

Swiss PV Circle

Lot de travaux 3 - Prévision

Prévision et visualisation du volume des installations photovoltaïques en fin de vie (2000-2050), y compris l'analyse des caractéristiques et du vieillissement

Numéro du lot de travaux	AP3
Titre du paquet de travail	Prévision
Lead du paquet de travail	Haute école spécialisée bernoise
Numéro de livrable	AP3-1
Nom du livrable	Prévision et visualisation du volume des installations photovoltaïques en fin de vie (2000-2050), y compris l'analyse des caractéristiques et du vieillissement
Statut	Rapport final
Auteur	Ässia Boukhatmi
Niveau de diffusion	Public
Date de publication	16.06.2025

Contenu

Résumé exécutif	2
1. Introduction	3
2. Méthodes utilisées	4
2.1 Collecte des données	4
2.2 Préparation des données	5
2.3 Analyse des données	5
2.3.1 Enquête qualitative	5
2.3.2 Étude quantitative	5
Analyse de survie de Kaplan-Meier	5
Régression polynomiale	6
Régression logistique	7
3. Résultats	7
3.1 Attributs des caractéristiques des installations EoL	7
3.2 Âge des installations PV EoL	11
3.3 Prévision des volumes d'EoL jusqu'en 2050	11
3.3.1 Prévision au moyen des quantités de collecte SENS	11
3.3.2 Prévision à l'aide de la classification EoL	12
3.3.3 Comparaison avec des études existantes	15
Étude prospective IRENA et Wambach Consulting (2022)	15
Prévisions Czajkowski et al. (2022)	16
4. Discussion des résultats	17
5. Perspectives et conclusion	19
Annexe	20
Littérature	20

Résumé exécutif

Le développement rapide du photovoltaïque (PV) dans le cadre de la transition énergétique devrait entraîner une augmentation considérable des modules en fin de vie. Pour faire face à l'augmentation des flux de déchets et promouvoir l'efficacité des ressources, l'économie circulaire représente un modèle économique visant à créer des flux de matériaux circulaires. Bien que 50% des modules PV soient techniquement réutilisables après leur premier cycle de vie, on sait peu de choses sur l'âge des modules en fin de vie (EoL) et sur les facteurs qui conduisent au déclassement ou au remplacement du système, ce qui entrave les activités circulaires. C'est pourquoi, dans le cadre du projet Swiss PV Circle, le work package 3 a utilisé des approches analytiques et des données provenant de différentes sources afin d'améliorer la prédiction des activités de recyclage. Comme la base de données sur les quantités effectives d'EoL des années précédentes est encore très limitée, on s'est d'abord appuyé sur les quantités de collecte de SENS eRecycling des années précédentes afin d'obtenir un aperçu de l'évolution future des quantités de déchets. Dans un deuxième temps, ce chiffre a été comparé aux résultats d'études scientifiques existantes afin de mieux comprendre les hypothèses actuelles de calcul des prévisions.

Par ailleurs, une analyse qualitative a permis d'examiner plus de 500 installations EoL en fonction de différents paramètres afin de mieux comprendre les caractéristiques des retours actuels pour améliorer les pratiques de réutilisation. Enfin, ces installations EoL ont servi de base à une étude scientifique visant à acquérir des connaissances sur l'âge et la classification des installations EoL basée sur l'apprentissage automatique (ML). Dans un troisième temps, le modèle ML a été appliqué pour identifier d'autres installations EoL dans le jeu de données existant, afin de concrétiser davantage le forecasting.

Le présent rapport est structuré comme suit : Tout d'abord, la situation de départ est décrite, suivie des méthodes utilisées pour la collecte et l'analyse des données. Ensuite, les résultats des différentes approches sont présentés et comparés aux études existantes. Enfin, les résultats sont discutés et les principales conclusions sont à nouveau résumées, suivies d'une conclusion finale et d'une perspective d'avenir.

1. Introduction

La prévision désigne la prédiction systématique de développements ou d'événements futurs sur la base de données historiques, de tendances actuelles et de facteurs d'influence pertinents.¹ Dans le contexte des flux EoL, la prévision fait référence à la prévision de la quantité, de la composition et de l'occurrence dans le temps des produits qui ont atteint la fin de leur cycle de vie et qui sont prêts à être réutilisés, recyclés ou éliminés. Différentes méthodes sont utilisées à cet effet, par exemple des modèles statistiques, des méthodes basées sur des séries chronologiques, des approches d'apprentissage automatique ou des projections basées sur des scénarios, dont l'objectif est de permettre la prise de décisions éclairées pour la gestion des déchets, l'économie circulaire et la planification des ressources.

Le facteur décisif pour permettre une prévision est la disponibilité des données. Les conditions de base suivantes s'appliquent :²

- **Les données historiques** : Les évolutions passées constituent souvent une base pour les prévisions. Ces données doivent être suffisamment longues, fiables et précises.
- **Qualité des données** : les valeurs manquantes, les valeurs aberrantes et les incohérences devraient être identifiées et, le cas échéant, corrigées.
- **la pertinence des données** : Les données utilisées doivent être représentatives du phénomène à prévoir.

En outre, il convient d'identifier les facteurs d'influence pertinents qui déterminent l'événement prévu. Il s'agit par exemple des développements technologiques, du cadre légal et des tendances du marché. De même, le choix d'un modèle de prévision approprié est crucial et dépend du type de données et de l'objectif de la prévision. Un autre critère important est la stabilité et la reconnaissance de modèles dans les données historiques. Les prévisions sont surtout fiables lorsque des tendances récurrentes ou des effets saisonniers sont identifiables ; en revanche, la précision des prévisions est limitée lorsque les processus sont très volatils. Comme toute prévision comporte des incertitudes, celles-ci devraient être quantifiées et communiquées - par exemple par des intervalles de confiance ou des analyses de scénarios. Les prévisions basées sur des scénarios sont particulièrement utiles lorsque plusieurs facteurs d'influence incertains jouent un rôle. Enfin, une validation continue des prévisions est nécessaire afin de détecter les écarts et d'adapter le modèle si nécessaire. Les changements dans l'environnement, tels que les innovations technologiques, devraient être régulièrement pris en compte dans les prévisions futures .³

Ces conditions de base montrent qu'un forecasting dépend avant tout de la qualité des données et des informations disponibles. Or, dans la réalité, les sources de données sont souvent fragmentées, incohérentes et nécessitent un effort important pour l'assurance qualité. C'est pourquoi plusieurs étapes et sous-processus sont nécessaires pour permettre une prévision.

Les premières études de prévision des quantités de déchets photovoltaïques ont déjà été réalisées par le passé⁴, mais ces études sont dépassées et se basent sur des chiffres clés issus d'un contexte géographique

¹ Makridakis, Wheelwright, and Hyndman, "Forecasting".

² Makridakis, Wheelwright, and Hyndman ; Goodwin et al., "Principles of Forecasting".

³ Hyndman and Athanasopoulos, *Forecasting*.

⁴ Forti, Baldé, and Kuehr, "E-Waste Statistics"; Rabaia, Semeraro, and Olabi, "Recent Progress towards Photovoltaics' Circular Economy"; Magalani et al., "Study on Collection Rates of Waste Electrical and Electronic Equipment"; Weckend, Wade, and Heath, "End of Life Management."

limité pour l'élaboration des résultats. D'autres études (par exemple⁵) s'appuient sur des hypothèses de base généralisées qu'il convient de comprendre et de remettre en question. Ces études seront examinées plus en détail dans la suite de ce rapport.

2. Méthodes utilisées

Les méthodes de collecte et d'analyse des données utilisées dans le projet sont présentées ci-dessous. Premièrement, les données de collecte de SENS eRecycling des dernières années ont été utilisées afin de créer une première estimation pour la prévision des futures quantités de déchets au moyen d'une régression polynomiale. Deuxièmement, ces données ont été comparées aux résultats d'études scientifiques afin de valider les hypothèses de calcul. Troisièmement, une analyse qualitative exploratoire de plus de 500 installations EoL a été réalisée, au cours de laquelle différents paramètres ont été examinés afin de mieux comprendre les caractéristiques des quantités de déchets retournées. Un quatrième élément de l'étude a été l'application de modèles statistiques (analyse de Kaplan-Meier et modèle de régression logistique) qui ont permis de déterminer l'âge des installations et de classer les installations EoL. A l'avenir, il est prévu d'étendre l'approche à l'identification basée sur la ML d'autres installations EoL dans le jeu de données afin d'affiner les modèles de prévision.

2.1 Collecte de données

Les données utilisées pour cette étude provenaient de quatre sources principales. Premièrement, nous avons utilisé un ensemble de données publiques du portail Opendata.Swiss, qui est régulièrement publié par l'Office fédéral de l'énergie (OFEN). Ce jeu de données contient les installations de production d'électricité enregistrées dans le système suisse de garantie d'origine, avec leur emplacement, la date d'installation, la puissance installée et le type d'installation PV. Jusqu'à la fin de l'année 2023, ce jeu de données comprenait environ 225'000 installations PV ayant entre 0 et 35 ans.⁶

La deuxième source de données non publique, fournie par l'OFEN dans le cadre du projet "Swiss PV Circle", comprend 15 ensembles de données de séries temporelles qui enregistrent la production d'énergie mensuelle de chaque installation PV entre 2009 et 2023. Une autre source non publique, fournie par le système de collecte suisse SENS eRecycling et partenaire du projet Swiss PV Circle, comprend tous les ordres d'enlèvement de 2017 à juin 2024 demandés par des entreprises ou des centres de collecte pour l'enlèvement et le recyclage des PV EoL⁷. L'ensemble de données comprend l'adresse de collecte, la date, la quantité (kg), le type de panneau PV, l'état du module et le motif EoL de chaque ordre de collecte. En plus des ordres de collecte, les quantités agrégées de collecte pour les années 2015 à 2023 ont été mises à disposition. Par exemple, la quantité totale de modules PV EoL collectés en 2023 était de 1'000 tonnes (t).

