

Modélisation des indicateurs de défauts pour l'analyse de la qualité de l'énergie d'un réseau électrique

Aristide TOLOK NELEM^{1,3,4,5 *}, Antoine Yannick ABANDA^{1,3,4,5}, Jean Baptiste MVOGO AHANDA^{1,3,4,5},
Mathias BELINGA MANDA^{1,4}, Pierre ELE^{2,3}

¹Ecole Normale Supérieure d'Enseignement Technique d'Ebolowa, Université d'Ebolowa, Cameroun

²Ecole Normale Supérieure Polytechnique de Yaoundé, Université de Yaoundé I, Cameroun

³Centre Universitaire de Recherche en Energie pour la Santé, Université de Yaoundé I, Cameroun

⁴Laboratoire d'Electrotechnique, d'Automatique et d'Energétique, Université d'Ebolowa, Cameroun

⁵Laboratoire des Signaux et Systèmes, Université d'Ebolowa, Cameroun

aristidetolok@yahoo.fr

RESUME - Les défauts qui perturbent un réseau électrique basse tension camerounais sont multiples. Pour garantir de manière pérenne le bon fonctionnement des équipements en milieu hospitalier, il est primordial de détecter et classer les perturbations électriques pour assurer des soins de qualité. Dans cet article, nous combinons des méthodes classiques en l'occurrence l'Analyse en Composantes Principales (ACP) et la Transformée de Stockwell (S-Transformée) pour une détection efficace des perturbations électriques. Les deux techniques sont appliquées sur des données collectées par Centre Universitaire de la Recherche de l'Energie pour la Santé (CURES) de l'Ecole Nationale Supérieure Polytechnique (ENSP) de l'Université de Yaoundé I (UY1) dans différents hôpitaux du Cameroun. Les grandeurs mesurées ont été prises du côté basse tension des transformateurs grâce à un analyseur de réseaux de type PQ-BOX lors de différentes campagnes d'audits électriques. Les résultats permettent, grâce aux spectrogrammes une détection efficace de ces perturbations car elles présentent de meilleures performances dans la détection, la localisation, la classification et l'identification des défauts.

Mots-clés— *Indicateurs de défauts, Qualité de l'énergie, Réseau Electrique, Analyse en composantes principales (ACP).*

1. INTRODUCTION

Depuis quelques années, les règles du secteur électrique ont évolué vers l'ouverture à la concurrence. Cette ouverture permet une meilleure possibilité pour les consommateurs lors du choix du fournisseur d'énergie électrique [1]. Dans ce contexte de libéralisation du marché de l'énergie électrique, la qualité de l'énergie électrique fournie par les compagnies de production est devenue un facteur de choix primordial. En effet, pour les consommateurs, une mauvaise qualité d'énergie électrique peut entraîner un dysfonctionnement des différentes charges [2]. Le coût de ces perturbations, peuvent conduire au manque de production, de remise en marche de l'outil de production, des retards de livraison [3]. Les problèmes liés à la mauvaise qualité de l'énergie sont devenus préoccupant pour les équipements de plus en plus dotés de micro-électronique avec pour corollaire, une hyper sensibilité aux perturbations. En raison d'une demande croissante pour de meilleures performances en milieu hospitalier et ainsi assurer une durabilité des équipements biomédicaux, il est judicieux de mettre en œuvre un processus de détection et de

localisation de défauts dont sont sujet lesdits équipements. L'étude de la qualité de l'énergie, implique le développement d'outils performants pour l'analyse et la caractérisation les variations anormales (indicateurs des défauts) des tensions et courants qui vont alimenter les équipements biomédicaux. Ces indicateurs sont à l'origine des perturbations (creux de tension, les harmoniques, les fluctuations de tension ou les Flickers, les déséquilibres de tension, et les surtensions...) susceptibles d'altérer cette qualité d'énergie. Or si les équipements biomédicaux installés dans les hôpitaux des pays du Sud proviennent à 95% d'Europe [4-6], il se pose un problème d'inadéquation entre l'origine de conception de l'équipement et l'environnement d'utilisation. Cette inadéquation est à l'origine de la durée de vie réduite de ces équipements importés dont 96% ne sont plus fonctionnels après cinq ans de services [7], [8].

