JOURNAL AFRICAIN DES SCIENCES
VOL. 3, **2** (2026) 111-116

https://jafrisci.org

ISSN (online) : 3107-0949 ; ISSN (print) : 3107-0930

OPEN ACCESS

ARTICLE DE RECHERCHE

Article Info.:
Reçu : le 13/02/2026
Accepté: le 19/03/2026
Publié : le 19/03/2026

APPLICATION SUR L'ALGORITHME ISOLATION FOREST POUR LA DÉTECTION D'INTRUSIONS DANS UN RÉSEAU ÉLECTRIQUE BASSE TENSION DE KASANGULU

Patrick Efoto Bokungu [1,*], Rostin Makengo Mabela [2], Nathanael Mulenda Kasoro [2], Justin Dupar Busili Kampempe [2], Jacques Biyule Nyembo [2]

https://doi.org/10.70237/jafrisci.2026.v3.i2.11

Résumé

La fiabilité du réseau électrique/BT en RDC, et particulièrement le réseau électrique de Kasangulu, où les infrastructures sont exposées à des surconsommations, des fraudes et des manipulations de compteurs électriques. Les méthodes traditionnelles de détection, basées sur des seuils fixes, s'avèrent peu adaptées à la variabilité des profils de consommation et à la rareté des anomalies, ce qui rend la détection plus complexe. Dans ce contexte, cet article propose une approche de détection d'intrusions basée sur l'algorithme non supervisé Isolation Forest, appliqué aux données de charge d'un abonné, notamment l'énergie consommée, les tranches d'horaire et la durée des dépassements, afin de prédire et de détecter des anomalies dans le réseau électrique BT/Kasangulu L'approche a été développée et la performance ont été évaluées à l'aide de la matrice de confusion, la courbe ROC et l'analyse temporelle. Ceci met en évidence la capacité de l'algorithme à détecter efficacement les anomalies sans utiliser de données étiquetées. Les résultats démontrent que l'iForest constitue une solution adaptée à la surveillance proactive du réseau électrique BT, avec une capacité moyenne de détection d'intrusions (AUC de 60 %), elle contribue à renforcer la sécurité et la fiabilité du réseau électrique BT de Kasangulu.

Mots-clés: Réseau électrique Basse Tension de Kasangulu, détection, Anomalies, iForest, Prédiction

Abstract

The reliability of the low-voltage electricity network in the DRC, and particularly the electricity network in Kasangulu, where infrastructure is vulnerable to excessive consumption, fraud and tampering with electricity meters. Traditional detection methods, based on fixed thresholds, prove ill-suited to the variability of consumption profiles and the rarity of anomalies, which makes detection more complex. In this context, this article proposes an intrusion detection approach based on the unsupervised Isolation Forest algorithm, applied to a subscriber's load data, specifically the energy consumed, time slots and the duration of exceedances, in order to predict and detect anomalies in the Kasangulu LV power grid. The approach was developed and its performance evaluated using the confusion matrix, the ROC curve and temporal analysis. This highlights the algorithm's ability to effectively detect anomalies without using labelled data. The results demonstrate that iForest is a suitable solution for the proactive monitoring of the LV power grid; with an average intrusion detection capability (AUC of 60%), it helps to enhance the security and reliability of the Kasangulu LV power grid.

Keywords: Kasangulu Low Voltage electrical network, detection, anomalies, iForest, prediction

1. Introduction

L'énergie électrique est l'un des piliers du développement économique et social d'un pays [1]. Elle est acheminée par un ensemble d'infrastructures qui relie les centrales de production jusqu'aux consommateurs ([2], [3], [4]). Situé dans le Territoire autonome de Kasangulu de la Province du Kongo Central, le poste électrique de Kasangulu est l'une des infrastructures qui dessert l'énergie électrique HT/MT aux industriels locaux et MT/BT aux consommateurs locaux ([4], [5]). Sa chaine énergétique requiert donc une gestion rigoureuse afin de garantir la fourniture continue et de service de qualité aux consommateurs ([1], [6]). Signalons que le réseau électrique BT de Kasangulu fait face à des multiples problèmes, dont : la surconsommation, des comportements anormaux des abonnés tels que la fraude et les manipulations de compteurs, ce qui entraîne des perturbations au sein du réseau. Ces données de consommation, obtenues auprès du CVS, se justifient, lesquelles présentent des écarts. En effet, les quantités d'énergie livrées et celles qui sont réellement

