

# FUSION DE DONNEES DANS LES RESEAUX DE CAPTEURS SANS FIL APPLICATION : DETECTION DE FEUX DE FORÊTS

**Résumé:** Le travail de recherche élaboré dans cette thèse s'inscrit dans le contexte de protection de l'environnement forestier contre les incendies. Nous proposons un ensemble d'approches de détection efficace de feu de forêts. Pour cela différents algorithmes de fusion de données multi-capteurs et de prise de décision ont été mis au point puis implémentés dans un réseau de capteurs sans fil (RCSF). Nous avons élaboré quatre modèles, qui ont été discutés dans le mémoire selon une hiérarchie croissante de performances. Leur implémentation a manifesté de très bons résultats concernant la robustesse et la performance de ces systèmes, en comparaison à des modèles existants.

En effet, nous avons contribué, via quatre travaux proposés, à l'amélioration de la qualité et de la fiabilité d'information incarnant l'état de la zone surveillée, menant à une prise de décision très efficace et d'une alerte rapide de la station de base. De plus, une bonne souplesse de supervision de feu en propagation, a été permise, notamment dans les trois derniers systèmes.

D'autre part, dans les deux dernières applications, dédiées aux systèmes intelligents de détection d'événement et de routage d'information, nous avons contribué aussi, à l'optimisation de la consommation énergétique du réseau. En effet, suite à une détection d'événement, ces deux systèmes de conception hybride, permettent une exploitation partielle et intelligente du réseau en communication sans fil. Ils ont pu minimiser considérablement la consommation énergétique du RCSF, et se sont avérées très efficaces dans l'extension de la durée de vie du réseau.

**Mots clés :** Réseau de Capteurs Sans Fil (RCSF); Fusion de données, Prise de décision, Détection de feu, Suivi de propagation, Optimisation d'énergie.

**Abstract:** The research work, developed in this thesis, is conducted in the context of protecting the forest environment against fire. We propose a set of approaches of efficient detection of forest fire. For this purpose, different multi-sensor data fusion and decision-making algorithms have been developed and implemented in a wireless sensor network (WSN). We have elaborated four models, which were discussed according to a growing hierarchy of performance. Their implementation has shown very good results regarding the robustness and performance of these systems, compared to existing models.

In fact, we have contributed, through four proposed works, to the improvement of the quality and the reliability of information embodying the state of the supervised zone, leading to a very effective decision-making, and a fast alert of the base station. In addition, a good flexibility of supervision of fire in propagation was allowed, in particular in the last three systems.

On the other hand, in the last two applications, dedicated to intelligent event detection and information routing systems, we also contributed to the optimization of the network's energy consumption. Following event detection, these two hybrid design systems, allow a partial and intelligent exploitation of the network in wireless communication. They have been able to considerably minimize the WSN's energy consumption, and have proven to be very effective in extending the network lifetime.

**Keywords:** Wireless Sensor Network (WSN), Data Fusion, Decision Making, Fire Detection, Propagation Tracking, Energy Optimization.

Mohammed Anas EL ABBASSI

Fusion de données dans les réseaux de capteurs sans fil  
Application : détection de feux de forêts

Année : 2019 N° thèse : 154/ST21

Année : 2019

Thèse N° : 154/ST21



École Nationale Supérieure d'Informatique et d'Analyse des Systèmes  
Centre d'Études Doctorales en Sciences des Technologies de l'Information et de l'Ingénieur

THÈSE DE DOCTORAT

## FUSION DE DONNEES DANS LES RESEAUX DE CAPTEURS SANS FIL APPLICATION : DETECTION DE FEUX DE FORÊTS

Présentée par

**Mohammed Anas EL ABBASSI**

Le 29/07/2019

**Formation doctorale :** Sciences de l'Ingénieur – Génie Electrique  
**Structure de recherche :** Electronic, Systems, Sensors and Nanobiotechnologies  
(E2SN), ENSET, Rabat

JURY

**Professeur Mohammed EL MAHI**

PES, ENSET, Université Mohammed V de Rabat

**Professeur Abdennaser BOUROUHOU**

PES, ENSET, Université Mohammed V de Rabat

**Professeur Abdelilah JILBAB**

PH, ENSET, Université Mohammed V de Rabat

**Professeur Abdellah ADIB**

PES, FST Mohammedia, Université Hassan II, Casablanca

**Professeur Jamal MHAMDI**

PES, ENSET, Université Mohammed V de Rabat

**Professeur Ouadoudi ZYTOUNE**

PH, ENSA, Université Ibn Tofail, Kénitra

**Professeur Atman JBARI**

PH, ENSET, Université Mohammed V de Rabat

**Président**

**Directeur de thèse**

**Co-Encadrant de thèse**

**Rapporteur**

**Rapporteur**

**Rapporteur**

**Examineur**

## Sommaire

<b>Liste des figures .....</b>	<b>IV</b>
<b>Liste des tableaux .....</b>	<b>VIII</b>
<b>Dédicace .....</b>	<b>IX</b>
<b>Remerciements.....</b>	<b>X</b>
<b>Abstract .....</b>	<b>XI</b>
<b>Résumé .....</b>	<b>XII</b>
<b>Introduction générale.....</b>	<b>1</b>
<b>1. Problématiques et contexte du travail.....</b>	<b>1</b>
<b>2. Contributions de thèse.....</b>	<b>3</b>
<b>3. Plan du manuscrit.....</b>	<b>5</b>
<b>4. Liste de publications.....</b>	<b>5</b>
<b>Chapitre 1 : Détection des feux de forêts et fusion de données dans les RCSFs: Généralités.....</b>	<b>7</b>
<b>1.1. Détection des feux de forêts.....</b>	<b>8</b>
1.1.1. Les feux de forêts.....	8
1.1.2. Statistiques au Maroc.....	9
1.1.3. Causes du phénomène.....	10
1.1.4. Les types des feux de forêts .....	10
1.1.5. Conséquences du phénomène.....	10
1.1.6. Techniques mondiales de détection des feux de forêts.....	11
1.1.6.1. Techniques de détection et de suppression des feux par les autorités.....	11
1.1.6.2. Systèmes de télédétection par satellites.....	11
1.1.6.3. Capteur optique et caméra numérique.....	12
1.1.6.4. Réseaux de capteurs sans fil (RCSF).....	13
<b>1.2. Généralité sur les réseaux de capteurs sans fil.....</b>	<b>14</b>
1.2.1. Réseaux de capteurs sans fil.....	14
1.2.2. Architecture des réseaux de capteurs sans fil.....	15
1.2.3. Architecture matérielle du nœud de capteur.....	15
1.2.4. La pile protocolaire.....	17
1.2.5. Applications typiques des RCSFs.....	17
<b>1.3. Fusion de données multi-capteurs et prise de décision .....</b>	<b>19</b>
1.3.1. Introduction sur la fusion de données.....	19
1.3.2. Architectures de fusion.....	21
1.3.2.1. Architecture centralisée .....	21
1.3.2.2. Architecture hiérarchisée.....	21
1.3.2.3. Architecture distribuée.....	23
1.3.2.4. Architecture décentralisée.....	23

1.3.3. Méthodes de fusion de données classiques.....	24
1.3.3.1. Fusion probabiliste bayésienne.....	24
1.3.3.2. Fusion et raisonnement flou.....	25
1.3.3.3. Fusion de fonction de croyance .....	26
1.3.4. Fusion de données basée sur la classification.....	27
1.3.4.1. <i>K</i> -Moyennes.....	27
1.3.4.2. <i>K</i> -Médoïdes.....	29
1.3.4.3. <i>K</i> -Plus Proches Voisins.....	30
<b>1.4. Conclusion.....</b>	<b>31</b>
<b>Chapitre 2 : Modèle robuste de fusion de données multi-capteurs pour la</b>	
<b>détection des incendies des forêts.....</b>	<b>32</b>
<b>2.1. Introduction.....</b>	<b>33</b>
<b>2.2. Travaux connexes.....</b>	<b>34</b>
<b>2.3. Approche proposée .....</b>	<b>34</b>
2.3.1. Architecture générale de système .....	34
2.3.2. Modèle de fusion proposé.....	35
2.3.3. Modélisation d'observations du capteur.....	36
2.3.4. Fusion des distributions gaussiennes : traitement primaire.....	39
2.3.5. Prise de décision primaire.....	46
2.3.6. Détection du moment de changement .....	47
2.3.7. Fusion hétérogènes : traitement secondaire.....	48
<b>2.4. Passage de la structure centrale à la structure hiérarchique.....</b>	<b>50</b>
<b>2.5. Conclusion .....</b>	<b>51</b>
<b>Chapitre 3 : Mécanisme hybride de détection précoce et de suivi efficace de</b>	
<b>feux de forêts.....</b>	<b>52</b>
<b>3.1. Introduction .....</b>	<b>53</b>
<b>3.2. Position du problème et solution proposée .....</b>	<b>53</b>
3.2.1. Problématiques et objectifs du travail effectué.....	53
3.2.2. Description des étapes.....	55
3.2.2.1. Détection primaire du feu.....	55
3.2.2.1.1. Détection individuelle du nœud.....	57
3.2.2.1.2. Raisonnement à base collaborative.....	59
3.2.2.2. Balayage de la zone matricielle.....	61
3.2.2.3. Détection, localisation et surveillance de la zone affectée.....	62
<b>3.3. Résultats de simulations.....</b>	<b>63</b>
<b>3.4. Conclusion.....</b>	<b>66</b>
<b>Chapitre 4 : Approche intelligente de détection de feu de forêt avec</b>	
<b>efficacité de consommation énergétique dans le RCSF.....</b>	<b>67</b>
<b>4.1. Introduction .....</b>	<b>68</b>
<b>4.2. Approche proposée.....</b>	<b>69</b>
4.2.1. Fusion collaborative de données hétérogènes.....	71