La quatrième source de données incluse est un ensemble de données de l'Institut SPF pour la technologie solaire, qui contient des enregistrements des dommages causés par la grêle aux installations PV en Suisse en 2021, ce qui a contribué à identifier d'autres installations PV hors d'usage. En complément de ces quatre

⁵ Czajkowski et al., "Prediction of the Market of End-of-Life Photovoltaic Panels in the Context of Common EU Management System".

⁶ Opendata.Swiss, "Electricity Production Plants - Opendata.Swiss."

⁷ SENS eRecycling, "Recyclingsystem von Photovoltaik in der Schweiz."

sources de données primaires, nous avons utilisé des images historiques de Google Earth Pro afin de vérifier les occurrences d'EoL et de contribuer au développement d'un ensemble de données complet.

2.2 Préparation des données

Afin de créer une base de données complète sur les systèmes PV hérités, nous avons commencé par fusionner les sources de données, principalement en utilisant des adresses ou des identifiants de produits pour relier et référencer des systèmes PV uniques dans les ensembles de données. Ce processus a nécessité un nettoyage et une préparation importants des données afin de supprimer les ensembles de données présentant des lacunes dues à un suivi incohérent des données dans les sources utilisées, ce qui a entraîné une perte inévitable de points de données incomplets. La fusion de ces sources nous a également permis d'identifier des installations PV EoL supplémentaires et de compléter les données existantes par un processus itératif de références croisées afin d'améliorer la crédibilité et l'exhaustivité⁸. De cette manière, nous avons pu identifier 522 installations EoL-PV et un total d'environ 157 000 installations PV, qui contenaient toutes les informations pertinentes pour la suite de l'analyse des données. L'ensemble de données utilisé sur les installations PV EoL ne représente toutefois qu'un échantillon et non la totalité des installations PV existantes avec présence d'EoL.

2.3 Analyse des données

En raison des restrictions importantes dans les données disponibles, notamment en ce qui concerne les installations EoL et les quantités, plusieurs étapes sont nécessaires pour permettre une prévision. Les techniques d'analyse des données utilisées jusqu'à présent dans le cadre du WP3 sont décrites ci-dessous afin d'améliorer les informations sur les installations EoL. Comme indiqué plus haut, les considérations rétrospectives sont un élément de base important pour permettre un regard vers l'avenir, raison pour laquelle certaines analyses ne comprennent pas de prévisions classiques, mais servent à décrire l'état actuel.

2.3.1 Enquête qualitative

En tant qu'étape supplémentaire, nous avons utilisé une approche qualitative exploratoire pour examiner les caractéristiques des installations PV qui ont atteint la fin de leur durée de vie opérationnelle⁹. Cette analyse comprend, entre autres, l'étude de la raison de la mise hors service, de l'année d'installation, de la puissance installée (kWp) et de la répartition géographique des installations EoL et actives. Comme les résultats de cette analyse qualitative doivent faire l'objet d'une autre étude scientifique, les résultats sont présentés de manière agrégée.

2.3.2 Étude quantitative

Analyse de survie de Kaplan-Meier

Ensuite, nous avons appliqué une courbe de survie de Kaplan-Meier, qui est une méthode statistique non paramétrique pour estimer les probabilités de survie au fil du temps en examinant différents intervalles de temps¹⁰. L'estimateur de Kaplan-Meier, également connu sous le nom de "Estimation de la limite du produit", calcule les probabilités de survie en déterminant la probabilité qu'un événement se produise à chaque

⁸ Patton, "Enhancing the Quality and Credibility of Qualitative Analysis"

⁹ Thomas, "A General Inductive Approach for Qualitative Data Analysis".

¹⁰ Altman, *Practical Statistics for Medical Research*.

moment spécifique. Bien que l'estimateur de Kaplan-Meier soit principalement utilisé dans la recherche médicale, il a déjà été utilisé dans des études de fiabilité pour estimer la probabilité de survie d'un produit¹¹. En raison de son adaptabilité, cette méthode est donc bien adaptée à notre étude, car elle fournit des estimations robustes des temps de survie pour les systèmes EoL-PV tout en tenant compte des données censurées¹². Les données censurées se rapportent à des observations pour lesquelles l'événement d'intérêt (par ex. EoL) ne s'est pas produit pendant la période d'observation, en supposant que ces systèmes restent "à risque" pour l'événement¹³. Cette hypothèse est compatible avec notre étude, car elle prend en compte les systèmes PV "à risque" pour lesquels un événement EoL n'a pas pu être attribué définitivement faute d'informations disponibles sur l'ensemble des événements EoL. La probabilité de survie $S(t)$ à un moment donné (t) est estimée par :

$$\hat{S}(t) = \prod_{i:t_i \leq t} \left(1 - \frac{d_i}{n_i}\right)$$

où d est le nombre d'événements (p. ex. pannes de système) qui se produisent au moment t et n désigne le nombre d'installations "en danger" juste avant t . Pour chaque intervalle de temps, les probabilités de survie sont déduites en divisant le nombre d'installations PV opérationnelles par le nombre total d'installations "à risque". La probabilité de survie cumulée sur une période donnée est ensuite calculée en appliquant la loi de multiplication et en combinant les probabilités de survie de tous les intervalles précédents.

Régression polynomiale

Pour une première estimation des quantités d'EoL possibles dans les années à venir, une régression polynomiale a été utilisée pour décrire les relations non linéaires entre une ou plusieurs variables. La régression polynomiale permet une modélisation plus nuancée et précise des tendances complexes et convient donc au calcul des quantités d'EoL qui évoluent au fil du temps. La relation entre la variable indépendante x et la variable dépendante y résulte de :

$$y = b_0 + b_1x + b_2x^2 + \dots + b_nx^n + e \text{ où}$$

b = coefficients

e = Error term

Les quantités collectées par SENS eRecycling au cours des dernières années depuis 2015 ont servi de base à cette première estimation. Il est important de mentionner ici que ces chiffres ne représentent pas la totalité de toutes les quantités d'EoL, car une partie considérable se retrouve à l'étranger suite à des exportations incontrôlées. Actuellement, il n'existe pas encore d'estimations exactes de la part des quantités de modules Second Life exportées vers des pays étrangers, principalement non européens. Un autre problème réside dans le fait que ces quantités ne sont pas suivies par les douanes sous un numéro d'exportation propre. Les

¹¹ Widodo and Yang, "Application of Relevance Vector Machine and Survival Probability to Machine Degradation Assessment" ; Ragab et al., "Remaining Useful Life Prediction Using Prognostic Methodology Based on Logical Analysis of Data and Kaplan-Meier Estimation".

¹² Goel, Khanna, and Kishore, "Understanding Survival Analysis."

¹³ Prinja, Gupta, and Verma, "Censoring in Clinical Trials".

premières études suggèrent toutefois que la part des exportations se situe entre 30 et 70% vers des pays comme la France, l'Allemagne et l'Italie.¹⁴

Régression logistique

Dans la dernière phase de l'analyse des données, un modèle de régression logistique (LR) a été utilisé pour classer les anciennes installations dans l'ensemble de données. LR est un modèle de classification largement utilisé, particulièrement efficace pour les problèmes de classification binaire et linéaire avec des classes linéairement séparables¹⁵. LR a été privilégié dans cette étude en raison de son interprétabilité, de son efficacité de calcul et de sa capacité à fournir des prédictions basées sur les probabilités, qui nous permettent d'évaluer la probabilité d'occurrence d'EoL sur une installation PV. Les modèles alternatifs, tels que les arbres de décision ou les machines vectorielles de support, pourraient également effectuer une classification binaire, mais ils sont souvent moins interprétables ou nécessitent davantage de ressources de calcul¹⁶. Compte tenu de l'objectif de comprendre les caractéristiques clés qui influencent EoL, LR a été considéré comme le choix le plus approprié pour classer si une installation PV est en fin de cycle de vie ("1") ou encore active ("0"). La probabilité que, pour des valeurs données des variables indépendantes, la variable dépendante y , à savoir si le système PV est en fin de vie, soit "1" ou "0", est donnée par

$$p(y = 1) = \frac{1}{1 + e^{-(b_1 x_1 + \dots + b_k x_k + a)}} \text{ et } p(y = 0) = 1 - \frac{1}{1 + e^{-(b_1 x_1 + \dots + b_k x_k + a)}}$$

où x_{1-k} représentent des variables indépendantes correspondant aux caractéristiques attribuées à chaque installation PV. En outre, les coefficients de régression b_{1-k} quantifient l'effet de chaque prédicteur sur la probabilité que la variable dépendante soit "1" et indiquent l'influence de chaque caractéristique sur la classification EoL.

3. Résultats

Les résultats obtenus dans le cadre du WP3 sont présentés et discutés ci-après. Étant donné que tant 0, que 0 ont été préparés dans le cadre d'une étude scientifique, les résultats ne sont résumés dans ce rapport que sous forme agrégée et sans illustrations.

