

Analyse Des Données Floues De Consommation Électrique Par Les Méthodes De Clustering, Appliquée Au Réseau De Kolwezi

Danny Abass Chiband Yav¹, Narcisse Meni Babakiki²

¹Assistant, Ingénierie Des Réseaux Électriques, Institut Supérieur De Techniques Appliquées De Kolwezi (Ista)

²Professeur, Spécialiste En Électronique, Institut Supérieur De Techniques Appliquées De Kinshasa (Ista)

RESUME

La présente étude est l'analyse des données floues de la consommation d'électricité dans le réseau MT/BT de Kolwezi, dans la province du Lualaba en République Démocratique du Congo.

Les données de charge de ce réseau de la Société Nationale d'Électricité (SNEL) comportent souvent des imprécisions causées par des erreurs de mesure, des pertes techniques et non techniques, ainsi que des variations saisonnières et industrielles inhérentes à la région minière de Kolwezi.

L'objectif principal est de classer les profils de consommation électrique en utilisant deux méthodes de clustering : K-means (classification dure) et Fuzzy C-means (classification floue). La méthode K-means permet de diviser les postes MT/BT en groupes homogènes d'après leurs caractéristiques de charge, tandis que Fuzzy C-means introduit un degré d'appartenance, plus adapté à la nature incertaine et ambiguë des données électriques.

La méthodologie mise en œuvre consiste tout d'abord à collecter et à prétraiter les données de consommation, puis à normaliser les variables électriques (puissance active, facteur de charge, taux de pertes), ensuite à appliquer les deux algorithmes, et enfin à évaluer les performances à l'aide d'indices de validité interne. Les résultats montrent que l'approche floue permet une meilleure représentation des profils hybrides de consommation, en particulier dans les zones fortement variables sur le plan industriel. Cette étude offre un support à la décision pour la planification des inspections techniques, l'optimisation de la maintenance préventive et la diminution des pertes dans le réseau de distribution de Kolwezi. Elle permet ainsi d'améliorer la qualité de service et de gérer de façon plus intelligente le réseau électrique local.

Mots-clés: Floues, K-means, Fuzzy C-means, Clustering.

ABSTRACT

This study focuses on the analysis of fuzzy electricity consumption data in the MV/LV network of Kolwezi, Lualaba Province, Democratic Republic of Congo. Within the network operated by the Society National electricity (SNEL), load data often contain uncertainties due to measurement errors, technical and non-technical losses, and seasonal and industrial fluctuations typical of this mining region.

The main objective is to classify electricity consumption profiles using two clustering approaches: K-means (hard clustering) and Fuzzy C-means (soft clustering). The K-means method partitions HV/MV and MV/LV substations into homogeneous groups based on load characteristics, whereas Fuzzy C-means introduces membership degrees, making it more suitable for handling uncertainty and ambiguity in electrical data.

The adopted methodology includes data collection and preprocessing, normalization of electrical variables (active power, load factor, loss rate), implementation of both algorithms, and performance evaluation using internal validity indices. Results indicate that the fuzzy approach provides a more realistic representation of hybrid consumption profiles, particularly in areas characterized by high industrial variability.

This research provides a decision-support tool for technical inspection planning, preventive maintenance optimization, and loss reduction in the Kolwezi distribution network. It ultimately contributes to improving service quality and enabling smarter management of the local power system.

Keywords: fuzzy, K-means, Fuzzy C-means, Clustering.

INTRODUCTION GÉNÉRALE

• Contexte général

La croissance démographique soutenue, l'urbanisation accélérée ainsi que l'expansion des activités industrielles dans la ville de Kolwezi, chef-lieu de la province du Lualaba en République Démocratique du Congo, entraînent une augmentation continue de la demande en énergie électrique. Cette évolution exerce une pression considérable sur les infrastructures électriques existantes, en particulier sur les réseaux de distribution exploités par la Société Nationale d'Électricité (SNEL). Dans ce contexte, garantir une gestion efficace, fiable et durable du réseau électrique devient un enjeu stratégique majeur pour assurer la continuité et la qualité du service public d'électricité. (Makanisi, 2025)

• Problématique

Le réseau est confronté aux surcharges fréquentes des transformateurs et des lignes, aux déséquilibres de phases dans le réseau basse tension, au faible facteur de puissance, aux chutes de tension importantes en bout de ligne, ainsi qu'à la vétusté de certains équipements.