4.2.1.1. Processus du 1 <sup>er</sup> niveau: triage d'informations et extraction de la donnée fusionnée.....	72
4.2.1.2. Processus de deuxième niveau: classification des données et prise de décision.....	75
4.2.2. Modèle énergétique du RCSF.....	76
<b>4.3. Simulation de la méthode.....</b>	<b>77</b>
4.3.1. Performance du système de fusion.....	77
4.3.1.1. Premier niveau de traitement.....	77
4.3.1.2. Processus du deuxième niveau: estimation en sortie.....	79
4.3.2. Evaluation de consommation énergétique du RCSF.....	81
<b>4.4. Conclusion.....</b>	<b>83</b>
<b>Chapitre 5 : Système de détection précoce d'incendie et d'estimation de l'étendu de propagation.....</b>	<b>85</b>
<b>5.1. Introduction.....</b>	<b>86</b>
<b>5.2. Approche proposée.....</b>	<b>87</b>
5.2.1. Architecture du système.....	87
5.2.2. Modèle basé du réseau.....	90
5.2.3. Etapes de fusion de données et de prise de décision.....	90
5.2.3.1. Première phase: détection d'apparition d'incendie.....	90
5.2.3.1.1. Détection du nœud individuel .....	90
5.2.3.1.2. Affirmation collaborative locale.....	91
5.2.3.2. Deuxième phase: regroupement, triage et fusion des données.....	92
5.2.3.2.1. Sélection des nœuds les plus proches de l'événement.....	92
5.2.3.2.2. Processus de fusion de données.....	93
5.2.3.2.2.1. Triage d'informations et fusion homogène.....	94
5.2.3.2.2.2. Fusion hétérogène centrale de données.....	97
5.2.4. Résultats de simulation d'expériences.....	101
5.2.4.1. Groupement, triage et fusion de données homogènes.....	101
5.2.4.2. Performance du système en sortie finale.....	102
5.2.4.3. Performance en consommation énergétique du réseau.....	104
<b>5.3. Conclusion.....</b>	<b>106</b>
<b>Conclusion générale.....</b>	<b>108</b>
<b>Références .....</b>	<b>111</b>

## Liste des figures

<b>Figure 1.1-</b> Evénement réel d’incendie de forêt.....	8
<b>Figure 1.2-</b> Superficie brûlée totale au Maroc de 2001-2017.....	9
<b>Figure 1.3-</b> Nombre de feux de forêt au Maroc de 2001-2017.....	9
<b>Figure 1.4-</b> Exemple de satellites LEO et GEO pour observation/télédétection de feux de forêts.....	12
<b>Figure 1.5-</b> Système de surveillance de la forêt : ForestWatch [EVS,2018].....	13
<b>Figure 1.6-</b> Déploiement d’un réseau de capteurs sans fils dans la forêt.....	14
<b>Figure 1.7-</b> Architecture Générale du Réseaux de Capteurs Sans Fil.....	15
<b>Figure 1.8-</b> Architecture matérielle du nœud capteur.....	16
<b>Figure 1.9-</b> Nœud capteur MICA2 [Crossbow,2002].....	16
<b>Figure 1.10-</b> Architecture de la pile protocolaire des RCSFs [Akyildiz,2002].....	17
<b>Figure 1.11-</b> Capteurs portables pour la surveillance médicale à distance.....	18
<b>Figure 1.12-</b> Système de fusion de données incarné par le cerveau humain.....	20
<b>Figure 1.13-</b> Architecture de fusion centralisée.....	21
<b>Figure 1.14-</b> Architecture de fusion hiérarchisée.....	22
<b>Figure 1.15-</b> Architecture de fusion hiérarchique multi-niveaux.....	22
<b>Figure 1.16-</b> Architecture de fusion décentralisée.....	23
<b>Figure 1.17-</b> Partitionnement des points données en deux clusters avec définition de leurs Centroides ( $k_{moyennes}=2$ ).....	28
<b>Figure 1.18-</b> Partitionnement des points données en deux clusters avec définition de leurs Médoïdes ( $k_{medoides}=2$ ).....	29
<b>Figure 1.19-</b> Déploiement de deux clusters sur deux dimensions avec une donnée à classifier (exemple de $k_{voisins}=5$ ).....	30
<b>Figure 2.1-</b> Architecture du système de surveillance et de détection de feux de forêt basé sur le RCSF.....	35
<b>Figure 2.2-</b> Processus proposé de fusion et de prise de décision.....	36
<b>Figure 2.3-</b> Exemple des distributions normales (Gaussiennes) dans les deux hypothèses (HT0 et HT1).....	37
<b>Figure 2.4-</b> Exemple de FDPs de même moyenne ( $\mu = 47$ ) et avec des écarts types $\sigma$ différents.....	38
<b>Figure 2.5-</b> Exemple d’allure du signal combiné illustré dans les deux hypothèses HT0 et HT1.....	40
<b>Figure 2.6-</b> Résultat d’un mélange de ( $n= 10$ ) distributions gaussiennes dans HT1.....	40
<b>Figure 2.7-</b> Comparaison des distributions gaussiennes (premier scénario).....	42
<b>Figure 2.8-</b> Traçage des courbes de ROC sur la base des deux règles de fusion TLC et CGE et du signal d’un capteur de température singulier (Non-défaillant). Cas d’un rapport signal / bruit: SNR= 15dB (premier scénario).....	43
<b>Figure 2.9-</b> Résultats de probabilités de fausse alarme par rapport à la variation de température. Cas d’un rapport signal / bruit: SNR = 15dB (premier scénario).....	43
<b>Figure 2.10-</b> Comparaison des distributions gaussiennes (deuxième scénario).....	44

<b>Figure 2.11-</b> Traçage des courbes de ROC sur la base des deux règles de fusion TLC et CGE et du signal d'un capteur de température singulier (Non-défaillant). Cas d'un rapport signal / bruit: SNR = 15dB (deuxième scénario).....	45
<b>Figure 2.12-</b> Résultats de probabilités de fausse alarme par rapport à la variation de température. Cas d'un rapport signal / bruit: SNR = 15dB (deuxième scénario).....	45
<b>Figure 2.13-</b> Comportement typique des fonctions de RVS et de CUSUM .....	47
<b>Figure 2.14-</b> Comportement typique de la fonction de détection .....	48
<b>Figure 2.15-</b> Comportements des décisions par rapport à la variation de température.....	49
<b>Figure 2.16-</b> Passage de l'architecture centralisée du système de fusion à l'architecture hiérarchisée du système de fusion.....	50
<b>Figure 3.1-</b> Architecture du réseau exploité.....	54
<b>Figure 3.2-</b> Phases essentielles du modèle proposé.....	54
<b>Figure 3.3-</b> Processus proposé détection et d'alerte.....	56
<b>Figure 3.4-</b> Dispersion matricielle de 100 nœuds capteurs sur une zone forestière carrée.....	57
<b>Figure 3.5-</b> Définition des deux ensembles de données d'apprentissage en fonction des plages de température et d'humidité ( $E=200$ ), avec exemple d'une donnée cible acquise: $D_{local}(40,50)$ .....	58
<b>Figure 3.6-</b> Un exemple du premier nœud détectant le feu avec ses quatre nœuds le plus proches voisins ( $N=5$ ).....	59
<b>Figure 3.7-</b> Le procédé proposé du second mode de fusion de données et de prise de décision (basé sur cinq nœuds).....	60
<b>Figure 3.8-</b> Définition des trois régions différentes d'analyse et de traitement de fusion dans la zone matricielle.....	61
<b>Figure 3.9-</b> Analyse de la zone matricielle dans deux zones A et B (Cas d'une première détection à l'intérieur de la zone).....	62
<b>Figure 3.10-</b> Surveillance de la zone affectée avec traçage du chemin de propagation (Résultats après quatre opérations complètes de scan) .....	64
<b>Figure 3.11-</b> Illustration d'une propagation surfacique d'incendie dans la zone.....	64
<b>Figure 3.12-</b> Comparaison sur la variation de la donnée fusionnée par rapport aux coordonnées de température et d'humidité, entre l'approche proposée et l'approche de la moyenne des échantillons collectés de tous les nœuds de la matrice.....	65
<b>Figure 3.13-</b> Comparaison sur la rapidité de détection, entre l'approche de fusion et de prise de décision proposée et l'approche de fusion qui repose sur la moyenne des échantillons collectés sur toute la matrice.....	65
<b>Figure 4.1-</b> Architecture du système de fusion de données.....	68
<b>Figure 4.2-</b> L'organigramme du système proposé.....	70
<b>Figure 4.3-</b> Les composants de la plateforme du réseau exploitée par le système proposé.....	71
<b>Figure 4.4-</b> Etapes générales achevées lors du traitement de 1 <sup>er</sup> niveau.....	73