Correspondance : *patrick.bokungu@unikin.ac.cd (**P. E. Bokungu**)*

Copyright : © The Author(s) Published under a Creative Commons Attribution 4.0 International Licence (CC BY 4.0)

[1] *Département de l'Exploration et Production, Faculté des Pétrole et Gaz et énergies renouvelables, Université de Kinshasa, R.D. Congo ;*
[2] *Département de Mathématiques, Statistique et Informatique, Faculté des Sciences et Technologies, Université de Kinshasa, R.D. Congo;*

facturées ne sont pas les mêmes, cela signifie qu'il y a des pertes non techniques dans le réseau électrique [7]. Comme il est sujet à des évènements anormaux et que leur analyse par des approches classiques de surveillance, basées sur des seuils fixes ou des inspections manuelles, ont montré ses limites face à la variabilité des profils de consommation des abonnées et à la rareté des événements anormaux([15], [18]), nous ferons appel aux méthodes d'apprentissage automatique non supervisées qui offrent une alternative pertinente pour la détection des anomalies. Parmi celles-ci, citons l'algorithme Isolation Forest qui se distingue par sa capacité à isoler efficacement des observations rares sans nécessiter de données étiquetées ([8], [9]). Cette propriété rend l'approche particulièrement adaptée à la surveillance des réseaux électriques BT dont celui de Kasangulu où l'absence de données labellisées est un obstacle majeur [9]. La photo de la figure 1 montre le poste électrique de Kasangulu.



Figure 1. *le poste électrique de Kasangulu*

1.1. Problématique

Cette chaine énergétique fait face à des multiples dysfonctionnements, notamment les surconsommations, des comportements anormaux des abonnés tels que la fraude, les manipulations de compteurs et autres, lesquels sont à la base des perturbations de ce réseau. Ces perturbations découlent des données de consommation obtenues auprès du CVS lesquelles ont des écarts significatifs entre l'énergie livrée et celle réellement facturée ne sont pas les mêmes, cela signifie qu'il y a des pertes non techniques dans ce réseau électrique. Il y a donc lieu d'analyser ces évènements anormaux par d'autres techniques puisque les approches classiques de surveillance, établies sur des seuils fixes ou des inspections manuelles, ont montré leurs limites face à la variabilité des profils de consommation des abonnées et à la rareté des événements anormaux. Ce qui fait que la consommation énergétique varie selon plusieurs facteurs, dont : les habitudes des utilisateurs, les tranches horaires, les équipements utilisés et les conditions d'exploitation du réseau. Autrement dit, comment détecter efficacement les comportements anormaux ou les intrusions dans le réseau électrique BT de Kasangulu à partir des données de consommation énergétique des abonnés ?

1.2. Hypothèse

Pour répondre à cette problématique ci-dessus, ce travail se propose d'évaluer ces perturbations via l'approche intelligente de détection d'intrusions dans le réseau électrique BT de Kasangulu en s'appuyant sur l'algorithme Isolation Forest afin d'améliorer la surveillance et la fiabilité. Plus spécifiquement, l'étude s'appuie sur la modélisation du comportement anormal du réseau en se basant sur les données de charge électrique d'un abonné, sur l'isolement de ses événements anormaux tels que les surcharges et les coupures non autorisées afin d'évaluer la performance du modèle à l'aide de la métrique de validation et d'améliorer la stabilité, la fiabilité du réseau électrique et de contribuer à la réduction des pertes non techniques dans ce réseau.

1.3. Etat de l'art

Les approches traditionnelles de surveillance reposant sur des seuils de consommation ayant présenté leurs limites face à la variabilité des comportements énergétiques ([15], [18]), plusieurs travaux ont été consacrés à la détection des anomalies dans les réseaux électriques à l'aide des techniques d'intelligence artificielle ([13], [14]). Plusieurs méthodes plus robustes ont été proposées, dont :

