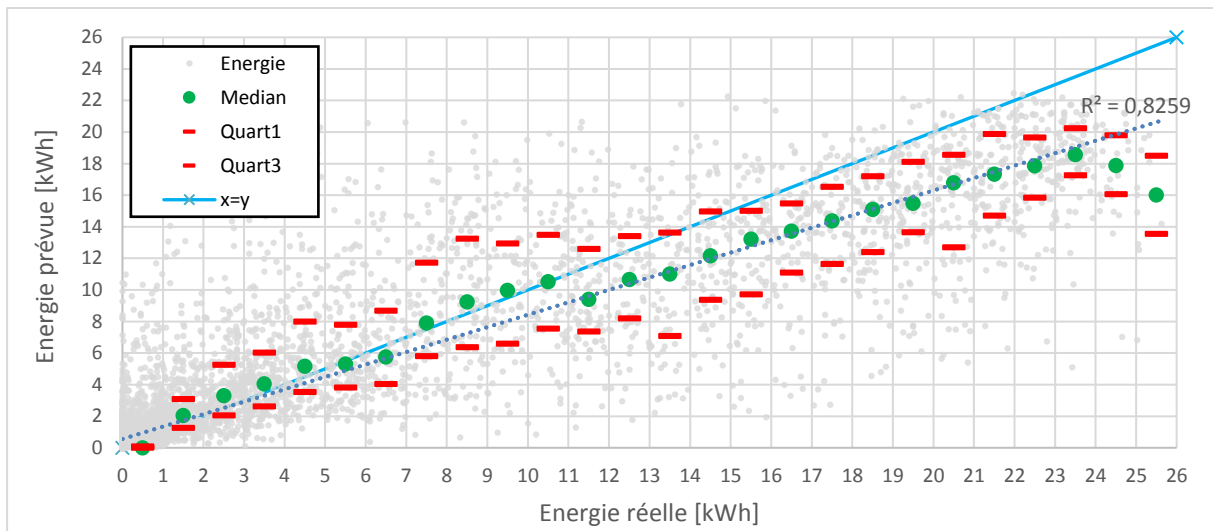
5.5.3 Données horaires

Les deux graphiques ci-dessous représentent les prévisions énergétiques en fonction des mesures réelles pour les installations Sion_22kWp, Vétroz_1.2MW, Evolène_32kWp et Montana_177kWp. Y sont apposés, les médianes par classes d’énergie, le 1^{er} et 3^{ème} quartile, la courbe représentative $x=y$ ainsi que le coefficient de détermination R^2 basé sur la courbe de tendance. Les représentations graphiques des six autres installations étudiées se trouvent en annexe 7.

Un trait commun relie les prévisions de production. Ces dernières semblent légèrement surévaluées pour les petites valeurs d’énergie réelle et sous évaluées pour les grandes valeurs d’énergie. A noter que les termes « petit » et « grand » sont relatifs à chacune des installations. Autrement dit, les prévisions sont le plus souvent surévaluées sur environ 40% de la courbe et sous-évaluées sur les 60% restants.

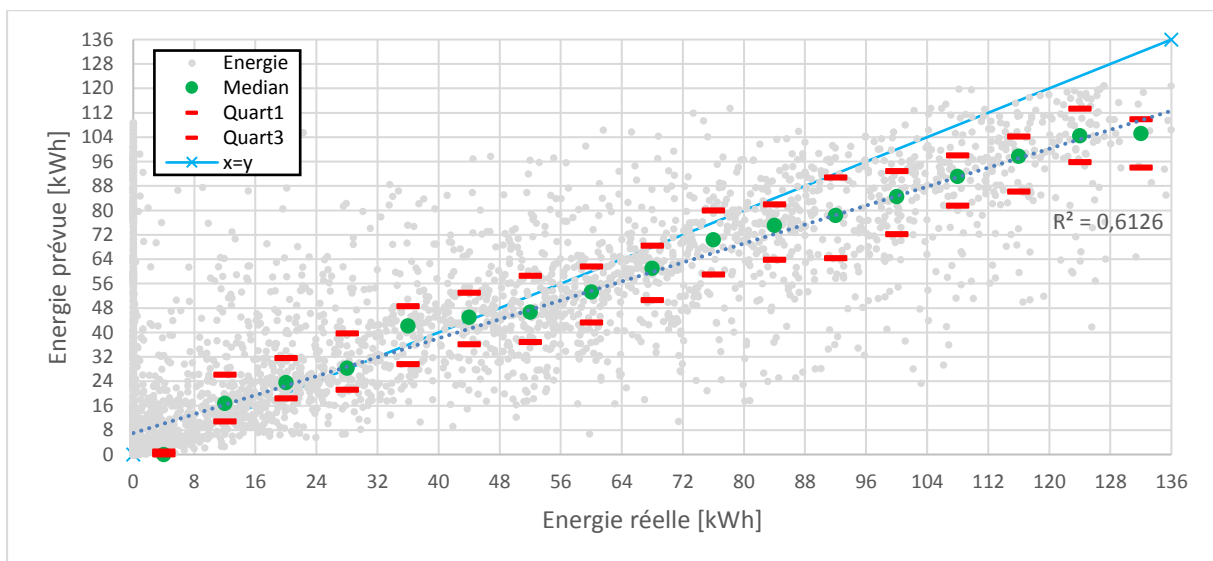


Graphique 30: Distribution des prévisions énergétiques en fonction des classes d’énergie réelle de 1kWh de l’installation Sion_22kWp en 2017

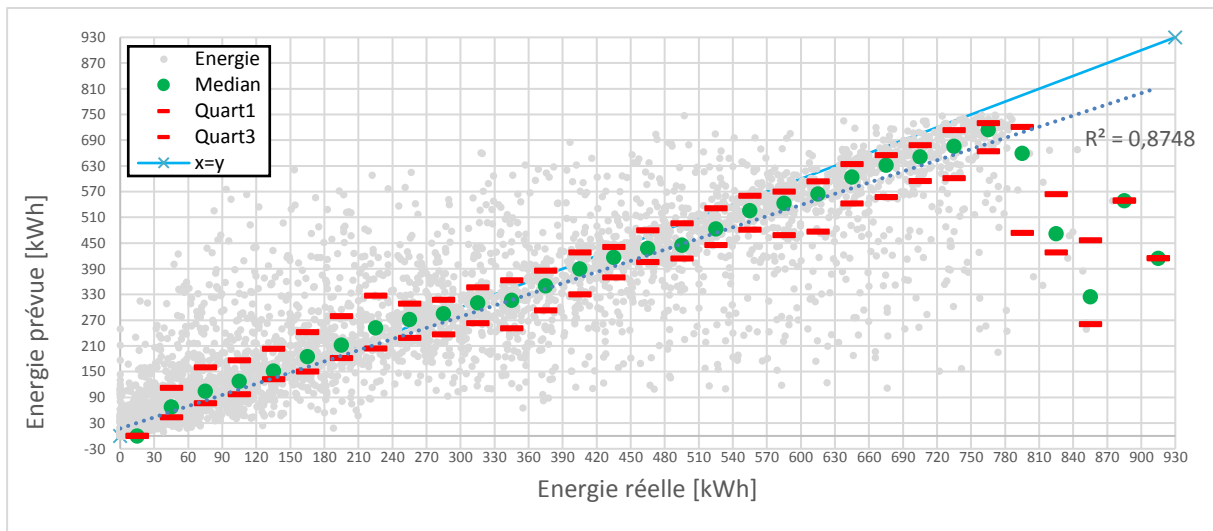


Graphique 31: Distribution des prévisions énergétiques en fonction des classes d'énergie réelle de 1kWh de l'installation Evolène_32kWp en 2017

Les écarts interquartiles sont plus importants pour les deux stations en altitude Evolène_32kWp et Montana_177kWp. La dispersion accentuée des prévisions pour l'installation située à Evolène peut éventuellement s'expliquer par le fait qu'il s'agisse de l'unique installation distante de toute station météorologique. Située en montagne, les stations météorologiques les plus proches sont celles de Sion et Grône, localisées toutes les deux en plaine et donc peu représentatives de la situation.



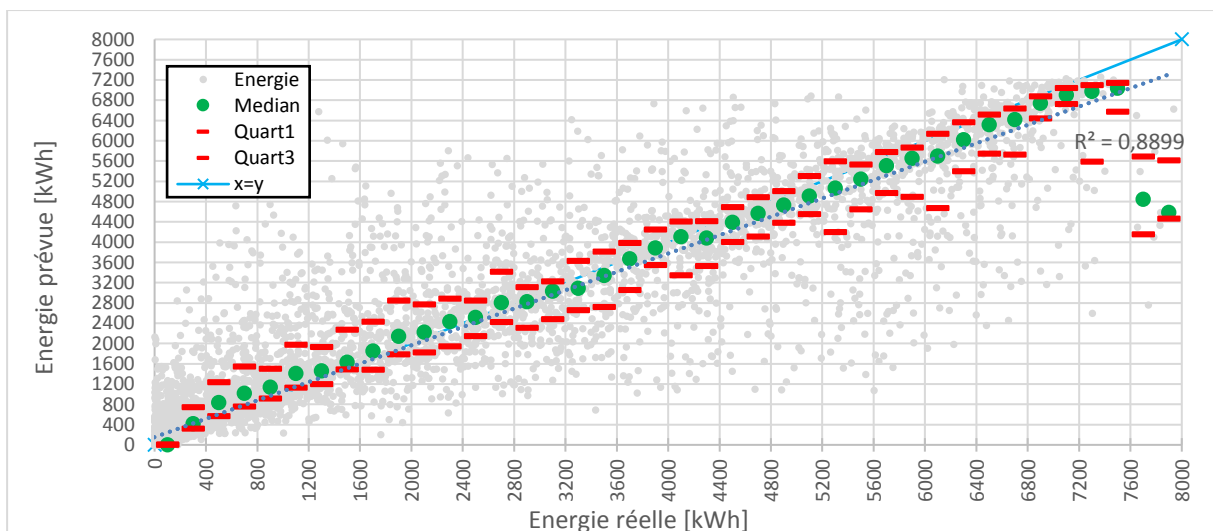
Graphique 32: Distribution des prévisions énergétiques en fonction des classes d'énergie réelle de 8kWh de l'installation Montana_177kWp en 2017



Graphique 33: Distribution des prévisions énergétiques en fonction des classes d'énergie réelle de 30 kWh de l'installation Vétroz_1.2MW en 2017

Une troisième observation peut être faite, plus la puissance de l'installation étudiée est grande, plus les prévisions réalisées sont proches de la droite représentative $x=y$ et ainsi des prévisions « idéales », et plus le coefficient de détermination est élevé, traduisant une forte corrélation entre les mesures réelles et les prévisions. L'unique exception parmi les installations étudiées est l'installation Sion_253kWp qui semble présenter des écarts interquartiles modérés comme les autres installations situées en plaine, mais un éloignement prononcé de la courbe représentative comme les installations situées en altitude.

Finalement, la dispersion des prévisions lorsque l'ensemble des installations télémétrées est pris en compte, semble similaire à celle visible pour les installations en plaine. Néanmoins les prévisions pour les grandes valeurs d'énergie semblent plus se rapprocher de la courbe représentative traduisant éventuellement un foisonnement.



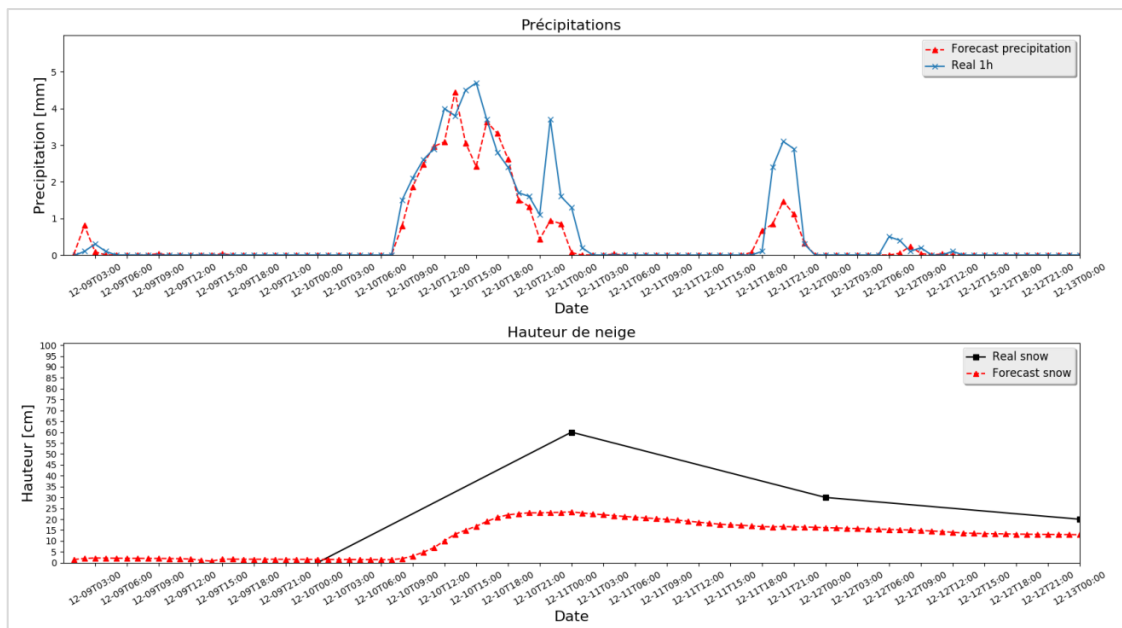
Graphique 34: Distribution des prévisions énergétiques en fonction des classes d'énergie réelle de 200kWh pour l'ensemble des installations en 2017

5.5.4 Cas neige

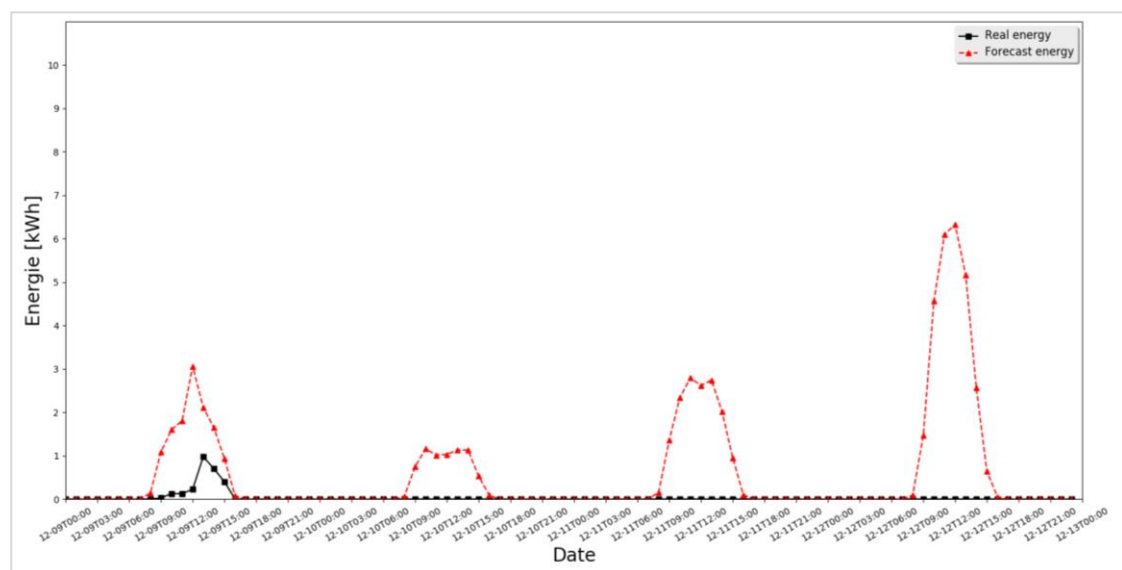
Comme mentionné lors de la description de l'algorithme, ce dernier contient certaines règles. Aussi la production d'énergie prédite devrait être nulle lorsqu'il fait nuit ou lorsqu'une certaine hauteur de neige est prévue.

L'observation des courbes de production énergétique des différentes installations indique néanmoins une prévision d'énergie non nulle lorsque de la neige est prévue et cela indifféremment de la hauteur de la couche neigeuse.

Comme le montre cet exemple, bien que 25 cm de neige soit prévu pour le 10.12.2017 à Sion (graphique 35), une production d'énergie est prédite pour cette installation de 22kWp située en plaine avec une tendance à la hausse les jours suivants et ce malgré une stagnation prévue de la hauteur de la couche de neige (graphique 36). Le format des dates est *Mois-Jour T Heure: Minutes*.

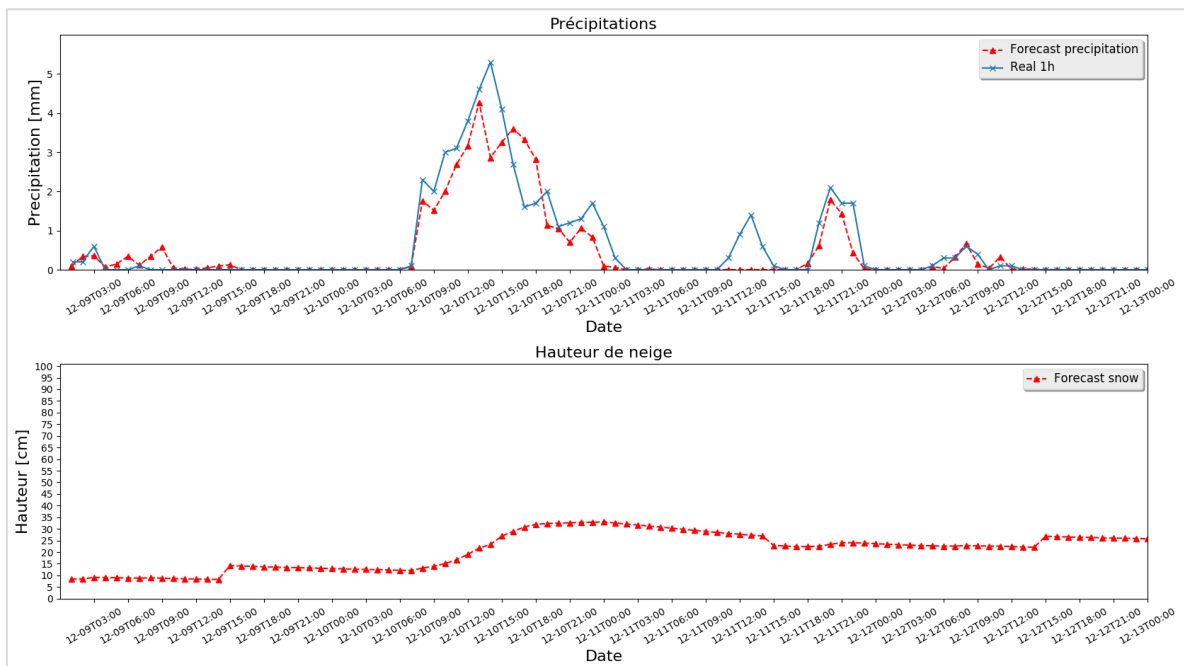


Graphique 35: Précipitations et couche neigeuse prévues pour la station météorologique de Sion, période du 09.12.2017-13.12.2017

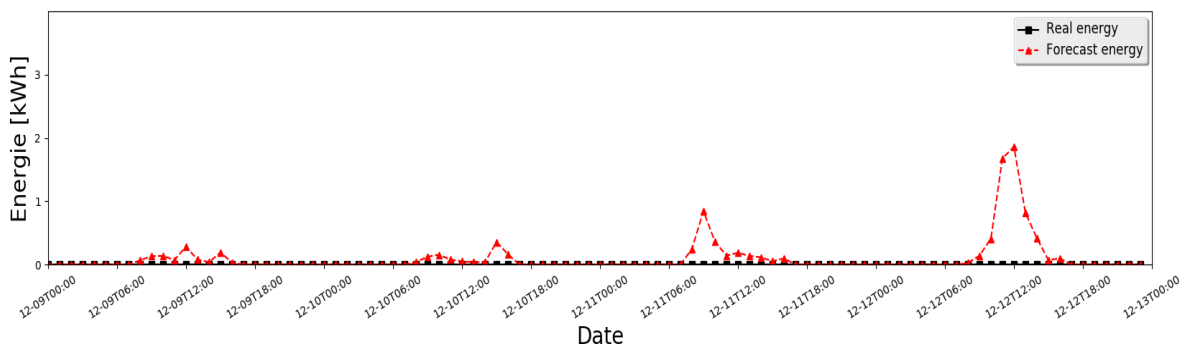


Graphique 36: Production énergétique réelle et prévue pour une installation de 22kWp située à Sion, période du 09.12.2017-13.12.2017

Cet aspect est également visible mais moins marqué pour les trois installations situées en montagne, par exemple pour l'installation de 177kWp située à Montana. Pour une prévision neigeuse supérieure de 10 cm sur la période considérée, la prévision de production est très faible.

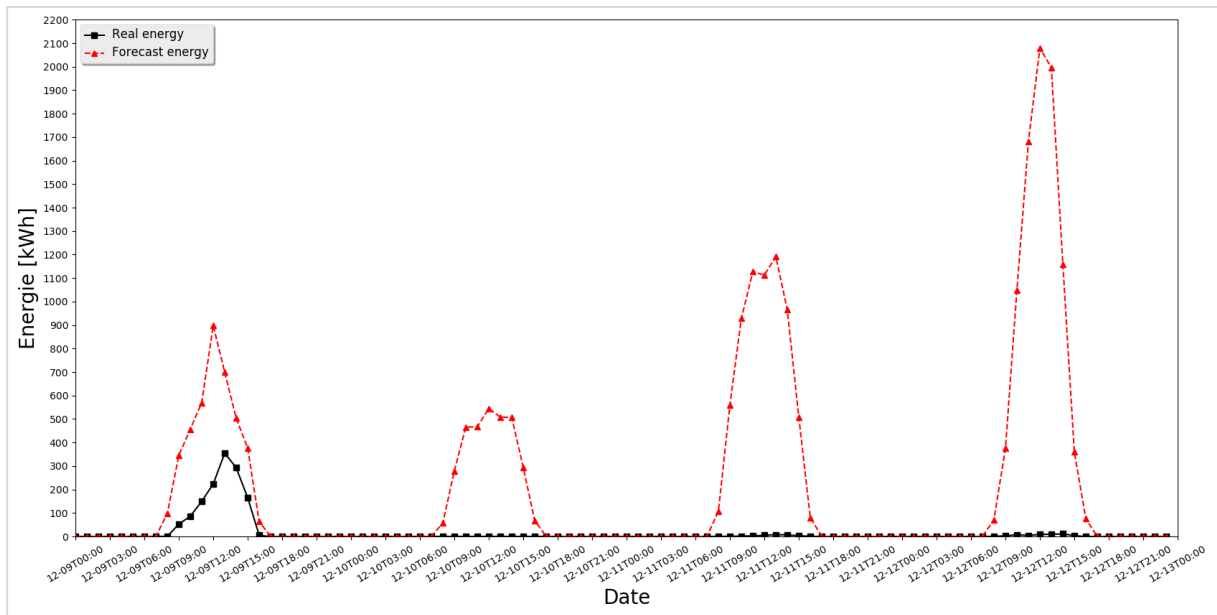


Graphique 37: Précipitations et couche neigeuse prévues pour la station météorologique de Montana, période du 09.12.2017-13.12.2017



Graphique 38: Production énergétique réelle et prévue pour une installation de 177kWp située à Montana, période du 09.12.2017-13.12.2017

Bien que la production prévue soit faible pour chacune des installations prises individuellement, cet aspect impacte fortement sur les résultats englobant l'intégralité des installations pour lesquels l'écart entre la production prévue et réelle peut atteindre plus de 2 MWh conduisant à des coûts d'énergie d'ajustement élevés. Dans ce cas-ci, pour les quatre jours représentés, les coûts s'élèveraient à un peu moins de 4000 Euros soit environ 4'500CHF, ce qui est non négligeable compte tenu du fait qu'il ne s'agit que de la puissance installée télémessurée et non pas de l'ensemble des installations photovoltaïques, sans oublier que le nombre d'installations raccordées au réseau ne cesse de croître ces dernières années.