<b>Figure 4.5-</b> Résultats du processus de triage d'informations et d'extraction de donnée fusionnée, effectué sur la base d'un ensemble de données hétérogènes brutes intra-cluster .....	74
<b>Figure 4.6-</b> Projection 3D des deux clusters de données d'apprentissage avec un exemple d'une donnée cible $DF$ .....	75
<b>Figure 4.7-</b> Modèle énergétique du radio de premier ordre [Heinzelman,2000] .....	77
<b>Figure 4.8-</b> Evolution de la performance ROC par rapport aux échantillons de température traités par la méthode proposée basée sur l'algorithme de $K$ -médoids (trait rouge).....	78
<b>Figure 4.9-</b> Variation de $DF$ résultante dans ses trois coordonnées sur dix séquences (Comparaison de l'approche proposée face à l'approche de moyennes de données).....	80
<b>Figure 4.10-</b> Le résultat relatif de décision finale prise par $K$ -PPV. (Comparaison de l'approche proposée face à l'approche de moyennes de données).....	80
<b>Figure 4.11-</b> L'énergie moyenne consommée du nœud de réseau.....	82
<b>Figure 4.12-</b> Le nombre de nœuds mourants pendant 1300 tours.....	82
<b>Figure 5.1-</b> Architecture du RCSF exploitée par le modèle proposé.....	87
<b>Figure 5.2-</b> Organigramme de l'approche proposée.....	89
<b>Figure 5.3-</b> Processus de détection d'un nœud individuel.....	91
<b>Figure 5.4-</b> Mécanisme global de fusion de données et d'estimation d'état dans le champ d'analyse.....	94
<b>Figure 5.5-</b> Processus de triage et de fusion homogène des données.....	94
<b>Figure 5.6-</b> Résultat de partitionnement de données en $K=3$ sous-ensembles, de triage d'informations correctes et d'extraction du centroïde fusionné, réalisés par la méthode proposée. (Une simulation exécutée sur 21 capteurs de température dont: 6 supposés en état de défaillance ou loin de la zone d'incendie et 15 détectent l'incendie).....	95
<b>Figure 5.7-</b> Résultat de partitionnement de données en $K=3$ sous-ensembles, de triage d'informations correctes et d'extraction du centroïde fusionné, réalisés par la méthode proposée. (Une simulation exécutée sur 21 capteurs d'humidité dont: 6 supposés en état de défaillance ou encore loin de la zone d'incendie et 15 détectent l'incendie).....	96
<b>Figure 5.8-</b> Résultat de partitionnement de données en $K=3$ sous-ensembles, de triage d'informations correctes et d'extraction du centroïde fusionné, réalisés par la méthode proposée. (Une simulation exécutée sur 21 capteurs de fumée dont: 6 supposés en état de défaillance ou encore loin de la zone d'incendie et 15 détectent l'incendie).....	96
<b>Figure 5.9-</b> Fonctions d'appartenance pour la température.....	97
<b>Figure 5.10-</b> Fonctions d'appartenance pour l'humidité.....	98
<b>Figure 5.11-</b> Fonctions d'appartenance pour la fumée .....	98
<b>Figure 5.12-</b> Fonctions d'appartenance pour l'estimation du danger en propagation.....	98
<b>Figure 5.13-</b> Surface (de décision floue de SIF) de la probabilité d'incendie en propagation, par rapport à la température et la fumée .....	100
<b>Figure 5.14-</b> Surface (de décision floue de SIF) de la probabilité d'incendie en propagation, par rapport à l'humidité et la température.....	100

<b>Figure 5.15-</b> Surface (de décision floue de SIF) de la probabilité d'incendie en propagation, par rapport à l'humidité et la fumée. ....	100
<b>Figure 5.16-</b> Evolution de la performance ROC après traitement des échantillons de température par la méthode proposée basée sur l'algorithme de $K$ -moyennes ( $K=3$ ). ....	101
<b>Figure 5.17-</b> Définition des niveaux de propagation d'incendie manifesté dans le champ d'analyse.....	103
<b>Figure 5.18-</b> Probabilité d'estimation du danger en propagation.....	103
<b>Figure 5.19-</b> L'énergie moyenne consommée du nœud de réseau .....	105
<b>Figure 5.20-</b> Le nombre de nœuds mourants pendant 600 tours .....	105

## Liste des Tableaux

<b>Tableau 2.1-</b> Paramètres estimés dans le premier scénario.....	44
<b>Tableau 2.2-</b> Paramètres estimés dans le deuxième scénario.....	44
<b>Tableau 4.1-</b> Paramètres de simulation.....	81
<b>Tableau 5.1-</b> Règles d'inférence.....	99
<b>Tableau 5.2-</b> Paramètres des fonctions de densité de probabilité, qui modélisent les séries de données supposées prises sur les deux hypothèses .....	104
<b>Tableau 5.3-</b> Paramètres d'expérience simulée.....	104

## *Dédicace*

*A ma chère mère Khadija et mon cher père Abdellah,  
Votre amour, votre soutien continu, votre affection, et votre confiance ont  
été toujours pour moi une source de motivation, d'espoir, et de progression.  
A vous deux mes chers parents, je dédie ce travail avec amour et gratitude  
et j'implore Dieu que je parviendrai à vous rendre heureux et fières.*

*A mes chères sœurs Btissam et Manal, à toute ma famille, et à mes amis,  
pour votre prière, et vos encouragements malgré le peu de temps que j'ai pu  
vous consacrer.*

*A tous les gens qui me connaissent de près ou de loin et que ma réussite leur  
tient à cœur.*

*Je vous souhaite tous tout le bonheur du monde.*

## Remerciements

*Cette thèse représente non seulement mes efforts, mais également le temps, l'énergie, le soutien et les encouragements de mes encadrants, collègues et amis. Je suis reconnaissant pour cette opportunité d'exprimer mes remerciements et mon respect envers tous ceux qui ont rendu cette thèse possible.*

*En tout premier lieu, j'exprime mes gratitude et mes remerciements à mon cher professeur Abdennaser BOUROUHOU le directeur de ma thèse, une personne exceptionnelle à tous égards, scientifiquement, professionnellement et surtout humain, pour tout ce que j'ai appris de lui et pour son soutien, sa gentillesse et sa patience infinies durant toutes ces années d'études de doctorat.*

*Je remercie également mon cher professeur encadrant Abdelilah JILBAB, pour avoir partagé ses idées et son expérience précieuses, professeur JILBAB, qui m'inspire toujours pour faire un meilleur travail grâce à ses commentaires perspicaces et son soutien indéfectible, je suis également très reconnaissant de son aide et sa bonne volonté dont il a fait preuve chaque fois que je rencontrais un problème.*

*Mes remerciements les plus sincères sont adressés aussi aux honorables professeurs Mr. Mohammed EL MAHI, Mr. Abdellah ADIB, Mr. Jamal MHAMDI, Mr. Ouadoudi ZYTOUNE et Mr. Atman JBARI pour toutes les précieuses discussions autour de ma thèse, et pour avoir accepté l'invitation à faire partie de mon jury de thèse, j'en suis très honoré.*

*C'est ma fortune d'être membre de l'équipe E2SN. Je suis reconnaissant à tous les membres du groupe, professeurs et doctorants, d'être la famille de substitution pendant ces années, et de leur soutien moral continu après.*

*Il m'est impossible d'oublier de remercier tous le corps professoral et administratif de ma chère école ENSET de Rabat, pour leur professionnalisme et leurs efforts considérables, qui ont aussi contribué à réussir ces années de recherches.*

*Je remercie tous mes collègues et mes amis en particulier Mr. Aboulouard, Mr. Elforsa, Mr. Talbi, Mr. Enassiri, M<sup>lle</sup> El attaoui, Mr. Kaissari et Mr. Benba avec qui j'ai partagé de merveilleux moments de collaborations et de partages .*

## Abstract

The research work, developed in this thesis, is conducted in the context of protecting the forest environment against fire. We propose a set of approaches of efficient detection of forest fire. For this purpose, different multi-sensor data fusion and decision-making algorithms have been developed and implemented in a wireless sensor network (WSN).

