

Detection des anomalies de dysfonctionnement des disjoncteurs électriques par segmentation d'image IR.

Mimosette MAKEM^{1,2,4,5}, Aristide TOLOK NELEM^{1,3,4,5*}, Yannick ABANDA^{1,2,4,5}, Pierre ELE^{2,3}

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

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

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

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

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

* aristidetolok@yahoo.fr

RESUME – Dans cet article, nous présentons une approche robuste et efficace de segmentation des défauts internes des appareils de protection électriques. Il s'agit principalement de la détection et de la caractérisation automatique des défauts par un algorithme capable d'extraire toutes les formes, tailles et types de surchauffes que peut subir un appareil électrique en fonctionnement. L'algorithme développé repose sur une fusion adaptative, basée sur l'analyse en composantes principales, utilisée pour fusionner les composantes de couleur dérivées des espaces de couleur HSV. Cet algorithme utilise également le filtre médian pour le lissage et la préservation des contours. La technique de regroupement k-means, proposée pour l'extraction de la zone de surchauffe, a été testée sur plusieurs bases d'images acquises par le CURES lors d'un ensemble d'audits électriques dans certains centres hospitaliers du Cameroun.

Mots-clés— *fusion d'image, surchauffe, segmentation, image infrarouge, défauts, espace de couleur.*

1. INTRODUCTION

L'ignorance du risque électrique, principalement lors de travaux non électriques, est encore aujourd'hui une source d'accidents. Une analyse systématique du risque permet de prévoir les éventuelles situations dangereuses et de planifier au mieux la prévention. La détection par analyse d'image, qui consiste à récolter des informations grâce à une caméra, offre la possibilité d'anticiper les situations à risque et de les traiter plus rapidement. Les images thermographiques sont utiles dans les technologies non destructives et non invasives pour le diagnostic des bâtiments, dans le but de minimiser la consommation d'énergie dans le secteur du bâtiment, notamment en cas de défauts de construction liés à l'énergie.

Le contrôle par thermographie infrarouge des installations électriques est une opération relativement simple à réaliser. Très intéressante pour les chaînes de production car celle-ci s'effectue, sans contact et sans avoir à réaliser de coupures. Grâce à sa nature sans contact, l'acquisition d'informations sur la température de l'équipement électrique en fonctionnement est d'une grande efficacité et est largement utilisée dans les inspections de routine [1]. En fonctionnement, lesdits équipements sont soumis à divers phénomènes (creux de tension, microcoupures, surtensions, variations de tension, etc.) qui apparaissent au sein du réseau et provoquent des dysfonctionnements, tant au niveau des équipements à alimenter que dans la structure du réseau. Les conséquences directes de

ces phénomènes, dans le milieu hospitalier par exemple, sont la destruction prématurée des équipements biomédicaux. Or, au vu de l'importance des fonds mobilisés pour doter les hôpitaux d'équipements à la pointe de la technologie, le maintien de la qualité de l'énergie (obligation du fournisseur d'énergie) et le contrôle préventif des installations électriques (obligation du client) restent des impératifs majeurs pour garantir un accès à des soins de santé de qualité. C'est dans cette optique que le CURES (Centre Universitaire de Recherche sur l'Energie pour la Santé) de l'Ecole Nationale Supérieure Polytechnique de Yaoundé a procédé à une série d'audits énergétiques dans plusieurs hôpitaux du Cameroun. Ces audits ont mis en évidence la survenue de perturbations électriques importantes, qui ne permettent pas de garantir un fonctionnement optimal des équipements biomédicaux. Dans le secteur médical, ces perturbations peuvent compromettre la fiabilité et la sécurité des soins. Il est donc nécessaire de recourir à des techniques informatiques avancées pour développer une stratégie de surveillance et de maintenance assurant une bonne qualité de l'énergie électrique dans les établissements de santé. Le domaine de la qualité de l'énergie se prête bien au monitoring, qui permet d'identifier la source des perturbations, d'évaluer leurs effets sur les équipements et de déterminer les solutions les plus appropriées. Bien que plusieurs approches de détection de défauts basées sur l'apprentissage profond appliqué aux images thermiques dans les bâtiments [2], ainsi que sur les équipements électriques et les réseaux de distribution d'énergie [3], [4], [5], [6], [7], [8], aient été développées, notre approche repose sur une combinaison de méthodes simples et éprouvées, telles que l'espace de couleur HSV, la fusion d'images par analyse en composantes principales (ACP) et la technique de regroupement K-means. Cette combinaison permet de concevoir un algorithme de segmentation simple, efficace et robuste, applicable à diverses bases d'images infrarouges.