Malgré la multitude des travaux sur l'analyse de la qualité de l'énergie, il persiste néanmoins le problème de développement des nouvelles méthodes, plus efficaces, qui permettent une analyse approfondie de la qualité de l'énergie basée sur la modélisation des résidus. A partir d'un ensemble de données collectées par le CURES dans quatre hôpitaux du Cameroun, nous allons procéder à un diagnostic des défauts à travers la détection, l'identification, la classification et caractérisation des perturbations auxquels sont sujets les équipements sensibles du milieu hospitalier. L'idée dans ce travail, est donc de proposer un algorithme qui combine des méthodes classiques de diagnostic, pour la surveillance du réseau électrique chez le consommateur. L'approche de modélisation élaborée dans ce travail combine l'Analyse en Composantes Principales (ACP) et la transformée de Stockwell (S-Transformée) pour extraire un nombre d'information décrivant la présence ou non des perturbations électriques dans le réseau.

2. OUTILS ET METHODES

Dans l'ensemble des perturbations d'amplitude qui se produisent lorsque la valeur de la tension efficace délivrée diffère de la valeur nominale, on peut citer : les surtensions, les creux de tension, les fluctuations de tension ou flickers. En raison de la difficulté de conserver une valeur exacte de la tension, on s'intéresse à la notion d'intervalle de confiance définissant la plage des valeurs acceptables correspondant à un

indicateur donné. Ces intervalles acceptables car non en dommageables pour les équipements sont définis par des normes internationales tel que la norme IEC 61000-2-2 qui spécifie des limites pour ces variations dans des conditions normales. Dans ce cas, le degré de conformité d'une source d'énergie électrique par rapport à cet ensemble de critères ou de normes à caractère quantitatif, qualitatif doit être respecter pour parler de qualité de l'énergie. Les paramètres et intervalles de variation qui caractérisent une énergie de qualité sont les suivants [9] :

- La fréquence donc les exigences aux standards de la norme EN 50160 sont de $\pm 1\%$ pendant 95% d'une année et $\pm 4\%$ à $\pm 6\%$ pendant 100% du temps ;
- Le taux de distorsion d'harmoniques qui selon IEEE standard 519-2014 impose un $THDi$ individuel du courant de 5% et de tension 8%, avec un $THDv$ global de 10% comme la norme EN 50160 ;
- La forme d'onde qui doit être de forme sinusoïdale ;
- La symétrie du système triphasé qui est caractérisée par l'égalité des modules des trois tensions et de leurs déphasages relatifs. Le taux de déséquilibre en tension (VUF-Voltage Unbalance Factor) est de 2% selon la norme EN 50160. La norme IEEE Std 1159 (IEEE Std 1159 2009) impose des valeurs typiques pour le déséquilibre en courant entre 1% et 30% [10].

La prise en compte de ces critères par des outils centrés sur la modélisation permet de caractériser des indicateurs de défauts d'une part, et d'autre part, la description des algorithmes et méthodes d'analyse de la qualité d'énergie. Le choix dans notre cadre étude est fondé sur des méthodes de détection et de diagnostic sans modèle de référence. Ce choix repose sur l'utilisation des données issues de l'expertise humaine, sur lesquelles nous appliquons une analyse statistique notamment, L'Analyse en Composantes Principales (ACP), combinée à la Transformée de Stockwell (ST).

2.1. Schéma fonctionnel de détection et classification des perturbations de la qualité de l'énergie

Le schéma fonctionnel pour la détection et la classification des perturbations de la qualité d'énergie, illustré dans la figure (1), se décompose en trois étapes clés : la détection, l'extraction des résidus, et la classification des indicateurs des défauts.

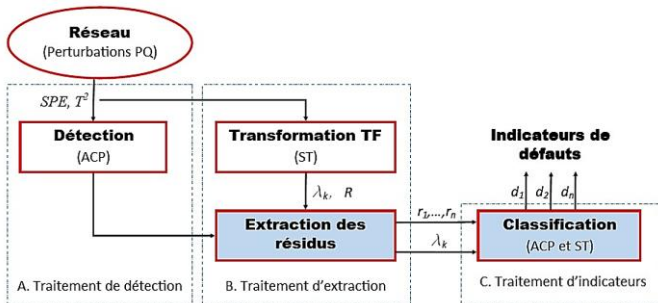


Fig. 1. Schéma fonctionnel pour la détection et la classification des perturbations de la qualité d'énergie

2.2. Principe de la méthode d'Analyse en Composantes Principales (ACP)

L'Analyse en Composantes Principales (ACP), est une méthode descriptive qui a pour objectif, l'analyse des tableaux de données qui ne comportent pas des structures préalables. Cette méthode d'analyse a pour but principal, l'extraction des caractéristiques appliquées sur des jeux de données et décrits par des unités statistiques en lignes et des variables quantitatives en colonnes [11],[12].