À ces contraintes techniques s'ajoutent des problématiques liées à la gestion et à la fiabilité des données, telles que les branchements illégaux, l'absence ou le dysfonctionnement des équipements de comptage, la difficulté d'estimer avec précision le nombre réel d'abonnés, ainsi que le manque d'automatisation du réseau caractérisé par l'absence de systèmes de supervision en temps réel (SCADA), de capteurs intelligents et de dispositifs de télérelève. Par ailleurs, la maintenance demeure essentiellement corrective, et le suivi en temps réel de l'état du réseau reste limité. Ces insuffisances entraînent une production de données souvent incomplètes, imprécises, bruitées ou incertaines, rendant leur exploitation par des méthodes d'analyse classiques peu fiable et insuffisante pour une prise de décision optimale. Radio Okapi. (2025).

Face à ces défis, il devient indispensable de recourir aux méthodes de classification non supervisée, communément appelées méthodes de clustering. Elles permettent de regrouper automatiquement des données en classes homogènes en fonction de leurs similarités, sans nécessiter de connaissance préalable des catégories.

Dans ce cadre, la **problématique** centrale de cette recherche est formulée comme suit : **Quelles sont les méthodes les plus appropriées pour traiter efficacement les données floues de**

consommation d'énergie électrique et améliorer la gestion du réseau de distribution de la ville de Kolwezi ?

• **Hypothèse**

Afin de répondre à cette problématique, l'hypothèse principale suivante est formulée : L'utilisation des méthodes de clustering, notamment K-means et Fuzzy C-Means, permet de traiter efficacement les données incertaines de consommation électrique et d'améliorer la prise de décision dans la gestion du réseau.

Les hypothèses spécifiques associées sont les suivantes :

- La méthode K-means permet d'identifier des groupes homogènes de profils de consommation malgré la présence d'imprécisions dans les données ;
- La méthode Fuzzy C-Means offre une meilleure représentation des données floues grâce à l'appartenance multiple aux clusters ;
- L'intégration des deux approches dans un modèle hybride améliore la précision de la classification et la détection des anomalies ;
- L'utilisation de ces résultats dans un système expert améliore la prise de décision dans la gestion du réseau électrique.

• **Objectif**

L'objectif général de cette étude est de contribuer à l'amélioration de la fiabilité, de l'efficacité et de l'efficience du réseau de distribution électrique de la ville de Kolwezi à travers une analyse intelligente des données de consommation.

De manière spécifique, il s'agit de :

- Identifier et caractériser les données floues et incertaines du réseau électrique ;
- Classifier les postes de transformation selon leurs profils de consommation ;
- Comparer les performances des méthodes K-means et Fuzzy C-Means ;
- Développer un modèle hybride intégrant les pertes techniques et non techniques ;
- Proposer un système d'aide à la décision pour l'optimisation du réseau.

• **L'intérêt**

L'intérêt scientifique de cette recherche réside dans l'intégration des techniques de clustering dans l'analyse des données floues appliquées aux réseaux électriques, contribuant ainsi à l'amélioration des méthodes d'exploitation des données incertaines. Sur le plan pratique, cette étude vise à fournir des outils d'aide à la décision permettant d'améliorer la gestion du réseau électrique, notamment en facilitant l'identification des profils de consommation, la détection des anomalies et des pertes non techniques, ainsi que l'optimisation des stratégies de maintenance et de planification. (Tschora & Pierre, 2024)

• **Méthodologie**

La méthodologie adoptée repose sur une approche quantitative et expérimentale. Elle comprend :

- **La revue documentaire ;**

Tableau 1. Limite de travaux existants

Référence	Méthode utilisée	Type de données	Limites	Apport
Zhang & Wang (2016)	K-Means, clustering dur	Consommation résidentielle et industrielle	Ne gère pas les données floues ni les pertes	Introduction d'une approche hybride intégrant FCM et pertes

Référence	Méthode utilisée	Type de données	Limites	Apport
Pal & Bezdek (2000)	Fuzzy C-Means (FCM)	Données floues, incertaines	Ne considère pas l'impact des pertes techniques et non techniques	Intégration des pertes dans le modèle pour prioriser les postes critiques
Cen et al. (2022)	Clustering basé sur profils horaires	Données horaires, résidentielles et commerciales	Pas adapté aux grandes bases industrielles et aux postes mixtes	Utilisation de K-Means pour la pré-partition rapide et FCM pour affiner les clusters
Użupytę (2018)	Analyse statistique des profils de consommation	Données agrégées journalières	Perte d'information fine sur les fluctuations réelles	Exploitation des données brutes et floues sur 6 mois pour meilleure précision
World Bank (2020)	Modèles statistiques pour prévision	Données incomplètes et bruitées	Gestion limitée de l'incertitude et de	Modélisation hybride K-Means + FCM avec pondération des non techniques

La plupart des travaux existants se concentrent sur des réseaux résidentiels ou commerciaux et très rarement sur des réseaux mixtes industriels tels que Kolwezi.