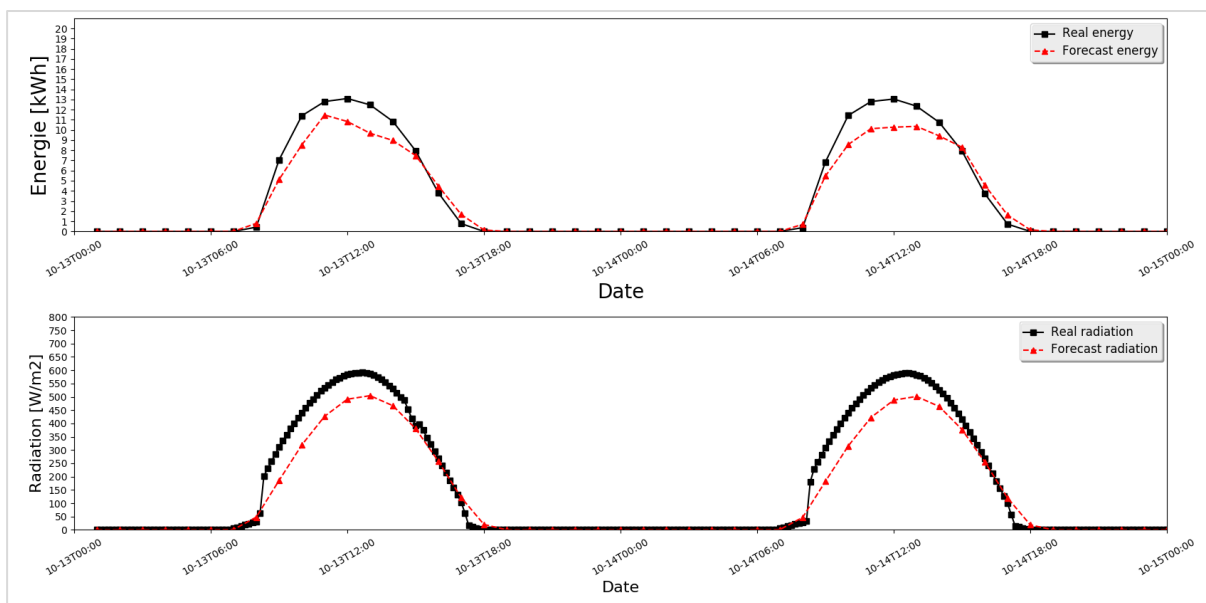


Graphique 39: Production énergétique réelle et prévue pour l'intégralité des installations, période du 09.12.2017-13.12.2017

Aussi, l'hypothèse selon laquelle les prévisions de production pour les journées enneigées ne devraient pas être péjorées outre mesure ne peut pas être vérifiée.

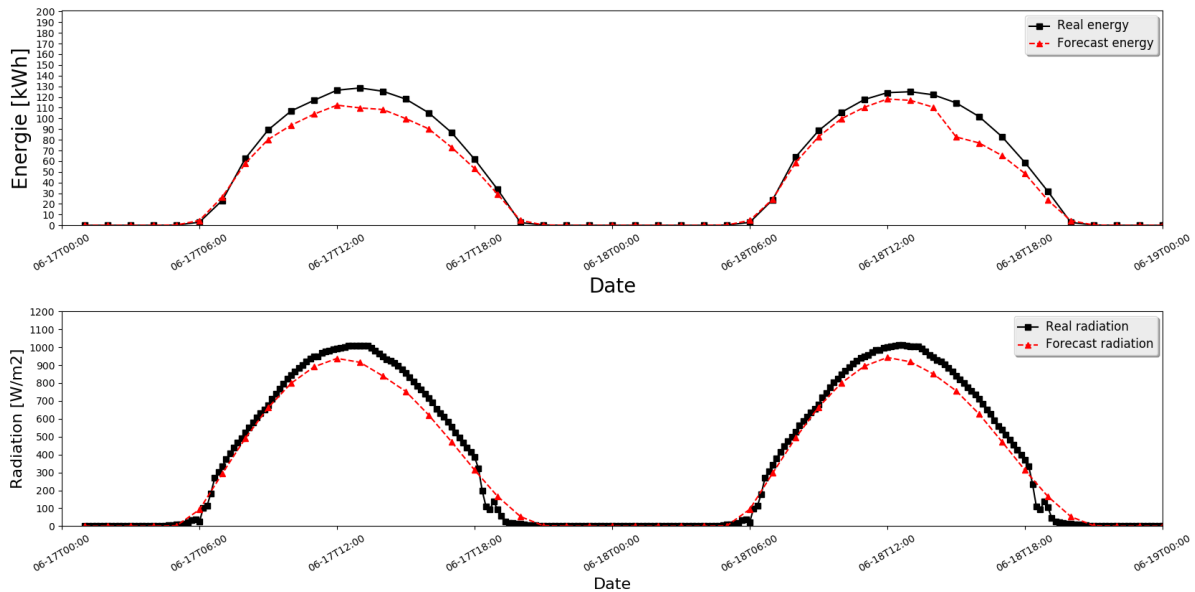
5.5.5 Cas ciel bleu

Comme relevé dans le chapitre concernant les prévisions météorologiques, le rayonnement prévu, facteur d'entrée important pour l'algorithme, est sous-évalué surtout pour les grandes valeurs de rayonnement réel. Aussi, n'est-il pas surprenant que les prévisions énergétiques par beau jour, soient-elles aussi souvent sous-évaluées comme le montre l'exemple ci-dessous pour l'installation Sion_22kWp, du 13 au 15 octobre 2017, qui présente sur ces deux jours un taux d'erreur PMAD de 19.5% et un coefficient de corrélation de 0.992 en moyenne.



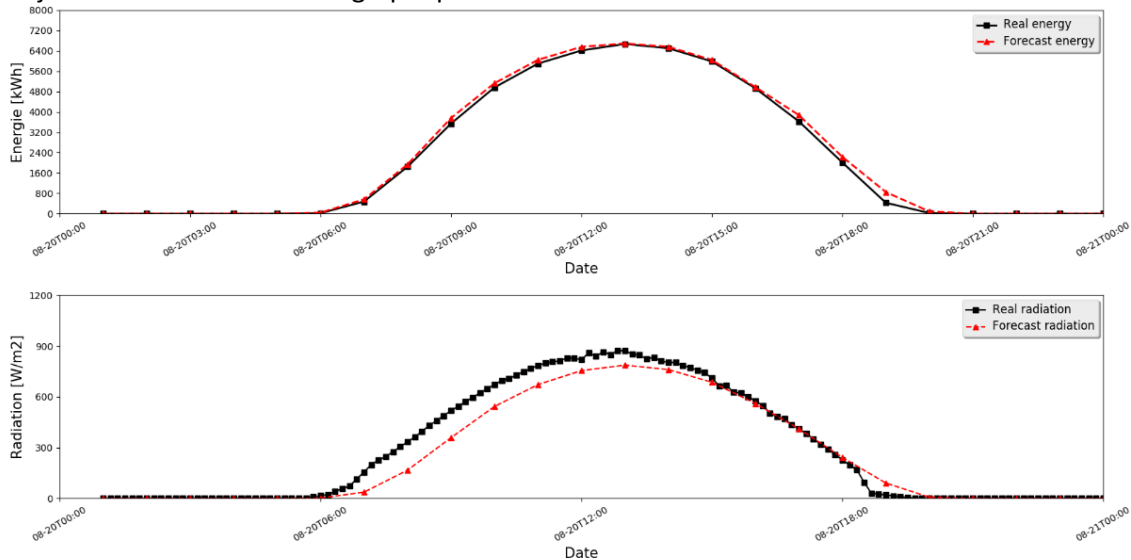
Graphique 40: Énergie prévue et réelle pour l'installation Sion_22kWp et rayonnement prévu et réel pour la station de Sion, période du 13 au 15 octobre 2017

A Montana, la situation est la même. Le graphique ci-dessous présente les prévisions pour l'installation Montana_177kWp avec un taux d'erreur de 13% et un coefficient de corrélation de 0.995.



Graphique 41: Energie prévue et réelle pour l'installation 177kWp et rayonnement prévu et réel pour la station de Montana, période du 17 au 19 juin 2017

Néanmoins, en tenant compte de l'ensemble des installations, cette observation ne se confirme pas toujours comme le montre le graphique 42 ci-dessous :



Graphique 42: Energie prévue et réelle pour l'ensemble des installations et rayonnement prévu et réel pour la station de Sion, période du 20 au 21 juin 2017

La prévision est, dans ce cas, légèrement surévaluée avec un taux d'erreur très faible de 3.8 %, alors que pour chacune des installations étudiées, la prévision est légèrement sous-évaluée. Il se peut que certaines des installations non étudiées présentent des caractéristiques différentes expliquant cette observation.

Le taux d'erreur des différentes installations étudiées sur trois périodes de beaux jours pris aléatoirement dans l'année sont représentés dans les tableaux ci-dessous. Le premier tableau concerne la période du 13 au 15 février 2017, le second, la période du 17 au 19 juin 2017 et le dernier, la période du 13 au 15 octobre 2017.

Installation	Taux d'erreur PMAD [%] Energie	Paramètre	PMAD [%]
Sion_22kWp	17.2	Rayonnement Sion	26.0
Sion_253kWp	20.0	Rayonnement Montana	16.4
Sion_582kWp	13.5		
Uvrier_137kWp	9.4		
Vétroz_1.2MWp	11.0		
Conthey_118kWp	17.6		
Evolène_32kWp	515 (neige)		
Montana_27kWp	11.3 (neige mais déneigement)		
Montana_177kWp	None (neige-pas de production)		
Total	11.3		

Tableau 9: Taux d'erreur des installations étudiées, période du 13 au 15 février 2017

Installation	Taux d'erreur PMAD [%] Energie	Paramètre	PMAD [%]
Sion_22kWp	8.0	Rayonnement Sion	13.4
Sion_253kWp	20.7	Rayonnement Montana	12.8
Sion_582kWp	6.0		
Uvrier_137kWp	6.1		
Vétroz_1.2MWp	8.0		
Conthey_118kWp	7.5		
Evolène_32kWp	22.3		
Montana_27kWp	16.6		
Montana_177kWp	12.9		
Total	4.2		

Tableau 10: Taux d'erreur des installations étudiées, période du 17 au 19 juin 2017

Installation	Taux d'erreur PMAD [%] Energie	Paramètre	PMAD [%]
Sion_22kWp	19.5	Rayonnement Sion	17.7
Sion_253kWp	29.4	Rayonnement Montana	16.0
Sion_582kWp	10.9		
Uvrier_137kWp	12.5		
Vétroz_1.2MWp	11.1		
Conthey_118kWp	14.1		
Evolène_32kWp	27.0		
Montana_27kWp	19.7		
Montana_177kWp	12.7		
Total	9.7		

Tableau 11: Taux d'erreur des installations étudiées, période du 13 au 15 octobre 2017

Les taux d'erreur des installations peuvent fortement varier malgré les conditions optimales c'est-à-dire un ciel non couvert. Les taux d'erreur les plus favorables correspondent à la période de juin. L'installation Evolène_32kWp présente systématiquement des taux d'erreur élevés en comparaison avec les autres. Ceci peut justement provenir du fait qu'elle est localisée à distance d'une station météorologique. Il est étonnant que l'installation Sion_253kWp, bien que située en plaine, présente également des taux d'erreur supérieurs aux autres installations en plaine. Il serait éventuellement intéressant de voir sur le terrain ce qui pourrait induire ces résultats. A quelques exceptions près, une tendance se dessine : plus la puissance installée de l'installation est grande, moins les taux d'erreur sont élevés pour une même localisation. Les taux d'erreur impactant les prévisions énergétiques peuvent être inférieurs aux taux d'erreur impactant les prévisions de rayonnement, aussi la supposition faite lors de l'élaboration de la stratégie ne peut pas être confirmée.

5.5.6 Comparaison avec un modèle physique

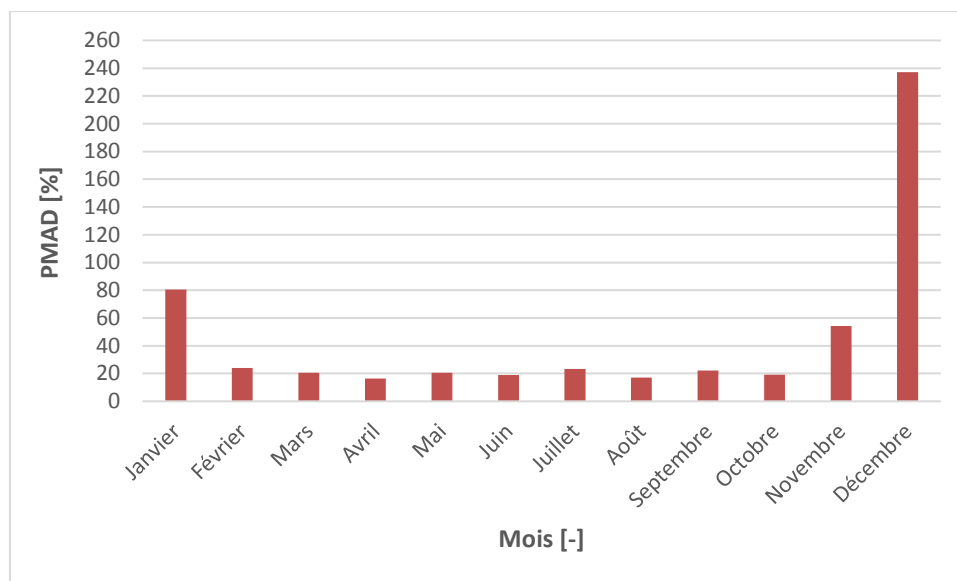
Afin d'appréhender le fonctionnement d'une installation, en occurrence celle l'installation Sion_22kWp, une simulation par modèle physique sur le logiciel PVSyst a été réalisée pour l'année 2017. Le but était d'observer la production d'énergie calculée par le modèle physique en tenant compte de certains de paramètres météorologiques prédictifs COSMO-1 intégrés dans l'algorithme : le rayonnement global ainsi que la température de l'air à 2m du sol.

Ceci permet de comparer les performances de l'algorithme, qui ne tient pas directement compte de la localisation des installations ou des ombrages directs par exemple, à un modèle se basant essentiellement sur ces données de terrain pour le calcul de l'énergie.

Cette simulation a été réalisée à titre informatif. Le temps imparti pour le projet ne permettait pas d'analyser les résultats dans les détails. Le rapport de simulation se trouve en annexe 8. Compte tenu des choix du type de panneau existants dans la version 6.7.4 du logiciel, la puissance installée unitaire de 190Wp dépassait d'environ 8.6% la puissance unitaire réelle de 175Wp. Aussi les résultats énergétiques issues de la simulation ont été réduit du facteur en question.

Les résultats observés sont les suivants :

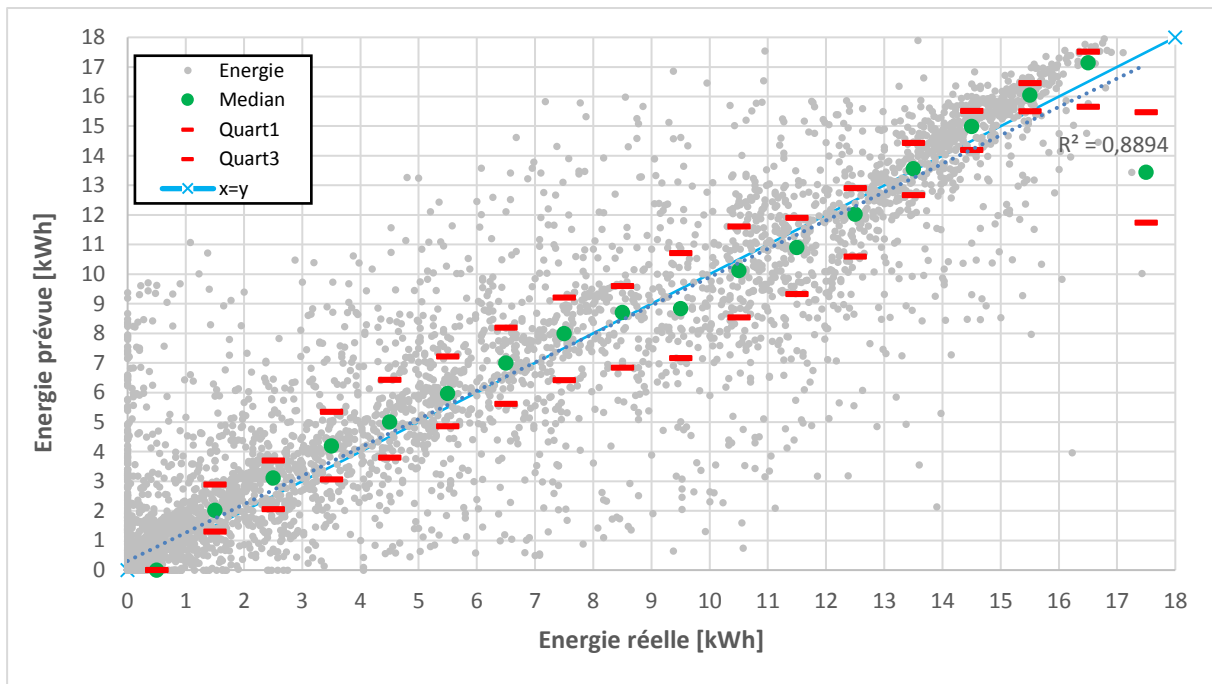
Le taux d'erreur PMAD annuel est d'environ 26% soit 2% de moins que le taux d'erreur issu de l'algorithme. D'un point de vue mensuel, le taux d'erreur de février à octobre est plus bas avec le modèle physique qu'avec l'algorithme. Néanmoins pour les mois de janvier, novembre et décembre, les taux d'erreur était nettement moins satisfaisant comme l'illustre le graphique 43 ci-dessous :



Graphique 43: Évolution mensuelle des taux d'erreur PMAD pour l'installation Sion_22kWp

Il est évident que le modèle physique ne tient absolument pas compte d'une éventuelle couche de neige durant les mois hivernaux. Ceci peut sans doute expliquer les résultats péjorés pour les mois en question. Il est intéressant de constater que pour le restant de l'année, le taux d'erreur peut être fortement amélioré en fonction des mois, environ 30% pour le mois d'août.

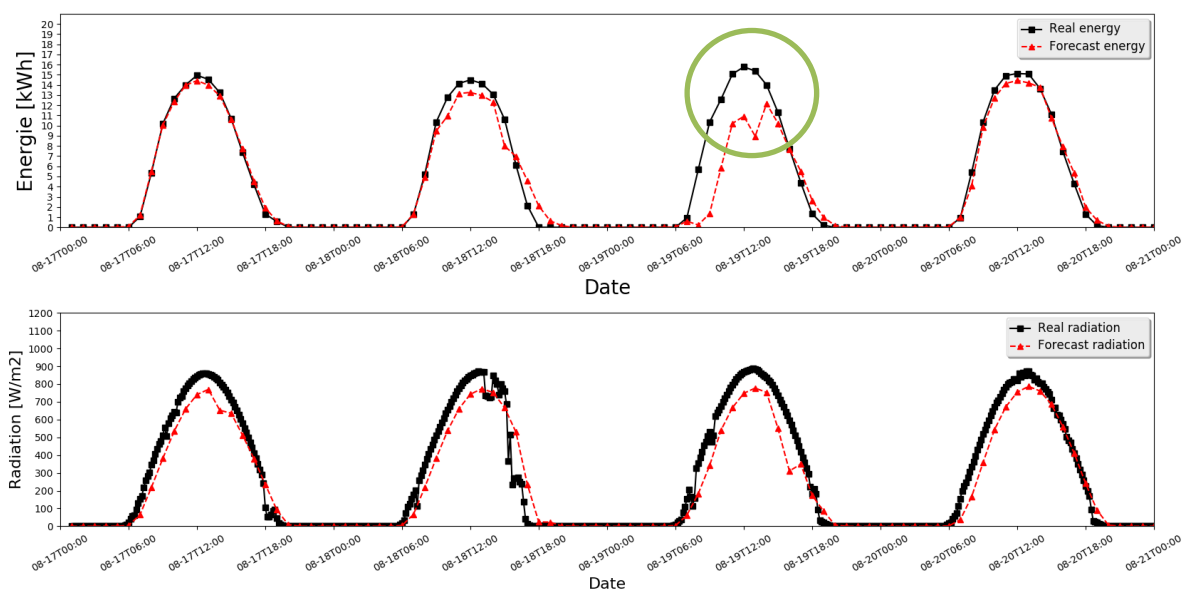
Cela se traduit également dans les observations horaires visibles sur le graphique 44.