We have elaborated four models, which were discussed according to a growing hierarchy of performance. Their implementation has shown very good results regarding the robustness and performance of these systems, compared to existing models.

In fact, we have contributed, through four proposed works, to the improvement of the quality and the reliability of information embodying the state of the supervised zone, leading to a very effective decision-making, and a fast alert of the base station. In addition, a good flexibility of supervision of fire in propagation was allowed, in particular in the last three systems.

On the other hand, in the last two applications, dedicated to intelligent event detection and information routing systems, we also contributed to the optimization of the network's energy consumption. Following event detection, these two hybrid design systems, allow a partial and intelligent exploitation of the network in wireless communication. They have been able to considerably minimize the WSN's energy consumption, and have proven to be very effective in extending the network lifetime.

**Keywords:** Wireless Sensor Network (WSN), Data Fusion, Decision Making, Fire Detection, Propagation Tracking, Energy Optimization.

## Résumé

Le travail de recherche élaboré dans cette thèse s'inscrit dans le contexte de protection de l'environnement forestier contre les incendies. Nous proposons un ensemble d'approches de détection efficace de feu de forêts. Pour cela différents algorithmes de fusion de données multi-capteurs et de prise de décision ont été mis au point puis implémentés dans un réseau de capteurs sans fil (RCSF).

Nous avons élaboré quatre modèles, qui ont été discutés dans le mémoire selon une hiérarchie croissante de performances. Leur implémentation a manifesté de très bons résultats concernant la robustesse et la performance de ces systèmes, en comparaison à des modèles existants.

En effet, nous avons contribué, via quatre travaux proposés, à l'amélioration de la qualité et de la fiabilité d'information incarnant l'état de la zone surveillée, menant à une prise de décision très efficace et d'une alerte rapide de la station de base. De plus, une bonne souplesse de supervision de feu en propagation, a été permise, notamment dans les trois derniers systèmes.

D'autre part, dans les deux dernières applications, dédiées aux systèmes intelligents de détection d'événement et de routage d'information, nous avons contribué aussi, à l'optimisation de la consommation énergétique du réseau. En effet, suite à une détection d'événement, ces deux systèmes de conception hybride, permettent une exploitation partielle et intelligente du réseau en communication sans fil. Ils ont pu minimiser considérablement la consommation énergétique du RCSF, et se sont avérées très efficaces dans l'extension de la durée de vie du réseau.

**Mots clés:** Réseau de Capteurs Sans Fil (RCSF); Fusion de données ; Prise de décision ; Détection de feu ; Suivi de propagation ; Optimisation d'énergie.

# **Introduction générale**

## **1. Problématiques et contexte du travail**

Les forêts jouent un rôle important dans le système écologique mondial, elles couvrent environ 30.6 % de la superficie terrestre mondiale, soit environ 3999 millions d'hectares [FAO,2016]. Ces forêts affectent grandement la quantité de gaz à effet de serre et l'absorption du carbone atmosphérique, et réduisent l'érosion du sol. Elles peuvent modérer la température et réguler les précipitations [Alkhatib,2017]. Cependant, ces forêts restent toujours vulnérables à certains dangers comme les incendies de forêts. Les incendies de forêts figurent parmi les accidents naturels les plus dangereux et se produisent dans beaucoup de pays; presque deux millions d'événements de feux de forêts enregistrés chaque année dans le monde [Tedim,2018], causant près de 67 Mha de terres forestières brûlées chaque année [Pietervan,2015]. En effet, ces feux de forêts représentent un facteur de perturbation majeur dans presque toutes les zones de végétation forestière du monde, et ils sont considérés comme un danger potentiel vu leurs conséquences physiques, biologiques et environnementales. Cette catastrophe a suscité l'intérêt de la recherche scientifique pendant de nombreuses années. Désormais, Il existe un nombre important de solutions et de techniques bien étudiées disponibles pour les tests ou même prêtes à l'emploi pour résoudre ce problème [Alkhatib,2014]. L'objectif de ces techniques est la détection du feu le plus rapidement possible, sa localisation exacte, ainsi que la notification précoce des autorités de protection de l'environnement.

Parmi ces solutions, une nouvelle technologie appelée Réseaux de Capteurs Sans Fil (RCSF) reçoit aujourd'hui plus d'attention et a commencé à être appliquée à la détection des incendies de forêt [Alkhatib, 2014]. En effet, un RCSF se compose d'un certain nombre de nœuds de capteurs répartis dans l'espace, ces derniers ont la capacité de surveiller une condition physique et de coopérer en transmettant leurs données collectées à travers le réseau. Les propriétés associées aux RCSF, telle leur faible coût, leur petite taille, leur autonomie, leur diversité et leur efficacité dans les régions difficilement accessibles, ont étendu leur utilisation aux applications dans divers domaines [Haj Chhad,2015].

Dans le domaine environnemental, un RCSF peut être utilisé pour répondre à différents besoins. Il peut être conçu pour rassembler et traiter les données de l'environnement afin de mieux comprendre le comportement de la zone surveillée. Il peut également être conçu pour surveiller un environnement pour l'occurrence d'un ensemble d'événements possibles (comme le feu de forêt), ainsi l'action appropriée peut être prise chaque fois que nécessaire. Un problème fondamental dans le RCSF est la manière de traiter et d'exploiter les données collectées pour profiter de la coopération des nœuds. Dans ce contexte, la fusion de données apparaît comme une discipline concernée au traitement des données collectées par les capteurs pour augmenter la signification d'une telle masse de données [Abdelgawad,2012] [Nakamura,2007], Ainsi, la fusion de données peut être définie comme la combinaison de plusieurs sources pour obtenir des données de meilleure signification, de meilleure qualité ou

de meilleure crédibilité [Abdelgawad,2012]. La fusion de données est couramment utilisée dans les tâches de détection et de classification dans différentes applications, tels que des applications militaires, de robotiques, et de surveillances d'environnement...etc [Castanedo,2013] [Woo,2003].

Dans notre application environnementale, une telle discipline est fortement sollicitée pour résoudre plusieurs problématiques du réseau; le RCSF est destiné à être déployé dans des environnements où les capteurs peuvent être exposés à des circonstances susceptibles d'interférer avec les mesures acquises [Abdelgawad,2012]. De telles circonstances incluent de fortes variations d'humidité, de fumée, de pression, de température, ...etc. Ainsi, ces données mesurées peuvent être imprécises dans de telles situations. Même lorsque les conditions environnementales sont idéales, les capteurs peuvent ne pas donner des mesures parfaites. Une telle imprécision représente les imperfections de la technologie et des méthodes utilisées pour mesurer un incident physique. Dans cette application où le RCSF est déployé pour surveiller les incendies dans une forêt, les nœuds de capteurs peuvent être détruits par le feu, les animaux ou même les êtres humains; ils pourraient présenter des problèmes de fabrication; et ils pourraient cesser de travailler en raison d'un manque d'énergie. Chaque nœud qui devient inopérant peut compromettre la perception globale et/ou la capacité de communication du réseau. Pour surmonter les défaillances des capteurs, les limitations technologiques, ainsi que d'autres problèmes comme celles des couvertures spatiale et temporelle, trois propriétés doivent être assurées, qui sont: la Coopération, la Redondance, et la Complémentarité [Abdelgawad,2012].