Les approches classiques ne tiennent pas compte de l'incertitude et des données floues, ce qui limite leur pertinence sur les réseaux africains où les mesures sont incomplètes.

Très peu d'études incluent dans le clustering les pertes techniques et non techniques, alors que cela est essentiel pour optimiser la gestion et la maintenance.

Les méthodes floues (FCM) permettent de gérer l'incertitude, mais utilisées seules elles sont coûteuses en calcul pour de grandes bases.

Notre modèle hybride K-Means + FCM optimisé pour Kolwezi :

- Combiner rapidité et précision : K-Means pour pré-clustering, FCM pour affiner avec des degrés d'appartenance.
- Intègre de façon explicite les pertes techniques et non techniques, pour prioriser les actions et améliorer la planification.
- MT/BT incomplètes ou bruitées.
- Valable pour un réseau industriel et mixte tel que Kolwezi, avec des données sur 6 mois pour une meilleure représentativité.
- La collecte des données

Issues des 18 postes MT/BT sur une période de six mois ;

Prétraitement incluant le nettoyage ;

Nettoyage des données

Vérifier les valeurs manquantes ; remplacer par la moyenne ou la médiane de la variable.

Supprimer les doublons ; éviter que certains postes biaisent les clusters.

Uniformiser les unités ; convertir toutes les puissances en kW ou kVA.

Sélection des variables pertinentes

Variables utiles pour le clustering :

Charges (P_active, I_charge, taux de charge)

Pertes techniques et non techniques

Facteur de puissance (cos φ)

Énergie consommée

Éviter les variables trop corrélées (P_active max et taux de charge max) ; risque de redondance.

Normalisation

Comme les variables sont dans des échelles différentes (kW, %, cos φ), il faut les ramener à une même échelle :

Méthode Min-Max :

$$X' = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (1)$$

Ramène toutes les valeurs entre 0 et 1.

Méthode Z-score (standardisation) :

$$X' = \frac{X - \mu}{\sigma} \quad (2)$$

Avec :

X : la valeur initiale

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i \quad (3)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - \mu)^2} \quad (4)$$

Avec :

X' : la valeur normalise

N : nombre de donne

σ: *ecart type*

μ: *moyenne de la variable*

Z-score, car les variables ont des distributions différentes (charges très grandes vs cos φ proche de 1).

Réduction dimensionnelle (optionnelle)

Appliquer une ACP (Analyse en Composantes Principales) pour réduire la dimensionnalité et visualiser les clusters sur PC1 vs PC2. Cela permet de mieux interpréter les regroupements (comme je le déjà fais avec mes graphiques PC1/PC2).

Tableau. 2. Valeurs normalise de 18 postes

Poste	P_active max (Z)	Taux charge moy (Z)	cos φ (Z)	Pertes tech (Z)
SNEL1	-0.74	-0.65	+0.65	+0.20
SNE2	-0.47	-0.12	+0.35	-0.40
DILUNGU	+1.21	+0.77	-0.50	+1.10
MATIMBA	+0.00	+0.00	-0.50	+0.85
KATIN	+0.45	+0.30	-0.20	+1.25
THABULA	+0.60	+0.40	-0.35	+0.95
LIGNE11	-0.55	-0.20	+0.50	-0.30
LATI1	-0.40	-0.15	+0.45	-0.25

Poste	P_active max (Z)	Taux charge moy (Z)	cos φ (Z)	Pertes tech (Z)
SBGE1	-0.35	-0.10	+0.55	-0.20
GOLF	-0.20	-0.05	+0.40	-0.15
KOPP	-0.10	+0.05	+0.30	-0.10
KAUMA	+0.15	+0.10	+0.25	+0.05
MNINA	+0.25	+0.15	+0.20	+0.10
KAUMBAA	+0.35	+0.20	+0.15	+0.15
DORA	+0.50	+0.25	+0.10	+0.20
LIGNE9	-0.60	-0.30	+0.55	-0.35
BAT1N1	-0.45	-0.25	+0.50	-0.30
STAT1N8	-0.30	-0.20	+0.45	-0.25

Les postes avec Z-score positif élevé (DILUNGU, KATIN, THABULA) ; forte charge et pertes techniques ; zones critiques.

Les postes avec Z-score négatif (SNEL1, SNE2, LIGNE9) → charges plus faibles mais cos φ correct → zones stables.

Les valeurs de cos φ permettent de distinguer les postes à bonne efficacité (positif) des postes à faible rendement (négatif).