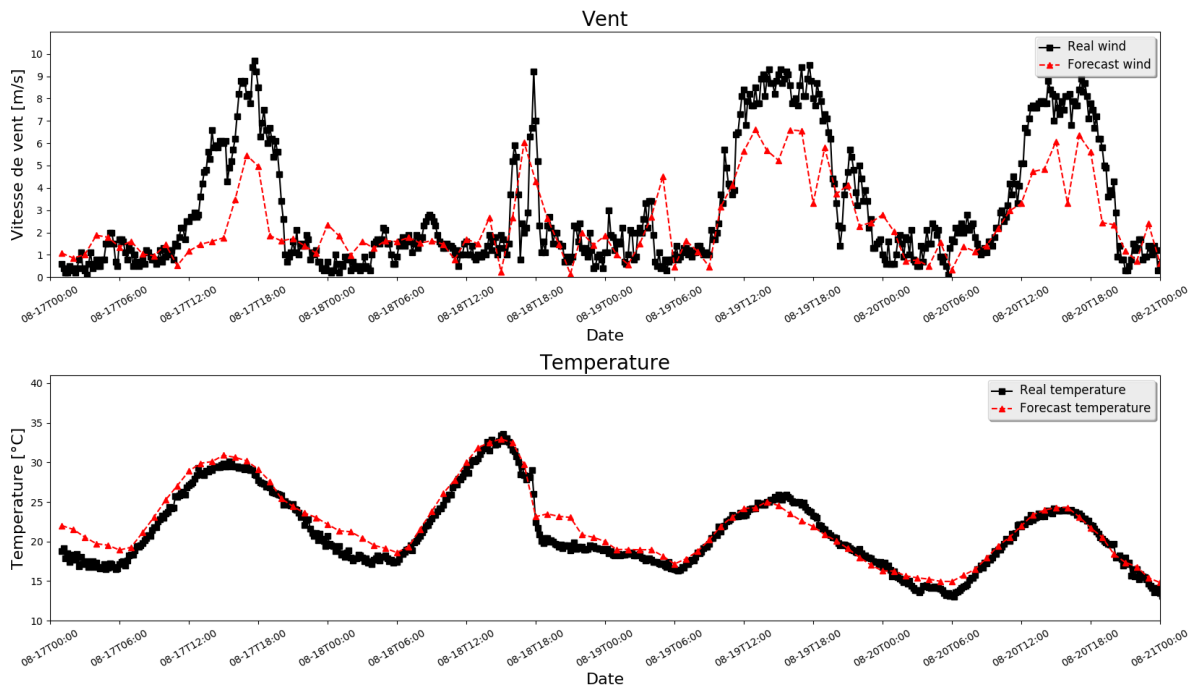
Graphique 44: Distribution des prévisions énergétiques en fonction des classes d'énergie réelle de 1kWh de l'installation Sion_22kWp en 2017, sur la base de la simulation PVsyst

Les mesures simulées avec les prévisions météorologiques se rapproche plus de la courbe représentative x=y pour les valeurs d'énergie élevées, avec cette fois-ci une légère surévaluation. De plus le coefficient de détermination passe de $R^2=0.8705$ à $R^2=0.8894$ traduisant une corrélation plus forte entre les deux paramètres.

La raison est sans doute que les prévisions énergétiques issues de la simulation suivent étroitement la courbe de rayonnement prévu, respectant systématiquement sa forme. Ceci n'est pas le cas avec l'algorithme. Comme visible sur les graphiques ci-dessous, les prévisions énergétiques ne suivent pas forcément la courbe du rayonnement, alors qu'il n'y a pas de pluie, ni de variation significative de la température ou de la vitesse des vents.



Graphique 45: Energie réelle et prévue de l'installation Sion_22kWp ainsi que rayonnement réel et prévu pour la station de Sion, période du 17 au 21 août 2017



Graphique 46: Vitesses de vent réels et prévus et températures réelles et prévues pour la station de Sion, période du 17-21 août 2017

Les paramètres physiques qui impactent éventuellement sur la fiabilité des prévisions sont outre le rayonnement solaire, l'orientation et l'inclinaison des panneaux ainsi que les ombrages proches, tous des paramètres intégrés dans l'outil de simulation PVSyst. Des investigations plus poussées devraient être entreprises dans ce sens, en modifiant les orientations, la température des panneaux, leur inclinaison voire en intégrant des données de vitesses de vent, action néanmoins contre-indiquée par le logiciel PVSyst.

6 SOLUTIONS SUGGÉRÉES

Les propositions émises dans ce chapitre représentent des pistes de réflexion découlant des résultats des analyses effectuées. Elles ne tiennent pas compte de la faisabilité technique relative au fonctionnement de l'algorithme.

Solution 1

Bien que triviale, la première proposition consiste à vérifier ce qui induit le manque de mesure ou des mesures nulles alors qu'il fait jour et qu'il n'y a pas de neige.

Comme mentionné précédemment l'absence de mesure peut provenir d'un problème lié à la télémessure, tandis que des valeurs nulles à une production énergétique réelle nulle en raison de travaux d'entretien ou autres dérangements. Un manque de production prolongé peut grandement impacter sur la fiabilité des prévisions et ainsi sur les coûts de l'énergie d'ajustement. En effet, l'algorithme continuera à prévoir une production énergétique sur la base de ses paramètres d'entrée sans tenir directement compte de l'absence de production. Une possibilité serait d'insérer un paramètre de contrôle permettant d'avertir si les mesures réelles sont nulles hors nuit et hors neige sur une durée prolongée, ce qui permettrait aux responsables des prévisions de charge de prendre les mesures nécessaires.

De plus, il conviendrait de retirer l'installation de couplage chaleur-force du système. Comme les prévisions de production de l'ensemble des installations se base sur les prévisions individuelles pour chaque installation, elle pourrait théoriquement biaiser les résultats même si, dans ce cas-ci, sa production est très faible.

Solution 2

La deuxième proposition consiste à appliquer un facteur de correction sur le rayonnement prévu par beau temps qui est généralement sous-évalué pour les valeurs de rayonnement élevés. L'idéal serait d'appliquer un facteur de correction uniquement pour les valeurs de rayonnement dépassant 300-350W/m² puisque les mesures de rayonnement faibles sont relativement bien prévues.

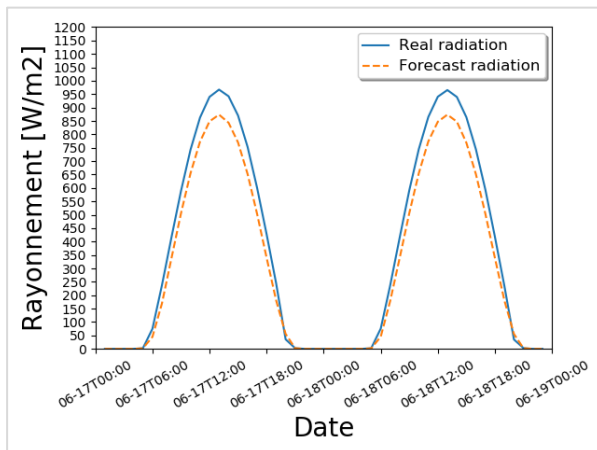


Figure 17: Rayonnement réel et prévu COSMO-1

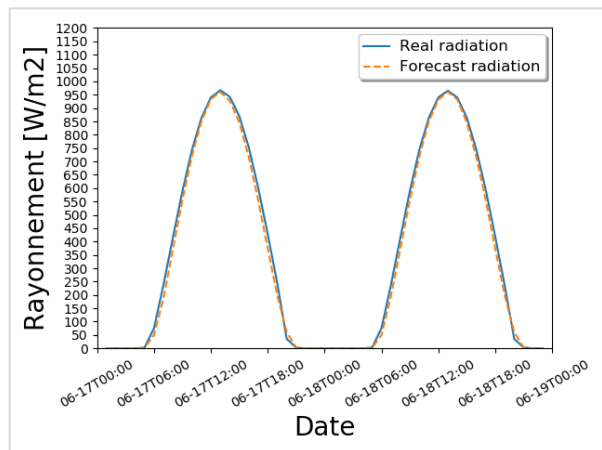


Figure 16: Rayonnement réel et prévu COSMO-1 après imputation d'un facteur de correction

Il est difficile de proposer un facteur fixe. En effectuant quelques tests sporadiques sur certains beaux jours répartis sur l'année, des facteurs variant de 1.05 et 1.35 peuvent s'avérer bénéfiques. Sur les résultats obtenus, un facteur plus faible devait être appliqué en été, et un facteur plus élevé au printemps et en automne.

Toutefois, comme la pondération des différents paramètres d'entrée de l'algorithme ne sont pas connus, il est impossible d'affirmer qu'une augmentation de X% du paramètre rayonnement, induira une amélioration de Y% des prévisions énergétiques.

Solution 3

Complémentaire à la proposition précédente, celle-ci concerne les paramètres météorologiques dans leur ensemble. En effet, bien que les prévisions de température soient fiables, qu'il existe une façon d'améliorer les prévisions de rayonnement, il reste les prévisions de vitesses de vent qui sont peu satisfaisantes. L'idée serait donc d'effectuer en amont du calcul des prédictions énergétiques, une estimation ou prévision de l'erreur météorologique pour chacun des paramètres et chacune des stations météorologiques. Cela semble avoir déjà été discuté pour le projet en question compte tenu de la publication de la HES-SO « *L'outil de prédiction de la production solaire par machine learning* » et la description du système d'information mis en place dont voici une représentation :

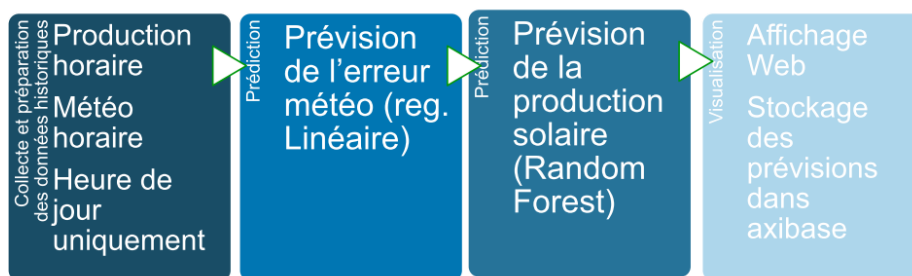


Figure 18: Système d'information intégrant la correction des données météorologiques. Source : HES-SO, Sierre

Solution 4

Cette proposition touche au cas des neiges. En effet, comme constaté, les erreurs de prévision y sont importantes. Imposer une prévision de production nulle lorsque de la neige est prévue ne semble pas adéquat. D'une part, les prévisions de neige peuvent se révéler erronées, d'autre part le facteur humain imputable au déneigement des panneaux n'est pas prévisible. Aussi la solution proposée consiste à corriger les prévisions de neige J+2 en intégrant les valeurs réelles de hauteur de neige J+1 mesurée à 5h40 tous les matins, ce qui devrait automatiquement corriger les prévisions de production réalisées aux alentours de 08h00-08h30 pour le lendemain.

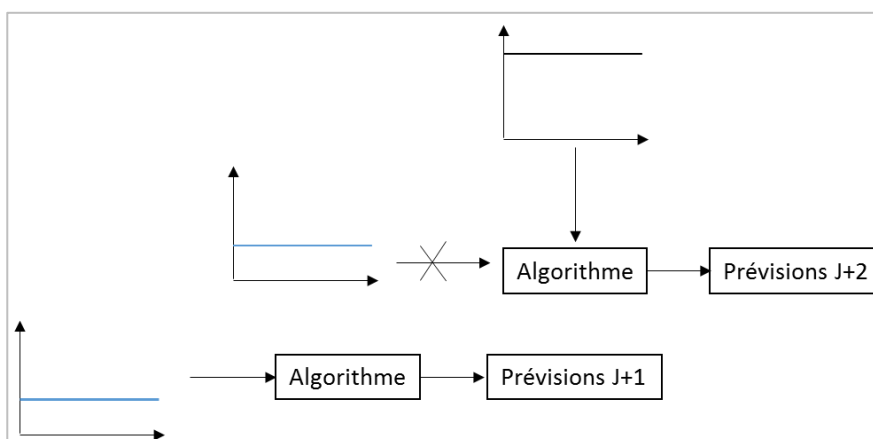


Figure 19: Intégration de la mesure réelle des neiges pour les prévisions J+2

Ainsi, il est évident que la prévision de production correspondant au premier jour pour lequel il y'a de la neige ne sera pas corrigée, mais cela évitera théoriquement, que les prévisions pour les jours suivants soient encore plus mauvaises.

Une autre solution serait également d'augmenter la pondération de l'entrée « Historique des productions » correspondant à la moyenne de deux jours précédents dans les cas de neige. En effet, comme visible sur les graphiques 36, 38 et 39 des résultats, même si la production réelle est pratiquement nulle sur deux jours, la prévision indique néanmoins une production beaucoup plus élevée.

Solution 5

Une dernière solution serait d'effectuer un apprentissage de l'algorithme en fonction des saisons ou du moins de l'été et de l'hiver. L'apprentissage est réalisé depuis 2016. Aussi, au départ, il n'était sans doute pas possible de distinguer les saisons en raison de la quantité de données relativement modérée au départ. Néanmoins, avec le temps, des données annuelles supplémentaires seront enregistrées sur Axibase rendant un apprentissage saisonnier possible et pertinent. En effet, comme les résultats en témoignent, les taux d'erreur varient fortement en fonction des mois chauds et froids. Outre la raison évoquée des neiges, et des trois paramètres météorologiques étudiés, d'autres facteurs pourraient en être la cause. Ces derniers pourraient être identifiés voire même réduits avec un apprentissage saisonnier. De plus, les solutions d'amélioration précédemment cités pourraient être implémentés de façon distincte en fonction des saisons, comme par exemple appliquer un facteur de correction du rayonnement différent, ou encore, pour les prévisions de température qui sont uniquement surévaluées pour les températures négatives, appliquer un facteur correctif pour ce paramètre uniquement pour les mois froids.

7 PROPOSITIONS D'AMÉLIORATION ET DE DÉVELOPPEMENT

Compte tenu de la quantité de données disponibles, impossible à analyser intégralement durant le temps du projet imparti, plusieurs aspects pourraient encore être analysés.

Au lieu de choisir neuf installations de façon aléatoires mais visant à couvrir tout le territoire, il serait judicieux de créer des installations dites virtuelles pour chacune des communes, installations qui engloberaient toutes les installations présentes sur ladite commune. Ce quadrillage devrait permettre d'identifier certains facteurs ayant trait à la localisation comme par exemple aux versants impactant de façon massive l'ensoleillement en Valais. Toutefois pour ce faire, des informations supplémentaires sur les installations devraient être obtenues.

L'accès à la pondération des paramètres d'entrée effectués par l'algorithme serait également avantageux. Ceci permettrait de cibler les recherches. En effet, bien qu'il ait été affirmé qu'en principe les données historiques d'énergie, le rayonnement ainsi que la vitesse de vent étaient, dans l'ordre indiqué, les facteurs impactant le plus fortement les prévisions énergétiques, il n'est pas possible de savoir dans quelle mesure le poids d'un facteur dépasse celui d'un autre. Aussi n'est-il pas possible d'établir des affirmations telle que l'amélioration d'un facteur X des prévisions de rayonnement ou de vitesse de vent, conduira à une amélioration d'un facteur Y des prévisions météorologiques.

Les analyses réalisées n'ont pas permis de mettre en exergue des aspects relatifs aux heures d'une même journée. En effet, il aurait été intéressant de voir les taux d'erreur, coefficients de corrélation et autres indicateurs utilisés en découpant les données de toutes les installations en tranches horaires, par exemple de 8 heures à 10 heures, de 11 heures à 13 heures et ainsi de suite. Ceci pourrait éventuellement permettre de tirer plus d'informations des résultats obtenus dans ce travail. Par exemple, il a été constaté que les prévisions sont légèrement surévaluées pour les valeurs faibles d'énergie. Néanmoins ces valeurs faibles peuvent apparaître le soir, le matin, lorsqu'il y a de la neige etc. Le fait de cibler un peu plus certaines analyses réalisées pourrait conduire à des observations plus précises. Aussi certaines corrections pourraient être appliquées en distinguant le moment de la journée.

Par manque de temps, l'influence de l'humidité relative de l'air sur les prévisions énergétiques n'a malheureusement pas pu être entreprise. Toutefois cela pourrait être une piste intéressante. En effet, d'un point de vue théorique, si l'humidité relative est élevée, les rayons du soleil auraient tendance à moins bien traverser l'atmosphère, en raison des gouttelettes d'eau en suspension, ce qui pourrait indirectement influencer les résultats des prévisions énergétiques.

De plus, il serait intéressant d'analyser l'impact que pourrait avoir l'inclinaison ou l'orientation des panneaux par exemple, même si ces paramètres devraient être indirectement pris en compte dans les calculs de prévisions effectués par Machine Learning, puisque justement, l'algorithme les aura intégrés par apprentissage. Néanmoins, compte tenu des résultats obtenus par simulation basée sur un modèle physique, qui semblent meilleurs pour les mois estivaux, des investigations devraient être faits dans ce sens.

8 CONCLUSION ET PERSPECTIVES

L'intégration croissante des énergies issues de sources renouvelables comme l'énergie éolienne ou solaire joue un rôle crucial pour les gestionnaires de réseau de distribution. De par le caractère intermittent de ces productions énergétiques, variant non pas seulement au grès des saisons, mais également de façon horaire, il est difficile pour un GRD d'établir des prévisions fiables. Ces dernières, qui peuvent être effectuées pour le lendemain ou même l'heure suivante, sont essentielles au bon déroulement des activités d'un GRD, devant aussi bien gérer son portefeuille énergétique, qu'informer le gestionnaire du réseau de transport de ses fournitures, productions et consommations à venir.

Des mauvaises prévisions ont un impact économique considérable, lié aux coûts de l'énergie d'ajustement.

Aussi n'est-il pas surprenant que de grands efforts sont réalisés sur la création de méthode pouvant prévoir de manière précise les productions énergétiques attendues.

L'algorithme de prévision de production photovoltaïque, fonctionnant selon la méthode de Machine Learning et dont les performances ont été étudiées au cours de ce projet, s'inscrit dans cette optique.

Les analyses effectuées aussi bien sur certains inputs de l'algorithme, que sur les prévisions calculées via cet algorithme ont permis d'identifier certains paramètres dont l'implémentation pourraient être améliorés ou pour lesquels un traitement supplémentaire pourraient être envisagés. Intégrer un facteur de correction pour le rayonnement prévu ou faire recours à des mesures réelles en cas de neiges sont certaines des solutions proposées.

Toutefois, compte tenu de la quantité considérable des données à traiter, le travail effectué a plutôt permis d'émettre des pistes de réflexion pour des développements futurs, que des solutions concrètes et définitives d'amélioration.

Des investigations plus poussées devraient être effectuées afin d'identifier d'autres paramètres pouvant aider à améliorer la fiabilité des prévisions de l'algorithme existant.

9 REMERCIEMENTS

Je remercie les personnes qui m'ont aidé durant la réalisation de ce travail :

- René Rebord sans lequel les scripts python seraient encore au stade embryonnaire
- Adrien Buchard, Thierry Bernhard et Gillian Basso pour leur aide ponctuel en programmation
- M. Yvan Bétrisey (eEnergy Center) et M. Pierre-Olivier Moix (ESR) pour leur disponibilité
- Ainsi que tous les professeurs m'ayant guidé et fourni des pistes de réflexion

10 DATE ET SIGNATURE

Date Sion, le 17 août 2018

Signature

Baljeet K. Taak

11 REFERENCES

- AES. (2012). Balancing Concept Suisse. Concept de la gestion du bilan d'ajustement pour le marché suisse de l'énergie électrique. Récupéré sur strom:
https://www.strom.ch/fileadmin/user_upload/Dokumente_Bilder_neu/010_Downloads/Branchenempfehlung/BC_F_2012.pdf
- AES. (2018). L'approvisionnement en électricité : un facteur économique et de compétitivité. Document de connaissances de base. Récupéré sur strom:
https://www.strom.ch/fileadmin/user_upload/Dokumente_Bilder_neu/010_Downloads/Basiswissen-Dokumente/28_Approvisionnement_en_electricite_fr.pdf
- BKW. (2015). La gestion du groupe-bilan pour les services industriels municipaux. . Récupéré sur BKW: <https://blog.bkw.ch/fr/la-gestion-du-groupe-bilan-pour-les-services-industriels-municipaux/>
- BKW. (2015). La gestion du groupe-bilan pour les services industriels municipaux. Récupéré sur BKW: <https://blog.bkw.ch/fr/la-gestion-du-groupe-bilan-pour-les-services-industriels-municipaux/>
- Canton du Valais. (2014). Stratégie sectorielle « Énergie solaire photovoltaïque ». Stratégie Efficacité et approvisionnement en énergie. Récupéré sur Canton du Valais:
<https://www.vs.ch/documents/87616/178920/Strat%C3%A9gie+sectorielle+Energie+solaire+photovolta%C3%AFque/3db032fc-a5c2-4156-a0fe-3ce0b2a88782>
- Canton du Valais. (2016). E.5 Installations solaires. Fiche de coordination du plan directeur cantonal valaisan. Récupéré sur Canton du Valais:
<https://www.vs.ch/documents/515661/1819206/E.5%20Installations%20solaires.pdf/428e7157-37e0-402f-9b4c-93c033a2f422>
- Confédération suisse. (2018). Loi fédérale du 23 mars 2007 sur l'approvisionnement en électricité (LApEl). Récupéré sur Confédération suisse: <https://www.admin.ch/opc/fr/classified-compilation/20042411/201801010000/734.7.pdf>
- Eco-energie. (2018). Photovoltaïque: influence de la température et de la météo. Récupéré sur Eco-energie.ch: <http://www.eco-energie.ch/cms2/index.php/solaire-photovoltaique/81-photovoltaique-influence-de-la-temperature-et-de-la-meteo>
- EPEX SPOT. (2018). Swissix. Récupéré sur Epex Spot: <http://www.epexspot.com/en/market-data>
- ESR. (s.d.). Balancing energy: understand penalty.
- Hatena blog. (n.d.). Machine Learning. Récupéré sur Hatena blog: <http://cdn-ak.f.st-hatena.com/images/fotolife/T/TJO/20150603/20150603222152.png>
- HES-SO. (s.d.). Outil de prédiction de la production solaire par machine learning. Récupéré sur https://www.hevs.ch/media/document/2/prediction-de-la-production-solaire-par-machine-learning_mbarque_hesso_1.pdf
- Le Big Data. (2018). Machine Learning et Big Data: définition et explications. Récupéré sur Le Big Data: <https://www.lebigdata.fr/machine-learning-et-big-data>
- MétéoSuisse. (2016). COSMO-Système de prévisions. Récupéré sur meteosuisse:
<https://www.meteosuisse.admin.ch/home/systemes-de-mesure-et-de-prevision/systemes-d-alertes-et-de-previsions/cosmo-systeme-de-previsions.html>
- Microsoft office. (s.d.). Correl function. Récupéré sur Support office: <https://support.office.com/en-us/article/correl-function-995dcef7-0c0a-4bed-a3fb-239d7b68ca92>
- Olcya. (2015). Machine Learning. Récupéré sur Blog olcya:
<http://blog.olcya.com/2015/06/06/machine-learning-a1/>