La zone surveillée par le RCSF, est habituellement couverte par plusieurs nœuds capteurs, chacun coopère avec une vue locale et partielle de la scène; et la fusion de données peut être utilisée pour donner une estimation globale d'état à partir des mesures fournies par chaque nœud. La redondance rend le RCSF moins vulnérable à la défaillance d'un seul nœud, et les mesures qui se chevauchent peuvent être fusionnées pour obtenir des données plus précises et plus crédibles. La complémentarité peut être réalisée en utilisant des capteurs qui observent différentes propriétés de l'environnement; et la fusion de données peut être utilisée pour combiner des données complémentaires de sorte que les données résultantes permettent des inférences qui ne sont pas mesurables à partir des capteurs individuels [Abdelgawad,2012] (par exemple, la fumée et la température pour estimer la présence du feu).

Concernant l'aspect énergétique du RCSF, la fusion de données est également importante pour augmenter la durée de vie des nœuds capteurs. En effet, elle permet de réduire la charge de communication globale dans le réseau en évitant la transmission de messages redondants par ces nœuds [Abdelgawad,2012]. Ainsi, la fusion de données devrait être considérée comme une étape critique dans la conception d'un réseau de capteurs sans fil; la raison est qu'elle peut être utilisée aussi pour prolonger la durée de vie du réseau [Abdelgawad,2012]. En plus de cet objectif, la détection fiable d'événement et le suivi efficace de la propagation du feu figurent parmi les objectifs majeurs de cette application environnementale.

Dans ce travail de thèse, qui s'inscrit dans le cadre de protection de l'environnement forestier, on propose quatre contributions permettant la détection efficace, la possibilité du

suivi et de supervision des feux de forêt. Chaque contribution consiste à concevoir un modèle performant et robuste basé sur les algorithmes de fusion de données multi-capteurs et de prise de décision implémentés dans une plateforme de réseau de capteurs sans fil. En effet, ces modèles permettent, en générale, une amélioration de la qualité de l'information, incarnant l'état de la zone surveillée, et à la détection aussi fiable et rapide de l'événement du feu, tout en favorisant une souplesse de supervision et de suivit efficaces de la propagation d'incendie. En vue d'améliorer la durée d'activité du système, nous avons introduit, dans les deux dernières approches conçues, l'optimisation de la consommation énergétique du réseau, ceci en proposant des techniques intelligentes de routage d'information, combinées à des mécanismes intégrés de fusion et de prise de décision.

## **2. Contributions de la thèse**

Les quatre contributions de thèse ont été élaborées et discutées au fil de temps selon une hiérarchie croissante de performances, ces contributions sont :

### **- Première contribution**

Le premier travail évoque un modèle robuste de fusion de données multi-capteurs appliqué dans un système de réseau de capteurs sans fil pour la détection d'incendie. Ce modèle se constitue de deux niveaux successifs de fusion de données, capables d'améliorer la qualité et la crédibilité de décision basée sur des ressources d'information hétérogènes. Dans cette application, la transmission de données collectées par les capteurs se fait périodiquement, par conséquent, le traitement de la fusion et de prise de décision établie au sein du collecteur Sink est élaboré aussi d'une manière périodique. Dans le premier niveau, les signaux temporels provenant de chaque catégorie de capteurs sont traités au premier lieu pour être combinés par la suite à travers l'utilisation du Théorème de Limite Central [Luo,2007] [Ribeiro,2004]; Les décisions primaires basées sur le rapport de vraisemblance, les probabilités de détection et de fausse alarme calculées, ainsi que l'estimation de l'instant de changement par la méthode de calcul séquentiel CUSUM [Granjon,2013], sont les résultats de ce niveau primaire. Ces décisions et probabilités, obtenues de chaque catégorie de capteurs, sont sollicités dans le centre de fusion (deuxième niveau), où un traitement final basé sur la règle de Chair-Varshney [Chair,1986] est élaboré pour parvenir à une décision efficace traduisant l'état de la zone surveillée.

### **- Deuxième contribution**

Afin d'améliorer les performances du système de fusion dans la fiabilité d'informations et la rapidité de détection d'incendie, nous avons proposé un deuxième travail, d'application événementielle qui discute une stratégie de fusion de données et de prise de décision, hybridée avec une technique intelligente de balayage continue de la zone environnementale. Ce balayage sert à divulguer les zones touchées lors de la propagation de l'incendie, il est déclenché à partir du premier point de détection du feu, sachant que cette détection repose sur le traitement proposé de fusion des données acquises par le premier nœud détecteur et ses voisins. Le déploiement des capteurs dans cette zone est considéré d'une manière matricielle,

et leurs localisations sont enregistrées au préalable dans la base de données du système. Ce système est capable de déclencher plus efficacement une alerte dès le début d'événement, et ainsi de garantir un suivi continu de sa propagation.

#### **- Troisième contribution**

Dans cette contribution, nous avons proposé une nouvelle approche intelligente de détection d'incendie, et qui permet une gestion efficace de la consommation énergétique dans le RCSF. Ce système repose sur la fusion de données multi-capteurs hybridée avec une technique proposée de routage d'informations utilisant le concept de regroupement des nœuds capteurs les plus proches de l'événement. Ce regroupement est formé localement après détection primaire d'incendie par le premier nœud détecteur en vue d'initier le procédé de fusion de données multi-capteurs et de prise de décision, ce dernier s'élabore au sein du nœud élu chef (CH) du groupe ; le procédé proposé de fusion se compose de deux niveaux hiérarchiques utilisant au premier lieu une technique de partitionnement et de fusion de données, dans le but de trier et de combiner juste les mesures correctes, collectées par les capteurs hétérogènes intra-cluster, ce traitement est enchaîné par une technique de classification permettant de classer la donnée fusionnée résultante, afin de fournir une décision globale estimant l'état de la zone du cluster. Dans le cas d'une décision positive reflétant l'existence de l'incendie, le CH transmet un message d'alerte à la station de base via le nœud intermédiaire (IN) situé à l'extérieur du cluster, ce nœud IN est élu statistiquement sur la base d'un raisonnement proposé.

#### **- Quatrième contribution**

Dans le dernier travail, nous avons abordé un modèle hybride de détection plus fiable et plus précoce, intégrant un mécanisme de fusion de données multi-niveaux qui est associé à une technique proposée de routage d'informations, relative à l'apparition et à la localisation de l'événement incendie. Ce système, comme le précédent, permet d'avantage de limiter la consommation d'énergie du réseau. La détection individuelle du nœud est basée sur la classification tridimensionnelle de la donnée mesurée de coordonnées de température, d'humidité et de fumée. Une telle détection, se confirme après d'une façon collaborative grâce aux estimations provenant des quatre nœuds voisins. Après avoir alerté la station de base sur l'apparition du danger, le système définit automatiquement et intelligemment une zone locale d'analyse et de traitement en vue d'estimer l'ampleur et l'étendu de propagation d'incendie ; Afin de minimiser le taux de fausses alarmes et d'augmenter la fiabilité de l'information, un traitement, de triage et de fusion de données homogènes, est initié au premier stade, enchaîné par un raisonnement hétérogène de logique floue permettant d'estimer l'état de la zone locale définie et d'alerter à nouveau la station de base en cas d'une éventuelle propagation d'incendie.

### 3. Plan du manuscrit

Ce manuscrit s'articule autour de cinq chapitres :

Après l'introduction générale, Le chapitre 1 évoque dans sa première partie les techniques mondiales les plus utilisées pour la prévention contre les éventuelles apparitions d'incendies de forêts. La deuxième partie présente un aperçu général de la technologie des RCSFs pour la détection d'événement. La dernière partie est un état de l'art présentant les différentes méthodes et architectures de fusion de données applicables dans un système à RCSF.

Le chapitre 2, présente notre première contribution proposée dans cette thèse, qui discute le modèle d'application de type périodique de fusion de données multi-capteurs et de prise de décision appliqué dans la plateforme de RCSF pour la détection d'incendie de forêt.

Le chapitre 3 discute une approche hybride, basée sur une fusion instantanée de données hétérogènes interfacée à une méthode de scan adaptée pour la détection et le suivi efficace de propagation.

Le chapitre 4 et le chapitre 5, évoquent nos deux derniers modèles indépendants dédiés aux systèmes intelligents de routage d'informations, de fusion et de prise de décision, tout en considérant que l'optimisation de la consommation énergétique du réseau est un objectif essentiel, entre autres, dans la conception de ces modèles.

Et finalement, nous achevons cette thèse par une conclusion générale en mentionnant quelques perspectives de nos futurs travaux.

### 4. Liste de publications

Les travaux de recherches développés dans cette thèse ont abouti aux publications suivantes:

#### - Revues internationales

M.A.EL ABBASSI, A.JILBAB, A.BOUROUHO, "Efficient forest fire detection system based on data fusion applied in wireless sensor networks," (soumis).