Avant d'appliquer l'analyse, il est essentiel de procéder au processus de centrage et de réduction des données. Considérons n individus sur lesquels on a mesuré j variables quantitatives. La moyenne pour chaque variable j est donnée par :

$$\bar{X}_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_{ij} \quad (1)$$

Pour $j = 1, 2, \dots, p$

La matrice centrée $\tilde{X}$ est donnée par :

$$\tilde{X}_{ij} = X_{ij} - u_n \bar{X}_j \quad (2)$$

où u_n est U_n vecteur colonne de dimension n .

Ensuite, on calcule l'écart-type pour chaque variable :

$$\sigma_j = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_j)^2} \quad (3)$$

Une matrice centrée réduite Z est ainsi obtenue. Elle centre et réduit chaque élément de la matrice X :

$$Z = \frac{x - \bar{x}}{\sigma^2} \quad (4)$$

$$Z = \begin{pmatrix} z_{11} & z_{12} & \dots & z_{1p} \\ z_{21} & z_{22} & \dots & z_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ z_{1p} & z_{2p} & \dots & z_{pp} \end{pmatrix} \quad (5)$$

Où chaque élément Z_{ij} est donné par :

$$z_{ij} = \frac{x_{ij} - \bar{x}_j}{\sigma_j} \quad (6)$$

Chaque colonne a une moyenne de 0 et chaque colonne, un écart-type de 1. La matrice de covariance C est calculée à partir de la matrice centrée :

$$C = \frac{1}{n-1} \tilde{X}^T \tilde{X} \quad (7)$$

2.3. Approche méthodologique de traitement du signal

2.3.1. Analyse temporelle

Les méthodes d'analyse dans le domaine temporel sont largement utilisées pour suivre l'évolution des caractéristiques des signaux surveillés au fil du temps. Elles sont couramment employées pour analyser les perturbations de la qualité d'énergie telles que les interruptions, les transitoires, les changements rapides de tension, les surtensions et les creux de tension, car ce sont des phénomènes en principe imprévisibles et non périodiques. Les principaux paramètres utilisés dans ce type d'analyse sont :

La moyenne, dont la relation est donnée par :

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum x_i \quad (8)$$

La variance : C'est la mesure qui permet de caractériser les dispersions d'une distribution ou d'un échantillon (Base métrique pour les classifieurs dynamique).

$$\sigma^2 = \frac{1}{N} \sum (x_i - \bar{x})^2 \quad (9)$$

La valeur efficace (RMS) : Une augmentation de la RMS signifie que l'état de santé du système est dégradé. Elle a pour expression :

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum (x_i - \bar{x})^2} \quad (10)$$

Le Kurtosis (Skurt) et le skewness (Skew) : Ces paramètres fournissent des informations sur la forme de la distribution, comme sa symétrie et sa concentration.

Le Kurtosis :

$$Skurt = \frac{\frac{1}{N} \sum (x_i - \bar{x})^4}{(\sigma^2)^2} \quad (11)$$

Le skewness :

$$Skew = \frac{\frac{1}{N} \sum (x_i - \bar{x})^3}{(\sigma^2)^3} \quad (12)$$

2.3.2. Transformée Stockwell

La transformée de Stockwell (ST) permet d'appliquer une analyse multirésolution en variant la largeur de la fenêtre gaussienne en fonction de la fréquence, tout en gardant une information de phase absolue. Pour un signal $x(t)$ et une fenêtre d'analyse gaussienne $g(t)$, la transformée de Stockwell $S_g x(t, f)$ est définie comme suit :

$$S_g x(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(\tau) g(t - \tau, f) e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (13)$$

En appliquant la propriété de convolution de la transformée de Fourier, cette transformée de Stockwell peut-être comme suit :

$$S_g x(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} \hat{x}(\alpha + f) e^{\frac{-2\pi^2 \alpha^2}{f^2}} e^{-2\pi i t \alpha} d\alpha \quad (14)$$

La version discrète de l'équation (14) est obtenue en remplaçant t par jT et f par n/NT , ce qui nous permet d'écrire la relation :

$$S[jT, \frac{n}{NT}] = \sum_{N-1}^{m=0} \hat{x}[\frac{m+n}{NT}] e^{\frac{-2\pi^2 m^2}{n^2}} e^{\frac{j2\pi m j}{N}} \quad (15)$$

Cette équation (15) est utilisée pour implémenter la Transformée de Stockwell (ST), en bénéficiant de l'algorithme

d'implémentation rapide de la transformée de Fourier discrète (DFT).