- Scientificsentence. (2010). Mathématiques 2: Statistiques: Médiane et quartiles. Récupéré sur Scientificsentence:
<http://scientificsentence.net/Equations/Maths2/statistiques/index.php?key=yes&Integer=mediane>
- Swissgrid. (2010). Glossaire des règles du marché suisse de l'électricité . Récupéré sur swissgrid:
https://www.strom.ch/fileadmin/user_upload/Dokumente_Bilder_neu/010_Downloads/Branchenempfehlung/Swissgrid_Glossaire_2010_f.pdf
- Swissgrid. (2010). Introduction du modèle de groupe-bilan (MGB). Récupéré sur Swissgrid:
https://www.strom.ch/fileadmin/user_upload/Dokumente_Bilder_neu/010_Downloads/Branchenempfehlung/swissgrid_Introduction-modele-groupe-bilan_2010_d_01.pdf
- Swissgrid. (2018). Les prix de l'énergie d'ajustement. Récupéré sur Swissgrid:
<https://www.swissgrid.ch/fr/home/customers/topics/bgm/balance-energy.html>
- Swissgrid. (2018). Prescriptions générales de groupe-bilan. Chapitre 7 : Calcul et décompte de l'énergie d'ajustement. Récupéré sur Swissgrid:
<https://www.swissgrid.ch/dam/swissgrid/customers/topics/legal-system/balance-group/1/01-Appendix-1-General-BG-Regulations-V2-0-FR.pdf>
- Swissolar. (2017). Le recensement du marché de l'énergie solaire en 2016. Extrait de la statistique suisse des énergies renouvelables. Récupéré sur Office fédéral de l'énergie:
https://www.swissolar.ch/fileadmin/user_upload/Markterhebung/Recensement_2016_def.pdf
- Swissolar. (2018). Évolution du marché de l'énergie solaire: boom mondial, stagnation en Suisse. Récupéré sur Swissolar: <https://www.swissolar.ch/fr/services/medias/news/detail/n/marktentwicklung-solarenergie-weltweiter-boom-stagnation-in-der-schweiz/>
- Vanguard Software Corporation. (n.d.). Mean Absolute Deviation Percent (MADP). Récupéré sur <http://www.vanguardsw.com/business-forecasting-101/mean-absolute-deviation-percent-madp/>

12 ANNEXES

12.1 SCRIPTS PYTHON

12.1.1 Mise en forme des données, traitement de données manquantes, calcul d'énergie et de taux d'erreur ainsi que création de graphiques

```

import atsd_client
import time
import datetime
import matplotlib.pyplot as plt
import matplotlib.dates as mdates
import numpy as np

#####
# Date of query
#####
dateDebut = "2017-06-17T00:00:00Z"
dateFin = "2017-06-19T00:00:00Z"
entitel1 = "esr.pv.hevs" #Choix de l'installation
entite2 = "meteosuisse.station.sion" #Choix de la station météo

#####
# Query real energy
#####
def real_energie(dateDebut, dateFin, entitel1, mesure):
    url = "https://data.eenergycenter.ch:8443"
    utilisateur = "baljeet.taak"
    mdp = ██████████

    connection = atsd_client.connect_url(base_url=url,username=utilisateur,password=mdp)
    service = atsd_client.services.SeriesService(connection)

    series_filter = atsd_client.models.SeriesFilter(metric=mesure, type='HISTORY')
    entity_filter = atsd_client.models.EntityFilter(entity=entitel1)
    date_filter = atsd_client.models.DateFilter(dateDebut,dateFin)

    query_data = atsd_client.models.SeriesQuery(series_filter=series_filter,entity_filter=entity_filter,
                                                date_filter=date_filter)

    result = service.query(query_data)

    return result

reelle_energie = real_energie(dateDebut, dateFin, entitel1, "energie.electricite.mwh")

#####
# Query forecast energy
#####
def forecast_energie(dateDebut, dateFin, entitel1, mesure):
    url = "https://data.eenergycenter.ch:8443"
    utilisateur = "baljeet.taak"
    mdp = ██████████

    connection = atsd_client.connect_url(base_url=url,username=utilisateur,password=mdp)
    service = atsd_client.services.SeriesService(connection)

    series_filter = atsd_client.models.SeriesFilter(metric=mesure, type='HISTORY')
    entity_filter = atsd_client.models.EntityFilter(entity=entitel1)
    date_filter = atsd_client.models.DateFilter(dateDebut,dateFin)

    query_data = atsd_client.models.SeriesQuery(series_filter=series_filter,entity_filter=entity_filter,
                                                date_filter=date_filter)

    result = service.query(query_data)

    return result

prediction_energie = forecast_energie(dateDebut, dateFin, entitel1, "prediction.electricite.mwh")

```

```
#####
# Query real radiation/temperature/wind speed/...
#####
def real_radiation(dateDebut, dateFin, entite2, mesure):
    url = "https://data.eenergycenter.ch:8443"
    utilisateur = "baljeet.taak"
    mdp = ██████████

    connection = atsd_client.connect_url(base_url=url,username=utilisateur,password=mdp)
    service = atsd_client.services.SeriesService(connection)

    series_filter = atsd_client.models.SeriesFilter(metric=mesure, type='HISTORY')
    entity_filter = atsd_client.models.EntityFilter(entity=entite2)
    date_filter = atsd_client.models.DateFilter(dateDebut,dateFin)

    query_data = atsd_client.models.SeriesQuery(series_filter=series_filter,entity_filter=entity_filter,
                                                date_filter=date_filter)

    result = service.query(query_data)

    return result

reelle_radiation = real_radiation(dateDebut, dateFin, entite2, "real.gre000z0")#Choix du paramètre météorologique réel

#####
# Query forecast radiation/temperature/wind speed/etc.
#####
def forecast_radiation(dateDebut, dateFin, entite2, mesure):
    url = "https://data.eenergycenter.ch:8443"
    utilisateur = "baljeet.taak"
    mdp = ██████████

    connection = atsd_client.connect_url(base_url=url,username=utilisateur,password=mdp)
    service = atsd_client.services.SeriesService(connection)

    series_filter = atsd_client.models.SeriesFilter(metric=mesure, type='HISTORY')
    entity_filter = atsd_client.models.EntityFilter(entity=entite2)
    date_filter = atsd_client.models.DateFilter(dateDebut,dateFin)

    query_data = atsd_client.models.SeriesQuery(series_filter=series_filter,entity_filter=entity_filter,
                                                date_filter=date_filter)

    result = service.query(query_data)

    return result

prediction_radiation = forecast_radiation(dateDebut, dateFin, entite2, "forecast.glob")

#####
# Mise en forme data energy
#####
reelle_energie_results = [(x.v * 10**3)for x in reelle_energie[0].data]# .v = value
reelle_energie_timestamp = [x.t for x in reelle_energie[0].data]# .t = timestamp / ._d = datetime
reelle_energie_datetime = []

for i in range (0, len(reelle_energie_timestamp)):
    reelle_energie_timestamp[i] = int(reelle_energie_timestamp[i] / 1000)
    reelle_energie_datetime.append(datetime.datetime.fromtimestamp(reelle_energie_timestamp[i]) - datetime.timedelta(hours=1))

prediction_energie_results = [(x.v * 10**3)for x in prediction_energie[0].data]# .v = value
prediction_energie_timestamp = [x.t for x in prediction_energie[0].data]# .t = timestamp / ._d = datetime
prediction_energie_datetime = []

for i in range (0, len(prediction_energie_timestamp)):
    prediction_energie_timestamp[i] = int(prediction_energie_timestamp[i] / 1000)
    prediction_energie_datetime.append(datetime.datetime.fromtimestamp(prediction_energie_timestamp[i]) - datetime.timedelta(hours=1))
```



```
#####
# Mise en forme data radiation
#####
reelle_radiation_results = [x.v for x in reelle_radiation[0].data]# .v = value
reelle_radiation_timestamp = [x.t for x in reelle_radiation[0].data]# .t = timestamp / .d = datetime
reelle_radiation_datetime = []

for i in range(0, len(reelle_radiation_timestamp)):
    reelle_radiation_timestamp[i] = int(reelle_radiation_timestamp[i] / 1000)
    reelle_radiation_datetime.append(datetime.datetime.fromtimestamp(reelle_radiation_timestamp[i]) - datetime.timedelta(hours=1))

prediction_radiation_results = [x.v for x in prediction_radiation[0].data]# .v = value
prediction_radiation_timestamp = [x.t for x in prediction_radiation[0].data]# .t = timestamp / .d = datetime
prediction_radiation_datetime = []
for i in range(0, len(prediction_radiation_timestamp)):
    prediction_radiation_timestamp[i] = int(prediction_radiation_timestamp[i] / 1000)
    prediction_radiation_datetime.append(datetime.datetime.fromtimestamp(prediction_radiation_timestamp[i]) - datetime.timedelta(hours=1))

#####
# Supprimer les données lorsqu'il manque des valeurs
#####
if len(reelle_energie_timestamp) >= len(prediction_energie_timestamp):
    length = len(prediction_energie_timestamp)
else:
    length = len(reelle_energie_timestamp)

i = 0
while i < len(reelle_energie_timestamp) or i < len(prediction_energie_timestamp):
    if reelle_energie_timestamp[i] == prediction_energie_timestamp[i]:
        i = i + 1
    elif reelle_energie_timestamp[i] > prediction_energie_timestamp[i]:
        del(prediction_energie_results[i])
        del(prediction_energie_timestamp[i])
        del(prediction_energie_datetime[i])
    elif reelle_energie_timestamp[i] < prediction_energie_timestamp[i]:
        del(reelle_energie_results[i])
        del(reelle_energie_timestamp[i])
        del(reelle_energie_datetime[i])

#####
# 1) ENERGIE PRODUITE
#####
sum_energie_produite = sum(reelle_energie_results)
sum_energie_prevue = sum(prediction_energie_results)

print("Energie produite:", round(sum_energie_produite,1))
print("Energie prévue:", round(sum_energie_prevue,1))
#####
# 2) ECART
#####
ecart = []
for i in range(0, len(reelle_energie_results)):
    ecart.append(round(reelle_energie_results[i] - prediction_energie_results[i],2))

print("Ecart :",ecart)

plt.figure()
plt.plot(ecart, c='blue')

#####
# 3) TAUX D'ERREUR
#####

somme_ecart = sum(ecart)
somme_ecart_abs = 0
for i in range(0, len(ecart)):
    somme_ecart_abs = somme_ecart_abs + abs(ecart[i])

print("Somme écart:", round(somme_ecart,2))
print("Somme écart abs:", round(somme_ecart_abs,2))
print("Somme produite:", round(sum_energie_produite,1))
print("Taux erreur 1:", round(somme_ecart/sum_energie_produite*100,1))
print("Taux erreur 2:", round(somme_ecart_abs/sum_energie_produite*100,1))
```

```

)#####
# 4) MAUVAISES PREVISIONS
)#####
for i in range(0,len(ecart)):
    ecart[i] = abs(ecart[i])
    max_ecart_1 = max(ecart)
    index_max_ecart_1 = ecart.index(max(ecart))
    ecart[index_max_ecart_1] = 0
    max_ecart_2 = max(ecart)
    index_max_ecart_2 = ecart.index(max(ecart))
    ecart[index_max_ecart_2] = 0
    max_ecart_3 = max(ecart)
    index_max_ecart_3 = ecart.index(max(ecart))
    ecart[index_max_ecart_3] = 0

print("Ecart max 1:", max_ecart_1)
print("Ecart index max 1:", index_max_ecart_1)
print("Ecart max time: 1",reelle_energie_datetime[index_max_ecart_1])

print("Ecart max 2:", max_ecart_2)
print("Ecart index max 2:", index_max_ecart_2)
print("Ecart max time: 2",reelle_energie_datetime[index_max_ecart_2])

print("Ecart max 3:", max_ecart_3)
print("Ecart index max 3:", index_max_ecart_3)
print("Ecart max time: 3",reelle_energie_datetime[index_max_ecart_3])

)#####
# SUBPLOT1
)#####
def subplot1():
    # Select data
    ax1.plot(reelle_energie_datetime, reelle_energie_results, 'ks-', label="Real energy")
    ax1.plot(prediction_energie_datetime, prediction_energie_results, 'r--', label="Forecast energy")
    # Set subplot
    #ax1.set_title("HEVS",fontsize=20,color='k')
    ax1.set_xlabel("Date",fontsize=20,color='k')
    ax1.set_ylabel("Energie [kWh]",fontsize=20,color='k',rotation='vertical')
    legend = ax1.legend(loc='best', shadow=True)
    for label in legend.get_texts():
        label.set_fontsize('large')
    for tick in ax1.get_xticklabels():
        tick.set_rotation(30)
    for tick in ax1.get_yticklabels():
        tick.set_rotation(0)

    # Limit --> axe y
    # Min,Max et intervalle des ticks
    ymin = 0
    ymax = 900
    ymax = ymax + 1
    ax1.set_ylim(ymin,ymax)
    ax1.set_yticks(np.arange(ymin,ymax,50))

    # Limit --> axe x
    # Changer seulement les STR !!! '2018-05-24T00:00:00Z' !!!
    limit_start_time = datetime.datetime.strptime(dateDebut, '%Y-%m-%dT%H:%M:%SZ')
    limit_stop_time = datetime.datetime.strptime(dateFin, '%Y-%m-%dT%H:%M:%SZ')
    ax1.set_xlim((limit_start_time,limit_stop_time))

    # mdates HourLocator --> MinuteLocator
    ax1.xaxis.set_major_locator(mdates.HourLocator(interval=6)) #to get a tick every 2 hours
    # mdates DateFormatter '%m-%dT%H:%M' --> 'H:%M'
    ax1.xaxis.set_major_formatter(mdates.DateFormatter('%m-%dT%H:%M')) #optional formatting

```

```
#####
# SUBPLOT2
#####
def subplot2():
    # Select data
    ax2.plot(reelle_radiation_datetime, reelle_radiation_results, 'ks-', label="Real radiation")
    ax2.plot(prediction_radiation_datetime, prediction_radiation_results, 'r^--', label="Forecast radiation")
    # Set subplot
    #ax2.set_title("Sion", fontsize=20, color='k')
    ax2.set_xlabel("Date", fontsize=16, color='k')
    ax2.set_ylabel("Radiation [W/m2]", fontsize=16, color='k', rotation='vertical')
    legend = ax2.legend(loc='best', shadow=True)
    for label in legend.get_texts():
        label.set_fontsize('large')
    for tick in ax2.get_xticklabels():
        tick.set_rotation(30)
    for tick in ax2.get_yticklabels():
        tick.set_rotation(0)

    # Limit --> axe y
    # Min,Max et intervalle des ticks
    ymin = 0
    ymax = 1200
    ymax = ymax + 1
    ax2.set_ylim(ymin, ymax)
    ax2.set_yticks(np.arange(ymin, ymax, 100))

    # Limit --> axe x
    # Changer seulement les STR !!! '2018-05-24T00:00:00Z' !!!
    limit_start_time = datetime.datetime.strptime(dateDebut, '%Y-%m-%dT%H:%M:%SZ')
    limit_stop_time = datetime.datetime.strptime(dateFin, '%Y-%m-%dT%H:%M:%SZ')
    ax2.set_xlim((limit_start_time, limit_stop_time))

    # mdates HourLocator --> MinuteLocator
    ax2.xaxis.set_major_locator(mdates.HourLocator(interval=6)) #to get a tick every 2 hours
    # mdates DateFormateur '%m-%dT%H:%M' --> 'H:%M'
    ax2.xaxis.set_major_formatter(mdates.DateFormatter('%m-%dT%H:%M')) #optional formatting

#####
# SHOW PLOT
#####
def showplot():
    subplot1()
    subplot2()
    plt.show()

#####
# CONFIGURATION PLOT
#####
fig, (ax1, ax2) = plt.subplots(2, 1)
#fig, (ax1) = plt.subplots(1)
plt.gcf().subplots_adjust(left = 0.1, bottom = 0.2, right = 0.9, top = 0.95, wspace = 0.5, hspace = 0.4)
showplot()
```

12.1.2 Création d'un tableau excel contenant les écarts et taux d'erreur mensuels et annuels par installation

```

import atsd_client
import time
import datetime
import matplotlib.pyplot as plt
import matplotlib.dates as mdates
import numpy as np
import xlwt
import xlrd

book = xlwt.Workbook()
sheet = book.add_sheet('Results_v2')
sheet.write(0,0,'Installation')
sheet.write(0,1,'Lieu')
sheet.write(0,2,'Altitude [m]')
sheet.write(0,3,'Puissance [kW]')
header = ['avr.16', 'mai.16', 'juin.16', 'juil.16', 'août.16', 'sept.16', 'oct.16', 'nov.16', 'dec.16',
          'jan.17', 'févr.17', 'mars.17', 'avr.17', 'mai.17', 'juin.17', 'juil.17', 'août.17', 'sept.17', 'oct.17', 'nov.17', 'dec.17',
          'jan.18', 'févr.18', 'mars.18', 'avr.18', 'mai.18', 'Année 2016', 'Année 2017', 'Année 2018']

for i in range(0, len(header)):
    sheet.write(0, i + 5, header[i])

entite = ['esr.pv.aeroport_sion', 'esr.pv.bader', 'esr.pv.biofruit', 'esr.pv.bramois_uap_udp',
          'esr.pv.cave_fin_bec',
          'esr.pv.centre_professionnel', 'esr.pv.chetzeron', 'esr.pv.château-neuf_conthey_ep',
          'esr.pv.cnla', 'esr.pv.comba_energie', 'esr.pv.constantin_isolation', 'esr.pv.coop_center',
          'esr.pv.cpvs_udp',
          'esr.pv.creusets', 'esr.pv.dumas', 'esr.pv.ecole_chateaneuf-sion', 'esr.pv.econ_home_b',
          'esr.pv.forestier_evolene', 'esr.pv.grimisuat_udp_batiment', 'esr.pv.grimisuat_udp_uape',
          'esr.pv.halle_valmont', 'esr.pv.hevs', 'esr.pv.lens_cordonnier', 'esr.pv.margelisch',
          'esr.pv.margelisch_serrurerie',
          'esr.pv.mimotec', 'esr.pv.miremad', 'esr.pv.nanchen', 'esr.pv.no_127565', 'esr.pv.no_143205',
          'esr.pv.no_169749',
          'esr.pv.no_171475', 'esr.pv.no_234672', 'esr.pv.no_381251', 'esr.pv.no_381254', 'esr.pv.no_430307',
          'esr.pv.no_431182', 'esr.pv.no_460289', 'esr.pv.no_53328', 'esr.pv.no_57099', 'esr.pv.no_58845',
          'esr.pv.no_60606',
          'esr.pv.no_82067', 'esr.pv.pfefferle', 'esr.pv.phytoark', 'esr.pv.plantys', 'esr.pv.provins',
          'esr.pv.regent_gongres', 'esr.pv.roten', 'esr.pv.schupach', 'esr.pv.sion_voirie', 'esr.pv.starbox',
          'esr.pv.streetbox', 'esr.pv.total', 'esr.pv.usine_de_la_lienne', 'esr.pv.vorziers',
          'esr.pv.zenhausern_lazaret']

for i in range(0, len(entite)):
    sheet.write((i*6)+1,0,entite[i])
    sheet.write((i*6)+1,4,'Energie réelle [kWh]')
    sheet.write((i*6)+2,4,'Energie prévue [kWh]')
    sheet.write((i*6)+3,4,'Tx erreur compensé [%]')
    sheet.write((i*6)+4,4,'Tx erreur absolu [%]')
    sheet.write((i*6)+5,4,'Sum erreur positive [kWh]')
    sheet.write((i*6)+6,4,'Sum erreur négative [kWh]')

#####
# Query real energie
#####
def real_energie(dateDebut, dateFin, entite, mesure):
    url = "https://data.eenergycenter.ch:8443"
    utilisateur = "baljeet.taak"
    mdp = " "

    connection = atsd_client.connect_url(base_url=url,username=utilisateur,password=mdp)
    service = atsd_client.services.SeriesService(connection)

    series_filter = atsd_client.models.SeriesFilter(metric=mesure, type='HISTORY')
    entity_filter = atsd_client.models.EntityFilter(entity=entite)
    date_filter = atsd_client.models.DateFilter(dateDebut,dateFin)

    query_data = atsd_client.models.SeriesQuery(series_filter=series_filter,entity_filter=entity_filter,
                                                date_filter=date_filter)

    result = service.query(query_data)

    return result