2. APPROCHE METHODOLOGIQUE PROPOSEE

2.1 Base d'images

Les images utilisées dans ce travail ont été collectées dans le cadre d'un ensemble d'audits électriques réalisés dans certains centres hospitaliers du Cameroun par le CURES. La banque d'images comprend 100 clichés de disjoncteurs au format PNG, d'une résolution de 472×366 pixels, acquis à l'aide d'une caméra thermique infrarouge (résolution thermique de 320×240, plage de mesure de température allant de -20 °C à +250 °C). La

localisation des zones de surchauffe dans ces images a été effectuée par un expert en détection de défauts électriques, afin de permettre l'évaluation de l'algorithme proposé. Des exemples d'images issues de cette base, avec les zones de surchauffe identifiées par l'expert, sont présentés à la figure 1.

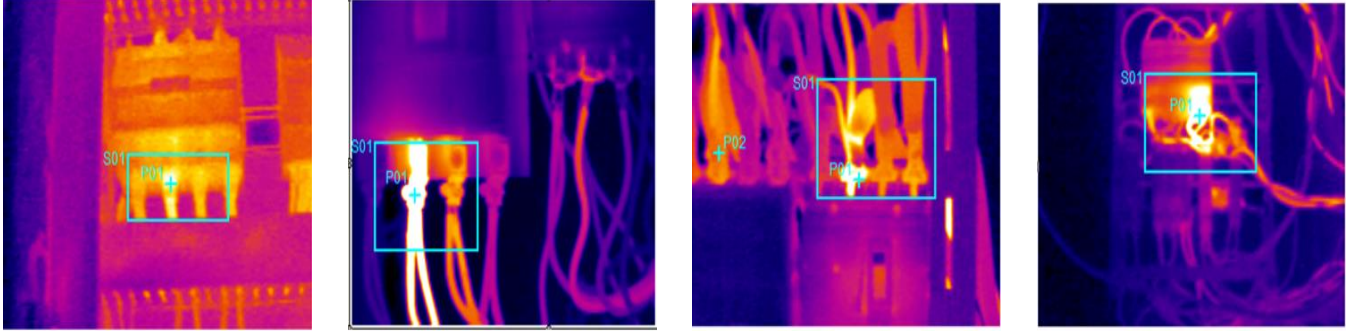


Figure 1 : Echantillons de la base d'images du CURES

2.2 Méthode proposée

Le diagramme bloc de la méthode de segmentation développée est illustré à la figure 2. Notre méthode comporte trois étapes principales. La première étape consiste à convertir l'image infrarouge originale dans l'espace de couleur HSV, puis à fusionner les composantes H et S à l'aide de l'analyse en composantes principales (ACP), suivie de l'application d'un filtre médian. La deuxième étape repose sur l'utilisation de l'algorithme K-means pour l'extraction des zones de surchauffe. Enfin, la méthode se termine par l'application d'une opération de dilatation, d'un filtre d'aire, puis par la délimitation de la zone de surchauffe.

L'inspection régulière des tableaux électriques des grandes installations industrielles, ou encore l'examen des tableaux de fusibles chez les particuliers, est utile à la prévention des incendies, ainsi qu'à l'identification et à la correction rapides des anomalies de connexion. La caméra thermique infrarouge est un outil crucial pour la réalisation de ces inspections, car tout objet dont la température est supérieure au zéro absolu ($-273,15^{\circ}\text{C}$ ou 0 kelvin) émet un rayonnement dans la plage infrarouge [9]. La caméra thermique enregistre l'intensité de ce rayonnement dans la partie infrarouge du spectre électromagnétique et le convertit en image visible. Cette image peut ensuite être analysée.

Dans ce travail, l'espace de couleur HSV a été retenu pour l'analyse des images en raison de sa capacité à caractériser les couleurs de manière intuitive, conformément à la perception naturelle humaine. L'espace HSV comporte trois composantes : H (teinte), S (saturation) et V (valeur). Le passage de l'espace RGB vers l'espace HSV commence par le calcul des valeurs minimale et maximale du triplet RGB :

$$v_{\min} = \min(R, G, B) \quad (1)$$

$$v_{\max} = \max(R, G, B) \quad (2)$$

Ensuite, la teinte (H), la saturation (S) et la valeur (V) sont définies comme suit [10] :