3.1 Caractéristiques des installations EoL

Afin d'obtenir de meilleures informations sur les caractéristiques des installations photovoltaïques démantelées, celles-ci ont été analysées à l'aide d'une approche qualitative et exploratoire. Cette étude s'est basée sur environ 530 installations qui, grâce au processus de préparation des données et au regroupement de différentes sources, ont été identifiées comme des installations EoL claires et qui présentaient en outre toutes les informations nécessaires. Les ordres d'enlèvement de SENS eRecycling, dans lesquels un motif d'enlèvement (p. ex. 'fin d'utilisation', 'défaut de matériel' ou 'autre') était consigné, ont servi de base à l'attribution du motif EoL. Ces dernières années, les installations ont été particulièrement souvent pourvues du motif 'Dégâts de grêle' ou 'Dégâts de tempête'. Afin de compléter et de vérifier les données, l'âge de l'installation ainsi que la photo satellite ont été vérifiés pour l'attribution du motif EoL, afin de prouver si un

¹⁴ Hansen et al., "The Dark Side of the Sun : Solar e-Waste and Environmental Upgrading In."

¹⁵ Subasi, *Practical Machine Learning for Data Analysis Using Python*.

¹⁶ Stoltzfus, "Logistic Regression."

changement (par ex. repowering) ou un démontage définitif (par ex. fin d'utilisation) a eu lieu. L'examen de l'historique des satellites a également permis de constater qu'une grande partie des installations a été démontée suite à des travaux de construction. Comme nous l'avons déjà mentionné sur 2.1, un jeu de données sur les dommages dus à la grêle datant de 2021 a pu être utilisé pour l'analyse par l'intermédiaire de l'Institut SPF de technique solaire de la Haute école de l'Est. Toutefois, comme ce jeu de données pourrait fausser l'image d'une éventuelle répartition des causes de l'EoL, le site Figure présente la représentation des causes de l'EoL sans les données SPF sur la grêle. La figure montre que seul un sixième de toutes les installations a été pourvu du motif 'fin d'utilisation'. Une part bien plus importante des installations EoL s'est retrouvée dans le flux de déchets suite à des événements imprévus, par exemple des dommages, des défauts de matériaux ou la grêle. Il est également intéressant de noter que la majorité des installations EoL identifiées ont fait l'objet d'un repowering. Il n'est toutefois pas possible de dire avec certitude si ce repowering a été provoqué par un défaut de matériel ou pour des raisons purement économiques.

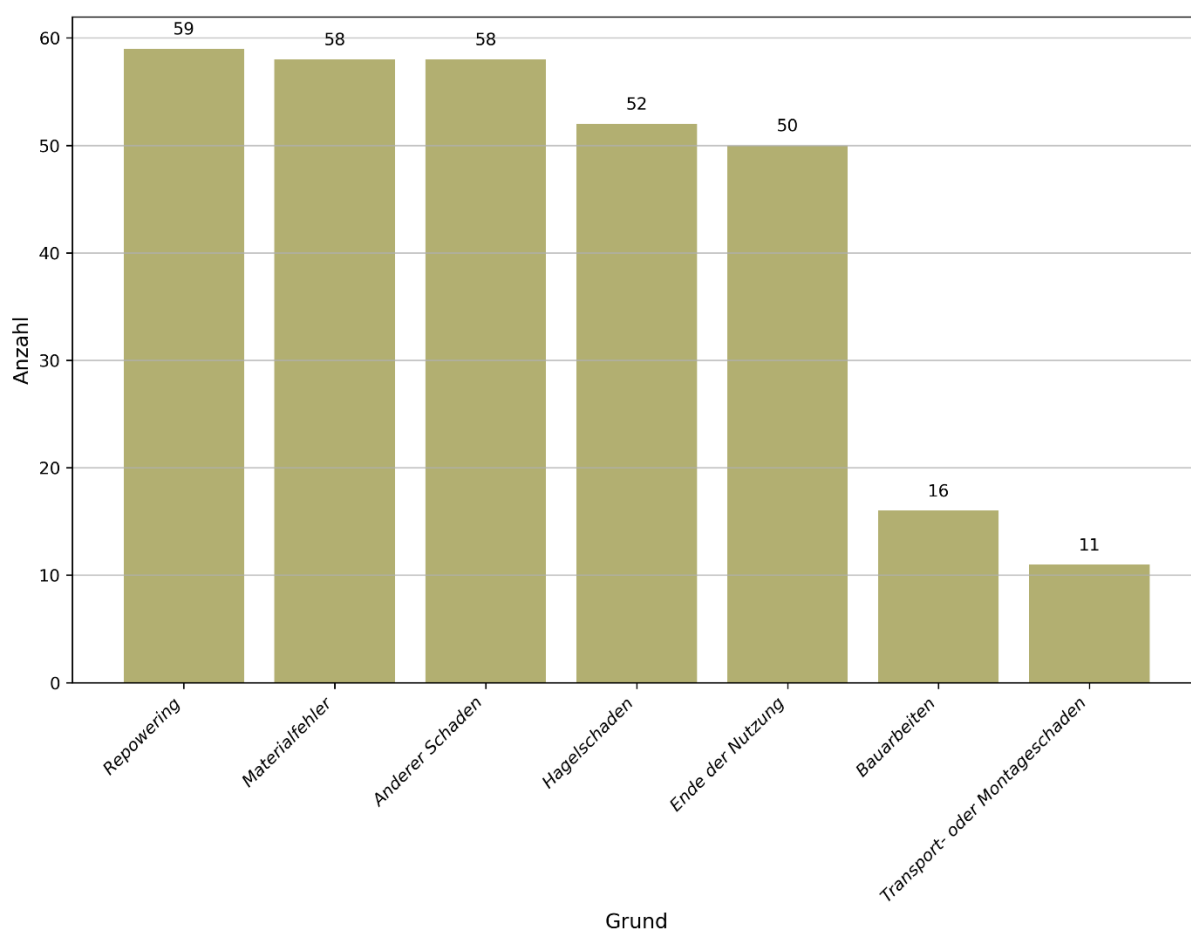


Figure 1 : Motifs d'EoL identifiés pour les installations démantelées.

En outre, l'année d'installation des systèmes démantelés a été examinée et il s'est avéré que la plupart des systèmes ont été installés après 2009 et qu'une partie importante a été installée à partir de 2015. La raison de cette observation pourrait être, d'une part, l'augmentation croissante des installations PV, qui entraîne dans le même temps une augmentation croissante des installations EoL. De plus, l'augmentation des phénomènes météorologiques extrêmes pourrait avoir un impact croissant sur la surface PV construite. Les

décisions d'investissement pour des installations mises en place au cours des 7 à 10 dernières années pourraient également conduire à un repowering prématuré .¹⁷

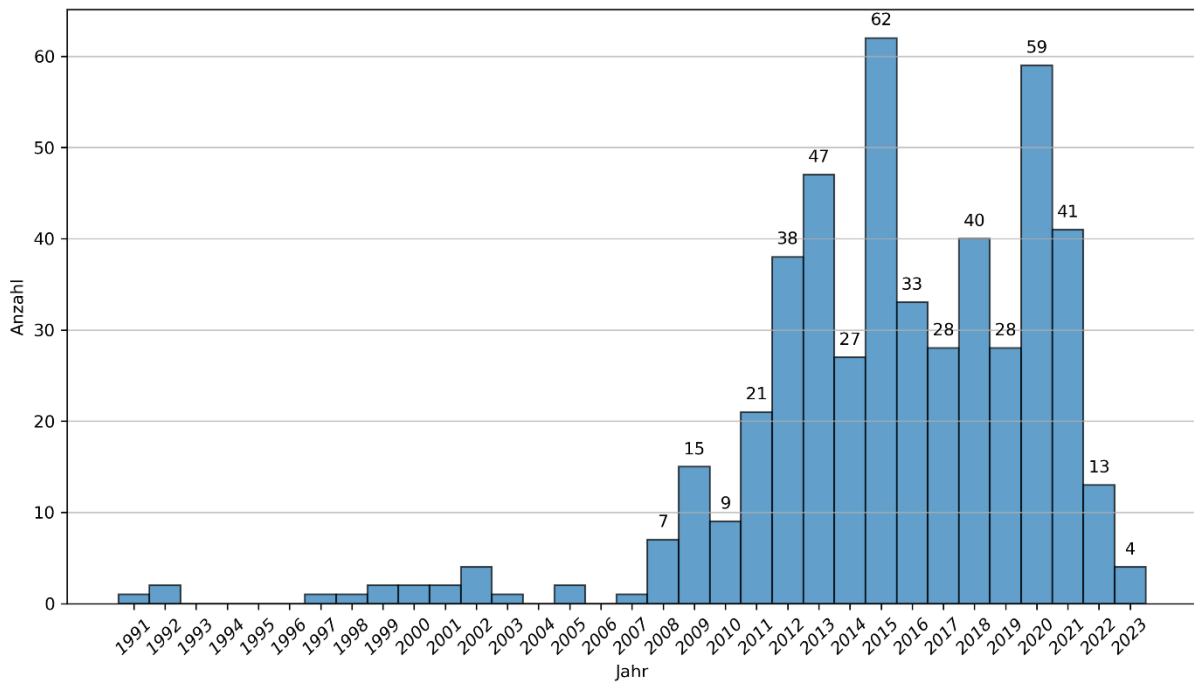


Figure 2 : Années d'installation des systèmes EoL.