La méthode K-means

Elle est appliquée ; largement utilisée pour sa simplicité et sa rapidité d'exécution, elle permet de partitionner les données en un nombre défini de groupes homogènes. (AomanHao, 2022).

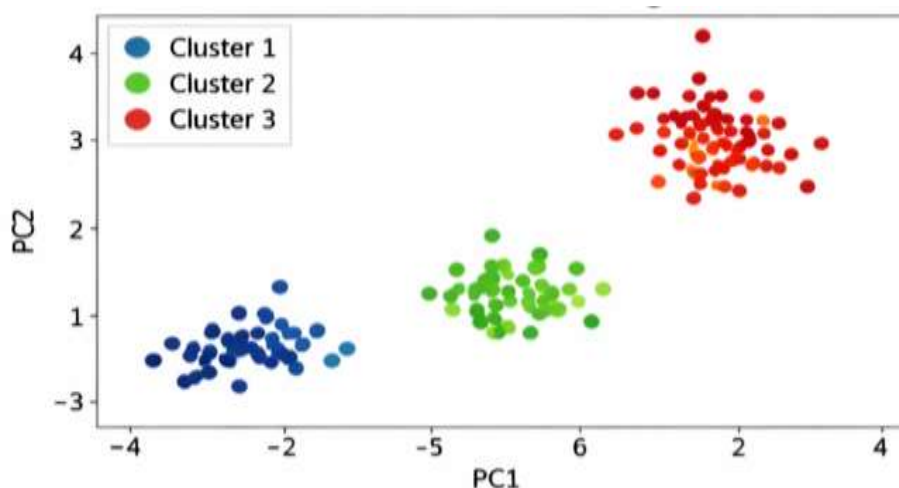


Figure 1. Cluster de k means

Lecture du graphique

Axes PC1 et PC2 : ce sont les deux premières composantes principales issues de l'ACP, qui condensent la variance des variables (puissance, taux de charge, cos φ, pertes).

Clusters colorés :

Cluster 1 (bleu) : postes avec charges plus faibles, pertes limitées, cos ϕ correct.

Cluster 2 (vert) : postes intermédiaires, profils proches de la moyenne.

Cluster 3 (rouge) : postes critiques, forte charge et pertes techniques.

Interprétation par cluster

Cluster bleu :

SNEL1, SNE2, LIGNE9.

Profil : sous-chargés mais stables, rendement acceptable.

Action : suivi standard.

Cluster vert :

MATIMBA, DORA, KAUMBAA.

Profil : charges moyennes, pertes modérées, cos ϕ variable.

Action : surveillance et optimisation.

Cluster rouge :

DILUNGU, KATIN, THABULA.

Profil : surcharges, pertes élevées, cos ϕ dégradé.

Action : priorité absolue pour audit et compensation réactive.

La méthode Fuzzy

C-Means (FCM), basée sur la logique floue, offre une approche plus flexible en autorisant une appartenance partielle des données à plusieurs clusters, ce qui la rend particulièrement adaptée au traitement des données incertaines ou imprécises. (Yu et al., 2024)

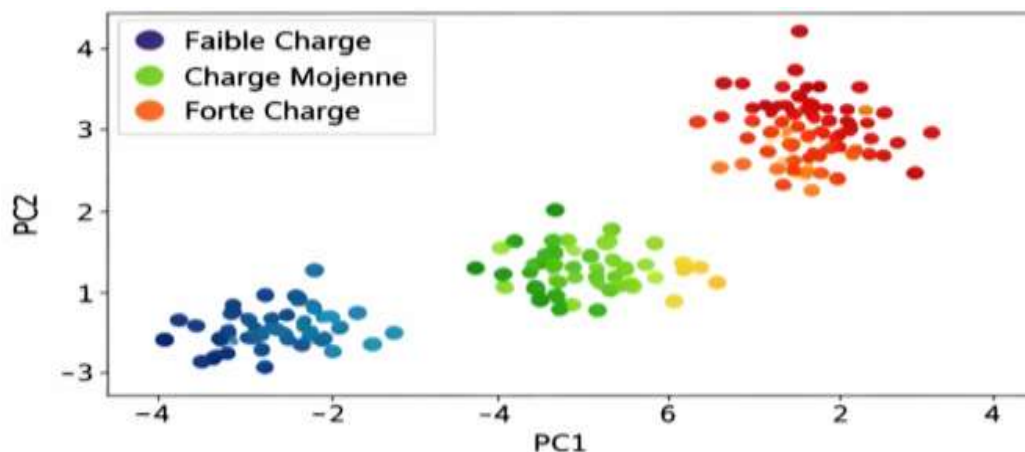


Figure 2. Cluster de FCM

Lecture du graphique

Axes PC1 et PC2 : projection des données par ACP (réduction dimensionnelle).