$$H = \begin{cases} 60 \frac{G - B}{v_{\max} - v_{\min}} & \text{si } R = v_{\max}, \\ 60(2 + \frac{B - R}{v_{\max} - v_{\min}}) & \text{si } G = v_{\max}, \\ 60(4 + \frac{R - G}{v_{\max} - v_{\min}}) & \text{si } B = v_{\max} \end{cases} \quad (3)$$

$$S = (v_{\min} - v_{\max}) / v_{\max} \quad (4)$$

$$V = v_{\max} \quad (5)$$

Les composantes de couleur H et S de l'image RGB originale du tableau électrique sont illustrées à la figure 2. L'analyse qualitative de cette figure révèle que les zones de surchauffe présentent des pixels plus sombres, contrairement aux autres régions de l'image, dans les composantes H et S. Dans l'optique d'exploiter cette faible luminosité, ces deux composantes seront fusionnées lors du processus de prétraitement.

2.2.2 Fusion des composantes H et S par ACP

La fusion d'images est un processus qui consiste à combiner les informations issues d'images d'une même source ou de sources différentes, dans le but d'obtenir une image plus informative. Elle est couramment utilisée dans les algorithmes de prétraitement, de segmentation et de classification d'images [11].

L'Analyse en Composantes Principales (ACP) est une technique de transformation de variables corrélées en un ensemble de nouvelles variables non corrélées. Ce processus permet d'identifier les variables les plus pertinentes parmi un grand nombre de variables décrivant un phénomène. L'ACP est exploitée dans ce travail pour le calcul des poids nécessaires à la fusion des composantes d'images H et S.

Les étapes du processus de fusion d'images par ACP sont les suivantes :

-Transformer les matrices d'images en vecteurs :

$$\begin{aligned} H(i \times j) &= \text{vec}(H(i, j)) \\ S(i \times j) &= \text{vec}(S(i, j)) \end{aligned} \quad (6)$$

- Ranger les vecteurs dans une matrice, puis soustraire chaque colonne de la matrice de sa moyenne.

$$M = \begin{bmatrix} H(i \times j) - \text{mean}(H(i \times j)), \\ S(i \times j) - \text{mean}(S(i \times j)) \end{bmatrix} \quad (7)$$

-Calculer la covariance, puis les vecteurs propres et valeurs propres de la matrice et classer par ordre décroissant

-Utiliser le vecteur propre qui correspond à la valeur propre la plus élevée pour calculer les poids pour la fusion suivant l'équation (8) et l'image fusionnée est obtenue en appliquant l'équation (9).

$$P_1 = \frac{V(1)}{\sum V}, P_2 = \frac{V(2)}{\sum V} \quad (8)$$

$$\text{Imf} = p_1 \times H + p_2 \times S \quad (9)$$

V(1) et V(2) représentent respectivement les valeurs propres maximales obtenues avec la matrice des composantes S et H. P₁ et P₂ les poids de fusion et Imf l'image fusionnée.

2.2.3 Segmentation avec l'algorithme de K-means

K-means (ou regroupement en k-moyennes) est une méthode non supervisée utilisée pour la séparation d'un ensemble de données en k groupes définis a priori. Cette méthode permet notamment de classer des documents, des images ou de segmenter des éléments dans une image. L'algorithme K-means repose sur le calcul de centres de groupes, et son objectif principal est de minimiser la somme des distances entre les points et leurs centres respectifs. À cet effet, le carré de la distance euclidienne est utilisé comme critère de regroupement [12]. Les principales étapes de la méthode K-means sont les suivantes :

Entrée : Soit x_i, i=1,...,N un ensemble de données, K le nombre de groupe souhaité.

Sortie : une répartition de K groupe {C₁, C₂, ..., C_K}

Début

- Initialisation aléatoire des centres C₁, C₂, ..., C_K.
- Calcul du carré de la distance euclidienne de tous les pixels de l'image par rapport aux centres (C_j, j = 1 ... K).

$$d(x_i, c_j) = \|x_i - c_j\|^2 \quad (10)$$

- Attribution de chaque pixel au groupe (Clusters_j, j = 1 ... K) dont le centre est le plus proche.

$$\text{clusters}_j = \text{argmin}(d(x_i, c_j)) \quad (11)$$

- Calculer les nouveaux centres de groupe formés en faisant la moyenne des pixels dans chaque groupe

$$c_j = \frac{1}{S_j} \sum_{x_i \in S_j} x_i \quad (12)$$

S_j Représente le nombre de pixels attribué au j^{ème} cluster.

- Reprendre les étapes (b, c et d) au point d'avoir les centres stables ou d'atteindre le nombre d'itération maximal fixé.