Un autre paramètre intéressant pour l'étude des valeurs des caractéristiques est la capacité installée des installations. Alors que les installations EoL ont une capacité d'environ 114kWp, la capacité moyenne de toutes les installations actives est en moyenne de 24kWp. De plus, environ 89% de toutes les installations actives ont une capacité inférieure à 30kWp, alors que ce chiffre n'est que d'environ 48% pour les installations EoL. Certaines raisons peuvent expliquer cette différence de chiffres. D'une part, il est possible que les propriétaires de petites installations aient tendance à les amener à des points de collecte (où elles ne sont finalement plus traçables dans l'ensemble des données) plutôt que de faire appel à un service de collecte. Il se pourrait également que les propriétaires privés remettent plus souvent leurs installations à des intermédiaires pour les revendre directement (p. ex. comme modules d'occasion) ou les vendent sur des places de marché en ligne. On peut néanmoins supposer que les incitations financières au changement anticipé d'installation, par exemple par le repowering, sont plutôt pertinentes pour les grandes installations à l'échelle industrielle. Cela pourrait également avoir une influence sur la grande capacité des installations EoL.

¹⁷ Sodhi et al., "Economic Lifetimes of Solar Panels".

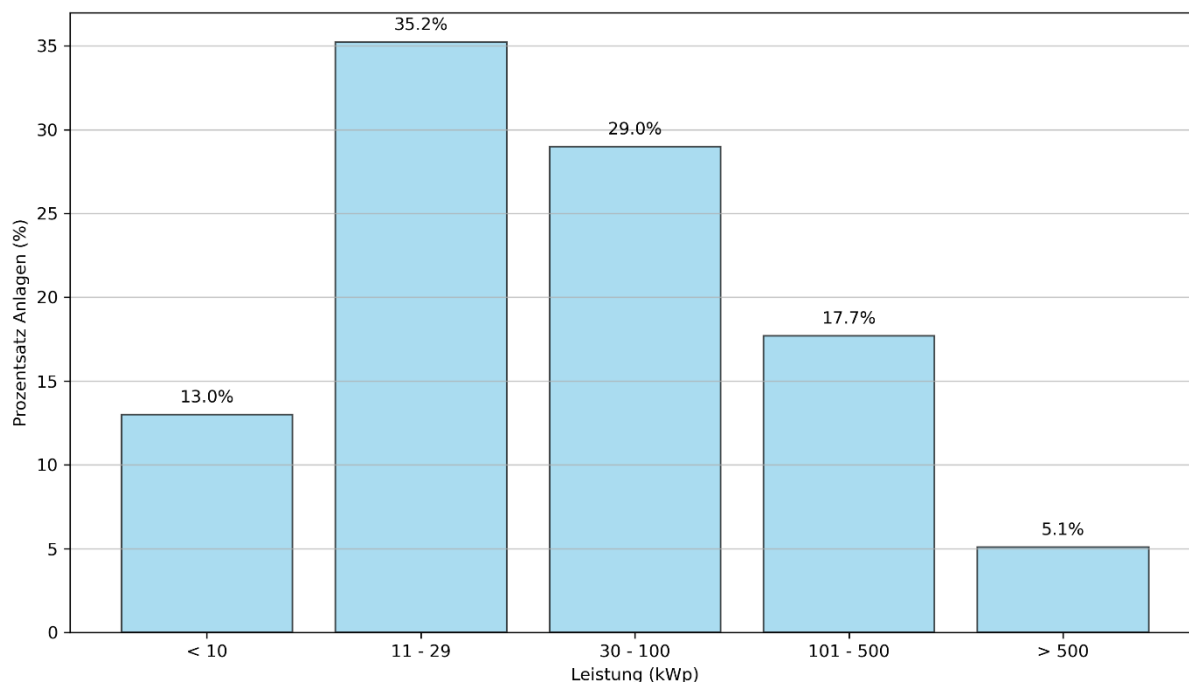


Figure 3 : Répartition de la capacité installée (kWp) par catégorie pour les installations EoL.

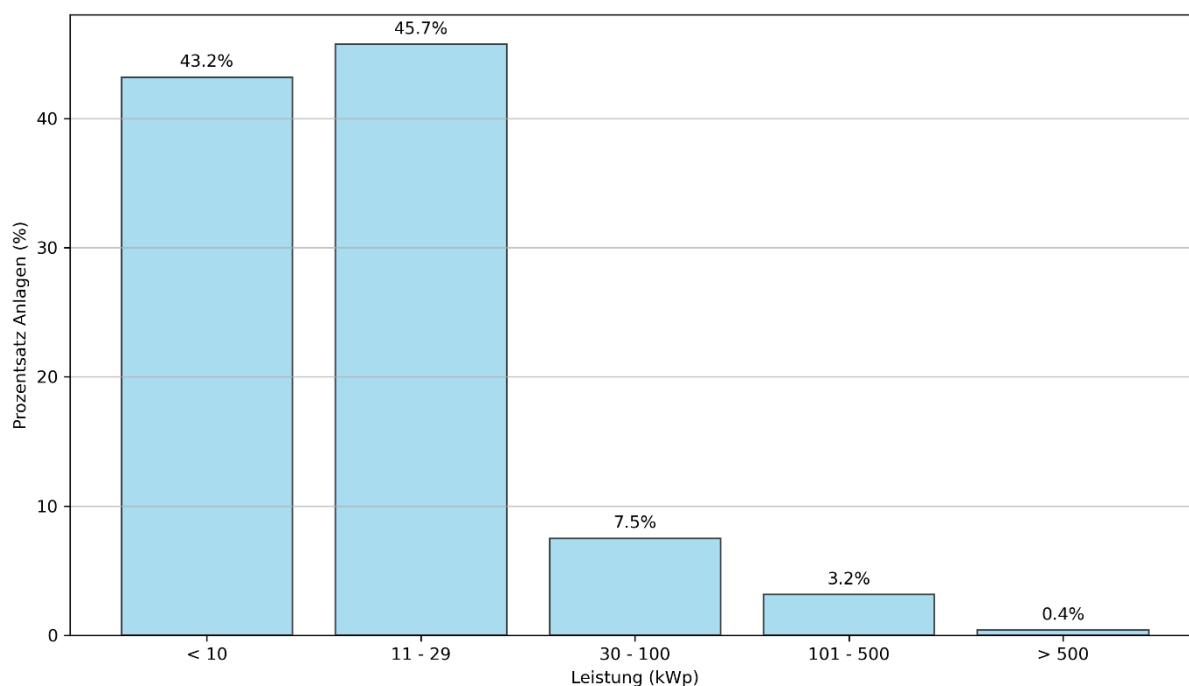


Figure 4 : Répartition de la capacité installée (kWp) par catégorie de tous les systèmes PV actuellement installés.

D'autres études, telles que l'affectation géographique des installations EoL, ont également été menées dans le cadre du WP3. Dans l'ensemble, cette analyse a montré que les installations démantelées présentent des caractéristiques distinctives permettant de les séparer des installations encore actives. Outre la photo satellite, les données de production d'énergie, par exemple en cas de modification des rendements générés, peuvent constituer un indicateur important pour l'identification d'autres installations EoL. Il a également été constaté que les installations dont l'EoL est confirmée ont plus souvent fait l'objet d'une extension que les installations actives, ce qui peut indiquer un changement suivi d'une augmentation de la puissance des

nouveaux modules. Ces informations sont des conditions de base importantes pour déterminer si une classification algorithmique des installations EoL est possible à l'aide d'un modèle ML.

3.2 Âge des installations PV EoL

L'âge de l'installation PV étant un facteur décisif pour évaluer la capacité de réutilisation, une analyse Kaplan-Meier a été appliquée pour examiner la durée de vie des installations EoL identifiées. L'analyse a révélé que la durée de survie médiane des modules EoL étudiés était d'environ sept ans (valeur interpolée). Ces résultats sont en accord avec des études antérieures qui ont identifié des décisions de remplacement précoces (repowering) motivées par des raisons économiques ainsi que des événements de défaillance précoces (événements météorologiques, erreurs de conception, etc.) comme facteurs centraux d'une EoL prématurée¹⁸. Il est intéressant de noter que seule une petite partie (~4 %) des systèmes démantelés avait plus de 15 ans, tandis qu'une part importante (20 %) est entrée dans le courant EoL dès la première année de vie.

Un facteur particulier de défaillances précoces était les dommages causés par la grêle, qui se sont produits indépendamment de l'âge des modules. Comme on s'attend à ce que le changement climatique entraîne de plus en plus de phénomènes météorologiques extrêmes, ce facteur pourrait jouer un rôle plus important à l'avenir. Par ailleurs, la durée de vie médiane de sept ans a déjà été discutée dans des études antérieures (p. ex.¹⁹) comme durée de vie économique de l'installation, ce qui a pu être confirmé par la part élevée d'installations de repowering (voir 3.1). La courbe de Kaplan-Meier a montré, en examinant toutes les installations mises en place à ce jour (y compris EoL), que les systèmes PV avaient encore une probabilité de survie d'environ 94% après 30 ans, ce qui témoigne de la longévité générale des produits. Ces résultats soulignent la nécessité de prendre des mesures réglementaires pour promouvoir une utilisation durable des modules PV et encourager la réutilisation des modules intacts.