2.4 Formulation du problème

Les données exploitées dans ce travail ont été relevées dans certains hopitaux par le Centre Universitaire de Recherche en Energie pour la Santé (CURES) de l'Ecole Nationale Supérieure Polytechnique de Yaoundé (Université de Yaoundé I, Cameroun). La synthèse des différents algorithmes de détection, localisation et d'identification des résidus par la technique ACP est présenté dans la figure 2 ci-dessous.

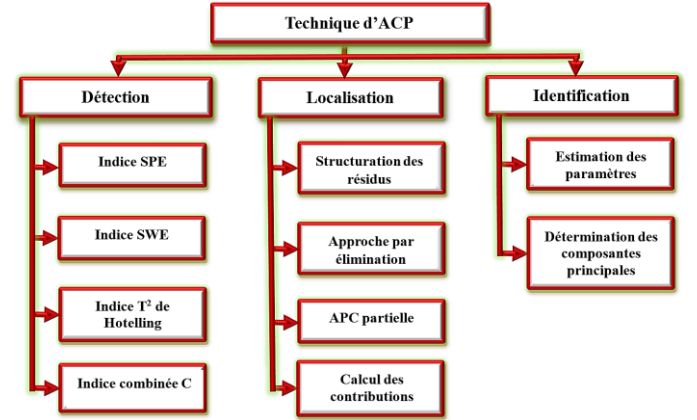


Fig. 2. Organigramme des algorithmes de détection, localisation et d'identification des résidus par la technique ACP

Les algorithmes retenus dans le cadre de ce travail sont la détection par l'indice SPE et l'indice T^2 de Hotelling, la localisation par la structuration des résidus et l'identification par la détermination de composantes principales.

2.4.1 Mise en œuvre de la méthode proposée

L'analyse statistique est un outil puissant pour détecter des anomalies ou prédire des défauts à partir de grandes quantités de données. Les données relevées étant des données brutes, un traitement préliminaire doit être effectué avant l'application de l'ACP. La démarche de mise en œuvre est présentée par la figure (2) suivante.

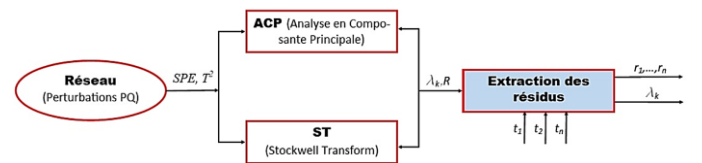


Fig. 3. Processus d'extraction des résidus à l'aide de méthodes temps-fréquence

2.4.2 Méthodes de détection des défauts

La première méthode mise en œuvre pour la détection est la statistique SPE (*Squared Prediction Error*). Elle est obtenue à partir de l'erreur d'estimation des variables $e(k)$, elle nous renseigne donc sur l'évolution des mesures et de leur variation. Le critère SPE n'est autre que l'erreur quadratique de prédiction, qui est égale la somme des carrés des résidus. La relation à un instant k donné est la suivante :

$$SPE(k) = \sum_{i=1}^m (e_i(k))^2 \quad (16)$$

où $e_i(k)$ est le $i^{ième}$ résidus, et m le nombre de variable de départ.

Le processus est considéré en fonctionnement anormal (présence d'une anomalie) à l'instant k si, l'indice SPE correspond au seuil de détection.

$$SPE(k) = \delta_{\alpha}^2 \quad (17)$$

La deuxième méthode pour la détection est la détermination de l'indice T^2 de Hotelling. Elle est utilisé pour détecter les anomalies dans des données.

$$T^2 = n \cdot (Z - \bar{Z})^T S^{-1} (Z - \bar{Z}) \quad (18)$$

Où : T^2 est l'indice de Hotelling; n le nombre d'observations; $\bar{Z}$ le vecteur moyen des observations; Z le vecteur des observations standardisées; et S la matrice de covariance des observations.

Un score T^2 élevé indique que l'observation s'écarte de la distribution normale des données. On peut comparer T^2 une valeur critique provenant de la distribution F pour déterminer si l'observation est considérée comme une anomalie.

2.4.3 Méthodes de localisation de défauts

La méthode du pourcentage cumulé de la variance est la technique utilisée pour déterminer le nombre optimal de composantes principales à retenir dans un modèle ACP. Son principe consiste à calculer le pourcentage cumulé de la variance expliquée par chaque composante principale et à sélectionner le nombre de composantes principales qui expliquent un pourcentage suffisant de la variance. Cette variance cumulée a expression :

$$\lambda_k = \frac{1}{n-1} * \lambda_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \quad (19)$$

Où λ_k est la variance expliquée par la $k^{ième}$ composante principale, x_i est la $i^{ième}$ observation, μ est la moyenne des observations et n est le nombre d'observations.