- L'étude dans [13] qui propose une analyse des différentes approches de détection d'anomalies appliquées à la consommation d'énergie des bâtiments et souligne les défis liés au manque de données annotées et aux métriques d'évaluation.
- Les auteurs [14] de leur côté proposent une approche fondée sur les réseaux de neurones LSTM en proposant un auto-encodeur pour prédire la consommation électrique et détecter les anomalies.
- L'étude des auteurs [15] avait introduit un modèle de détection d'anomalies basé sur l'ingénierie des caractéristiques et les réseaux de neurones convolutifs multi-échelles dans le but d'optimiser la détection des fraudes électriques.
- L'étude des chercheurs dans [16] utilise plusieurs techniques d'intelligence artificielle, tels que les arbres décisionnels, les machines à vecteurs de support (SVM) et les modèles d'apprentissage profond, pour détecter et localiser les anomalies dans les réseaux électriques.
- Enfin, les auteurs dans [17] proposent une méthode non intrusive afin de détecter des charges domestiques basée sur l'analyse des signatures électriques via la méthode Matrix Pencil.
- En plus, l'algorithme Isolation Forest développé dans [18] est une approche efficace pour la détection d'anomalies en isolant directement les observations atypiques dans les ensembles de données. Malgré ces avancées, la détection des anomalies dans les réseaux électriques BT demeure un défi sérieux, surtout face à la variabilité des profils de consommation des abonnés et à la rareté des événements anormaux.

C'est pourquoi cette étude propose l'application de l'algorithme Isolation Forest pour la détection d'intrusions et d'anomalies dans un réseau électrique BT de Kasangulu afin d'améliorer la surveillance et la fiabilité du système.

2. Méthodologie

Dans ce travail, l'algorithme Isolation Forest sera utilisé. Il se distingue par sa capacité à détecter efficacement les anomalies dans les ensembles de données volumineux sans nécessiter de données étiquetées ([2], [8], [11]). Initialement, les données des

consommations énergétiques d'un abonné ont été collectées et prétraitées pour normaliser ses variables.

Ensuite, les caractéristiques pertinentes des profils de consommation sont tirées afin de représenter le comportement énergétique du réseau. Par la suite, l'Isolation Forest pour détecter les observations atypiques en isolant les données anormales dans une structure arborescente [18].

Enfin, les performances du modèle sont évaluées via la métrique de validation afin d'améliorer la stabilité et la fiabilité de la méthode ([2], [8], [11]).

2.1 Zone d'étude

L'étude est réalisée sur le réseau électrique BT du poste électrique de Kasangulu, situé dans le Territoire de Kasangulu, Province du Kongo Central. Ce réseau assure la distribution de l'énergie électrique aux industriels locaux, aux abonnés résidentiels et commerciaux. Ce réseau présente plusieurs anomalies, notamment des surconsommations, des écarts entre l'énergie fournie et celle facturée, ainsi que des pertes non techniques qui influencent la performance globale du système.

2.2 Matériels et données

L'étude est réalisée avec des données de charge électrique d'un abonné du Centre des Ventes et des Services (CVS)/Kasangulu. Une analyse détaillée de sa consommation énergétique est menée afin de définir son profil de consommation énergétique de référence à l'échelle temporelle. Sa valeur est de 98 kWh le mois. Sa consommation moyenne a été calculée puis sa consommation journalière en utilisant la relation ci-dessous :

$$E_j = \frac{E_m}{30} \qquad \textbf{(1)}$$

Avec :
E_j**(**kWh/jour) : énergie consommée en une journée,
E_m**(**kWh) : énergie consommée le mois.
Donc, E_j = 3,27 kWh/jour.

Cette donnée journalière décrit le comportement temporel de l'abonné sur une durée de 24 heures et a facilité le calcul de sa puissance consommée en utilisant la relation :

$$P_{rx} = P_e\left(\frac{Nf}{24} + K_{f\ldots}\right) \qquad (2)$$

Avec :
P_{rx}: puissance de la residence ;
P_e: puissance des équipements ;
K_{fn} : coefficient de foisonnement de la nuit, K_{fn}=0,03 ;
K_{fm} : coefficient de foisonnement du matin, K_{fm}=0,15 ;
K_{fj} : coefficient de foisonnement de la journée, K_{fj}=0,28 ;
K_{fs} : coefficient de foisonnement du soir, K_{fs}=0,49 ;
K_{fnt} : coefficient de foisonnement de la nuit tard, K_{fnt}=0,05 ;
Nf_n : tranche horaire de fonctionnement la nuit, Nf_n=00-06h ;
Nf_m : tranche horaire de fonctionnement le matin, Nf_m= 06 - 09h ;
Nf_j : tranche horaire de fonctionnement la journée, Nf_j = 09 - 16h ;
Nf_S : tranche horaire de fonctionnement le soir, Nf_s = 16 - 22h ;
Nf_{nt} : tranche horaire de fonctionnement la nuit tard, Nf_{nt} = 22 - 24h ;

En électricité, la variable U reflète le profil typique de fonctionnement du réseau et se caractérise par une faible sollicitation nocturne et une augmentation progressive durant les phases d'activité la journée. Le tableau 1 montre la consommation énergétique journalière de l'abonné.