3.3 Prévision des volumes d'EoL jusqu'en 2050

3.3.1 Prévision à l'aide des volumes de collecte SENS

Pour l'établissement d'un pronostic, la première étape a consisté à calculer les futures quantités potentielles d'EoL en tenant compte des quantités collectées par SENS (voir 2.3.1). Ce calcul prévoit une augmentation du volume d'EoL à environ 22'000t d'ici 2050. Les valeurs calculées pour les années 2024 - 2050 sont jointes en annexe dans le tableau 1. Cette estimation initiale a pour but de montrer une première étape possible dans la représentation des quantités d'EoL, mais il convient de souligner ici que les quantités collectées par SENS ne représentent pas la quantité totale absolue des installations d'EoL, car comme expliqué au début, une part importante est destinée à l'exportation²⁰. En tenant compte des données d'exportation actuelles pour le PV de l'Office fédéral de la statistique, on peut donc supposer qu'au moins 30% (voir livrable 5.2) des données de collecte actuellement rapportées pourraient partir à l'exportation²¹, soit environ 200t en 2023.

¹⁸ Gupta et al., "Impact of Hailstorm on the Performance of PV Module : A Review" ; Sodhi et al., "Economic Lifetimes of Solar Panels."

¹⁹ Sodhi et al., "Economic Lifetimes of Solar Panels".

²⁰ Hansen et al., "The Dark Side of the Sun : Solar e-Waste and Environmental Upgrading In."

²¹ OFAC, "Office fédéral des douanes et de la sécurité des frontières".

De plus, les reventes commerciales directes de modules de seconde vie en Suisse (par ex. comme modules d'occasion) peuvent influencer le chiffre noir. Il n'existe pas encore de chiffres officiels à ce sujet.

Il apparaît que différents facteurs peuvent avoir une influence sur le calcul des quantités d'EoL dans les années à venir, mais la base de données actuelle ne permet que peu d'aperçus des écarts potentiels par rapport aux quantités de collecte déclarées. Afin d'obtenir davantage d'informations, il est nécessaire d'avoir une meilleure vue d'ensemble du nombre effectif d'installations EoL existantes.

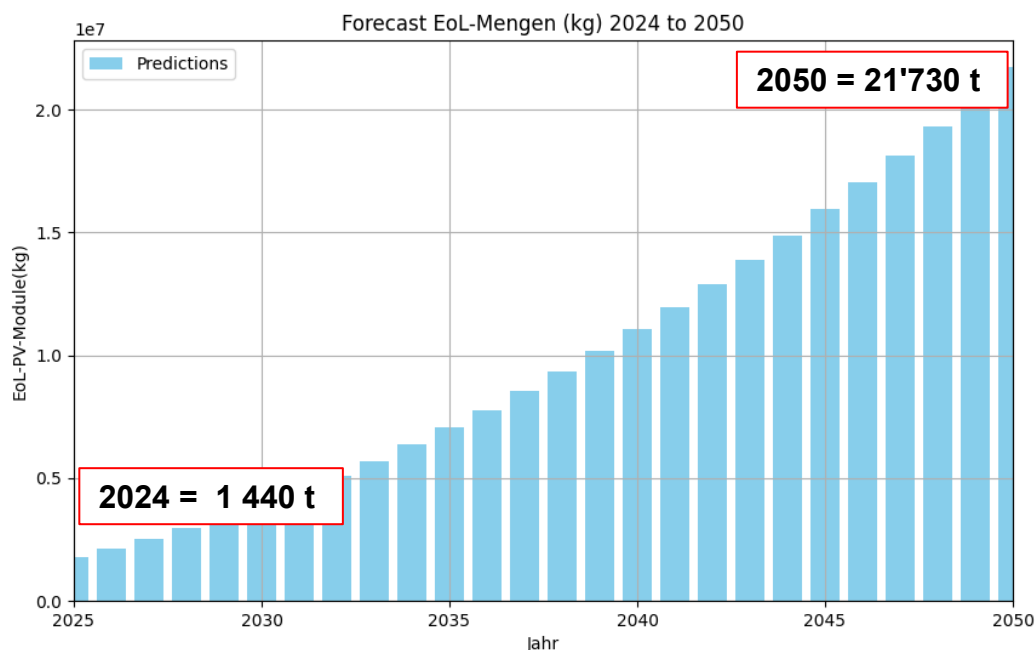


Figure 5 : Première estimation des futures quantités d'EoL jusqu'en 2050, base du modèle de régression. La quantité de collecte représentée pour l'année 2024 a également été calculée par le modèle, car aucun chiffre officiel n'était encore disponible pour 2024 au moment de la mesure.

3.3.2 Prévision à l'aide de la classification EoL

Modèle ML de formation et de test

Afin de permettre une prévision basée sur la quantité absolue d'installations EoL identifiées, il a fallu procéder en plusieurs étapes. Tout d'abord, pour étudier la classification des installations EoL, un modèle de régression logistique a été entraîné avec environ 1'200 points de données et environ 300 points de données ont été testés (pondération 80% à 20%). Pour l'application du modèle, un ensemble de données a été constitué, qui fournit le plus grand nombre d'informations possible (p. ex. âge, lieu, capacité, rendement) pour chaque installation. Les résultats de la régression logistique montrent que ce modèle est capable de classer les systèmes PV EoL avec une grande précision. La précision globale du modèle était de 89,3%, tandis qu'une validation croisée 10 fois a donné une précision moyenne de 85,4% avec un écart-type de 2,59%. Ces résultats indiquent une performance robuste du modèle, même avec des ensembles de données différents.

Un coup d'œil sur la matrice de confusion montre que le modèle présente une spécificité (93,7%) plus élevée que la sensibilité (86,3%). Cela signifie que le modèle est plus performant pour identifier correctement les systèmes actifs comme "non EoL", alors qu'il est un peu moins précis pour identifier correctement les systèmes comme EoL.

Les principaux facteurs d'influence du risque d'EoL ont été déterminés au moyen des rapports de chances calculés. Il est apparu que les variables géographiques, comme le canton de Lucerne (LU), avaient une importance particulièrement élevée - le risque d'occurrence d'EoL y était 21 fois plus élevé que dans les autres régions. D'autres facteurs d'influence importants étaient l'âge du système, le nombre de mois d'interruption ainsi que le programme de soutien "RPC" pour les systèmes plus anciens. Le modèle suggère également que les systèmes présentant certains profils de rendement (par exemple, Yield_2019 et Yield_2016) sont plus susceptibles de connaître une EoL précoce.

Classification EoL

Dans un deuxième temps, le modèle pré-entraîné a été utilisé pour identifier d'autres installations EoL potentielles dans le jeu de données complet (n= 157'000). Pour ce faire, un sous-ensemble du jeu de données EoL (n=100) a d'abord été créé afin de réduire les distorsions dans l'échantillon (p. ex. : dues à des dommages de grêle spécifiques à un canton ou à une année). En outre, un rapport équilibré entre les installations EoL (10%) et les installations actives (90%) a été recherché, car on peut supposer que la part totale des installations désinstallées est relativement faible²². Il est intéressant de noter que, malgré l'adaptation du jeu de données, le modèle a montré que les variables cantonales pour Lucerne et Zoug continuent d'avoir la plus grande influence sur la classification EoL, ce qui pourrait être lié non seulement à l'augmentation de la grêle, mais aussi à la plus grande densité d'installations PV (10 installations/km²; en comparaison, à Berne, il y a 6 installations/km²)²³. En outre, la précision du modèle a augmenté avec un échantillon adapté pour atteindre une précision de 93,7%.

Pour classer les nouvelles installations EoL, le modèle a calculé la probabilité d'occurrence d'un événement EoL pour chaque point de données. Les points de données dont la probabilité était supérieure à 0,5 ont été classés comme "EoL", ce qui a donné un total de 3 183 installations classées (voir figure 6). En utilisant un coefficient de conversion de 100kg/kWp, cela donne un total de 23'061t qui ont été classées comme EoL jusqu'en 2023 - correspondant à 2% de toutes les installations étudiées.

²² Rabaia, Semeraro, and Olabi, "Recent Progress towards Photovoltaics' Circular Economy".

²³ Opendata.Swiss, "Electricity Production Plants - Opendata.Swiss."