Le pourcentage cumulé de cette variance est donc déterminé comme suit :

$$V_k = \frac{\lambda_{i=1}^k \lambda_i}{\lambda_{i=1}^p \lambda_i} * 100 \quad (20)$$

Où V_k est le pourcentage cumulé de la variance expliquée par les $i^{ième}$ premières composantes principales et p est le nombre total de variables.

Cette méthode a ceci de particulier qu'elle, permet d'interpréter les résultats de manière intuitive et de visualiser le pourcentage cumulé de la variance expliquée par chaque composante principale. Une autre méthode développée est l'algorithme de structuration des résidus. Cette méthode s'est montrée très efficace pour la localisation des défauts dans des systèmes complexes. Son principe est basé sur quatre principaux axes dont, la modélisation, le calcul des résidus, la structuration des résidus et la localisation des défauts. La figure 4 ci-dessous présente une synthèse de cet algorithme.

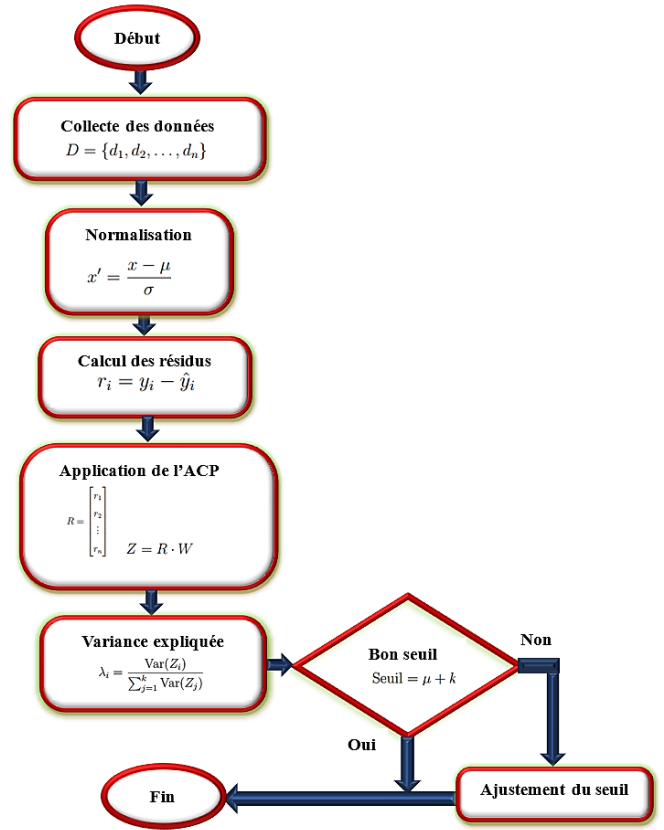


Fig. 4. Algorithme de structuration des résidus

Où $\{d1, d2, \dots, dn\}$ représente l'ensemble des données collectées), μ la moyenne, σ l'écart type, Z la matrice des composantes principales, R la matrice des résidus, W est la matrice des vecteurs propres. k est un coefficient déterminé

2.4.4 Techniques de classification des défauts : méthode des centres mobiles (k-means)

La méthode K-Means est un algorithme de classification non supervisée qui partitionne un ensemble de données en k clusters. Elle consiste :

- Au prétraitement des données : c'est la normalisation des termes Min-Max, traduite par l'expression :

$$X' = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (21)$$

où X est la valeur d'origine, X_{min} et X_{max} sont les valeurs minimales et maximales de la caractéristique.

- La détermination du Nombre de Clusters (k) : Cela passe par le calcul de l'inertie $I(k)$, qui est la somme des distances au carré entre les points et leurs centres de cluster. Cette inertie a pour expression:

$$I(k) = \sum_{i=1}^N \min_{j=1}^k \|x_i - \mu_j\|^2 \quad (22)$$

Où N est le nombre total de points, x_i est un point de données, et μ_j est le centre du cluster j .

- L'application des K-Means consiste à choisir le k optimal, les centres initiaux μ_j , et l'assignation de chaque point x_i à un cluster C_j , tel que :

$$C_j = \{x_i : \|x_i - \mu_j\|^2 \text{ est minimal}\} \quad (23)$$

- L'analyse des caractéristiques de chaque cluster, passe donc par le calcul de la moyenne des caractéristiques pour chaque cluster, déterminé comme suit :

$$\text{Moyenne}_j = \frac{1}{|C_j|} \sum_{x_i \in C_j} x_i \quad (24)$$

Où $|C_j|$ est le nombre de points dans le cluster C_j . La visualisation des clusters est ainsi faite en utilisant des graphique de dispersion.