Table 1
Consommation journalière/Abonné

Enregistrement Journalière		
Date:	Temps (Heure)	U($unité$)
01/04/2022	00:00:00	0,008
01/04/2022	00:30:00	0,008
01/04/2022	01:00:00	0,008
01/04/2022	01:30:00	0,008
01/04/2022	02:00:00	0,008
01/04/2022	02:30:00	0,008
01/04/2022	03:00:00	0,008
01/04/2022	03:30:00	0,008
01/04/2022	04:00:00	0,008
01/04/2022	04:30:00	0,008
01/04/2022	05:00:00	0,008
01/04/2022	05:30:00	0,008
01/04/2022	06:00:00	0,008
01/04/2022	06:30:00	0,082
01/04/2022	07:00:00	0,082
01/04/2022	07:30:00	0,082
01/04/2022	08:00:00	0,082
01/04/2022	08:30:00	0,082
01/04/2022	09:00:00	0,082
01/04/2022	09:30:00	0,065
01/04/2022	10:00:00	0,065
01/04/2022	10:30:00	0,065
01/04/2022	11:00:00	0,065
01/04/2022	11:30:00	0,065
01/04/2022	12:00:00	0,065
01/04/2022	12:30:00	0,065
01/04/2022	13:00:00	0,065
01/04/2022	13:30:00	0,065
01/04/2022	14:00:00	0,065
01/04/2022	14:30:00	0,065
01/04/2022	15:00:00	0,065
01/04/2022	15:30:00	0,065
01/04/2022	16:00:00	0,065
01/04/2022	16:30:00	0,134
01/04/2022	17:00:00	0,134
01/04/2022	17:30:00	0,134
01/04/2022	18:00:00	0,134
01/04/2022	18:30:00	0,134
01/04/2022	19:00:00	0,134
01/04/2022	19:30:00	0,134
01/04/2022	20:00:00	0,134
01/04/2022	20:30:00	0,134
01/04/2022	21:00:00	0,134

01/04/2022	21:30:00	0,134
01/04/2022	22:00:00	0,134
01/04/2022	22:30:00	0,055
01/04/2022	23:00:00	0,055
01/04/2022	23:30:00	0,055

La structuration de ces données a été réalisée par pas de temps de 30 minutes et on a obtenu 48 pas de temps le 01 Avril 2022 avec 4 niveaux de consommation : on observe une consommation très faible de 0,008 kWh entre 00 h à 06 h (heures creuses) ; un niveau qui se stabilise avec une moyenne de 0,082 kWh de 06 h à 09 h ; une légère diminution à 0,065 kWh entre 09 h à 16 h ; un pic qui atteint jusqu'à 0,134 kWh de 16 h à 22 h (heures de pointe) ; et puis une faible consommation de 0,055 kWh entre 22 h et minuit.

Sa consommation énergétique hebdomadaire a été calculée par la formule suivante :

$$E_S = 7 \times E_j \qquad \textbf{(3)}$$

Avec :
$E_S(kWh)$ **:** énergie consommée la semaine (hebdomadaire).
$E_S = 22{,}89$ **kWh.**

3. Isolation Forest

L'algorithme Isolation Forest est une méthode non supervisée basée sur l'isolation des observations rares qui est utilisée pour détecter des intrusions. Le modèle est paramétré avec un taux de contamination de 10 % correspondant à l'estimation de la proportion d'anomalies dans le réseau électrique. L'algorithme est entraîné sur base des données à partir de la variable de charge électrique afin de modéliser le fonctionnement normal du réseau et de détecter les comportements anormaux [8].