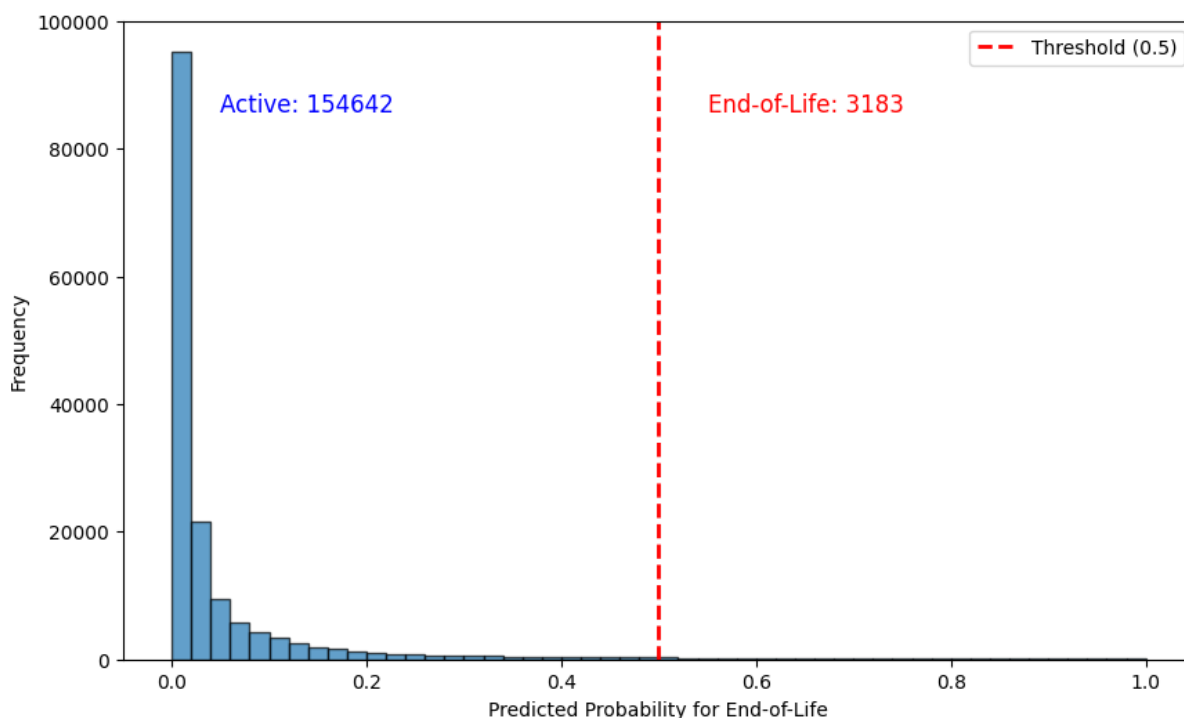


Figure 1 : Répartition des installations classées en fin de vie.

Dans une troisième étape, les quantités d'EoL classées ont servi de base à un calcul de prévision, dans lequel la hausse de la courbe a été modélisée sur la base des quantités collectées par SENS de 2015 à 2023. Pour le forecast, une régression polynomiale a de nouveau été utilisée, qui prévoit une augmentation des quantités d'EoL à environ 90'000 t d'ici 2050 (voir figure 7).

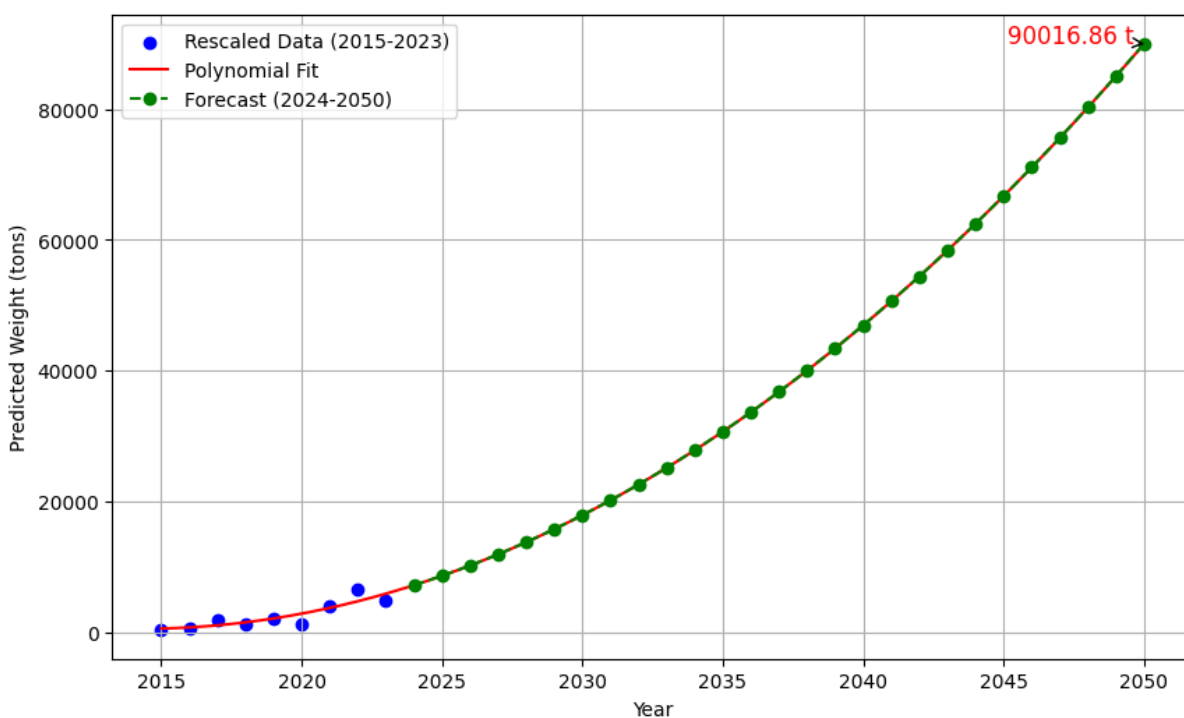


Figure 2 : Prévisions mises à jour jusqu'en 2050 en tenant compte des quantités d'EoL classées ML jusqu'en 2023.

3.3.3 Comparaison avec des études existantes

Afin de permettre une comparaison de ce premier calcul pour la Suisse avec des études existantes, nous avons examiné à titre d'exemple deux études qui ont utilisé différentes méthodes pour le calcul des quantités d'EoL.

Étude prospective IRENA et Wambach Consulting (2022)

Le rapport "End-of-Life-Management Solar Photovoltaic Panels" de l'Agence internationale de l'énergie (AIE) en collaboration avec l'Agence internationale des énergies renouvelables (IRENA), publié en 2016, constitue la base des prévisions ²⁴²⁵. Dans ce contexte, l'application de la distribution de Weibull comme base méthodologique pour le calcul des quantités EoL se fait en supposant une durée de vie moyenne de l'installation PV d'environ 30 ans et une probabilité de perte de 99,9% au plus tard après 40 ans. Le calcul de la courbe de Weibull est effectué sous :

$$F(t) = 1 - e^{-\left(\frac{t}{T}\right)^\alpha}$$

t = temps en années

T = durée de vie moyenne

α = facteur de forme, responsable de la forme en S de la courbe de Weibull

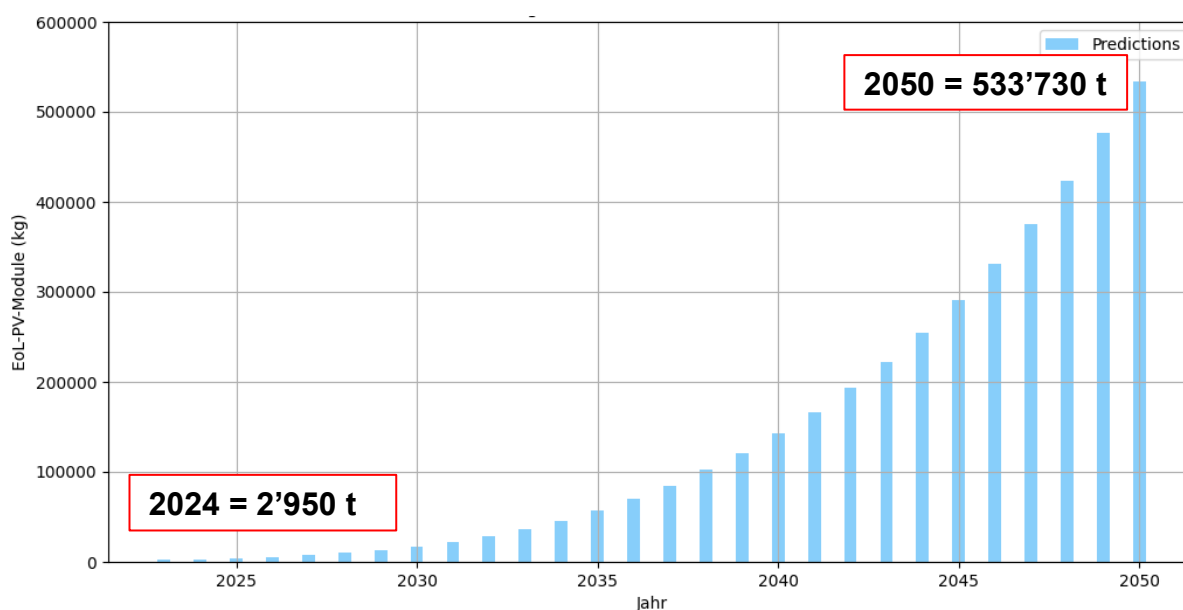


Figure 8 : Prévisions selon Irena et Wambach Consulting (2022).

Pour le calcul des paramètres de forme de la courbe de Weibull, d'autres études ont utilisé des données de collecte de différents pays, comme la France, l'Italie, la Belgique et les Pays-Bas²⁶. Il convient toutefois de préciser que ces études ont été réalisées il y a près de 10 ans et que les hypothèses et les données de base

²⁴ Weckend, Wade, et Heath, "Gestion de la fin de vie".

²⁵ "Swissolar," 2025.

²⁶ Forti, Baldé, and Kuehr, "E-Waste Statistics"; Magalani et al., "Study on Collection Rates of Waste Electrical and Electronic Equipment".

prises en compte ont donc également été établies à cette époque. De plus, les chiffres du contexte européen ont été appliqués à la Suisse pour le calcul, ce qui a permis d'obtenir une quantité totale d'environ 530 000 tonnes d'ici 2050. Il n'est pas certain qu'il s'agisse d'une valeur cumulée, ce qui serait toutefois plausible si l'on considère les quantités de PV installées au cours des dernières années. De plus, il a été supposé que la quantité initiale serait plus élevée (> 2 000t) en 2023. Ces facteurs, ainsi que d'autres, peuvent avoir une influence considérable sur la quantité nettement (20 fois) plus élevée de volumes d'EoL calculés d'ici 2050.