M.A.EL ABBASSI, A.JILBAB, A.BOUROUHO, "Intelligent approach of event detection with efficient energy consumption in wireless sensor networks," *Journal of Telecommunication, Electronic and Computer Engineering*, Vol. 10 No. 2, pp. 73-80. 2018.

M.A.EL ABBASSI, A.JILBAB, A.BOUROUHO, "Hybridized model for early detection and smart monitoring of forest fire," *Transaction on Machine Learning and Artificial Intelligence*, Vol. 5, No. 4, August, 2017.

M.A.EL ABBASSI, A.JILBAB, A.BOUROUHO, "A robust model of multi-sensor data fusion applied in wireless sensor networks for fire detection," *International Review on Modelling and Simulations (IREMOS)*, Vol. 9, No. 3, pp. 173-180, June 2016.

- **Conférences internationales**

M.A.EL ABBASSI, A.JILBAB, A.BOUROUHOU, “Detection model based on multi-sensor data for early fire prevention,” *2nd International Conference on Electrical and Information Technologies ICEIT*, pp.214 – 218, Tangier 2016.

M.A.EL ABBASSI, A.JILBAB, A.BOUROUHOU, “Implémentation d’un modèle de prise de décision dans les réseaux de capteurs sans fils pour la protection de l’environnement,” *TELECOM2015 & 9ème JFMMA*, Meknès- Maroc, 2015.

- **Journées doctorales**

M.A.EL ABBASSI, A.JILBAB, A.BOUROUHOU, “ Développement d’une approche robuste pour la prise de décision dans les réseaux de capteurs sans fils,” *JDSI ENSET*, Rabat-Maroc, 2014.

# **Chapitre 1**

---

**Détection des feux de forêts et fusion de données  
dans les RCSFs: Généralités**

## Chapitre 1— Détection des feux de forêts et fusion de données dans les RCSFs: Généralités

Ce chapitre, de généralités, est subdivisé en trois parties essentielles. La première partie est consacrée au sujet des feux de forêt, elle est initié par une introduction sur les incendies de forêts, et citera les causes, les types et les conséquences de ce phénomène, puis elle résumera les techniques mondiales et les technologies qui ont été utilisées pour la détection des incendies des forêts. La deuxième partie présentera un bref aperçu sur la technologie des réseaux de capteurs sans fil appliquée dans le cadre de la protection de l'environnement. La dernière partie abordera la fusion de données appliquée dans les RCSFs. Dans un premier temps, les principales architectures de fusion seront brièvement présentées, à savoir l'architecture centralisée, décentralisée, hiérarchisée et distribuée. Puis les méthodes de fusion classiques, probabiliste, de raisonnement flou et de croyances, seront brièvement discutées, enchaînées par des méthodes de fusion basées sur la classification par:  $K$ -moyennes,  $K$ -médoïdes, et  $K$ -Plus Proches Voisins ( $K$ -PPV).

### 1.1. Détection des feux de forêts

#### 1.1.1. Les feux de forêts

Les forêts jouent un rôle important dans le système mondial, écologique, environnemental et récréatif. Elles couvrent environ 30.6% de la superficie terrestre mondiale [FAO,2016]. Elles influent grandement sur la quantité de gaz à effet de serre, l'absorption du carbone atmosphérique et réduit l'érosion du sol. De plus, les forêts peuvent modérer la température, et réguler les précipitations [Alkhatib,2017]. Le danger le plus commun dans les forêts est le feu de forêt (Figure 1.1). Les incendies de forêts sont parmi les accidents naturels les plus dangereux au monde. Presque deux millions d'événements d'incendie de forêt enregistrés chaque année dans le monde [FAO,2016], causant près de 67 Mha de terres forestières brûlées chaque année [Pietervan,2015], ces incendies constituent une menace non seulement pour la richesse de la forêt mais aussi pour l'ensemble du régime pour la faune et la flore qui perturbent gravement la biodiversité, l'écologie et l'environnement d'une région.



**Figure 1.1-** Événement réel d'incendie de forêt.

(Source : <https://pixabay.com/photos/forest-fire-wildfire-blaze-smoke-2268725/>)

Les méthodes traditionnelles de prévention contre les feux ne sont pas efficaces et il est désormais essentiel de sensibiliser le public de l'ampleur et les conséquences de cet événement, en particulier parmi les personnes ceux qui vivent à proximité ou dans les zones boisées [TNAU,2016].

### 1.1.2. Statistiques au Maroc

Les statistiques au Maroc présentées dans cette partie, reposent sur des données nationales qui sont compilées par le système mondial d'information sur les feux de forêt (GWIS) [GWIS,2018], ce dernier rassemble des sources d'informations existantes aux niveaux régional et national dans plusieurs pays, afin de fournir une vue complète et une évaluation des régimes et des effets des incendies au niveau mondial.

La Figure 1.2 fournit quelques statistiques sur la superficie brûlée totale en hectares au cours de ces seize dernières années (2001-2017) au Maroc, ainsi la Figure 1.3 affiche le nombre de feux manifestés dans ce pays sur ces mêmes années.

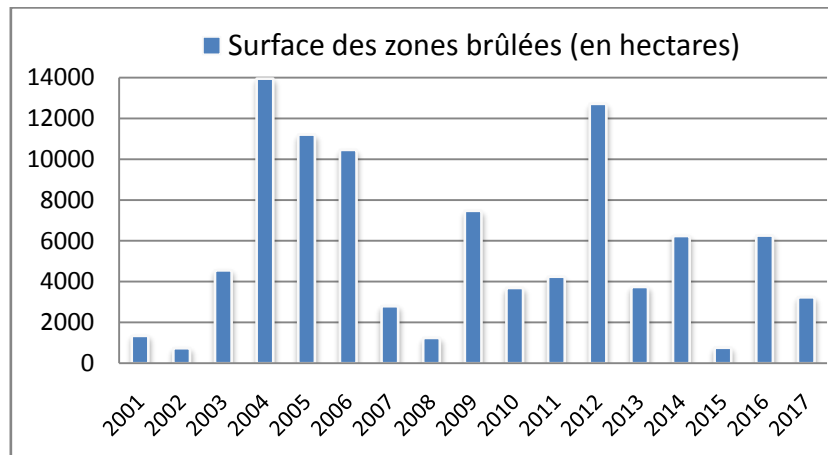


Figure 1.2- Superficie brûlée totale au Maroc de 2001-2017 [GWIS,2018].

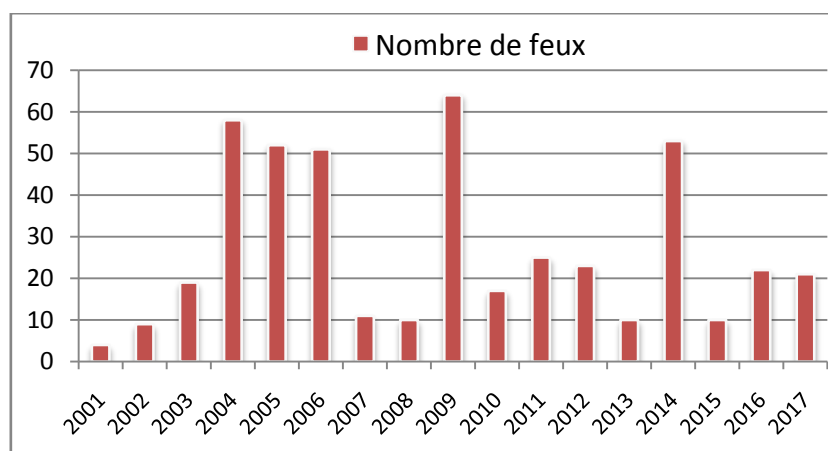


Figure 1.3- Nombre de feux de forêt au Maroc de 2001-2017 [GWIS,2018].

Les statistiques indiquent que le nombre annuel d'incendies de forêt au Maroc est variable. Par ailleurs ces résultats montrent qu'au cours de ces dernières années, de nombreux hectares au Maroc partent en fumée. Cela déduit que ce pays reste vulnérable aux dangers des feux qui peuvent causer des dégâts, pouvant influencer à long terme sur l'écosystème forestier du pays.