L'image résultante de l'étape de fusion par ACP (figure 2) est une image en niveaux de gris, dans laquelle la zone de surchauffe est représentée par des pixels de faible ou moyenne intensité, tandis que les pixels de forte intensité illustrent l'arrière-plan. Afin d'assurer l'extraction complète des pixels correspondant à la zone de surchauffe, nous avons opté pour un nombre de clusters égal à 2 lors de l'application de l'algorithme de K-means. Les pixels appartenant au groupe le moins représenté sont alors considérés comme appartenant à la zone de surchauffe dans une image binaire.

Cette zone est ensuite dilatée à l'aide d'un filtre en forme de diamant, afin de combler les trous présents dans cette région. Un filtrage par aire est également appliqué pour éliminer les artefacts issus du processus de segmentation. Enfin, un cadre englobant la zone de surchauffe est calculé et superposé à l'image d'origine. L'algorithme de segmentation a été implémenté sous MATLAB, en utilisant des fonctions adaptées au traitement d'images.

3. RESULTATS

La première colonne représente l'image infrarouge originale, la deuxième colonne montre le résultat de la conversion dans l'espace HSV, tandis que les troisième et quatrième colonnes affichent respectivement les composantes S et H. La cinquième colonne présente le résultat de la fusion par ACP, qui permet de générer un contraste marqué entre la zone de surchauffe et les autres éléments de l'image.

Le résultat de la segmentation obtenu à l'aide de la technique de K-means est illustré à la figure 3. Une comparaison visuelle entre les zones de surchauffe délimitées par un expert et celles identifiées par notre algorithme est présentée à la figure 4. Pour une évaluation quantitative de notre méthode de segmentation, l'indice de similarité de Dice, défini par l'équation (3), a été utilisé. La valeur moyenne de cet indice obtenue sur l'ensemble des images de test est de 0,8540.

$$\text{dice}(X, Y) = \frac{2|X \cap Y|}{|X| + |Y|} \quad (13)$$

X : résultat de notre algorithme de segmentation ; Y : segmentation de l'expert.