3 RESULTATS ET DISCUSSIONS

3.4.1 Analyse statistique et normalisation des données

Les tableaux (1) et (2) ci-dessous présentent respectivement, l'analyse statistique des données et les données normalisées.

Tableau 1. Analyse statistique des données

	Count	Mean	Std	Min	25 %	50 %	75 %	Max
F	1000.0	50.114768	0.099271	49.6723	50.06160	50.13295	50.183550	50.3467
UL1	1000.0	222.919522	2.422078	215.9130	221.37050	222.89200	224.759000	228.1150
UL2	1000.0	224.336676	2.484238	216.6260	222.77725	224.24750	226.111500	230.6570
UL3	1000.0	223.054828	2.416056	216.0950	221.39575	222.94900	224.906500	228.6660
PH	1000.0	0.000000	0.000000	0.00000	0.000000	0.000000	0.000000	0.00000
UL1	1000.0	-119.897861	0.197190	-120.5810	-120.01900	-119.88800	-119.773000	-119.3240
PH	1000.0	119.861747	0.154909	119.2890	119.77300	119.88800	119.971000	120.2610
UL2	1000.0	50.258702	0.103271	49.9051	50.19885	50.25480	50.315550	50.9074
Fmn	1000.0	49.962471	0.153358	48.6748	49.86330	49.99625	50.069225	50.9074
UL1	1000.0	224.919600	2.564987	217.6320	223.12025	224.90550	226.680250	233.3340
UL2	1000.0	226.375238	2.590234	217.8650	224.65100	226.21950	228.224250	235.1650
UL3	1000.0	224.945450	2.596169	217.9160	223.15375	224.82500	226.688500	234.1640
Time	1000.0	499.500000	288.819436	0.0000	249.75000	499.50000	749.250000	999.0000

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
mean	-0.00	-0.00	-0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	-0.00	0.00	0.00	-0.00
std	1.02	1.02	1.02	1.02	1.02	1.02	1.02	1.02	1.02	1.02	1.02	1.02
	12	13	14									
mean	0.00	-0.00	-0.00									
std	1.02	1.02	1.02									

Tableau 2. Normalisation des données

Les différentes tendances sur les données observées dans les tableaux ci-dessus permettent de faire des comparaisons sur les différentes valeurs de la moyenne et l'écart-type en relation avec les données normalisées. Ces tendances sont perceptibles sous formes de différentes variations de la tension par rapport à la valeur nominale pour les quatre hôpitaux considérés (figure 5).

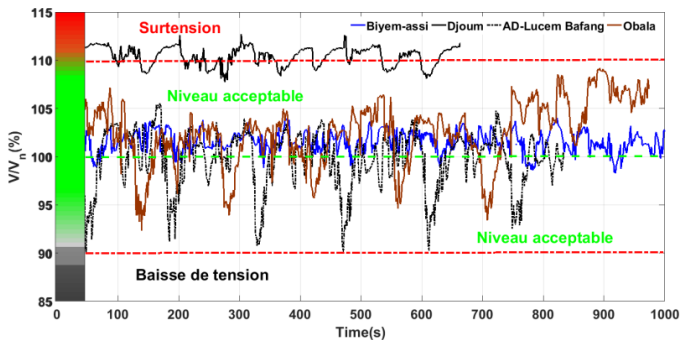


Fig. 5. Spectrogramme du signal 1

La référence de lecture est indiquée à la valeur de 100% qui correspond à la valeur nominale. La zone rouge indique la surtension, en noire, la baisse ou creux de tension et celle en verte indique la plage de tension recommandée selon la norme EN 50160. La présence abondante des fluctuations de tension de la figure 5 démontre une instabilité de la tension aux points de livraison des quatre réseaux. Pour une norme rigoureuse telle que IEEE 519, contrairement à la norme EN 50160, le niveau de variation de la tension qui alimente les quatre charges doit être amélioré, mais surtout stabilisé. L'une des solutions que préconise [13] est la coordination des algorithmes de contrôles, régulations de la tension, fréquence et de management des charges.

3.4.2 Présentation des graphes des Spectrogrammes

Les différents axe temps-fréquences-amplitudes des figures 6, 7 et 8 représentent une estimation de la puissance instantanée du signal, censée décrire son contenu fréquentiel sur un nombre fini de bandes. En observant les différents spectres, l'intensité de la couleur renseigne sur l'importance ou l'énergie de la fluctuation de tension de cette composante à un moment donné.