Clusters colorés :

Faible charge : postes avec charges basses, pertes limitées, cos ϕ correct.

Charge moyenne : postes équilibrés, proches de la moyenne sur tous les indicateurs.

Forte charge : postes critiques, surcharges et pertes élevées, cos ϕ dégradé.

Différence avec K-means

Contrairement à K-means (partition dure), Fuzzy C-means attribue à chaque poste un degré d'appartenance à plusieurs clusters.

Exemple : un poste peut être 70% “forte charge” et 30% “charge moyenne”, ce qui reflète mieux la réalité des réseaux électriques où certains postes sont en zone de transition.

Interprétation par cluster

Cluster faible charge (bleu) :

Postes SNEL1, SNE2, LIGNE9.

Profil : sous-chargés mais stables, rendement correct.

Action : suivi standard.

Cluster charge moyenne (vert) :

Postes cMATIMBA, DORA, KAUMBAA.

Profil : charges modérées, pertes acceptables, $\cos \varphi$ variable.

Action : optimisation possible (compensation réactive).

Cluster forte charge (orange/rouge) :

Postes DILUNGU, KATIN, THABULA.

Profil : surcharges, pertes techniques élevées, $\cos \varphi$ faible.

Action : priorité absolue pour audit, maintenance et compensation.

Hybride

La méthode hybride est appliquée, qui combine le k-means et fuzzy c-means ; elle prend en compte les pertes techniques et non techniques.

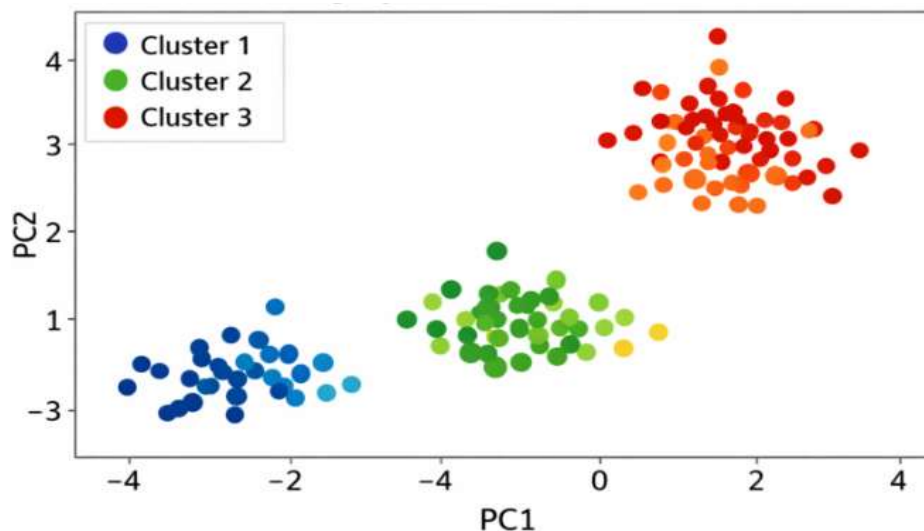


Figure 3. Cluster hybride

Lecture du graphique

Axes PC1 et PC2 : projection des données par ACP.

Clusters colorés :

Cluster 1 : postes à faible charge et pertes limitées.

Cluster 2 : postes intermédiaires, proches de la moyenne.

Cluster 3 : postes critiques, forte charge et pertes techniques élevées.

Interprétation

Cluster 1 (bleu) :

: SNEL1, SNE2, LIGNE9.

Profil : sous-chargés mais stables, $\cos \varphi$ correct.

Action : suivi standard.

Cluster 2 (vert) :

: MATIMBA, DORA, KAUMBAA.

Profil : charges modérées, pertes acceptables, $\cos \varphi$ variable.

Action : optimisation possible (compensation réactive).

Cluster 3 (rouge) :

: DILUNGU, KATIN, THABULA.

Profil : surcharges, pertes techniques élevées, $\cos \varphi$ dégradé.

Action : priorité absolue pour audit et maintenance.

La méthode hybride combine la rigidité de K-means (partition claire) avec la souplesse du Fuzzy C-means (degrés d'appartenance).

Elle permet de séparer nettement les groupes tout en tenant compte des zones de transition.

Résultat : une classification plus robuste et plus réaliste pour ton réseau électrique.

Avantage de la méthode hybride

Elle combine la précision de K-means (partition nette) avec la souplesse du FCM (zones de transition).