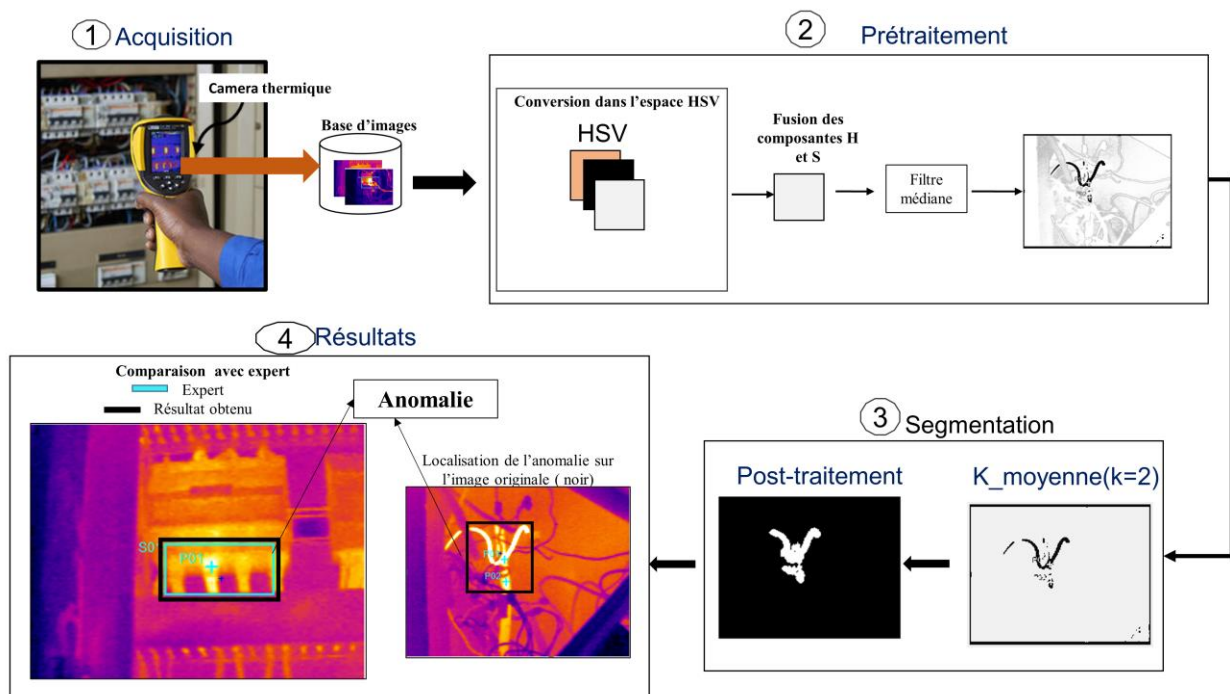


Fig. 2. Schema bloc de la methode proposée

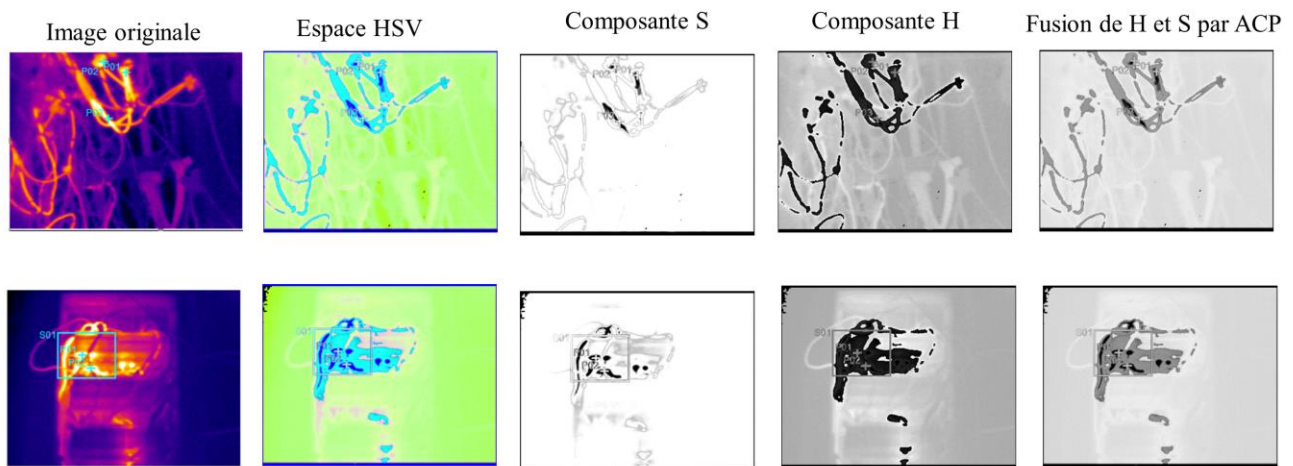


Figure 3 : Illustration du processus de prétraitement

Les sous-images de la figure 3 présentent le prétraitement de deux images thermographiques obtenues à partir de la caméra thermique. Chaque image subit les différentes étapes d'extraction des composantes S et H, issues du prétraitement, puis la fusion de ces deux composantes est réalisée en appliquant l'analyse en composantes principales (ACP).

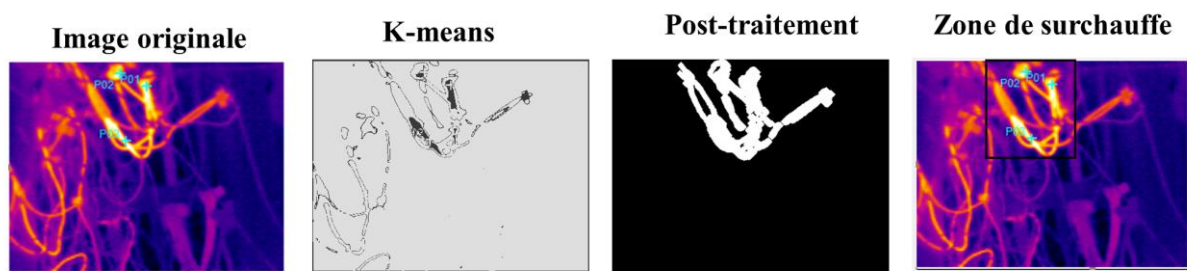


Figure 4 : Résultat de la segmentation

Les sous-images de la figure 4 présentent les étapes suivantes du traitement, notamment le filtrage de l'image à l'aide de l'algorithme K-means, suivi de la binarisation permettant de délimiter la zone de surchauffe.