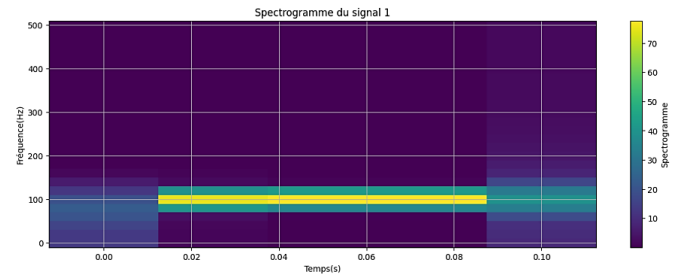


Fig. 6. Spectrogramme du signal 1

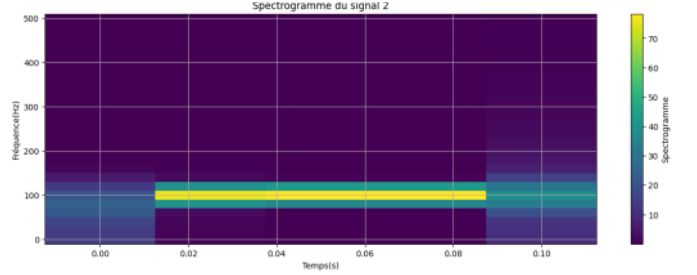


Fig. 7. Spectrogramme du signal 2

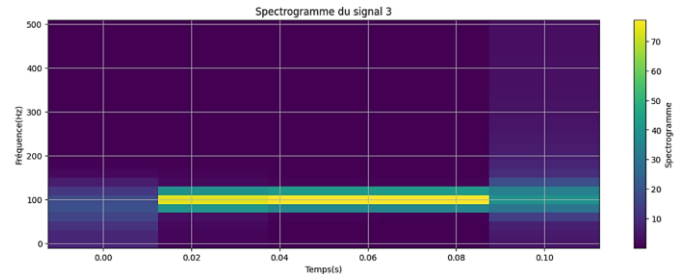


Fig. 8. Spectrogramme du signal 3

3.4.3 Diagrammes des variances expliquées et cumulées

Les diagrammes des variances expliquées et cumulées (figure 9) montrent la proportion de la variance totale attribuée à chaque composante principale, ce qui aide à déterminer l'importance relative de chaque composante dans l'analyse.

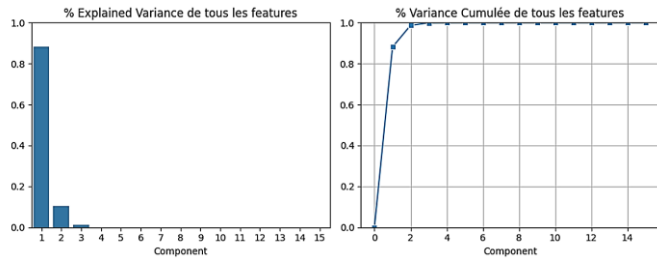


Fig. 6. Diagrammes des variances expliquées cumulées

3.4.4 Projection des centroides des données et Inertie des clusters

Les corrélations entre les différentes composantes principales sont relativement proches. Elles indiquent ainsi une forte corrélation positive entres ces composantes.

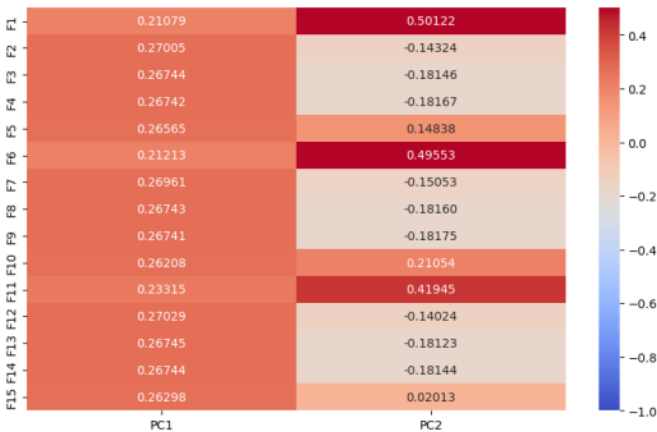


Fig. 7. Inertie des clusters

La visualisation des centroides des données et inertie des clusters est obtenue par une classification ou de clustering (K-means). Chaque couleur indique un cluster, c'est-à-dire un ensemble de mesures (ou d'événements) présentant des similarités fortes au sein du groupe et des différences vis-à-vis des autres groupes. Les positions différentes des centroides traduisent des caractéristiques moyennes distinctes pour chaque cluster caractérisé par une plus forte composante harmonique, un autre par des chutes de tension plus fréquentes, etc...