```

```
#####
# Query forecast energy
#####
def forecast_energie(dateDebut, dateFin, entite, mesure):
    url = "https://data.eenergycenter.ch:8443"
    utilisateur = "baljeet.taak"
    mdp = [REDACTED]

    connection = atsd_client.connect_url(base_url=url,username=utilisateur,password=mdp)
    service = atsd_client.services.SeriesService(connection)

    series_filter = atsd_client.models.SeriesFilter(metric=mesure, type='HISTORY')
    entity_filter = atsd_client.models.EntityFilter(entity=entite)
    date_filter = atsd_client.models.DateFilter(dateDebut,dateFin)

    query_data = atsd_client.models.SeriesQuery(series_filter=series_filter,entity_filter=entity_filter,
                                                date_filter=date_filter)

    result = service.query(query_data)

    return result

#####
# Array of query
#####
date_limit = ['2016-04-01T00:00:00Z', '2016-05-01T00:00:00Z', '2016-06-01T00:00:00Z', '2016-07-01T00:00:00Z',
              '2016-08-01T00:00:00Z', '2016-09-01T00:00:00Z', '2016-10-01T00:00:00Z', '2016-11-01T00:00:00Z',
              '2016-12-01T00:00:00Z', '2017-01-01T00:00:00Z', '2017-02-01T00:00:00Z', '2017-03-01T00:00:00Z',
              '2017-04-01T00:00:00Z', '2017-05-01T00:00:00Z', '2017-06-01T00:00:00Z', '2017-07-01T00:00:00Z',
              '2017-08-01T00:00:00Z', '2017-09-01T00:00:00Z', '2017-10-01T00:00:00Z', '2017-11-01T00:00:00Z',
              '2017-12-01T00:00:00Z', '2018-01-01T00:00:00Z', '2018-02-01T00:00:00Z', '2018-03-01T00:00:00Z',
              '2018-04-01T00:00:00Z', '2018-05-01T00:00:00Z', '2018-06-01T00:00:00Z']
.....

#####
# Mise en forme data
#####
energie_relle_array = []
energie_prevue_array = []
tx_erreur_compense_array = []
tx_erreur_absolu_array = []
somme_erreur_positif = []
somme_erreur_negatif = []

for x in range(0,len(entite)):
    resultat_energie_relle = [0,0,0]
    resultat_energie_prevue = [0,0,0]
    resultat_erreur_positif = [0,0,0]
    resultat_erreur_negatif = [0,0,0]
    resultat_tx_erreur_compense = [0,0,0]
    resultat_taux_erreur_absolue = [0,0,0]
    for y in range(0,len(date_limit)-1):
        dateDebut = date_limit[y]
        dateFin = date_limit[y+1]
        reelle_energie = real_energie(dateDebut, dateFin, entite[x], "energie.electricite.mwh")
        prediction_energie = forecast_energie(dateDebut, dateFin, entite[x], "prediction.electricite.mwh")

        reelle_energie_results = [(x.v * 10**3) for x in reelle_energie[0].data] # .v = value
        reelle_energie_timestamp = [x.t for x in reelle_energie[0].data] # .t = timestamp / ._d = datetime
        reelle_energie_datetime = []

        for i in range (0, len(reelle_energie_timestamp)):
            reelle_energie_timestamp[i] = int(reelle_energie_timestamp[i] / 1000)
            reelle_energie_datetime.append(datetime.datetime.fromtimestamp(reelle_energie_timestamp[i]) - datetime.timedelta(hours=1))

        prediction_energie_results = [(x.v * 10**3) for x in prediction_energie[0].data] # .v = value
        prediction_energie_timestamp = [x.t for x in prediction_energie[0].data] # .t = timestamp / ._d = datetime
        prediction_energie_datetime = []
        for i in range (0, len(prediction_energie_timestamp)):
            prediction_energie_timestamp[i] = int(prediction_energie_timestamp[i] / 1000)
            prediction_energie_datetime.append(datetime.datetime.fromtimestamp(prediction_energie_timestamp[i]) - datetime.timedelta(hours=1))
```



```
#####
# Supprime les données lorsqu'il manque des valeurs
#####
i = 0
while i < len(reelle_energie_timestamp) and i < len(prediction_energie_timestamp):
    if reelle_energie_timestamp[i] == prediction_energie_timestamp[i]:
        i = i + 1
    elif reelle_energie_timestamp[i] > prediction_energie_timestamp[i]:
        del(prediction_energie_results[i])
        del(prediction_energie_timestamp[i])
        del(prediction_energie_datetime[i])
    elif reelle_energie_timestamp[i] < prediction_energie_timestamp[i]:
        del(reelle_energie_results[i])
        del(reelle_energie_timestamp[i])
        del(reelle_energie_datetime[i])
#####
# 1) ENERGIE PRODUITE
#####
sum_energie_produite = sum(reelle_energie_results)
sum_energie_prevue = sum(prediction_energie_results)
#####
# 2) ECART
#####
ecart = []
for i in range(0, len(reelle_energie_results)):
    ecart.append(round(reelle_energie_results[i] - prediction_energie_results[i],2))

if len(reelle_energie_results) == 0:
    ecart = [0]
#####
# 3) SOMME ECART POSITIF ET NEGATIF
#####
ecart_positif = 0
ecart_negatif = 0
for i in range(0,len(ecart)):
    if ecart[i] >= 0:
        ecart_positif = ecart_positif + ecart[i]
    else:
        ecart_negatif = ecart_negatif + ecart[i]
#####
# 4) TAUX D'ERREUR
#####
somme_ecart = sum(ecart)
somme_ecart_abs = 0
for i in range(0,len(ecart)):
    somme_ecart_abs = somme_ecart_abs + abs(ecart[i])
#####
# 5) MAUVAISES PREVISIONS
#####
for i in range(0,len(ecart)):
    ecart[i] = abs(ecart[i])

max_ecart_1 = max(ecart)
index_max_ecart_1 = ecart.index(max(ecart))
ecart[index_max_ecart_1] = 0
max_ecart_2 = max(ecart)
index_max_ecart_2 = ecart.index(max(ecart))
ecart[index_max_ecart_2] = 0
max_ecart_3 = max(ecart)
index_max_ecart_3 = ecart.index(max(ecart))
ecart[index_max_ecart_3] = 0

if len(reelle_energie_results) == 0:
    sum_energie_produite = 'none'
    tx_erreur_compense = 'none'
    tx_erreur_absolu = 'none'
    ecart_positif = 'none'
    ecart_negatif = 'none'
else:
    try:
        tx_erreur_compense = somme_ecart / sum_energie_produite * 100
    except ZeroDivisionError:
        tx_erreur_compense = 'none'

    try:
        tx_erreur_absolu = somme_ecart_abs / sum_energie_produite * 100
    except ZeroDivisionError:
        tx_erreur_absolu = 'none'

if len(prediction_energie_results) == 0:
    sum_energie_prevue = 'none'
```

```

sheet.write((x*6)+1,y+5,sum_energie_produite)
sheet.write((x*6)+2,y+5,sum_energie_prevue)
sheet.write((x*6)+3,y+5,tx_erreur_compense)
sheet.write((x*6)+4,y+5,tx_erreur_absolu)
sheet.write((x*6)+5,y+5,ecart_positif)
sheet.write((x*6)+6,y+5,ecart_negatif)

if date_limit[y] >= '2016-01-01T00:00:00Z' and date_limit[y] < '2017-01-01T00:00:00Z':
    z = 0
if date_limit[y] >= '2017-01-01T00:00:00Z' and date_limit[y] < '2018-01-01T00:00:00Z':
    z = 1
if date_limit[y] >= '2018-01-01T00:00:00Z' and date_limit[y] < '2019-01-01T00:00:00Z':
    z = 2

if type(sum_energie_produite) == float and type(sum_energie_prevue) == float :
    resultat_energie_relle[z] = resultat_energie_relle[z] + sum_energie_produite
    resultat_energie_prevue[z] = resultat_energie_prevue[z] + sum_energie_prevue
else :
    resultat_energie_relle[z] = resultat_energie_relle[z]
    resultat_energie_prevue[z] = resultat_energie_prevue[z]

if type(ecart_positif) == float and type(ecart_negatif) == float:
    resultat_erreur_positif[z] = resultat_erreur_positif[z] + ecart_positif
    resultat_erreur_negatif[z] = resultat_erreur_negatif[z] + ecart_negatif
else:
    resultat_erreur_positif[z] = resultat_erreur_positif[z]
    resultat_erreur_negatif[z] = resultat_erreur_negatif[z]

if type(ecart_positif) == float and type(ecart_negatif) == float:
    resultat_erreur_positif[z] = resultat_erreur_positif[z] + ecart_positif
    resultat_erreur_negatif[z] = resultat_erreur_negatif[z] + ecart_negatif
else:
    resultat_erreur_positif[z] = resultat_erreur_positif[z]
    resultat_erreur_negatif[z] = resultat_erreur_negatif[z]

if resultat_energie_relle[z] != 0:
    resultat_tx_erreur_compense[z] = (resultat_erreur_positif[z] + resultat_erreur_negatif[z]) / resultat_energie_relle[z] * 100
    resultat_taux_erreur_absolue[z] = (abs(resultat_erreur_positif[z]) + abs(resultat_erreur_negatif[z])) / abs(resultat_energie_relle[z]) * 100
else:
    resultat_tx_erreur_compense[z] = 'none'
    resultat_taux_erreur_absolue[z] = 'none'

for i in range(len(header)-3, len(header)):
    sheet.write((x*6) + 1, i + 5, resultat_energie_relle[i-len(header)+3])
    sheet.write((x*6) + 2, i + 5, resultat_energie_prevue[i-len(header)+3])
    sheet.write((x*6) + 3, i + 5, resultat_tx_erreur_compense[i-len(header)+3])
    sheet.write((x*6) + 4, i + 5, resultat_taux_erreur_absolue[i-len(header)+3])
    sheet.write((x*6) + 5, i + 5, resultat_erreur_positif[i-len(header)+3])
    sheet.write((x*6) + 6, i + 5, resultat_erreur_negatif[i-len(header)+3])

book.save('Results_v2.xls')

```

12.1.3 Supplément à insérer pour moyenner les données météorologiques réelles au pas horaire

```

#####
#Faire la moyenne horaire des rayonnements/température/vitesses de vent
#####

## Liste des dates (pas de 10min)
date = reelle_radiation_datetime

## List des rayonnements correspondants
Rayonnement = reelle_radiation_results

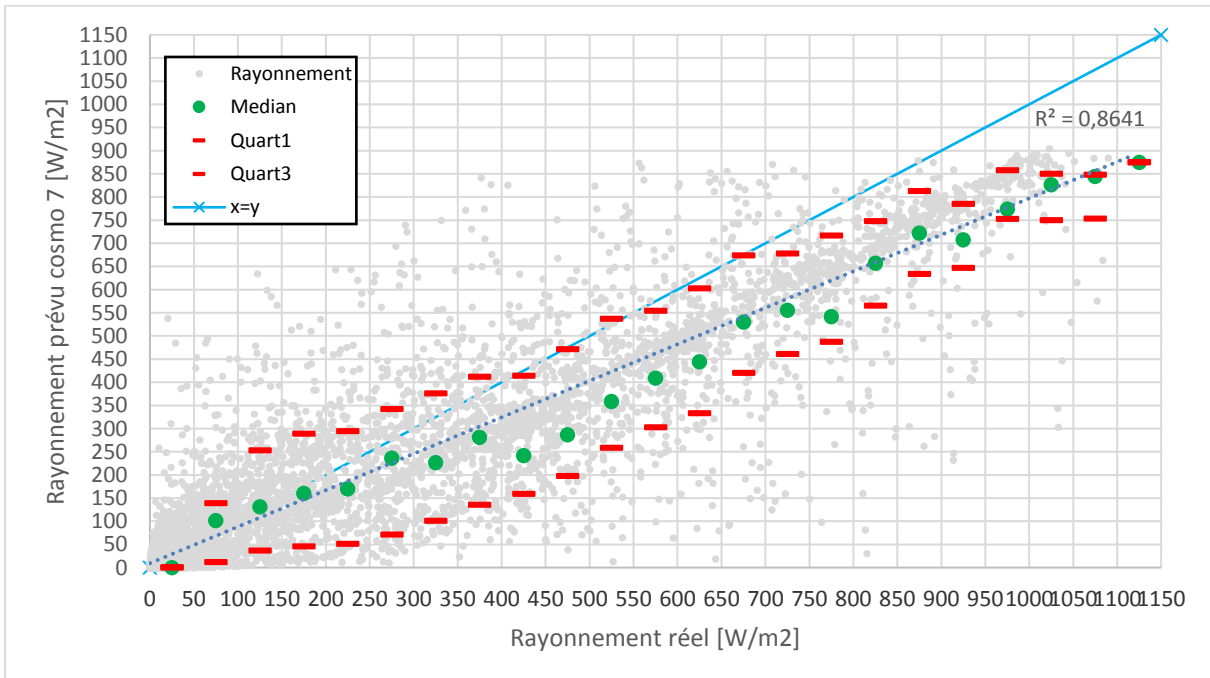
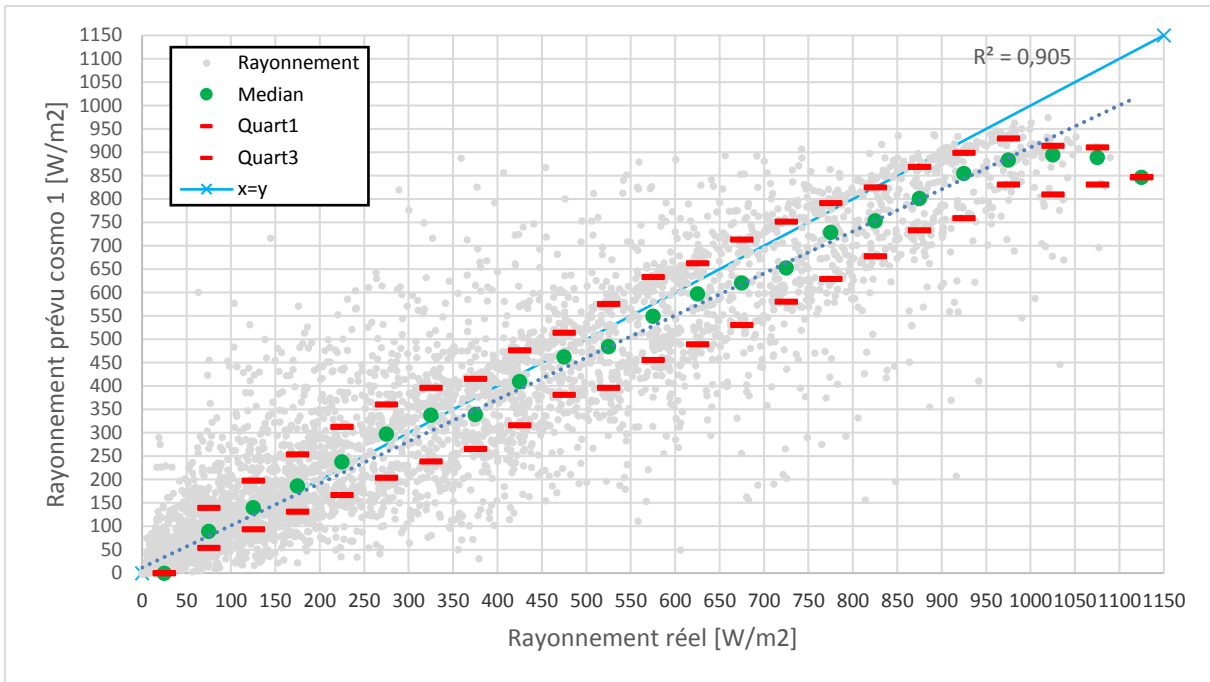
def convert_data(dates, values):
    import statistics
    _new_values = {}
    for _date, _value in zip(dates, values):
        _date_without_hour = None
        if _date.minute == 0:
            _date_without_hour = _date
        else:
            _date_without_hour = _date - datetime.timedelta(minutes=_date.minute) + datetime.timedelta(hours=1)

        if _date_without_hour in _new_values:
            _new_values[_date_without_hour].append(_value)
        else:
            _new_values[_date_without_hour] = [_value]
    return list(_new_values.keys()), [0 if not x else statistics.mean(x) for x in _new_values.values()]

n_date, n_ray = convert_data(date, Rayonnement)

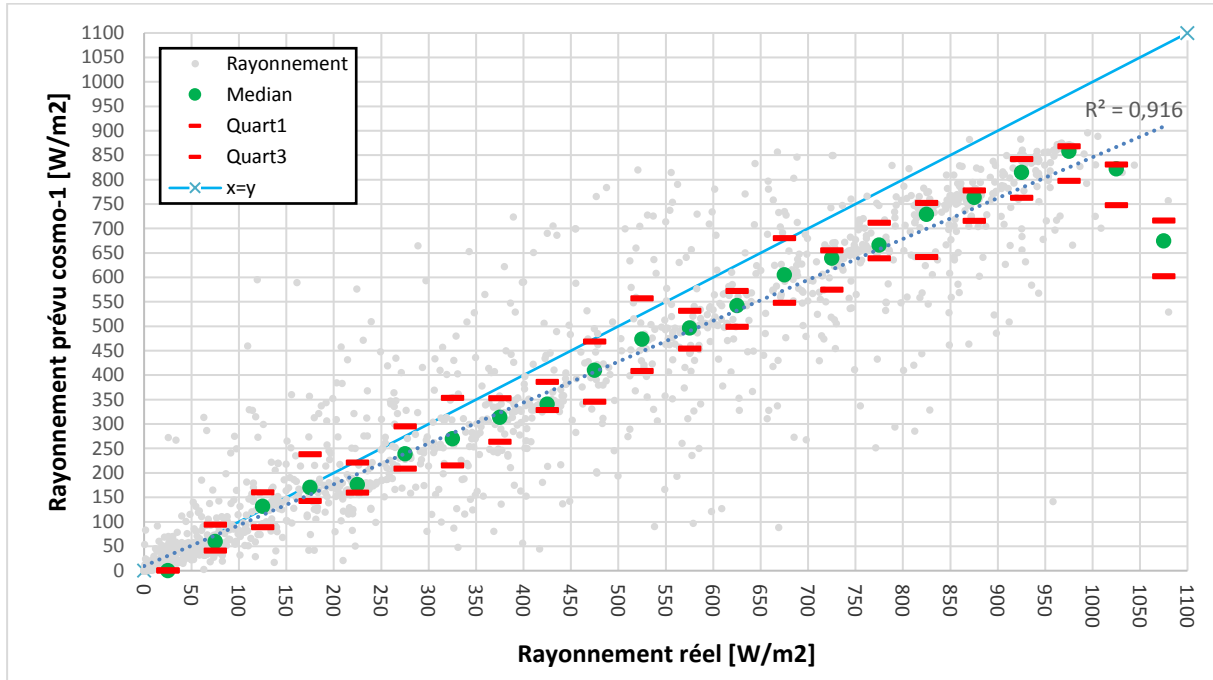
```


12.2 DISTRIBUTION ANNUELLE DES PRÉVISIONS DE RAYONNEMENT COSMO-1 ET COSMO-7 POUR LA STATION DE CRANS-MONTANA

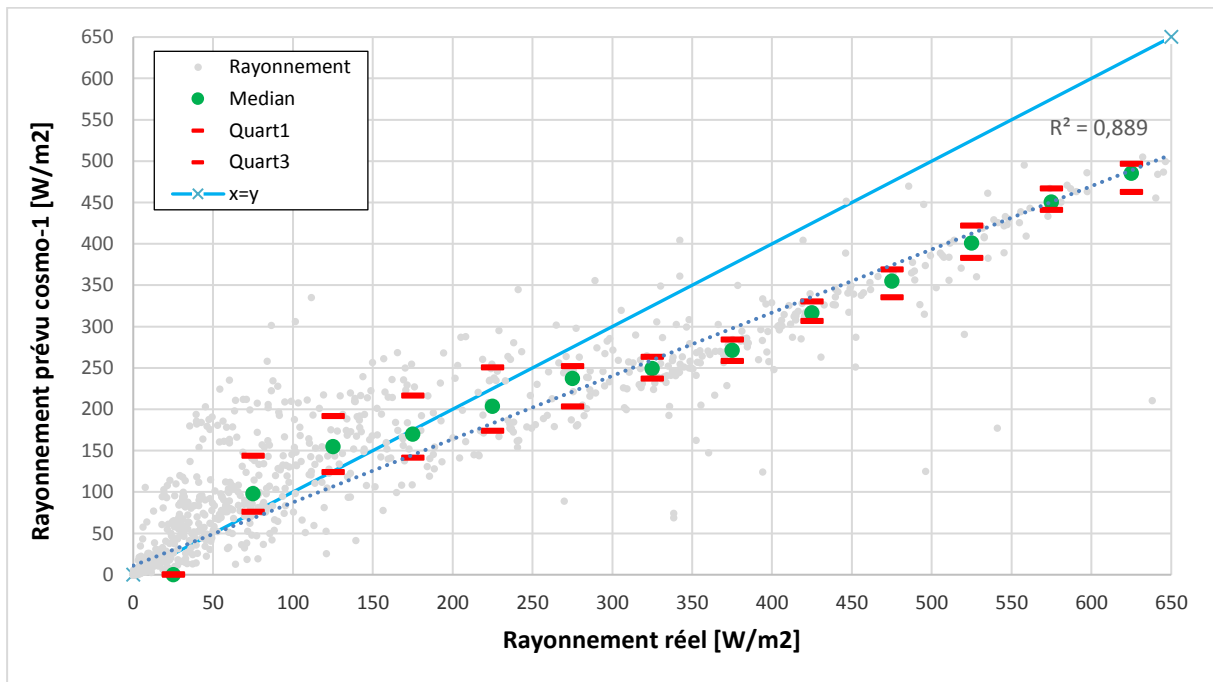


12.3 DISTRIBUTION SAISONNIÈRE DES PRÉVISIONS DE PRÉVISION COSMO-1 POUR LA STATION DE SION

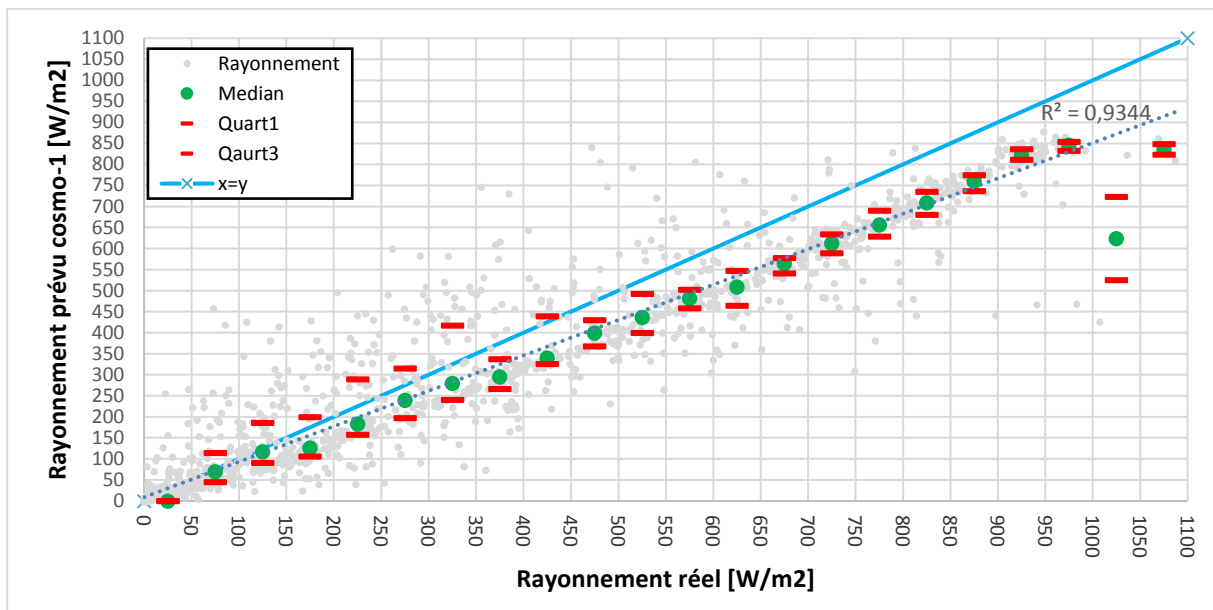
Été (juin-août)