3.1 Principe

Comme notation mathématique, on a :
$X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \subset R^d$ avec :
- X: dataset de n observations ;
- d : nombre de variables.

x : observation de données ;
$h(x)$: longueur du chemin de l'observation de x **;**
$E(h(x))$: moyenne sur tous les arbres de $h(x)$;
n : taille des échantillons dans les différents arbres construits ;
$c(n)$: valeur moyenne des longueurs de chemin sur les n différents arbres ;

3.2 Fonctionnement

Il fonctionne comme suit ([5], [8], [12]) :

a. *Construire un arbre (tree) en :*
- Sélectionnant de manière aléatoire une variable $j \epsilon \{1, \dots, d\}$
- Et en choisissant une valeur de coupure (seuil) entre $s \sim U\left(min(x_j), max(x_j)\right)$

b. *Isoler des points X_{gauche} et X_{droite}*

$$X_{gauche} = \{x : x_j < s\}, X_{droite} = \{x : x_j \geq s\}$$

c. *Formaliser de prediction*
Evaluer le Score d'anomalies par la relation

$$S(x, n) = 2^{-\frac{E(h(x))}{c(n)}} \qquad (4)$$

Si :

$$S(x) = \begin{cases} 1 & : anomalies\ forte \\ 0.5 & : surcharge \\ 0 & : observation\ normale \end{cases}$$

d. *Arrêt*
L'arbre s'arrêté si : $X = 1$ c'est-à-dire que la profondeur maximale atteinte.

e. *Métrique de validation*
- Matrice de confusion

	Intrusion	Normal
Intrusion détectée	TP	FP
Normal détecté	FN	TN

- Courbe ROC
$ROC = \left(FPR(\tau), TPR(\tau)\right)$

4. Résultat et analyse

4.1 Visualisation d'anomalies hebdomadaire

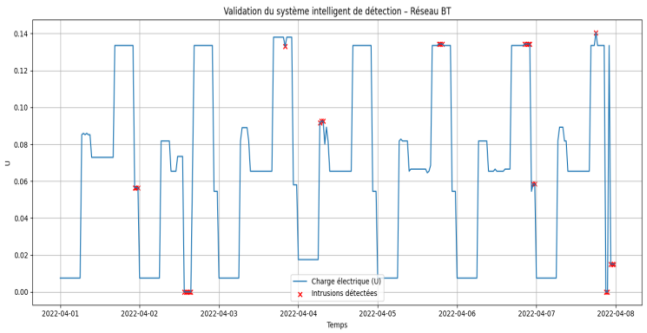


Figure 2. *visualisation des intrusions détectées*

Figure 2 illustre la validation du système de détection d'intrusion basé sur l'algorithme Isolation Forest dans un réseau électrique BT. L'abscisse X représente le temps et l'ordonnée Y montre la valeur normalisée de la charge électrique du 01 au 07 Avril 2024. La courbe bleue illustre le comportement global du réseau électrique, tandis que les croix rouges sont des anomalies ou des intrusions détectées automatiquement. Ces anomalies traduisent des situations de surconsommation, de fraude ou de coupure anormale, mettant en évidence l'efficacité de cette approche non supervisée qui offre une surveillance intelligente du réseau électrique.

4.2 Métrique de validation

La validation consiste à comparer les paramètres indicateurs descriptifs de la variable U en fonction de l'état du réseau (normal ou intrusion) dans le but de vérifier la pertinence des anomalies détectées et d'évaluer la fiabilité du modèle.

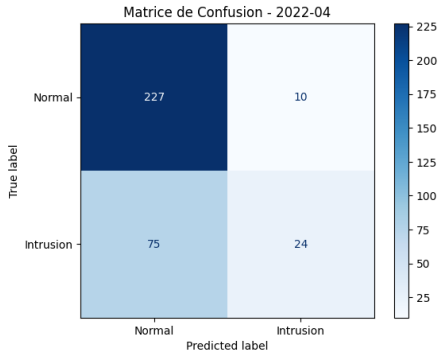


Figure 3. *validation par matrice de confusion*

Figure 3 illustre la matrice de confusion du 01 au 07 du mois d'Avril 2022, montre que le modèle présente une excellente capacité à détecter des situations normales du réseau. Au total, il a détecté 366 pas de temps avec 227 états normaux correctement classés et une spécificité de 96 % confirmant la stabilité du système en régime normal. Toutefois, 24 intrusions détectées et 75 intrusions n'ont pas été identifiées, mettant en évidence une sensibilité limitée aux événements rares. Le modèle demeure performant pour les fonctionnements normaux, mais nécessite une optimisation pour améliorer la détection des intrusions.