Prévisions Czajkowski et al. (2022)

La seconde étude a développé une application qui permet d'une part de prendre en compte les indicateurs de masse et les proportions des différentes technologies PV (c-Si, a-Si, CdTe et CIGS). D'autre part, l'observation rétrospective des quantités de PV installées au cours des dernières années depuis 1996 constitue la base de la projection des futures quantités de déchets PV, en tenant compte toutefois d'une durée de vie moyenne de 25 ans²⁷. Comme l'étude ne portait pas sur la Suisse en tant que cas d'utilisation, la méthodologie a été dérivée dans le cadre du PA3 en tenant compte des capacités installées (base Pronovo et Swissolar) de 1996 à 2023 et appliquée avec les chiffres d'installation de Swissolar²⁸. Le calcul est effectué sur le site :

$$M_y = (C_x - C_{x-1}) * u_{x,t} * w_t \text{ où}$$

C = la capacité photovoltaïque installée dans un pays donné de l'UE, exprimée en MW ;

t = un type de technologie photovoltaïque ;

y = une année de production de déchets photovoltaïques EoL ;

x = l'année d'installation des systèmes photovoltaïques ;

u = la part d'une technologie PV donnée pour l'année x ;

w = un indicateur de masse pour les panneaux PV de différentes technologies photovoltaïques, kg/W.

Les quantités potentiellement exportables ou les ventes directes de réutilisation n'ont pas non plus été prises en compte dans cette approche.

²⁷ Czajkowski et al., "Prediction of the Market of End-of-Life Photovoltaic Panels in the Context of Common EU Management System".

²⁸ "Swissolar," 2025.

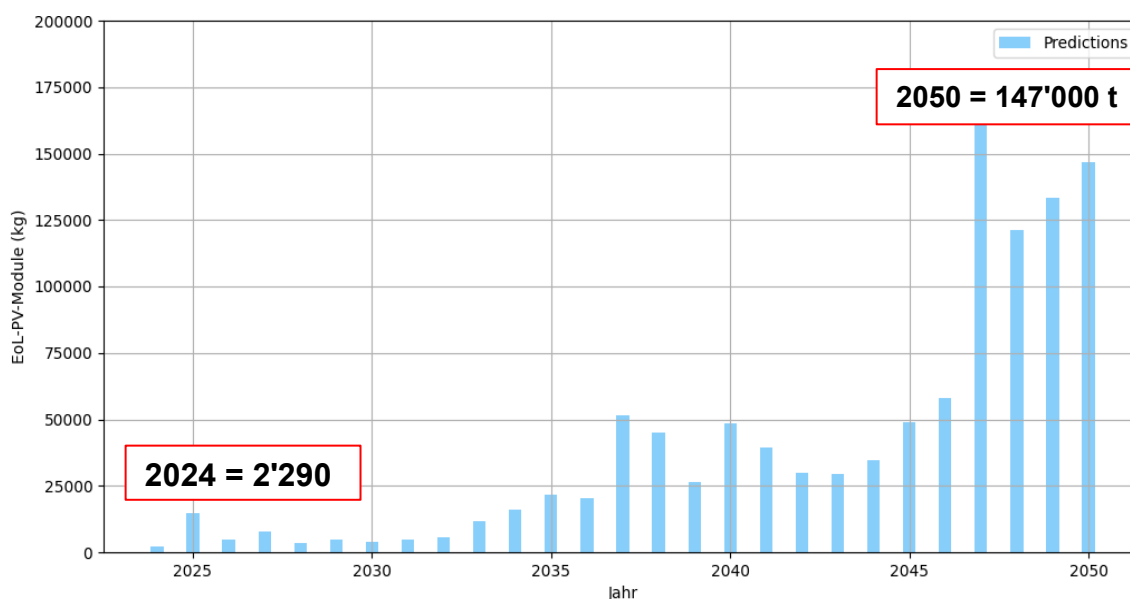


Figure 9 : Prévisions sur la base de Czajkowski et al. (2022).

Les trois méthodes présentées montrent qu'il existe de nombreux facteurs d'influence pour le calcul des quantités d'EoL, mais que les données disponibles sont parfois insuffisantes. En principe, on peut partir du principe qu'une quantité de 533'000t d'ici 2050 est très élevée, si l'on considère qu'en 2024, seules environ 40'000t ont été installées (en tenant compte d'une capacité d'installation totale de 489'862kWp et d'une estimation de 20 kg/module de 250Wp). On peut donc supposer qu'une valeur réaliste se situe entre 20'000 et 100'000t environ, sachant que différents facteurs, tels qu'un poids de module très fluctuant et des rendements croissants, peuvent influencer considérablement cette valeur. A cela s'ajoutent des volumes d'exportation considérables qui pourraient avoir tendance à augmenter dans les années à venir²⁹. Cependant, comme aucune des approches présentées ne permet une projection aussi réelle que possible, il est essentiel d'identifier les quantités EoL effectives. C'est pourquoi une approche d'apprentissage automatique a été appliquée, qui permet une classification basée sur la probabilité des installations EoL dans le jeu de données créé. Ce modèle ML offre la base pour l'identification d'autres installations EoL afin de pouvoir faire une meilleure estimation des volumes EoL. Pour cela, il est essentiel de comprendre les caractéristiques des installations exploitées et d'en déduire des modèles pour le modèle. Pour ce faire, une analyse qualitative a d'abord été réalisée.

4. Discussion des résultats

Les résultats présentés montrent que la prévision des installations EoL dépend de nombreux facteurs, dont une base de données historiques étendue et de grande qualité. Au prix de gros efforts, il a été possible de développer une bonne base de données sur les installations EoL afin de pouvoir faire de premières déclarations sur les caractéristiques de ces installations. L'analyse Kaplan-Meier a notamment permis de montrer que les modules EoL actuels n'ont généralement pas atteint la fin de leur durée de vie technique, mais peuvent être considérés comme des cas précoces. C'est surtout le cas pour les installations qui se retrouvent dans le flux de déchets dès les deux premières années d'installation. Les défauts de matériaux,

²⁹ Hansen et al., "The Dark Side of the Sun : Solar e-Waste and Environmental Upgrading In."

les défauts de production et les dommages prévus peuvent influencer cette durée de vie raccourcie³⁰. En outre, nos résultats ont montré que la grêle, en particulier, aura une influence croissante sur les dommages causés aux installations photovoltaïques, d'une part parce que les phénomènes météorologiques extrêmes auront tendance à augmenter, et d'autre part parce que les installations photovoltaïques couvrent une surface de plus en plus grande³¹. Des facteurs économiques peuvent motiver le remplacement prématuré des modules PV (repowering) après les 7 à 10 premières années, ce qui correspond aux résultats d'études existantes sur la durée de vie économique³². Cela met en évidence la pertinence des incitations politiques visant à promouvoir une durée de vie des produits aussi longue que possible.

En outre, une projection exemplaire des volumes futurs d'EoL a été réalisée sur la base des volumes de collecte passés et comparée aux études existantes³³. Dans un deuxième temps, d'autres installations EoL ont été classées dans le jeu de données et projetées dans le futur à l'aide d'un modèle de régression.

En principe, on peut dire qu'une prévision est limitée en raison de la situation actuelle des données et de l'actualité et de la qualité de ces données. Les résultats montrent de légères à fortes divergences par rapport aux études existantes, dont la méthode de Weibull³⁴ et une approche développée en interne basée sur les quantités de PV installées³⁵ ont été examinées. Cependant, ces études se réfèrent à plusieurs hypothèses, par exemple une durée de vie moyenne de 25 ou 30 ans, et à des données historiques de différents pays qui devraient être mises à jour et qui n'incluent pas la Suisse dans ces considérations. Pour cette raison, une étape importante pour une meilleure prévision est d'établir une identification complète des installations EoL, basée sur des caractéristiques distinctives. Le modèle de régression logistique développé à cet effet sur le site constitue un point de départ approprié pour intégrer à l'avenir d'autres instances EoL dans le jeu de données et optimiser la précision du modèle.

Avec cette première base de données, des outils d'aide à la décision pourront être développés à l'avenir pour aider les entreprises engagées dans l'économie circulaire à prendre des décisions précoces en matière de réutilisation. Une première approche a déjà été développée au sein du WP3 en collaboration avec SENS eRecycling, et les futures commandes de collecte pourraient intégrer un tri préalable permettant de faire le tri entre réutilisation et recyclage. Les facteurs qui ont été élaborés en collaboration avec les autres groupes de travail comme étant pertinents pour la décision de réutilisation constituent des ramifications pertinentes. Par exemple, les grandes installations photovoltaïques (par exemple celles dont la capacité d'installation est supérieure à 30 kWp) se prêtent davantage à la réutilisation, car les modules à tester ont un historique similaire et présentent donc une puissance et une qualité résiduelles. L'état des modules PV est également important pour la décision. Alors que les modules visuellement intacts sont potentiellement aptes à une seconde vie, les modules intacts devraient être directement envoyés dans le flux de déchets afin de minimiser les coûts de test inutiles.

³⁰ Aghaei et al., "Review of Degradation and Failure Phenomena in Photovoltaic Modules".