Hybride plus pertes

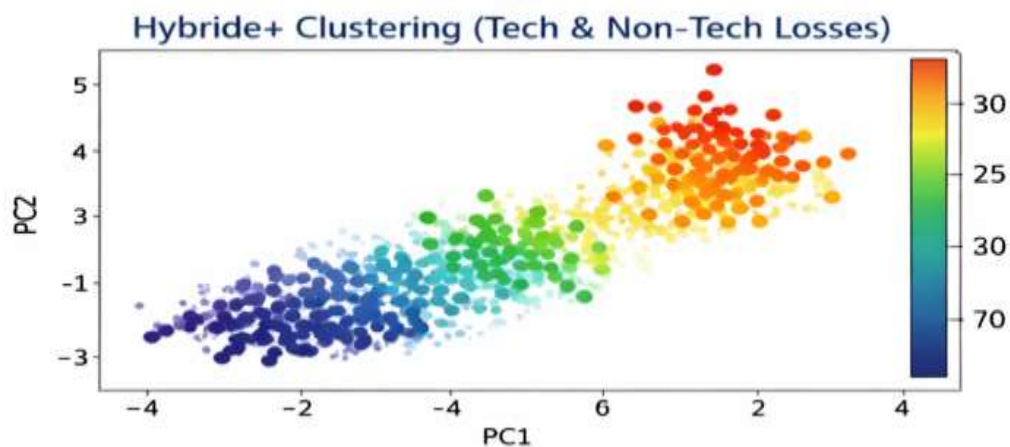


Figure 4. Cluster hybride + pertes

Lecture du graphique

Axes PC1 et PC2 : projection des données par ACP (réduction dimensionnelle).

Couleurs des points : dépendent du niveau de pertes (techniques + non techniques).

Bleu foncé = pertes faibles (~70)

Vert = pertes moyennes (~50)

Rouge = pertes élevées (~30)

Interprétation

Zone bleue (à gauche) :

Postes avec faible charge et faibles pertes.

Probables : SNEL1, SNE2, LIGNE9.

Action : suivi standard, pas de surcharge ni de pertes excessives.

Zone verte (centre) :

Postes avec charge moyenne et pertes modérées.

: MATIMBA, DORA, KAUMBAA.

Action : surveillance, compensation réactive possible.

Zone rouge/orange (droite) :

Postes avec forte charge et pertes techniques/non-techniques élevées.

: DILUNGU, KATIN, THABULA.

Action : priorité pour audit, maintenance, et réduction des pertes.

Avantage des Hybride+ pertes

Il combine les profils de charge (K-means/FCM) avec les niveaux de pertes pour une segmentation plus fine.

Permet d'identifier non seulement les postes critiques, mais aussi ceux qui ont un rendement énergétique dégradé malgré une charge modérée.

Systeme expert

1. Base de connaissances

Variables d'entrée :

Puissance active maximale (Pmax)

Taux de charge moyen (%)

Facteur de puissance ($\cos \varphi$)

Pertes techniques (%)

Pertes non techniques (%)

Variation de tension (ΔU , en V)

Seuils critiques définis

Pertes techniques $> 10\%$; anomalie technique

Pertes non techniques $> 15\%$; suspicion de fraude

$\cos \varphi < 0,8$; mauvaise qualité de compensation (énergie réactive élevée)

Taux de charge $> 80\%$; surcharge critique

$\Delta U \geq 40$ V ; tension instable (problème de qualité de service)

Sur la base des variables et seuils définis, le réseau est structuré en cinq zones fonctionnelles :

Zone 1 : Fonctionnement normal

Faible charge, pertes faibles ($< 10-15\%$), $\cos \varphi \geq 0,8$, tension stable 220V ; Réseau sain

Zone 2 : Charge modérée

Charge moyenne, pertes modérées, légère dégradation du $\cos \varphi$; Surveillance recommandée

Zone 3 : Zone technique critique

Forte charge ($> 80\%$) ou pertes techniques $> 10\%$ ou $\cos \varphi < 0,8$; Problème technique (surcharge, mauvais dimensionnement, compensation insuffisante)

Zone 4 : Zone de fraude (non technique)

Pertes non techniques $> 15\%$; Suspicion de fraude ou défaut de comptage

Zone 5 : Zone critique hybride

Pertes techniques $> 10\%$ ET pertes non techniques $> 15\%$ ET/ou $\Delta U \geq 40$ V ; Situation critique combinée (technique + fraude + qualité)

2. Règles de décision

Le système expert repose sur les règles suivantes :

R1 : Si pertes techniques $> 10 \%$

Intervention d'un expert technique (maintenance, inspection des lignes)