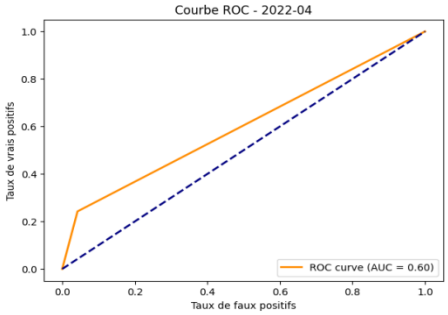


Figure 4. *la courbe ROC*

Figure 4 illustre la courbe ROC du modèle Isolation Forest. Elle est en couleur orange, se positionne au-dessus de la diagonale en pointillés bleue représentant un classificateur aléatoire indiquant une capacité de discrimination supérieure à celle du hasard.

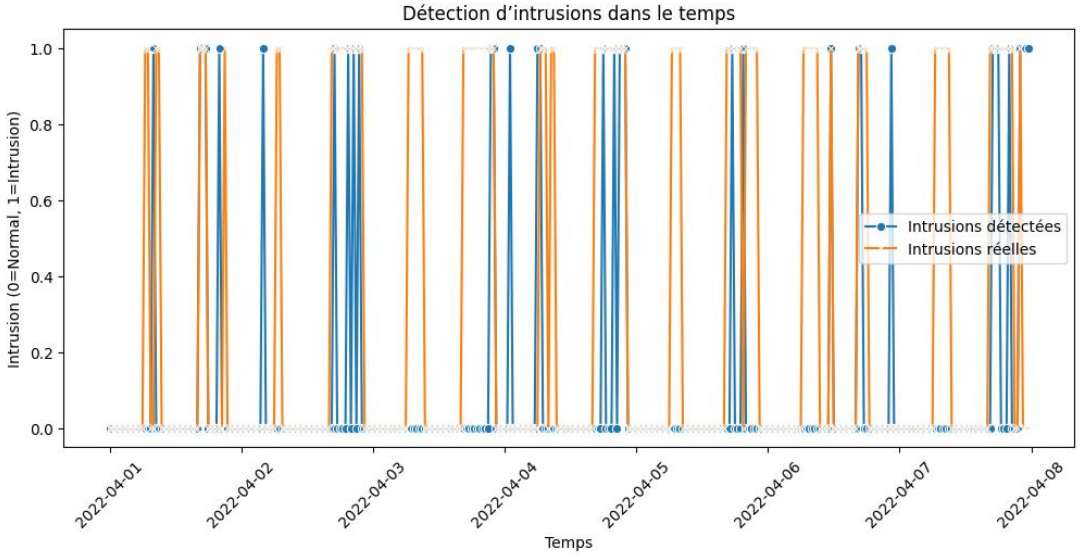


Figure 5. *validation temporelle*

Figure 5 illustre la comparaison dans le temps entre les intrusions réelles et celles détectées par le modèle iForest. L'abscisse est l'axe de temps et l'ordonnée celui des états du réseau (0 : normal, 1 : intrusion). La courbe en orange est celle des intrusions réelles issues des données de référence du 01 au 07 Avril 2022 et la courbe bleue est celle des intrusions détectées par le modèle. La superposition de ces courbes indique une détection précise tandis que les écarts traduisent des faux négatifs ou des fausses alertes. Les résultats confirment la pertinence de l'Isolation Forest comme un outil de surveillance proactive, capable de détecter les anomalies en temps quasi réel tout en révélant les limites de l'approche face à des intrusions complexes.

5. Conclusion et perspectives

Ce travail a été consacré à la conception et à l'évaluation d'un système intelligent de détection d'intrusion appliqué à un réseau électrique BT reposant sur une approche non supervisée. Les résultats obtenus montrent que le modèle est capable détecter le fonctionnement normal du réseau avec une forte stabilité et un faible taux de fausses alertes. Ceci justifie sa pertinence pour une surveillance continue. Les analyses reposant sur la matrice de confusion, la courbe ROC et l'évolution temporelle des intrusions confirment une capacité de détection modérée des comportements anormaux. Mais l'existence d'un nombre significatif de faux négatifs met en évidence ses limites face aux intrusions complexes. Dons, le système proposé une solution exploitable pour la surveillance proactive du réseau électrique en temps quasi réel. Afin d'améliorer sa sensibilité et renforcer sa fiabilité de détection des intrusions il est nécessaire d'optimiser les paramètres électriques d'intégrer des approches hybrides combinant plusieurs techniques intelligentes.

Avec un AUC de 60 %, le modèle montre une performance

modérée, ce qui est conforme à la matrice de confusion. On observe une bonne détection du fonctionnement normal mais limitée des intrusions. Le modèle est donc opérationnel, mais nécessite une optimisation pour améliorer ses performances.