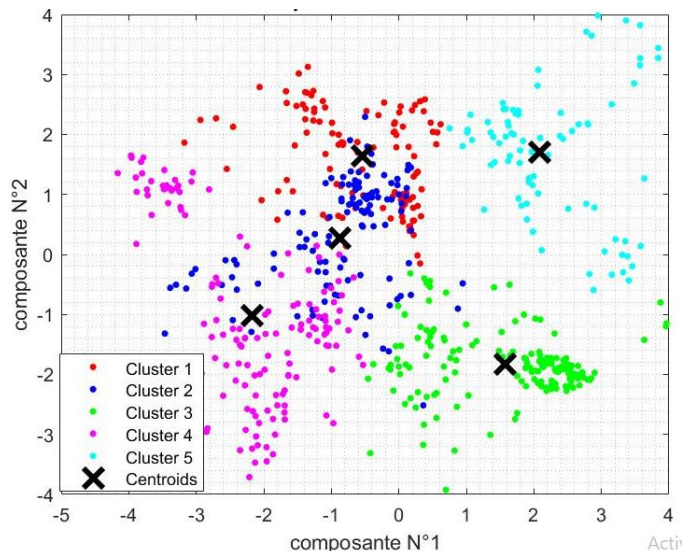


Fig. 8. Centroides des données

4 CONCLUSIONS

Pendant le fonctionnement d'un système électrique, plusieurs types de défauts peuvent surgir, fragilisant ainsi le fonctionnement du système. Les travaux présentés dans cet article ont consisté à l'implémentation d'un système de modélisation indicateurs de défauts électriques dans certains Hôpitaux Camerounais. La technique de d'Analyse en composantes principales (ACP) combinée à la transformée de Stockwell (S-Transformée), nous a permis grâce aux observations faites sur les différents résultats obtenus, de détecter, localiser et classier les perturbations observées sur la distribution normale des données. Cette combinaison de méthodes présente l'avantage de faciliter l'analyse des perturbations en utilisant moins de variables. De plus, elle est applicable à tous les types de perturbations et atteint des performances très convenables pour l'analyse automatique de la qualité de l'énergie électrique.

5 REFERENCES

- [1] V. Ignatova, «Méthodes d'analyse de la qualité de l'énergie électrique, Application aux creux de tension et à la pollution harmonique,» Université : Joseph Fourier (France), 2006.
- [2] M. R. Lopez, «De l'expérimentation à l'établissement d'un référentiel solide d'indicateurs pour la qualité de l'air, le confort et l'énergie dans les maisons basse consommation monitorés et connecté,» Université Grenoble Alpes , 2022.
- [3] S. Akkaya, «Optimization of Convolutional Neural Networks for Classifying Power Quality Disturbances Using Wavelet Synchrosqueezed Transform,» *Applied Sciences*, 2024.
- [4] Mainsah B. O. Important factors fort the design of medical devices for developing countries. 2008; Worcester: Faculty of the Worcester Polytechnic Institute.
- [5] Malkin. R. A. Barries for medical devices fort he developing wold. *Expert Review of Medical Devices*, 4(6): 759–763.
- [6] Malkin. R. A. Design of Health Care Technologies for the Developing World. *Annual review of biomedical Engineering* 2007, 9 (1), 567-587.
- [7] Mohr, J. P. (1987). Distributing and Transferring Medical Technology. 1987; International Journal of Technology Assessment and Health Care, 3(2): 281–291.
- [8] P. Heimann. Guidelines for health care equipments donations. Geneva, 2000; World Health Organisation.
- [9] Balasubramaniam, P. M. and Prabha, S. U. (2015). Power quality issues, solutions and standards : A technology review. *Journal of Applied Science and Engineering*, 18(4) pp. 371- 380.
- [10] Fernandez Orjuela, J. A. (2014). *Intégration des Véhicules Electriques dans le réseau électrique résidentiel : impact sur le déséquilibre et stratégies V2G innovantes*. PhD thesis, Université de Grenoble
- [11] A. Haque, K. Mohammed et Ali V. S. Kurukuru, «Design and Control of Grid-Connected Photovoltaic System,» *CRC Press*, 2023.
- [12] E. N. Salomé, P. J. Gnetchejo et P. Ele, «Faults detection and identification in PV array using kernel principal components analysis,» *Springer*, vol. 13, n° %11, pp. 153-178, 2022.
- [13] Gonçalves, A. F. Q., Aguiar, C. R., Bastos, R. F., Pozzebon, G. G., and Machado, R. Q. (2015). Voltage and power control used to stabilise the distributed generation system for standalone or grid-connected operation. *IET Power Electronics*, pages 1-11.