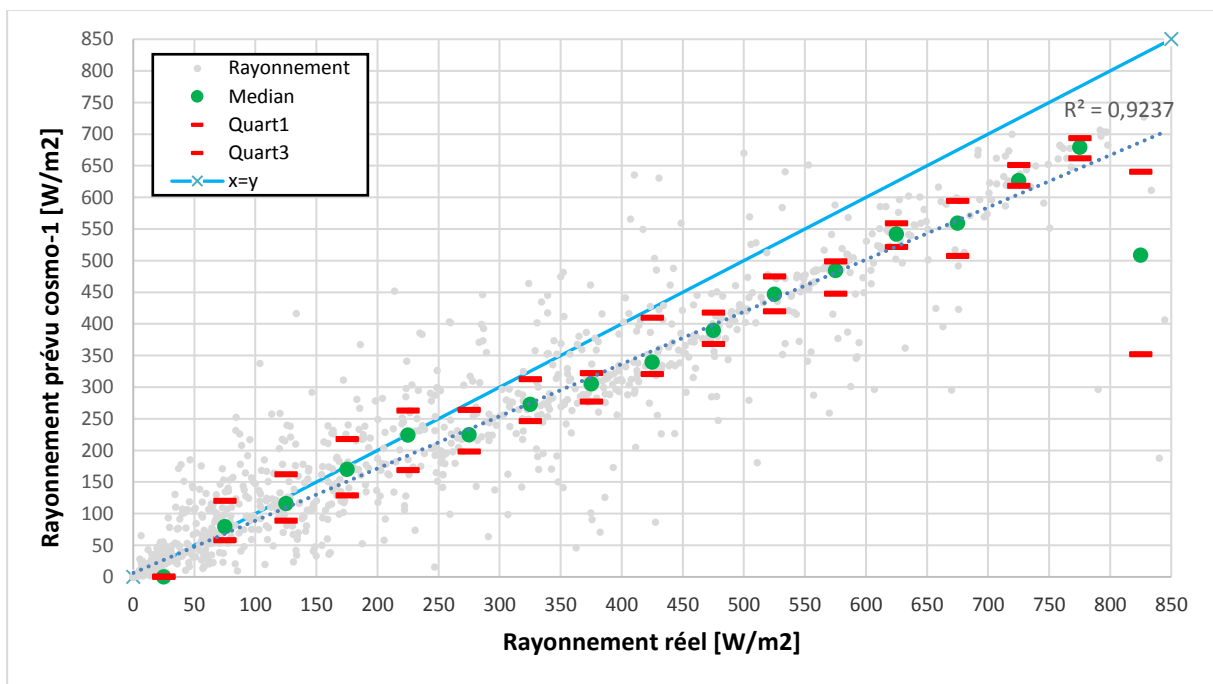
Hiver (décembre-février)



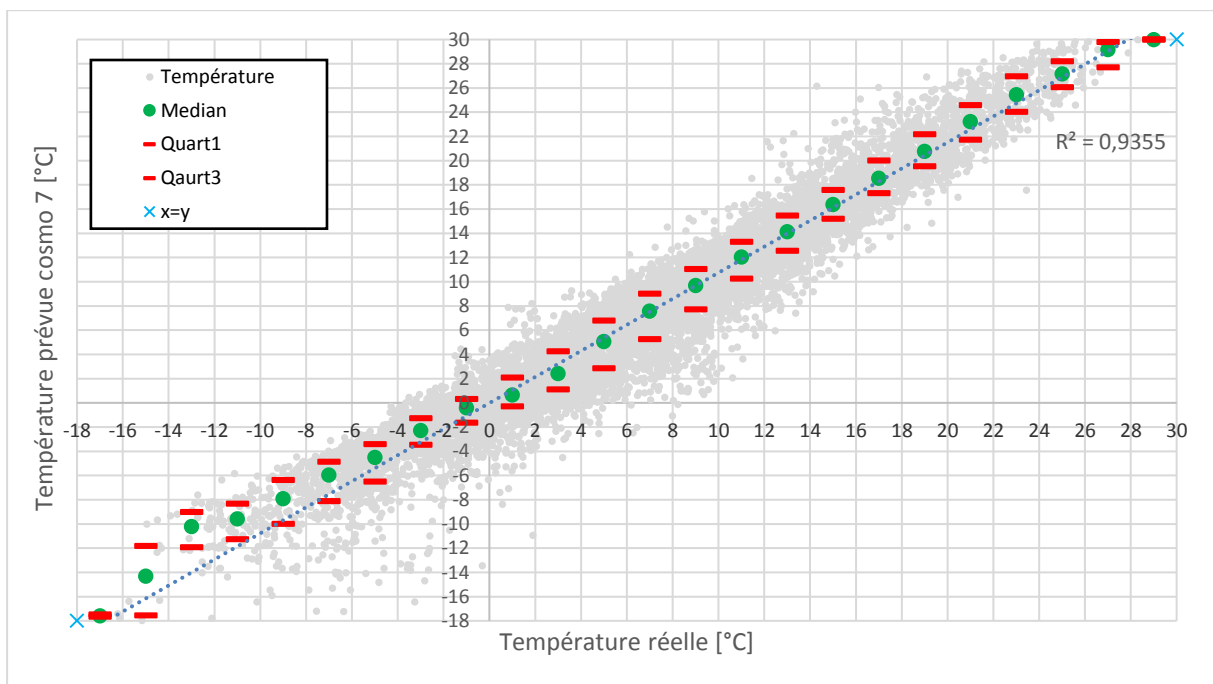
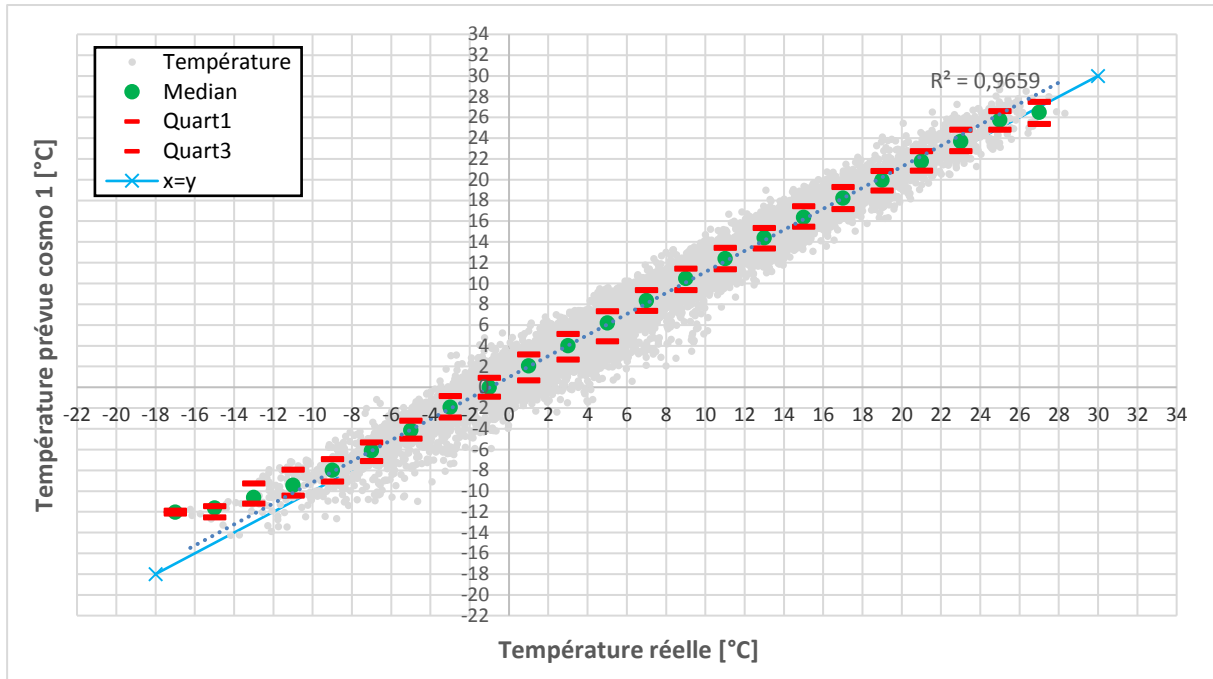
Printemps (mars-mai)



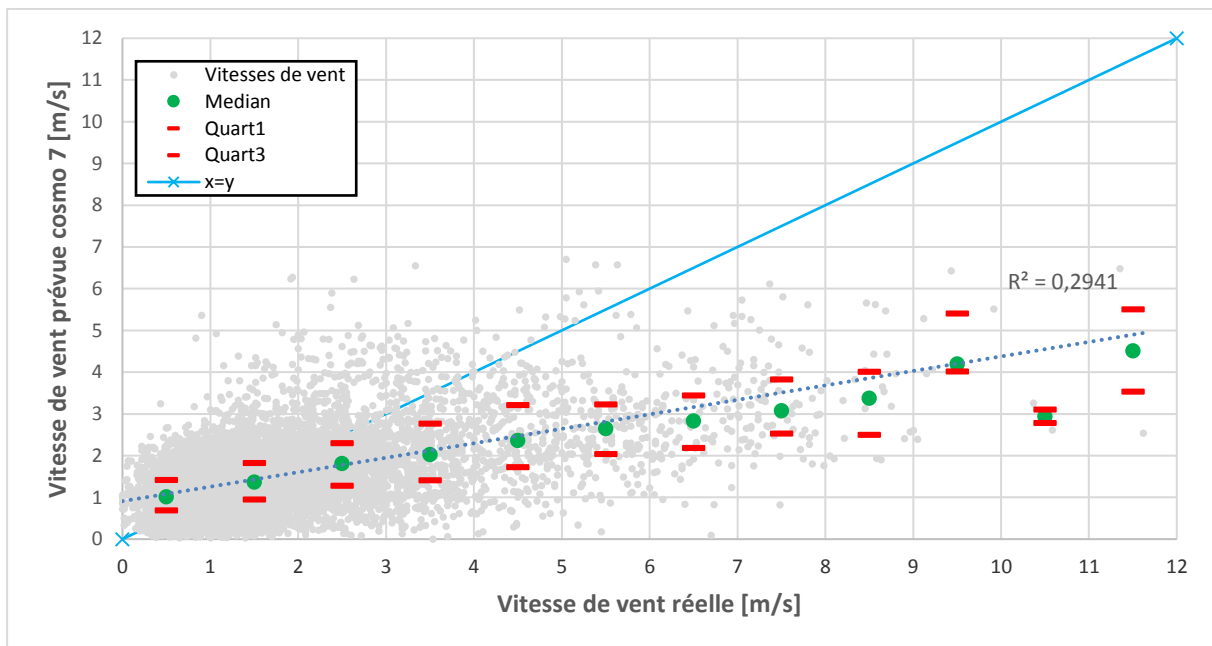
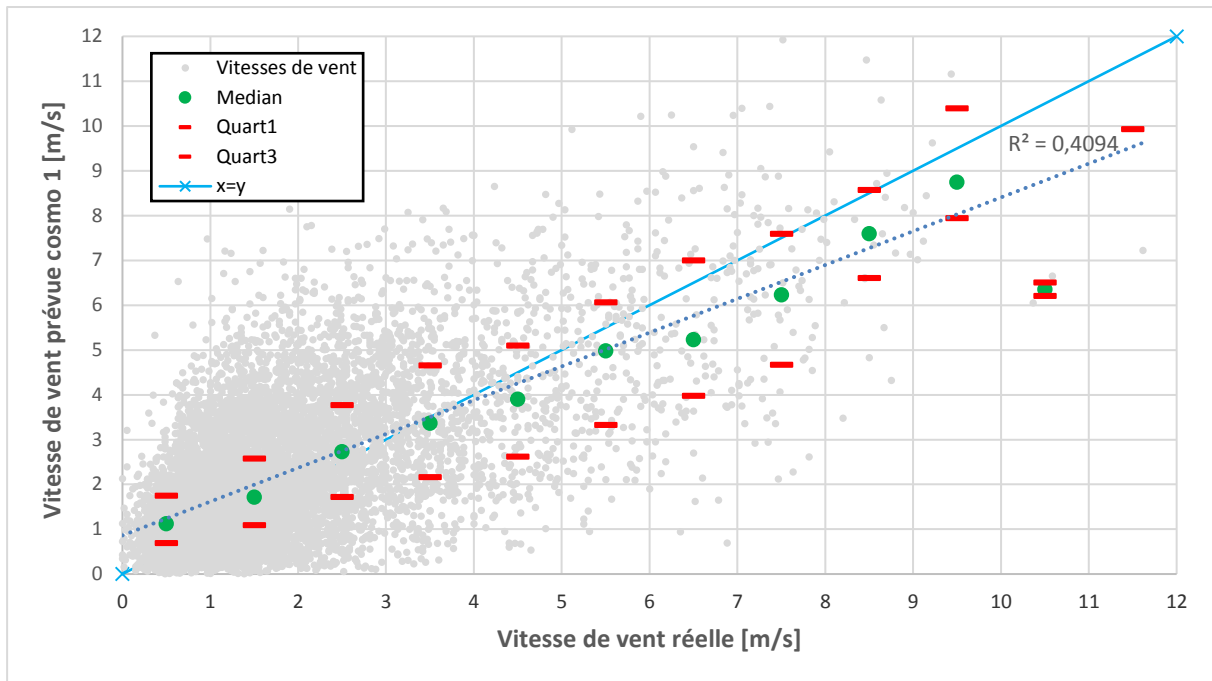
Automne (septembre-novembre)



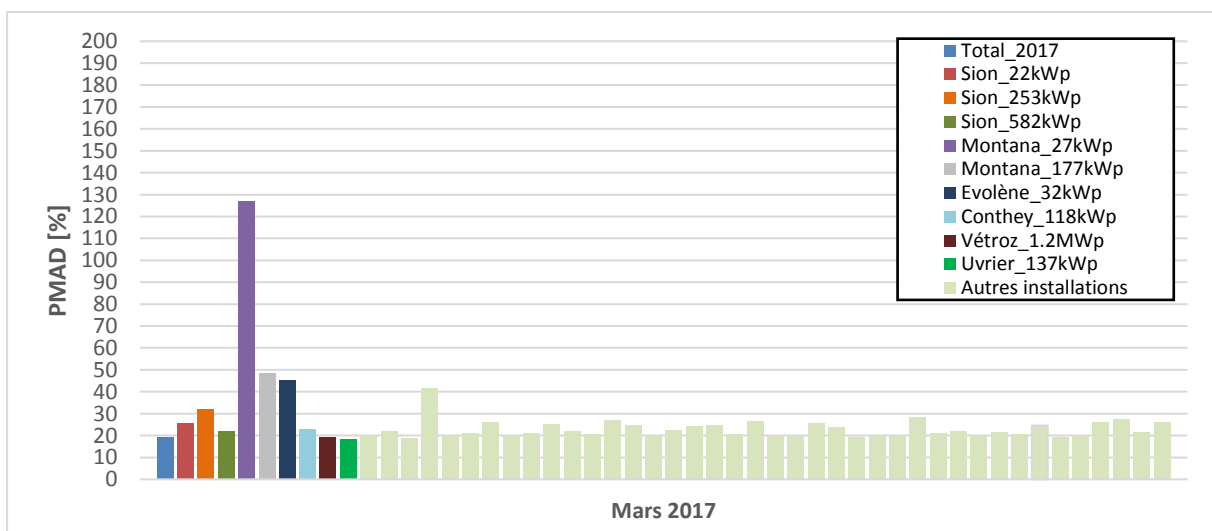
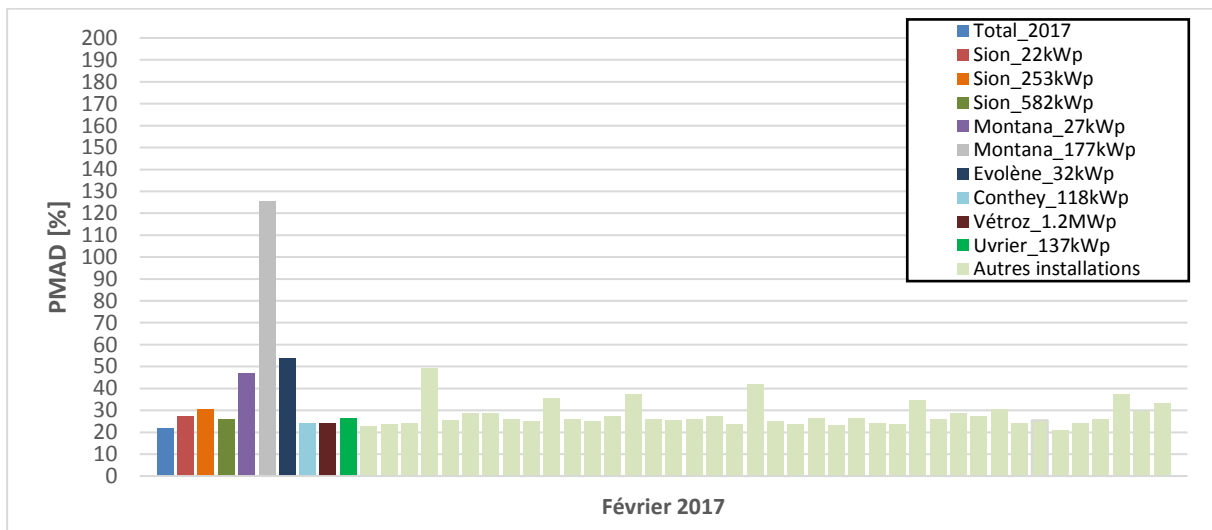
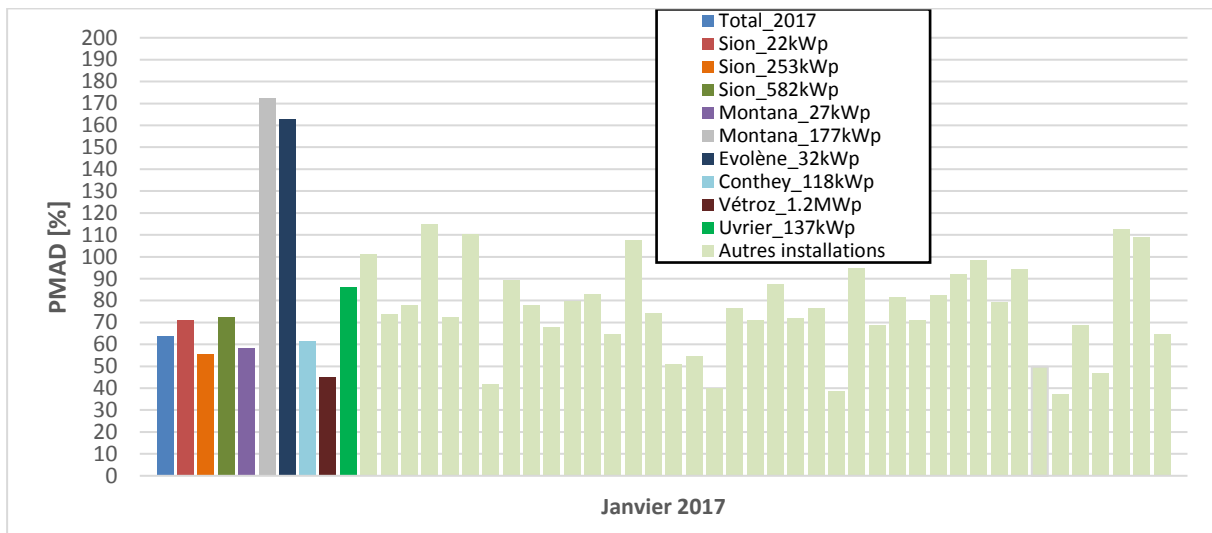
12.4 DISTRIBUTION ANNUELLE DES PRÉVISIONS DE TEMPÉRATURE COSMO-1- ET COSMO-7 POUR LA STATION DE CRANS-MONTANA