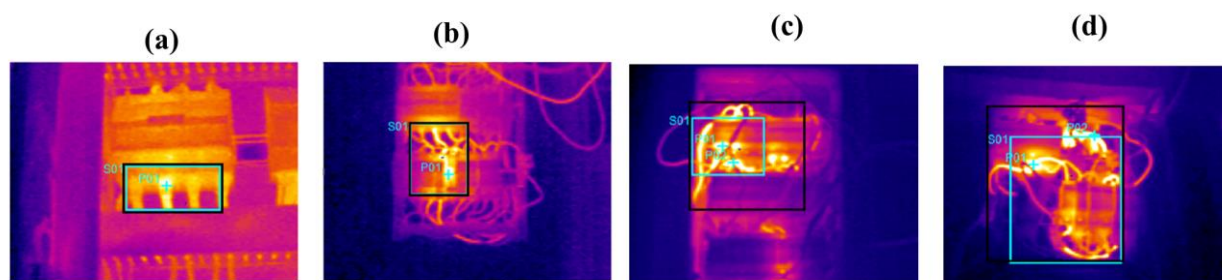


Figure 5 : Comparaison visuelle du résultat de notre algorithme de segmentation avec la segmentation de l'expert.

Les sous-images de la figure 5 illustrent la précision de la méthode de détection de la zone de surchauffe (en noir), comparée à celle proposée par l'expert (rectangle bleu). La méthode proposée permet de délimiter clairement non seulement les zones de surchauffe, mais également les zones de latence.

4. CONCLUSIONS

Dans cette étude, nous avons proposé un algorithme efficace et robuste de détection des zones de surchauffe. Il a été testé sur des images infrarouges collectées à partir des installations électriques de certains centres hospitaliers au Cameroun. Les composantes de couleur H et S ont été considérées. L'ACP a été utilisée pour la fusion de ces composantes, dans le but d'accroître la différence de contraste entre la zone de surchauffe et les autres éléments de l'image. La valeur moyenne de l'indice de similarité de Dice obtenue est de 0,850. Cette valeur, inférieure à 0,9, s'explique par le fait que la méthode proposée détecte à la fois les zones de surchauffe manifestes et les zones latentes, contrairement à la délimitation effectuée par l'expert (voir figure 5 (c)-(d)). Dans les travaux futurs, nous envisageons la collecte d'une base d'images infrarouges plus représentative, ainsi que le développement d'un algorithme de segmentation basé sur l'intelligence artificielle.

5. REFERENCES

- [1] Ullah I et al., « Deep Learning Image-Based Defect Detection in High Voltage Electrical Equipment », *Energies*. 2020; 13(2):392. <https://doi.org/10.3390/en13020392>
- [2] Walter I., Tanaskovic' M. and Stankovic' M., « IR Building Analysis with Extraction of Elements Using Image Segmentation and RetinaNet», *Buildings* 2023, 13, 109. <https://doi.org/10.3390/buildings13010109>.
- [3] Nazmul Huda A.S. et al., « A semi-automatic approach for thermographic inspection of electrical installations within buildings », *Energy and Buildings* 55 (2012) 585–591.
- [4] Qiung Chen, Xiaoli Yang, Emil M. Petri. "Watershed segmentation for Binary images with different distance transforms", 2006, pp. 111-116
- [5] Jadin M., Taib S., « Recent progress in diagnosing the reliability of electrical equipment by using infrared thermography », *Infrared Phys Technical* 2012;55(4):236-45.
- [6] Chou Y., Yao L., « Automatic diagnosis system of electrical equipment using infrared thermography», In: *International conference on soft computing and pattern recognition*; 2009 p. 155-160
- [7] Yasarwi V. et al., « Infrared Thermal Image Segmentation for Fault Detection in Electrical Circuits Using Watershed Algorithm », *International Journal of Engineering Trends and Technology (IJETT)* – Volume 21 Number 9 – March 2015 ISSN: 2231-5381.
- [8] Ullah I. et al., « Deep Learning Image-Based Defect Detection in High Voltage Electrical Equipment », *Energies* 2020, 13, 392; doi:10.3390/en13020392.
- [9] Imagerie thermique pour les diagnostics électriques / mécaniques, (n.d.).
- [10] E. Reinhard, E.A. Khan, A. Oğuz Akyüz, G. Johnson, *Color imaging: Fundamentals and applications*, 2008. <https://doi.org/10.5860/choice.46-3895>
- [11] M. Makem, A. Tiedeu, An efficient algorithm for detection of white blood cell nuclei using adaptive three stage PCA-based fusion, *Informatics Med. Unlocked*. 20 (2020) 100416. <https://doi.org/10.1016/j.imu.2020.100416>.

- [12] A. David, V. Sergi, K-means++: The Advantages of Careful Seeding, *American*, 2006. <http://ilpubs.stanford.edu/778>.