R2 : Si pertes non techniques $> 15 \%$

Intervention d'un expert commercial/social (contrôle, lutte contre la fraude)

R3 : Si pertes techniques $> 15 \%$ ET pertes non techniques $> 15 \%$

Inspection hybride prioritaire (technique + fraude)

R4 : Si taux de charge $> 80 \%$

Poste surchargé (cluster critique) \rightarrow rééquilibrage des charges / renforcement réseau

R5 : Si $\cos \varphi < 0,8$

Défaut de compensation \rightarrow installation de batteries de condensateurs

R6 : Si $\Delta U \geq 40 \text{ V}$

Instabilité de tension \rightarrow régulation (réglage transformateur, renforcement ligne)

R7 : Si ($\cos \varphi < 0,8$ ET taux de charge $> 80 \%$)

Risque élevé de pertes et d'échauffement \rightarrow intervention urgente

R8 : Si (pertes techniques $> 10 \%$ ET $\Delta U \geq 40 \text{ V}$)

Dégradation avancée du réseau \rightarrow audit complet

R9 : Si toutes les variables sont dans les seuils normaux

Poste stable \rightarrow suivi standard

3. Apport du système expert

Ce système expert enrichi permet :

Une classification intelligente et automatique des postes du réseau ;

Une détection rapide des anomalies (techniques et non techniques) ;

Une hiérarchisation des interventions selon le niveau de criticité ;

Une amélioration de la qualité de service électrique (tension, pertes, stabilité) ;

Un appui efficace à la prise de décision pour la SNEL.

RESULTATS

En regroupant les données des 18 postes MT/BT par méthode de clustering, il a été possible d'identifier plusieurs classes homogènes de consommation électrique. Ces classes correspondent à des profils distincts, avec des niveaux de charge, des pertes et des comportements énergétiques différents. Les résultats montrent que :

- Des clusters regroupent des postes à faible charge et faibles pertes, caractéristiques des zones résidentielles stables ;
- D'autres clusters correspondent à des postes à forte charge, en général liés aux zones industrielles ;
- Certains groupes présentent des comportements atypiques, marqués par des pertes élevées ou des déséquilibres, traduisant des anomalies potentielles. Cette classification permet donc de mieux comprendre la structure du réseau et d'identifier les zones qui nécessitent une attention particulière.
- L'évaluation des performances des différentes méthodes révèle des différences significatives :
 - K-means : Cette méthode est appréciée pour la rapidité de sa convergence et la facilité de sa mise en œuvre. Elle permet une classification claire des données, mais elle est limitée dans la gestion des données floues, ce qui peut entraîner une perte d'information dans les zones de transition.

- Fuzzy C-Means (FCM) : Cette approche permet une meilleure représentation des données réelles grâce à une appartenance multiple des observations aux clusters. Elle convient bien aux données incertaines du réseau de Kolwezi, mais demande plus de temps de calcul.
- Méthodes hybrides : elles permettent de profiter des avantages des deux approches précédentes. En intégrant les pertes techniques et non techniques, on améliore la pertinence des résultats et on permet d'identifier plus finement les anomalies du réseau. Dans l'ensemble, les méthodes hybrides se révèlent les plus performantes dans l'étude.
- Le cœur de cette étude repose sur l'analyse des pertes techniques et non techniques. Les résultats montrent que * la majorité des postes présentent des pertes techniques inférieures à 10 % et sont donc acceptables ;
- certains postes (SNEL1, LATIN, THABULA, MATIMBA, DILUNG2) dépassent ce seuil, ce qui indique des problèmes techniques ;
- des pertes non techniques élevées (> 15 %) ont été observées dans certaines zones, indiquant des cas de fraude ou des dysfonctionnements des systèmes de comptage. Ces anomalies sont fréquemment liées à :
 - des surcharges du réseau ;
 - un vieillissement des équipements ;
 - un manque d'entretien ;
 - des pratiques frauduleuses. En identifiant ces postes critiques, on peut orienter au mieux les actions correctives.