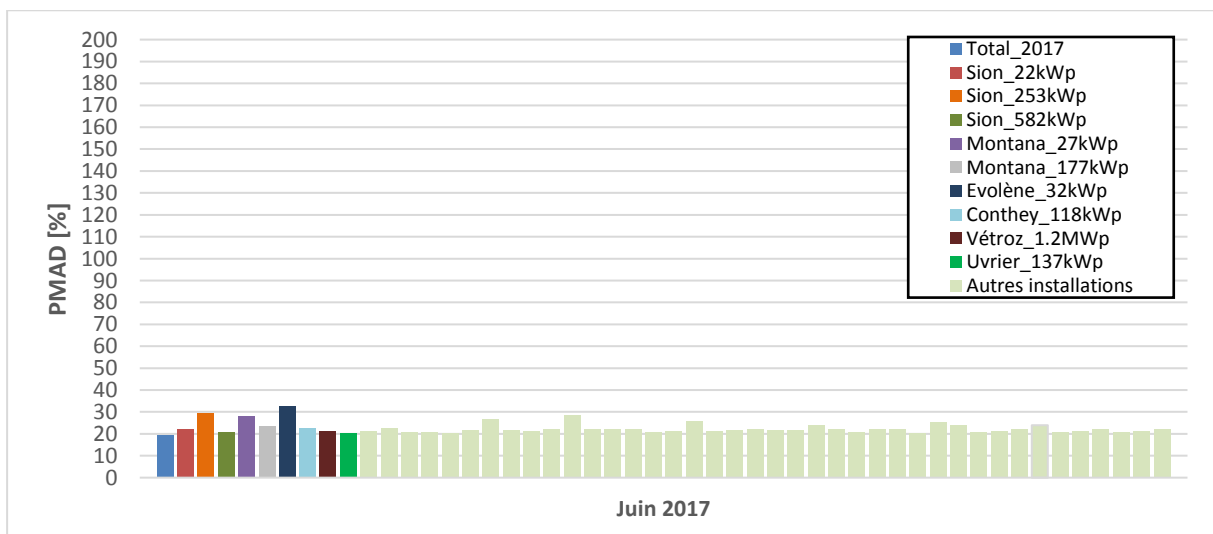
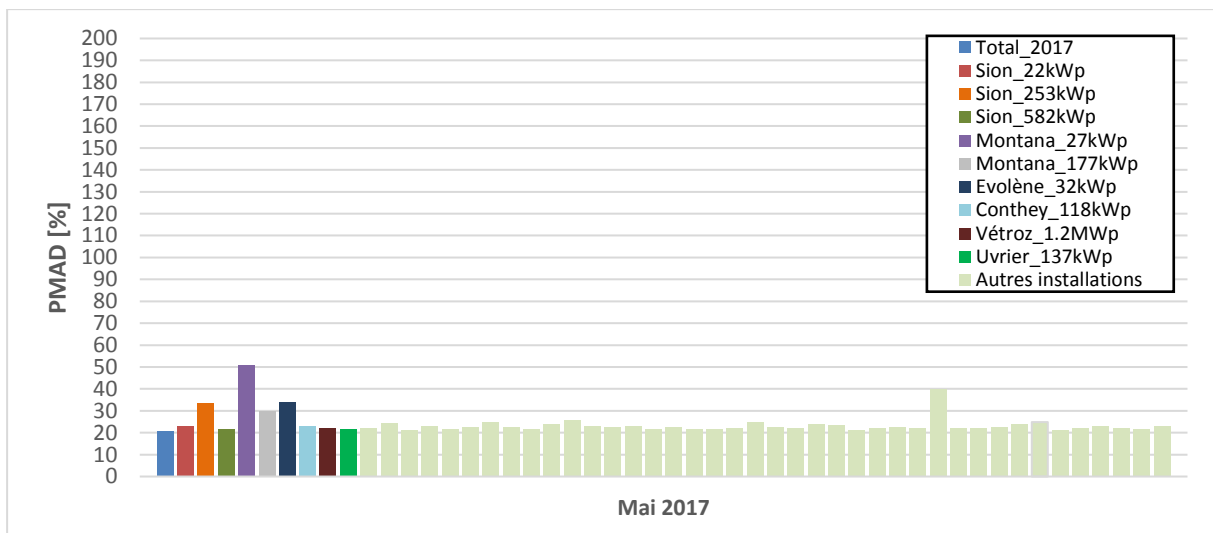
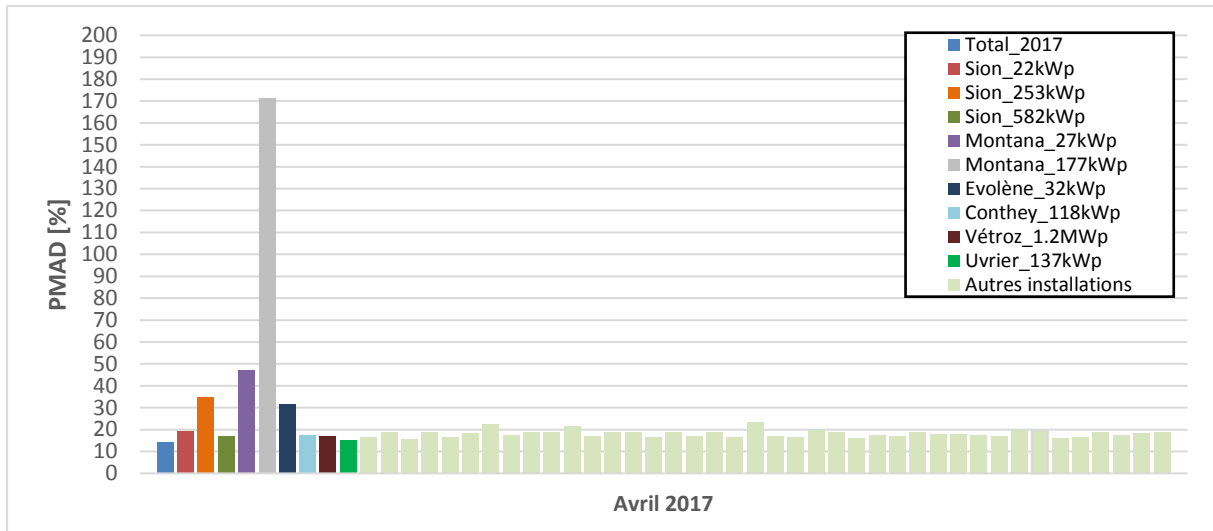


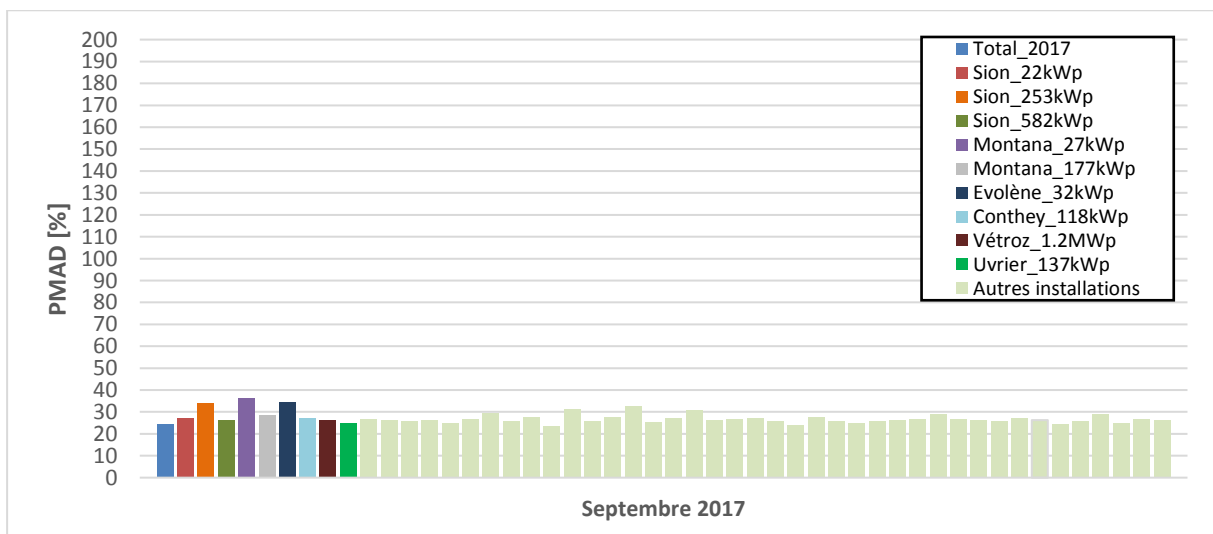
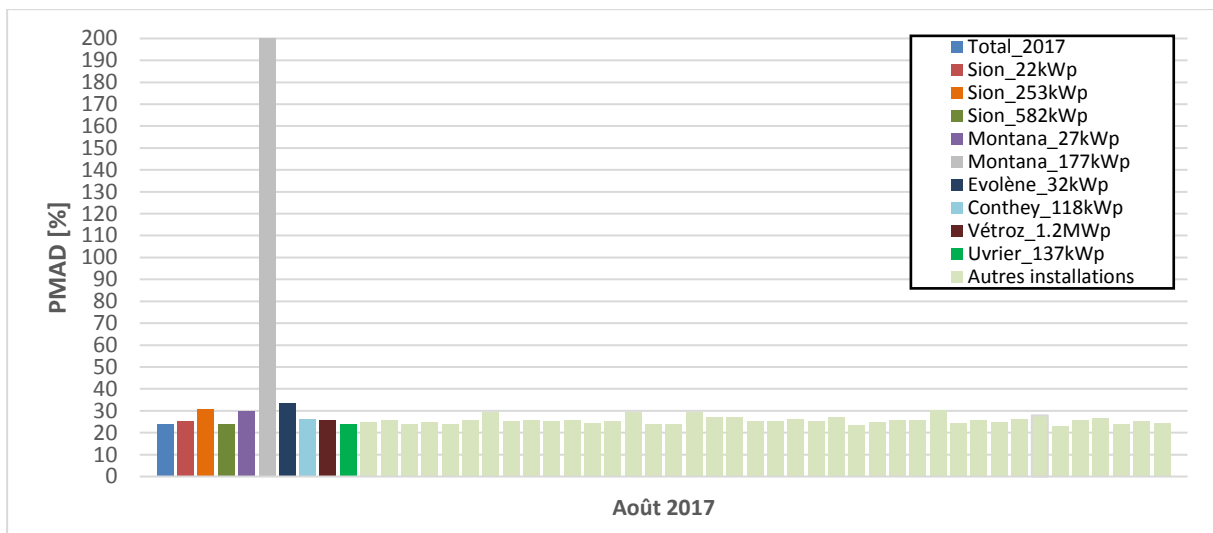
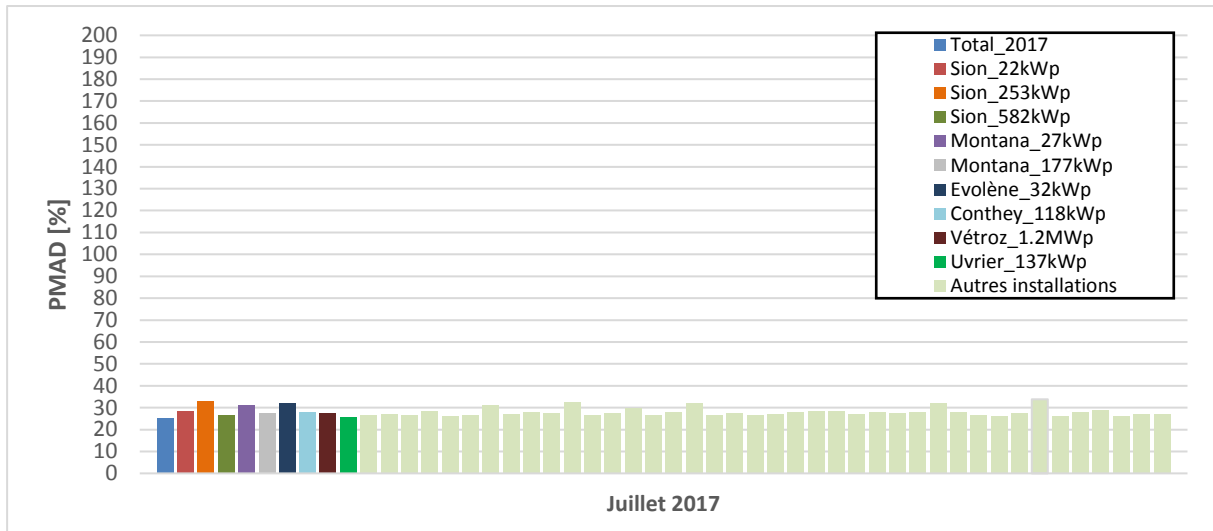
12.5 DISTRIBUTION ANNUELLE DES PRÉVISIONS DE VITESSES DE VENT COSMO-1 ET COSMO-7 POUR LA STATION DE CRANS-MONTANA

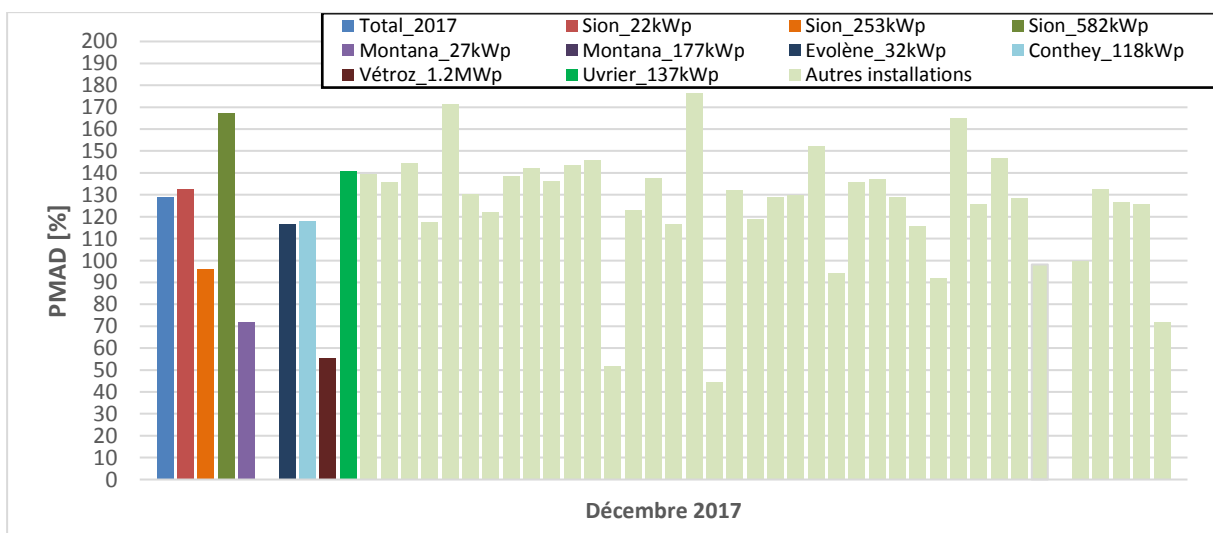
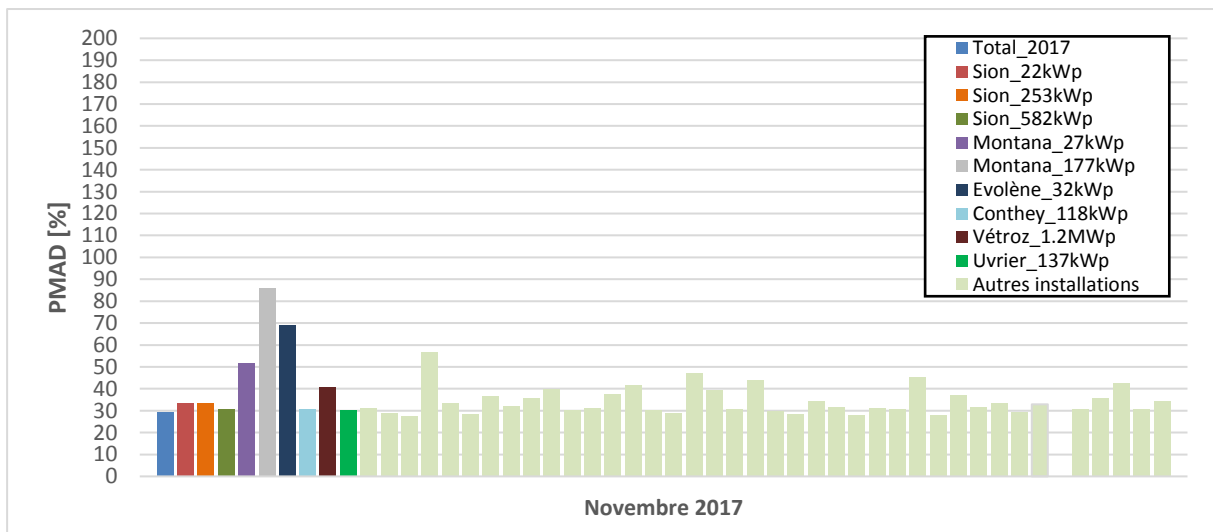
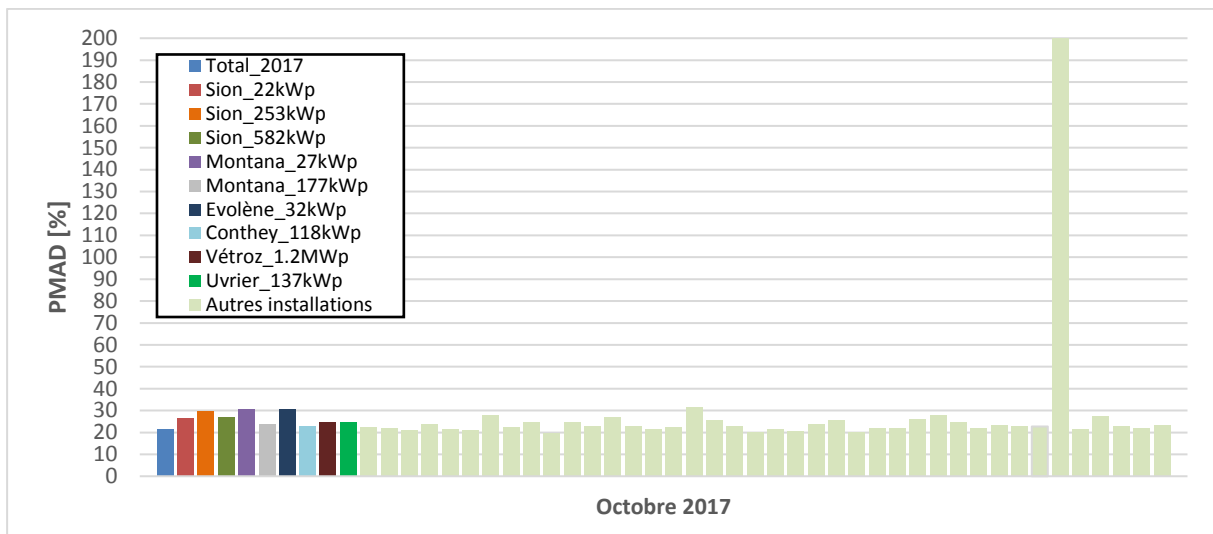