### **1.1.3. Causes du phénomène**

Les causes de feux de forêt peuvent être divisées en deux catégories majeures [TNAU,2016] :

– Causes naturelles :

De nombreux feux de forêt apparaissent par des causes naturelles telles que la foudre qui met le feu aux arbres. Cependant, la pluie éteint de tels incendies sans causer beaucoup de dommages. En revanche, il existe certaines conditions qui favorisent la production d'un événement de feu, on cite par là : le niveau bas d'humidité dans le sol et l'atmosphère, et la durée longue des périodes de sécheresse. Ainsi, quand il n'y a pas de pluie pendant l'été par exemple, les forêts se couvrent de feuilles et de branches sèches, qui peuvent être enflammées par la moindre étincelle.

– Causes d'origine humaine :

Le feu peut être causé par l'Homme de façon intentionnelle ou non intentionnelle, lorsqu'une source de feu comme une cigarette, un briquet allumé, une étincelle électrique ou toute source d'inflammation qui entre en contact avec une matière explosive comme celles d'hydrocarbures.

### **1.1.4. Les types des feux de forêts**

D'après [TNAU,2016], ils existent deux types de feux de forêt :

- Le feu de surface: C'est un feu de forêt qui s'étend le long du sol de la forêt et brûle les feuilles, les brindilles et les herbes sèches, etc.
- Le feu de cimes: C'est un autre type de feu de forêt, celui là, brûle la couronne d'arbres et d'arbustes, et il est souvent accompagné par un feu de surface. Un feu de cimes est particulièrement dangereux dans une forêt. Ainsi, si le feu commence à descendre depuis les pentes des collines, la propagation des flammes sera rapide, car l'air chaud adjacent a tendance à couler le long de la pente en propageant les flammes. Si le feu commence à monter, il y a moins de chances qu'il se propage vers le bas.

### **1.1.5. Conséquences du phénomène**

Les feux de forêts sont une cause majeure de dégradation des forêts et ont des impacts écologiques, économiques et sociaux néfastes [TNAU,2016], notamment:

- La perte de biodiversité et l’extinction des plantes et des animaux.
- La perte de ressources ligneuses précieuses.
- La perte d’habitat faunique et l’épuisement de la faune.
- La perte de régénération naturelle et la réduction du couvert forestier.
- L’augmentation du pourcentage de CO<sub>2</sub> dans l’atmosphère.
- Le réchauffement climatique.
- Le changement dans le microclimat de la région avec des conditions de vie malsaines.
- L’érosion du sol affectant la productivité des sols et la production.
- La destruction de la couche d’ozone.
- Des problèmes de santé entraînant des maladies.
- La perte de moyens de subsistance pour les populations tribales et les ruraux pauvres.

### **1.1.6. Techniques mondiales de détection des feux de forêts**

Cette partie présente un bref aperçu des systèmes de détection et de surveillance automatiques et semi-automatiques de la protection contre les incendies de forêts dans le monde [Alkhatib,2014].

#### **1.1.6.1. Techniques de détection et de suppression des feux par les autorités**

Les techniques de détection et de suppression d’incendies de forêt les plus fréquemment utilisées par les autorités peuvent être résumées comme suit ([Alkhatib,2014]):

- Les prévisions météorologiques et les estimations d’occurrence des feux.
- La surveillance par des tours.
- L’observation par avion.
- Des détecteurs optiques de fumée.
- Des détecteurs de foudre qui détectent les coordonnées du coup.
- La combustion contrôlée
- Surveillance en infrarouge.
- Les appels téléphoniques mobiles pour la détection précoce des incendies.

#### **1.1.6.2. Systèmes de télédétection par satellites**

Des satellites en orbite terrestre et même des dispositifs flotteurs aériens ont été utilisés pour l’observation et la détection des incendies de forêt. Actuellement, une observation est assurée par les images satellitaires recueillies par deux satellites principaux lancés pour la détection d’incendies de forêt [Alkhatib,2014], qui sont le radiomètre avancé à très haute résolution (AVHRR) [NOAASIS,2018], lancé en 1998, et l’imageur spectro-radiomètre à résolution moyenne (MODIS) [Nakau,2006], lancé en 1999. Malheureusement, ces satellites peuvent fournir des images des régions de la terre tous les deux jours, ce qui est une longue période pour le balayage du feu. En outre, la qualité des images satellitaires peut être affectée par les conditions météorologiques [Alkhatib,2014][Aslan,2010].

Toutes les observations par satellite existantes pour les incendies de forêt souffrent de limitations sévères qui se traduisent par un échec dans le contrôle rapide et efficace des zones forestières. Certaines des limites résident dans l'approche fondée sur l'observation directe des incendies de forêt à partir d'un satellite géostationnaire (GEO) ou celui d'une orbite terrestre à basse altitude (LEO) (voir Figure 1.4): il pourrait être impossible de fournir une couverture satellite complète ou même une couverture intermittente [Alkhatib,2014]. Et vu que les satellites LEO se situent dans des orbites comprises généralement entre 700 et 1000 km au-dessus du sol, ainsi les satellites GEO sont situés dans un orbite à environ 35 800 km au-dessus de la surface de la terre (voir Figure 1.4), ils sont considérés moins sensibles et moins fiables pour un contrôle de résolution élevée et une détection précoce et rapide d'incendie. Les rayonnements optiques et infrarouges (de chaleur) émis par les flammes dans les premiers stades, avant leur propagation sur une vaste région, peuvent être trop faibles pour être détectés par un satellite. De plus, la position et l'orientation du satellite pourraient être loin d'être optimales pour détecter un feu de forêt à un stade précoce [Alkhatib,2014].

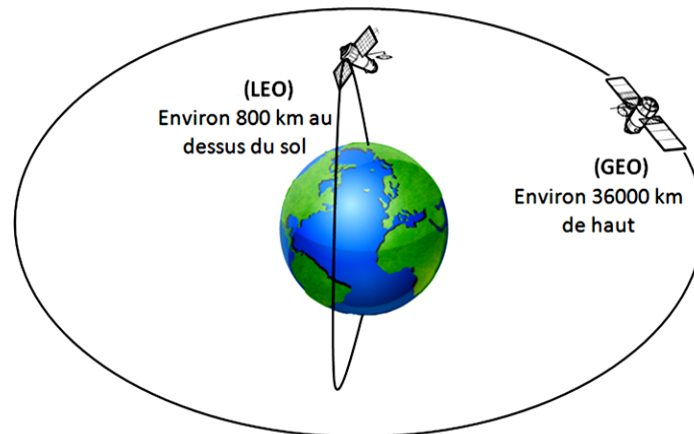


Figure 1.4- Exemple de satellites LEO et GEO pour observation/télédétection de feux de forêts.

### 1.1.6.3. Capteur optique et caméra numérique

De nos jours, le développement de capteurs, de caméras numériques, de traitement d'images et d'ordinateurs industriels, a permis de mettre au point un système automatisé de reconnaissance précoce et d'alerte sur les feux de forêt.

Différents types de capteurs de détection peuvent être utilisés dans les systèmes terrestres [EUFOFINET Project] [Alkhatib,2014]:

- La caméra vidéo qui est sensible au spectre visible de la fumée reconnaissable pendant la journée et le feu reconnaissable pendant la nuit.
- L'infrarouge (IR), et les caméras thermiques basées sur la détection du flux de chaleur du feu.
- Les Spectromètres IR pour identifier les caractéristiques spectrales de fumée.

- Les Systèmes de détection et de télémétrie de la lumière-LIDAR (Light Detection And Ranging) qui mesurent les rayons laser réfléchi par les particules de fumée.

Les variantes des systèmes optiques, fonctionnant selon différents algorithmes conçus par les producteurs, ont tous le même concept général dans la détection de fumée et de feu [Alkhatib,2014]. L'image se compose d'un certain nombre de pixels, où l'unité de traitement suit le mouvement dans les images et vérifie combien de pixels contiennent la fumée ou la lueur de feu, puis l'unité de traitement envoie les résultats pour un autre algorithme pour décider si une alarme de détection de danger doit être déclenchée ou pas [Gavin,2007] [Alkhatib,2014]. La plupart des systèmes optiques doivent être intégrés à des cartes géographiques pour des raisons de localisation. (Figure 1.5).