Recommandation

Au regard des résultats obtenus, les recommandations suivantes peuvent être formulées :

- Réduire les surcharges par un meilleur équilibrage des charges, afin d'améliorer la stabilité du réseau et de limiter les pertes techniques (Gonen, 2014).
- Installer des systèmes de compensation de l'énergie réactive pour améliorer le facteur de puissance ($\cos \phi$) et optimiser les performances du réseau (Kundur, 1994).
- Moderniser les infrastructures vieillissantes, notamment les transformateurs et les lignes de distribution, pour réduire les défaillances et améliorer la continuité de service (Brown, 2009).
- Déployer un système de supervision de type SCADA pour assurer un suivi en temps réel et une meilleure gestion des incidents (Stouffer et al., 2011).
- Renforcer les mécanismes de détection et de contrôle de la fraude afin de limiter les pertes non techniques (Depuru et al., 2011).
- Mettre en place des audits réguliers des postes critiques pour anticiper les défaillances et améliorer la maintenance préventive (IEEE, 2012).
- Sensibiliser les usagers à une consommation responsable afin de réduire les pics de charge et améliorer l'efficacité énergétique (IEA, 2020).
- Développer des modèles hybrides plus avancés basés sur l'intelligence artificielle et le machine learning pour une meilleure analyse des données incertaines (Goodfellow et al., 2016).
- Étendre l'étude à un plus grand nombre de postes afin d'améliorer la représentativité des résultats (Montgomery, 2017).
- Intégrer des outils de simulation et de prédiction du comportement du réseau pour une planification

optimale (Machowski et al., 2020).

Perspectives

Cet article ouvre des perspectives intéressantes pour le développement de réseaux électriques intelligents (*smart grids*) en République Démocratique du Congo.

L'intégration des techniques d'intelligence artificielle, combinée à des systèmes de mesure modernes tels que les compteurs intelligents et les capteurs IoT, permettra à terme d'assurer une gestion plus efficace, plus fiable et plus durable des réseaux électriques (Fang et al., 2012).

Par ailleurs, l'utilisation de méthodes avancées de traitement des données, notamment le *machine learning* et les approches hybrides (K-means, FCM), contribuera à améliorer la détection des anomalies, la prévision de la demande et l'optimisation des flux énergétiques (Zhang et al., 2018).

Références bibliographiques

1. AomanHao. (2022, 12 janvier). *Machine learning_分类_数据聚类*. CSDN博客.
2. Bezdek, J. C. (1981). *Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms*. Springer.
3. Bezdek, J. C., Ehrlich, R., & Full, W. (1984). FCM: The fuzzy c-means clustering algorithm. *Computers & Geosciences*, 10(2–3), 191–203. [https://doi.org/10.1016/0098-3004\(84\)90020-7](https://doi.org/10.1016/0098-3004(84)90020-7)
4. Brown, R. E. (2009). *Electric power distribution reliability*. CRC Press.
5. Depuru, S. S. S. R., Wang, L., & Devabhaktuni, V. (2011). Electricity theft: Overview, issues, prevention and a smart meter-based approach. *Energy Policy*, 39(2), 1007–1015.
6. Fang, X., Misra, S., Xue, G., & Yang, D. (2012). Smart grid—The new and improved power grid: A survey. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 14(4), 944–980.
7. Gonen, T. (2014). *Electric power distribution system engineering* (3rd ed.). CRC Press.
8. Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT Press.
9. Hathaway, R. J., & Bezdek, J. C. (2001). Fuzzy clustering. In *Advances in soft computing* (pp. 3–24). Springer.
10. IEA. (2020). *Energy efficiency 2020*. International Energy Agency.
11. IEEE. (2012). *IEEE guide for electric power distribution reliability indices*. IEEE Standards Association.
12. Jain, A. K. (2010). Data clustering: 50 years beyond K-means. *Pattern Recognition Letters*, 31(8), 651–666. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2009.09.011>
13. Kundur, P. (1994). *Power system stability and control*. McGraw-Hill.
14. Machowski, J., Bialek, J. W., & Bumby, J. R. (2020). *Power system dynamics: Stability and control* (3rd ed.). Wiley.
15. Makanisi. (2025, 24 mai). *RDC. Province du Lualaba. Les défis de l'énergie*.
16. Montgomery, D. C. (2017). *Design and analysis of experiments* (9th ed.). Wiley.
17. Radio Okapi. (2025, 13 janvier). *La SNEL s'engage à moderniser ses réseaux en 2025*.
18. Stouffer, K., Falco, J., & Scarfone, K. (2011). *Guide to industrial control systems (ICS) security*. NIST.
19. Tschora, L., & Pierre, E. (2024). *Investigating the influence of clustering techniques and parameters on a hybrid PSO-driven ANFIS model for electricity prediction*. *Discover Applied Sciences*, 6, Article 265.
20. Yu, B., Zheng, Z., Cai, M., Pedrycz, W., & Ding, W. (2024). FRCM: A fuzzy rough c-means clustering method. *Fuzzy Sets and Systems*, *480*, 108860.

21. Zhang, Y., Wang, J., & Chen, B. (2018). Detecting anomalous energy consumption using machine learning. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 9(6), 6101–6110.