³¹ Rabaia, Semeraro, and Olabi, "Recent Progress towards Photovoltaics' Circular Economy"; Gupta et al., "Impact of Hailstorm on the Performance of PV Module : A Review".

³² Sodhi et al., "Economic Lifetimes of Solar Panels".

³³ Forti, Baldé, and Kuehr, "E-Waste Statistics"; Magalani et al., "Study on Collection Rates of Waste Electrical and Electronic Equipment"; Weckend, Wade, and Heath, "End of Life Management"; Czajkowski et al., "Prediction of the Market of End-of-Life Photovoltaic Panels in the Context of Common EU Management System".

³⁴ Forti, Baldé, and Kuehr, "E-Waste Statistics"; Magalani et al., "Study on Collection Rates of Waste Electrical and Electronic Equipment"; Weckend, Wade, and Heath, "End of Life Management".

³⁵ Czajkowski et al., "Prediction of the Market of End-of-Life Photovoltaic Panels in the Context of Common EU Management System".

Mais ces résultats offrent également aux décideurs politiques d'importantes impulsions pour le développement futur de législations et de normes. D'une part, notre étude montre qu'une meilleure gestion des données est un moteur important de l'économie circulaire, car l'amélioration des informations sur les produits EoL est un facteur pertinent pour la rentabilité des modèles d'entreprise adaptés au recyclage. Il s'avère en outre que des incitations réglementaires pour une utilisation (prolongée) la plus durable possible des installations photovoltaïques sont pertinentes pour contrer les changements prématurés. En outre, il est nécessaire d'intensifier l'information des acteurs du secteur solaire afin d'encourager les activités de réutilisation à un stade précoce de la création de valeur, de préférence avant le démantèlement.

5. Perspectives et conclusion

Les premiers résultats développés dans le cadre du projet 'Swiss PV Circle' constituent le point de départ d'autres analyses. A l'avenir, les prévisions devraient être étendues aux nouvelles installations EoL afin de permettre une estimation plus efficace des volumes EoL, sur la base de chiffres plus précis concernant les retours actuels. En outre, des adaptations systémiques devraient à l'avenir améliorer la gestion des données relatives à l'économie circulaire. Un cadre de recommandations détaillé a été développé à cet effet dans le cadre du WP1. Les résultats actuels se basent encore sur un petit nombre d'installations EoL qui ont pu être développées dans le cadre du projet. Des efforts supplémentaires, soutenus par des techniques d'analyse des données, permettront d'élargir ce portefeuille afin de fournir des informations plus précises.

Annexe

Annexe 1 : Valeurs calculées finales pour les quantités annuelles de PV en fin de vie 2024 - 2050, base régression logistique.

No.	Année	Total des tonnes
0	2024	7178.42
1	2025	8614.86
2	2026	10191.28
3	2027	11907.67
4	2028	13764.03
5	2029	15760.37
6	2030	17896.67
7	2031	20172.95
8	2032	22589.20
9	2033	25145.42
10	2034	27841.61
11	2035	30677.78
12	2036	33653.91
13	2037	36770.02
14	2038	40026.10
15	2039	43422.15
16	2040	46958.18
17	2041	50634.17
18	2042	54450.14
19	2043	58406.08
20	2044	62501.99
21	2045	66737.87
22	2046	71113.73
23	2047	75629.55
24	2048	80285.35
25	2049	85081.12
26	2050	90016.86

Littérature

- Aghaei, M., A. Fairbrother, A. Gok, S. Ahmad, S. Kazim, K. Lobato, G. Oreski, et al. "Review of Degradation and Failure Phenomena in Photovoltaic Modules." *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 159 (May 1, 2022): 112160. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2022.112160>.
- Altman, Douglas G. *Practical Statistics for Medical Research*. New York: Chapman and Hall/CRC, 1990. <https://doi.org/10.1201/9780429258589>.
- BAZG, Bundesamt für Zoll und Grenzsicherheit. "Bundesamt für Zoll und Grenzsicherheit." Accessed January 9, 2025. <https://www.bazg.admin.ch/bazg/de/home.html>.
- Czajkowski, Adrian, Agata Wajda, Nikolina Poranek, Shubhangi Bhadoria, and Leszek Remiorz. "Prediction of the Market of End-of-Life Photovoltaic Panels in the Context of Common EU Management System." *Energies* 16, no. 1 (January 2023): 284. <https://doi.org/10.3390/en16010284>.
- Forti, Vanessa, Kees Baldé, and Ruediger Kuehr. "E-Waste Statistics," 2018. https://collections.unu.edu/eserv/UNU:6477/RZ_EWaste_Guidelines_LoRes.pdf.
- Goel, ManishKumar, Pardeep Khanna, and Jugal Kishore. "Understanding Survival Analysis: Kaplan-Meier Estimate." *International Journal of Ayurveda Research* 1, no. 4 (2010): 274. <https://doi.org/10.4103/0974-7788.76794>.
- Goodwin, Paul, JKeith Ord, Lars-Erik Öller, Janet A. Sniezek, and Mike Leonard. "Principles of Forecasting: A Handbook for Researchers and Practitioners." *International Journal of Forecasting* 18, no. 3 (2002): 468–78. [https://doi.org/10.1016/S0169-2070\(02\)00034-1](https://doi.org/10.1016/S0169-2070(02)00034-1).
- Gupta, Vinay, Madhu Sharma, Rupendra Pachauri, and K N Dinesh Babu. "Impact of Hailstorm on the Performance of PV Module: A Review," March 31, 2022.
- Hansen et al. "The Dark Side of the Sun: Solar e-Waste and Environmental Upgrading In," 2022. <https://www.taylorfrancis.com/chapters/edit/10.4324/9781003259084-3/dark-side-sun-solar-waste-environmental-upgrading-grid-solar-pv-value-chain-ulrich-elmer-hansen-ivan-nygaard-mirko-dal-maso>.
- Hyndman, Rob J., and George Athanasopoulos. *Forecasting: Principles and Practice*. OTexts, 2018.
- Magalani, Federico, Feng Wang, Jaco Huisman, and Ruediger Kuehr. "Study on Collection Rates of Waste Electrical and Electronic Equipment," 2014. https://ec.europa.eu/environment/pdf/waste/weee/Final_Report_Art7_publication.pdf.
- Makridakis, Spyros, S. Wheelwright, and Rob Hyndman. "Forecasting: Methods and Applications." In *The Journal of the Operational Research Society*, Vol. 35, 1984. <https://doi.org/10.2307/2581936>.
- Opendata.Swiss. "Electricity Production Plants - Opendata.Swiss," 2024. <https://opendata.swiss/en/dataset/elektrizitatsproduktionsanlagen>.
- Patton, M. Q. "Enhancing the Quality and Credibility of Qualitative Analysis." *Health Services Research* 34, no. 5 Pt 2 (December 1999): 1189.
- Prinja, Shankar, Nidhi Gupta, and Ramesh Verma. "Censoring in Clinical Trials: Review of Survival Analysis Techniques." *Indian Journal of Community Medicine : Official Publication of Indian Association of Preventive & Social Medicine* 35, no. 2 (April 2010): 217–21. <https://doi.org/10.4103/0970-0218.66859>.
- Rabaia, Malek Kamal Hussien, Concetta Semeraro, and Abdul-Ghani Olabi. "Recent Progress towards Photovoltaics' Circular Economy." *Journal of Cleaner Production* 373 (November 1, 2022): 133864. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2022.133864>.
- Ragab, Ahmed, Mohamed-Salah Ouali, Soumaya Yacout, and Hany Osman. "Remaining Useful Life Prediction Using Prognostic Methodology Based on Logical Analysis of Data and Kaplan–Meier Estimation." *Journal of Intelligent Manufacturing* 27, no. 5 (October 1, 2016): 943–58. <https://doi.org/10.1007/s10845-014-0926-3>.
- SENS eRecycling. "Recyclingsystem von Photovoltaik in der Schweiz." SENS eRecycling, 2024. <https://www.erecycling.ch/wissenswertes/wissensblog/fach-94.html>.
- Sodhi, Manbir, Lennart Banaszek, Chris Magee, and Mercedes Rivero-Hudec. "Economic Lifetimes of Solar Panels." *Procedia CIRP*, The 29th CIRP Conference on Life Cycle Engineering, April 4 – 6, 2022, Leuven, Belgium., 105 (January 1, 2022): 782–87. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2022.02.130>.
- Stoltzfus, Jill C. "Logistic Regression: A Brief Primer." *Academic Emergency Medicine* 18, no. 10 (2011): 1099–1104. <https://doi.org/10.1111/j.1553-2712.2011.01185.x>.
- Subasi, Abdulhamit. *Practical Machine Learning for Data Analysis Using Python*. Academic Press, 2020.
- "Swissolar," 2025. <https://www.swissolar.ch/de/angebot/veranstaltungen/vortraege-und-studien>.
- "Swissolar," 2025. <https://www.swissolar.ch/de>.
- Thomas, David R. "A General Inductive Approach for Qualitative Data Analysis," 2003.
- Weckend, Stephanie, Andreas Wade, and Garvin A. Heath. "End of Life Management: Solar Photovoltaic Panels." Paris, France: International Energy Agency (IEA), June 1, 2016. <https://doi.org/10.2172/1561525>.
- Widodo, Achmad, and Bo-Suk Yang. "Application of Relevance Vector Machine and Survival Probability to Machine Degradation Assessment." *Expert Systems with Applications* 38, no. 3 (March 1, 2011): 2592–99. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.08.049>.