References

[1] K. Nadhir. Contribution to the management of distribution networks in the presence of dispersed energy generation, Thesis, University of Batna, Department of Electrical Engineering, (2014), pp. 1-3.

[2] A. Benchekroun. Energy supervision of distribution networks integrating electric vehicles, renewable energies, storage, and controllable passive loads, thesis, Electrical Engineering and Power Electronics Laboratory ULR 2697-Lille Campus, Hesam University, (2021), pp. 30.

[3] D. Abdellah. Optimal Power Distribution Using Artificial Intelligence Techniques, thesis, University of the Mentouri Brothers Constantine, Faculty of Engineering Sciences, Department of Electrical Engineering, 11 (July 2016), pp. 5.

[4] sciencedirect.com/topics/engineering/electric-power-distribution.

[5] Wang, W., Wang, G. Étude d'un algorithme amélioré de forêt d'isolation pour la gestion des données relatives aux défauts et aux risques des lignes de transport d'énergie. Energy Inform 8 , 130 (2025). https://doi.org/10.1186/s42162-025-00585-7.

[6] Wendy Carolina Briceno Vicente. Modeling distribution networks under uncertainty, thesis, G2ELAB laboratory, University of Grenoble, (2006), pp. 6.

[7] mathiaslaffont.wordpress.com/wp-content/uploads/2011/01/rdv-tel-27_04_091.pdf, pp. 1.

[8] Assan AZIZ COULIBALY, Détection d'anomalies via l'apprentissage non-supervisé : application à la fraude, Mémoire, Euro-Institut d'Actuariat, 2021, pp.31-35. https://www.institutdesactuaires.com/docs/mem/56692280097813506e0c2205c3b0fae4.pdf

[9] HUANG Fu-xing,et all ; Electric energy abnormal data detection based on Isolation Forests, Journal of East China Normal University (Natural Science), 2019, 5, 123-132 ; https://xblk.ecnu.edu.cn/CN/html/2019-5-123.htm

[10] Li, J., Li, S., Zhao, W. et al. Méthode d'analyse des pertes sur les lignes des réseaux de distribution basée sur un algorithme de clustering amélioré et l'algorithme de forêt isolée. Sci Rep 14 , 19554 (2024). https://doi.org/10.1038/s41598-024-68366-y

[11] A.S. Kechedzhiev et all. Recherche sur la detction d'anomalies à l'aide de la methode Isolation Forest en apprentissage automatique, bulletin de l'Université technique d'etat du dahestan.sciences et techniques, https://doaj.org/article/2aec121bc4164da5b4cde7927823a88b?utmsource

[12] Magdalena auvinet et Mathieu Hostin, détection et traitement des valeurs atypiques de la mesure internet global, article Mediametrie, pp5-6. https:// https://www.mediametrie.fr/system/files/2023-06/D%C3%A9tection%20et%20traitement%20des%20valeurs%20atypiques%20M%C3%A9diam%C3%A9trie.pdf

[13] Yassine Himeur and al, artificial intelligence based anomaly detection of energu consumption in buildings : a review, current trends and new perspectives, applied energy 287(2021) 116601, https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2021.116601

[14] Wei Zhang et Yu Dai, A multiscale electricity thrft detection model based on feature engineerin, https://doi.org/10.1016/j.bdr.2024.100457

[15] Kardi Mohammad and all, Anomaly detection in electricity consumption Data using deep learning, IEEE, 2021, https://doi.org/10.1109/EEEIC/ICPSEurope51590.2021.9584650

[16] Nouha bouchiba, these, application de l'intelligence artificelle pour la detection et la localisation des défauts dans les reseaux électriques, Departement de genie électrique, faculté d'ingeniere, université de monction, 2024 : https://hdl.handle.net/20.500.14658/8306

[17] Hala najmeddine, methode d'identifcation et de classification de la consommation pour usage en vue de l'integration dans un compteur d'énergie electrique, these, ecole doctorale science pour l'ingenieur de clermont-ferrand, universite pascal-clermont II, 2009 : https://theses.hal.science/tel-00724570/file/2009CLF21993.pdf

[18] FT Liu, KM Ting et Z.-H. Zhou, Isolation Forest, *8e Conférence internationale IEEE sur l'exploration de données*, Pise, Italie, 2008, p. 413-422 : https://doi.org/10.1109/ICDM.2008.17