12.6 TAUX D'ERREUR MENSUELS DES INSTALLATIONS EN 2017



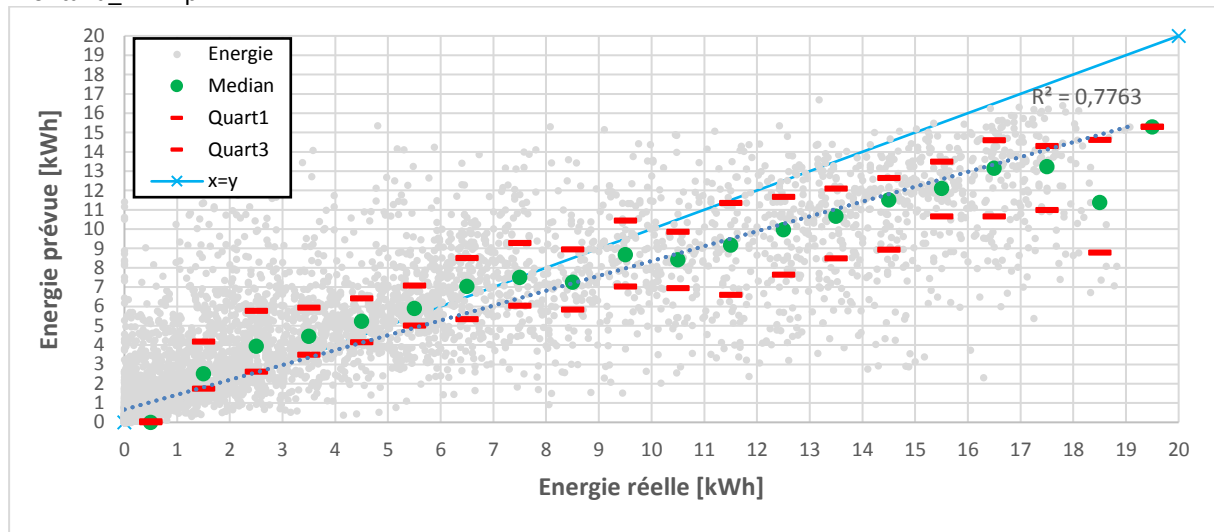




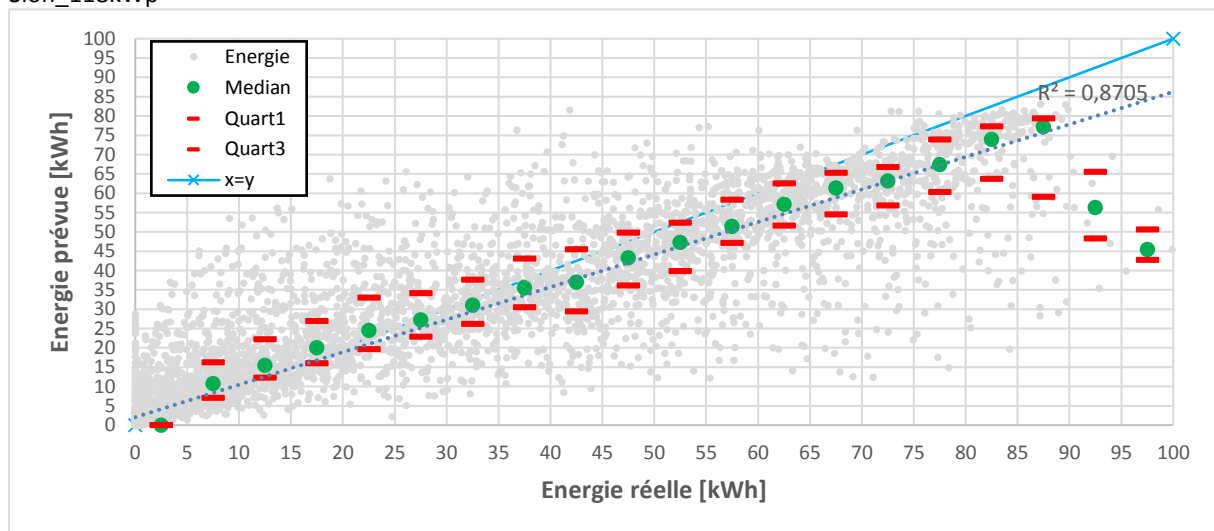


12.7 DISTRIBUTIONS ANNUELLES DES PRÉVISIONS ÉNERGÉTIQUES 2017 DES INSTALLATIONS ÉTUDIÉES

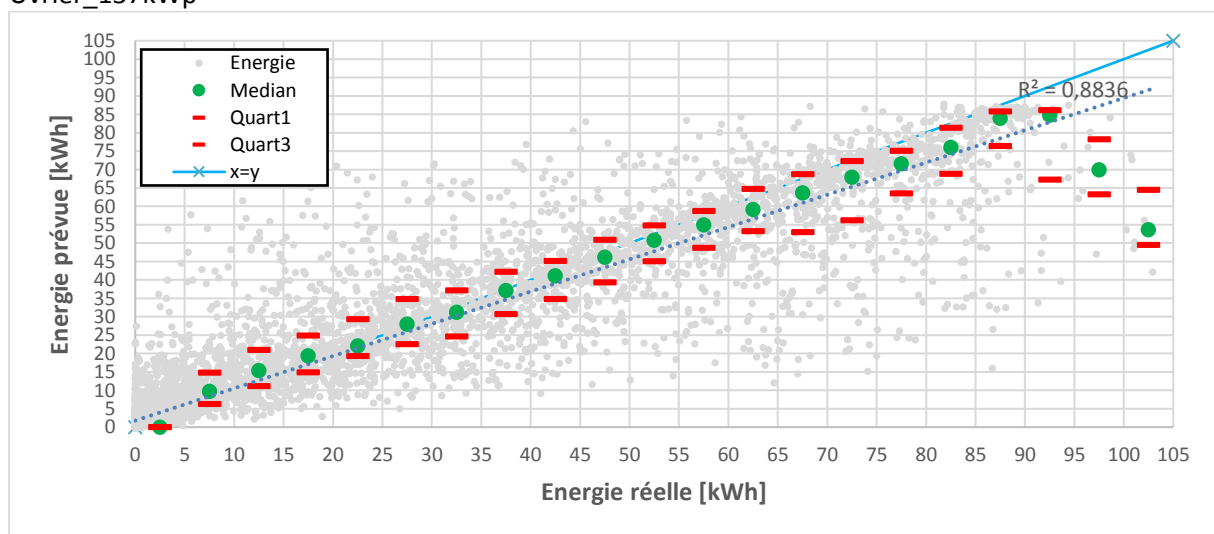
Montana_27kWp



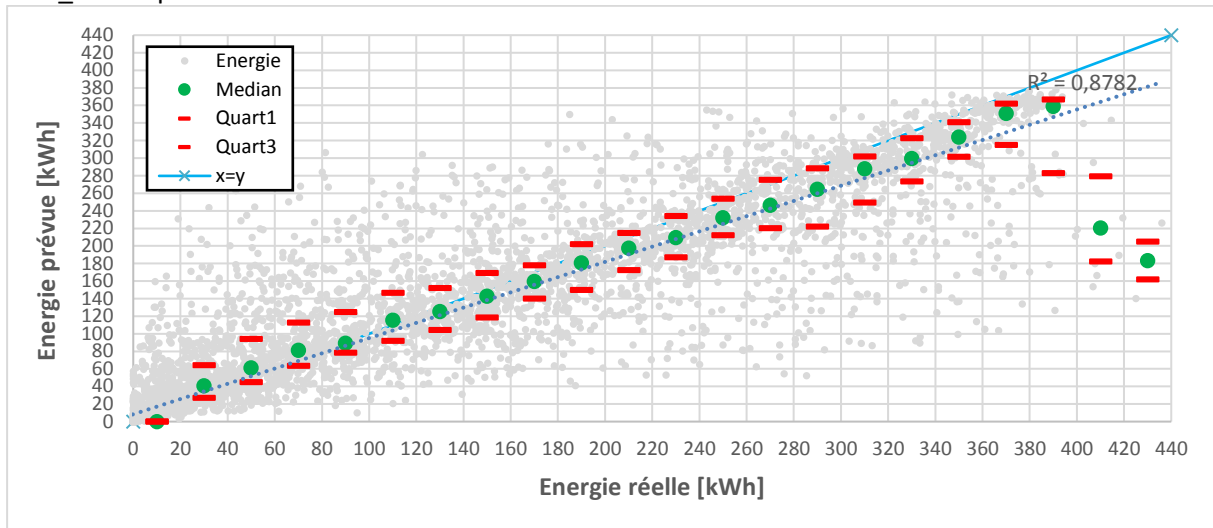
Sion_118kWp



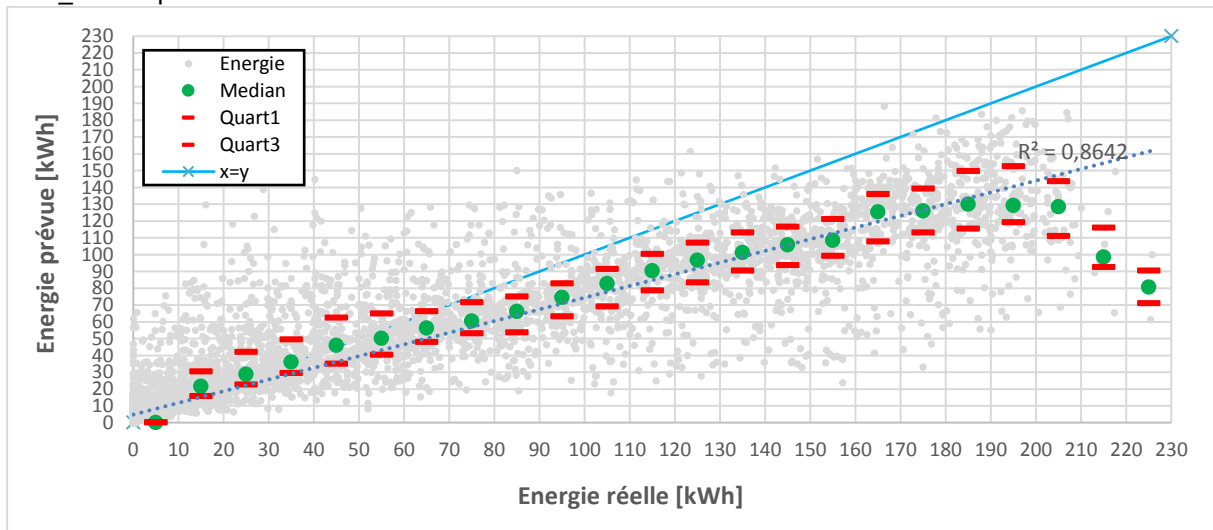
Uvrier_137kWp



Sion_582kWp



Sion_253kWp



12.8 RAPPORT DE SIMULATION PVSYST

PVSYST V6.74	Haute école valaisanne - HES-SO Valais (Suisse)		19/07/18	Page 1/6
Système couplé au réseau: Paramètres de simulation				
Projet : Simul_cosmo				
Site géographique	SION		Pays	Suisse
Situation	Latitude	46.22° N	Longitude	7.33° E
Temps défini comme	Temps légal	Fus. horaire TU+1	Altitude	482 m
	Albédo	0.20		
Données météo:	SION	ASCII file - Imported		
Variante de simulation : Nouvelle variante de simulation				
	Date de la simulation	19/07/18 à 13h20		
Paramètres de simulation	Type de système	Building system		
2 orientations	inclin./azimuths	34°/-40° et 18°/-40°		
Modèles utilisés	Transposition	Perez	Diffus	Perez, Meteonorm
Horizon	Hauteur moyenne	10.7°		
Ombrages proches	Ombrages linéaires			
Caractéristiques des champs de capteurs (2 type de champs définis)				
Module PV	Si-poly	Modèle	Poly 190 Wp 54 cells	
Original PVSyst database		Fabricant	Generic	
Sous-champ "Sous-champ #1"		Orientation	#1	Inclinaison/Azimut 34°/-40°
Nombre de modules PV		En série	18 modules	En parallèle 3 chaînes
Nombre total de modules PV		Nbre modules	54	Puissance unitaire 190 Wc
Puissance globale du champ		Nominale (STC)	10.26 kWc	Aux cond. de fonct. 9.13 kWc (50°C)
Caractéristiques de fonct. du champ (50°C)		U mpp	417 V	I mpp 22 A
Sous-champ "Sous-champ #2"		Orientation	#2	Inclinaison/Azimut 18°/-40°
Nombre de modules PV		En série	18 modules	En parallèle 4 chaînes
Nombre total de modules PV		Nbre modules	72	Puissance unitaire 190 Wc
Puissance globale du champ		Nominale (STC)	13.68 kWc	Aux cond. de fonct. 12.17 kWc (50°C)
Caractéristiques de fonct. du champ (50°C)		U mpp	417 V	I mpp 29 A
Total	Puissance globale champs	Nominale (STC)	24 kWc	Total 126 modules
		Surface modules	185 m ²	Surface cellule 165 m ²
Onduleur		Modèle	Solarmax 10MT	
Original PVSyst database		Fabricant	SolarMax	
Caractéristiques		Tension de fonctionnement	250-750 V	Puissance unitaire 10.0 kWac
Sous-champ "Sous-champ #1"		Nbre d'onduleurs	1 unités	Puissance totale 10.0 kWac
				Rapport Pnom 1.03
Sous-champ "Sous-champ #2"		Nbre d'onduleurs	1 unités	Puissance totale 10.0 kWac
				Rapport Pnom 1.37
Total		Nbre d'onduleurs	2	Puissance totale 20 kWac
Facteurs de perte du champ PV				
Fact. de pertes thermiques	Uc (const)	20.0 W/m ² K	Uv (vent)	0.0 W/m ² K / m/s
Perte ohmique de câblage	Champ#1	322 mOhm	Frac. pertes	1.5 % aux STC
	Champ#2	242 mOhm	Frac. pertes	1.5 % aux STC
	Global		Frac. pertes	1.5 % aux STC
Perte de qualité module			Frac. pertes	2.5 %
Perte de "mismatch" modules			Frac. pertes	2.0 % au MPP
Perte de "mismatch" strings			Frac. pertes	0.10 %
Effet d'incidence, paramétrisation ASHRAE	IAM =	1 - bo (1/cos i - 1)	Param. bo	0.05

Système couplé au réseau: Paramètres de simulation

Besoins de l'utilisateur : Charge illimitée (réseau)

PVsysst éducation

PVsysst éducation

PVsysst éducation

PVsysst éducation

Système couplé au réseau: Définition de l'horizon

Projet : Simul_cosmo

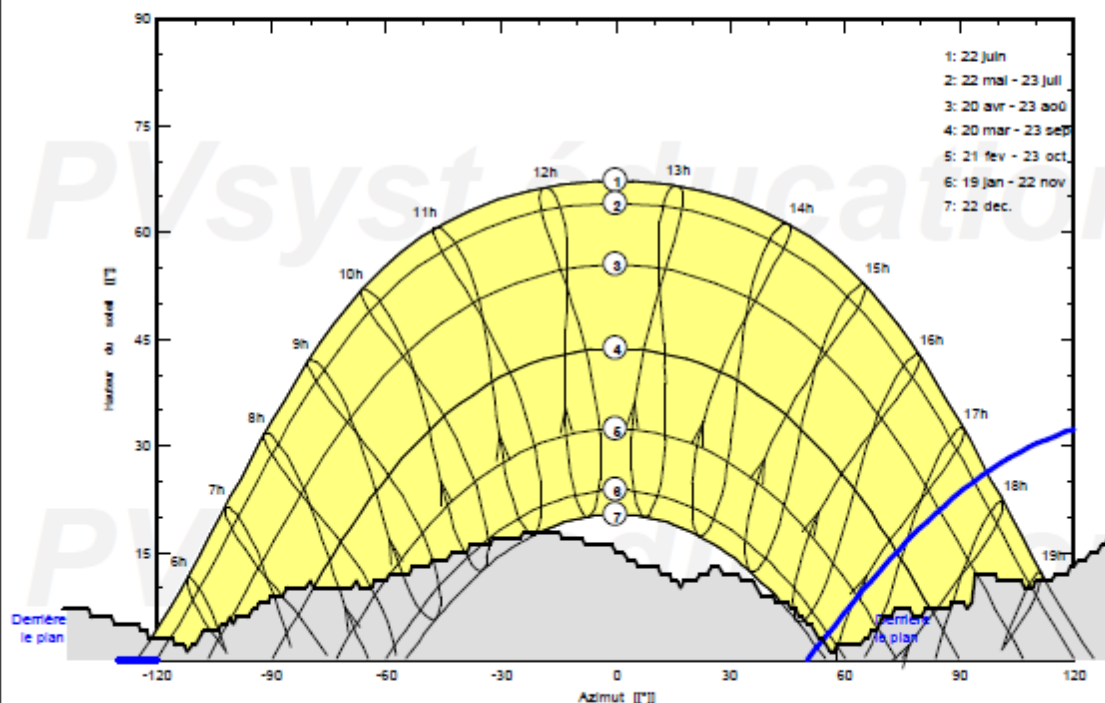
Variante de simulation : Nouvelle variante de simulation

Principaux paramètres système	Type de système	Building system
Horizon	Hauteur moyenne	10.7°
Ombrages proches	Ombrages linéaires	
Orientation plan capteurs	2 orientations	Inclinaison/Azimut = 34°/-40° et 18°/-40°
Modules PV	Modèle	Poly 190 Wp 54 cells Pnom 190 Wc
Champ PV	Nombre de modules	126 Pnom total 23.94 kWc
Onduleur	Modèle	Solarmax 10MT Pnom 10.00 kW ac
Batterie d'onduleurs	Nombre d'unités	2.0 Pnom total 20.00 kW ac
Besoins de l'utilisateur	Charge illimitée (réseau)	

Horizon	Hauteur moyenne	10.7°	Facteur sur diffus	0.94
	Facteur sur albédo	100 %	Fraction d'albédo	0.34

Hauteur [°]	13.0	14.0	12.0	11.0	8.0	7.0	6.0	4.0	3.0	4.0	5.0	6.0	7.0	8.0
Azimut [°]	-179	-175	-171	-162	-153	-138	-132	-123	-116	-108	-103	-101	-95	-93
Hauteur [°]	11.0	10.0	10.0	12.0	13.0	16.0	17.0	18.0	16.0	15.0	14.0	12.0	11.0	11.0
Azimut [°]	-80	-89	-87	-59	-53	-38	-32	-24	-8	0	3	12	15	16
Hauteur [°]	11.0	13.0	12.0	11.0	8.0	7.0	6.0	3.0	1.0	2.0	4.0	6.0	7.0	8.0
Azimut [°]	18	25	28	33	42	46	48	53	56	58	67	70	73	88
Hauteur [°]	7.0	11.0	10.0	11.0	14.0	15.0	17.0	18.0	17.0	13.0	12.0	12.0	13.0	14.0
Azimut [°]	92	100	107	110	121	124	129	134	146	161	163	171	174	180

Horizon de Meteonorm pour, Lat. = 0.000°, Long. = 0.000°



Système couplé au réseau: Définition des ombrages proches

Projet : Simul_cosmo

Variante de simulation : Nouvelle variante de simulation

Principaux paramètres système	Type de système	Building system	
Horizon	Hauteur moyenne	10.7°	
Ombrages proches	Ombrages linéaires		
Orientation plan capteurs	2 orientations	Inclinaison/Azimut = 34°/-40° et 18°/-40°	
Modules PV	Modèle	Poly 190 Wp 54 cells	Pnom 190 Wc
Champ PV	Nombre de modules	126	Pnom total 23.94 kWc
Onduleur	Modèle	Solarmax 10MT	Pnom 10.00 kW ac
Batterie d'onduleurs	Nombre d'unités	2.0	Pnom total 20.00 kW ac
Besoins de l'utilisateur	Charge illimitée (réseau)		

Perspective de la scène d'ombrages proches

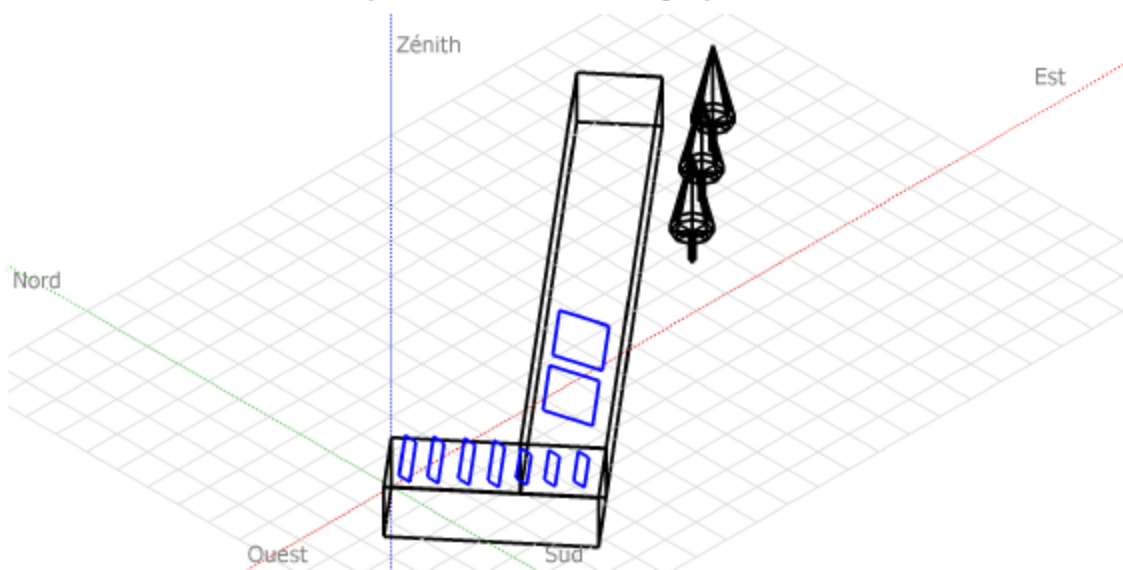
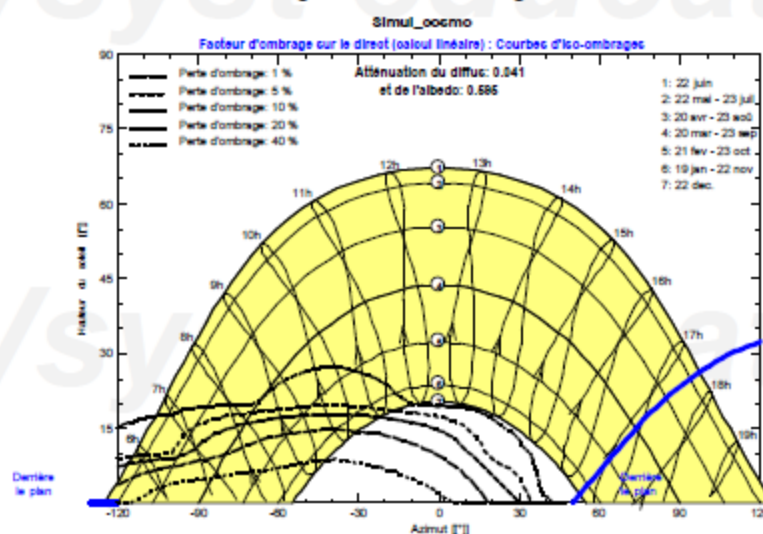


Diagramme d'iso-ombrages



Système couplé au réseau: Résultats principaux

Projet : **Simul_cosmo**

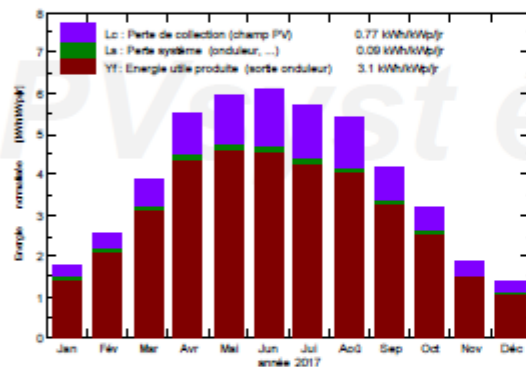
Variante de simulation : **Nouvelle variante de simulation**

Principaux paramètres système	Type de système	Building system	
Horizon	Hauteur moyenne	10.7°	
Ombrages proches	Ombrages linéaires		
Orientation plan capteurs	2 orientations	Inclinaison/Azimut = 34°/-40° et 18°/-40°	
Modules PV	Modèle	Poly 190 Wp 54 cells	Pnom 190 Wc
Champ PV	Nombre de modules	126	Pnom total 23.94 kWc
Onduleur	Modèle	Solarmax 10MT	Pnom 10.00 kW ac
Batterie d'onduleurs	Nombre d'unités	2.0	Pnom total 20.00 kW ac
Besoins de l'utilisateur	Charge illimitée (réseau)		

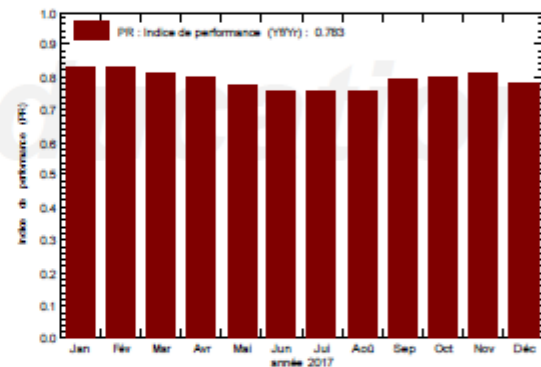
Principaux résultats de la simulation

Production du système	Energie produite	27.11 MWh/an	Productible	1133 kWh/kWc/an
	Indice de performance (PR)	78.34 %		

Productions normalisées (par kWp installé): Puissance nominale 23.94 kWc



Indice de performance (PR)



Nouvelle variante de simulation

Bilans et résultats principaux

	GlobHor kWh/m²	DiffHor kWh/m²	T Amb °C	GlobInc kWh/m²	GlobEff kWh/m²	EArray MWh	E_Grid MWh	PR
Jan. 17	42.2	29.86	-2.06	53.9	47.2	1.110	1.073	0.832
Fév. 17	58.5	37.03	4.54	71.3	64.9	1.464	1.422	0.833
Mars 17	104.5	55.83	9.43	121.2	111.9	2.416	2.353	0.811
Avr. 17	149.6	66.39	11.85	165.1	154.1	3.241	3.161	0.800
Mai 17	177.8	80.95	16.53	184.8	172.4	3.522	3.432	0.776
Juin 17	180.6	84.37	22.01	181.9	169.2	3.380	3.295	0.757
Juil. 17	173.7	84.66	22.28	177.4	164.8	3.288	3.201	0.754
Août 17	155.6	73.65	22.34	167.0	155.5	3.105	3.026	0.757
Sep. 17	110.9	59.27	15.58	124.9	115.4	2.424	2.359	0.789
Oct. 17	81.1	44.90	12.83	99.1	90.9	1.952	1.900	0.801
Nov. 17	44.1	30.51	4.56	56.9	49.5	1.124	1.087	0.811
Déc. 17	33.5	24.95	-0.90	43.1	36.0	0.841	0.807	0.783
Année	1312.1	672.36	11.62	1445.7	1331.8	27.867	27.114	0.783

Légendes:	GlobHor	irradiation globale horizontale	GlobEff	Global "effectif", corr. pour IAM et ombrages
	DiffHor	irradiation diffuse horizontale	EArray	Energie effective sortie champ
	T Amb	Température ambiante	E_Grid	Energie injectée dans le réseau
	GlobInc	Global incident plan capteurs	PR	indice de performance

Système couplé au réseau: Diagramme des pertes

Projet : Simul_cosmo

Variante de simulation : Nouvelle variante de simulation

Principaux paramètres système	Type de système	Building system
Horizon	Hauteur moyenne	10.7°
Ombrages proches	Ombrages linéaires	
Orientation plan capteurs	2 orientations	Inclinaison/Azimut = 34°/-40° et 18°/-40°
Modules PV	Modèle	Poly 190 Wp 54 cells Pnom 190 Wc
Champ PV	Nombre de modules	126 Pnom total 23.94 kWc
Onduleur	Modèle	Solarmax 10MT Pnom 10.00 kW ac
Batterie d'onduleurs	Nombre d'unités	2.0 Pnom total 20.00 kW ac
Besoins de l'utilisateur	Charge illimitée (réseau)	

Diagramme des pertes sur l'année entière