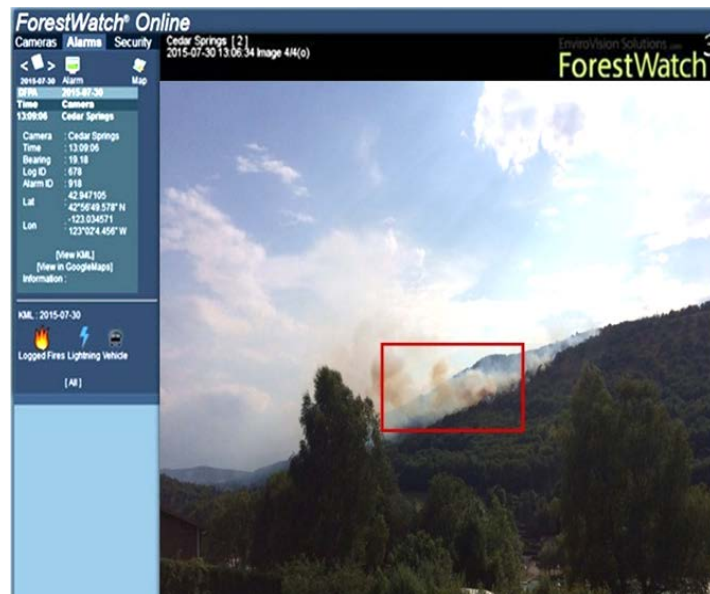


Figure 1.5- Système de surveillance de la forêt : ForestWatch [EVS,2018].

Cependant, l'utilisation de ce type de systèmes de surveillance par caméra s'est également avérée inefficace pour pouvoir surveiller efficacement le déclenchement initial de l'incendie de la forêt ; les réseaux de caméras peuvent être installés dans différentes positions dans les forêts, mais ceux-ci ne fournissent que des images en visibilité directe et peuvent être affectés par des conditions météorologiques et / ou des obstacles physiques [Alkhatib,2014].

#### 1.1.6.4. Réseaux de capteurs sans fil (RCSF)

Afin de fournir toutes les informations requises qui donnent image sur l'état de l'environnement à tout moment et avec précision, l'utilisation de la technologie de Réseaux de Capteurs Sans Fil (RCSF), représente la meilleure solution pour une telle application environnementale (Figure 1.6).

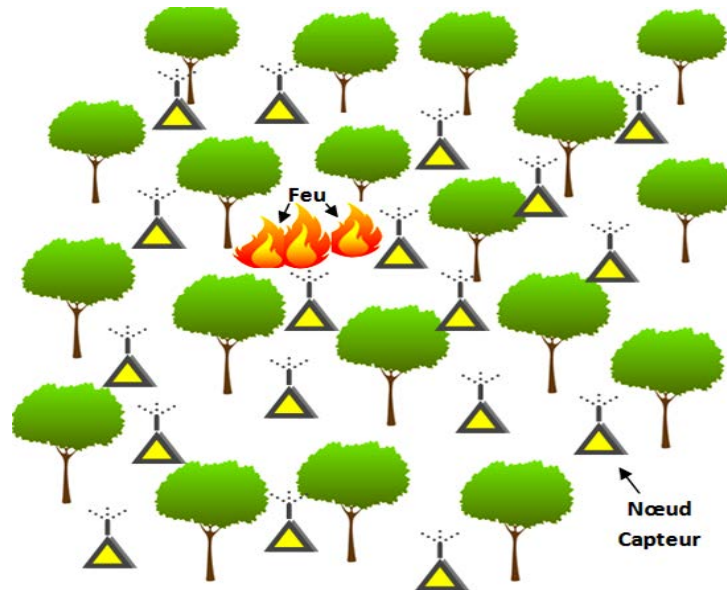


Figure 1.6- Déploiement d'un réseau de capteurs sans fils dans la forêt.

La technologie de RCSF déploie normalement un grand nombre de nœuds capteurs de petites tailles, peu coûteux, qui peuvent observer l'état du monde physique qui les entoure en collectant des informations physiques, les transformant en signaux électriques, les envoyant vers un emplacement distant pour effectuer des analyses et déployer les résultats dans différentes applications. De cette façon, il n'est pas nécessaire de construire des tours ou de mettre en place des liaisons de communication compliquées telles que les satellites. De plus cette plateforme, peut être déployée n'importe où, même dans des endroits inaccessibles (voir Figure 1.6). Une telle technologie peut assurer une surveillance en temps réel, où elle peut fournir des informations au moment d'apparition d'événement. Elle fonctionne sur le mode de communication de courts liens. En conséquence, des informations plus précises avec moins de retard peuvent être fournies aux autorités/pompiers. [Alkhatib,2014].

## 1.2. Généralité sur les réseaux de capteurs sans fil

### 1.2.1. Réseaux de capteurs sans fil

Grâce à l'évolution de la technologie et à la disponibilité de matériels de communication sans fil et de traitement à basse consommation, la technologie des réseaux de capteurs sans fil (RCSF) reçoit de plus en plus d'attention dans le domaine de recherche des réseaux sans fil au cours de la dernière décennie [Yanjun,2010]. Les RCSF sont composés d'un grand nombre de nœuds capteurs intelligents, capables de détecter les paramètres physiques (fumée, lumière, température, humidité, etc...), de traiter ces données, et de les communiquer entre eux via des canaux sans fil, avec une capacité de calcul et une énergie limitées. Les données captées localement sont finalement acheminées, soit vers une station de base (SB) où les gens peuvent y accéder par Internet, soit directement vers des actionneurs qui effectuent des actions en réponse [Yanjun,2010]. Les RCSF sont une partie fondamentale de l'infrastructure de réseau pour l'informatique omniprésente proposée par Mark Weiser [Weiser,1999]. Dans les applications basées sur les RCSFs, les nœuds de capteurs peuvent être élaborés

et incorporés dans des plantes, des murs, des vêtements, des corps humains, etc., pour recueillir des informations utiles aux utilisateurs, telles que la santé structurelle, la fréquence cardiaque ou la pression sanguine, les gestes d'une personne, le stress ou le mouvement d'une machine tournante... etc. Ces données fournissent l'information fondamentale du contexte des utilisateurs et de l'environnement d'exécution sous-jacent, ce qui rend l'informatique omniprésente disponible. Dans un sens, les RCSFs ont efficacement comblé le fossé entre le monde physique et le monde de l'information, transformant profondément la façon dont les gens interagissent avec la nature [YanJun,2010].

### 1.2.2. Architecture des réseaux de capteurs sans fil

Les réseaux de capteurs sans fil (RCSF) comprennent un grand nombre de nœuds de capteurs distribués pour surveiller / mesurer les conditions environnementales / physiques telles que l'humidité, la température, la fumée, la pression, le son etc. Ces données collectées sont ensuite traitées, et acheminées via ce réseau, vers les utilisateurs finaux qui sont autorisés à surveiller l'ensemble de la plateforme. [Nanhao,2013] La Figure 1.7 montre une architecture générale du RCSF.

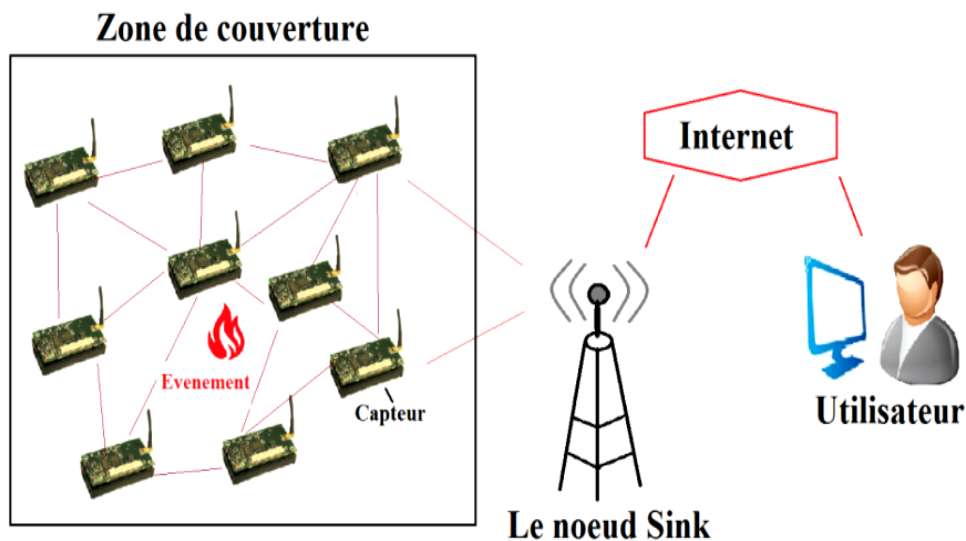


Figure 1.7- Architecture Générale du Réseau de Capteur Sans Fil.

### 1.2.3. Architecture matérielle du nœud de capteur

L'architecture matérielle générale du nœud capteur, peut être divisée en quatre parties essentielles, à savoir: l'unité de traitement, l'unité de communication, l'unité de détection et d'acquisition de données, et enfin, l'unité d'alimentation [Nanhao,2013]. Cette architecture est illustrée dans la Figure 1.8 suivante :

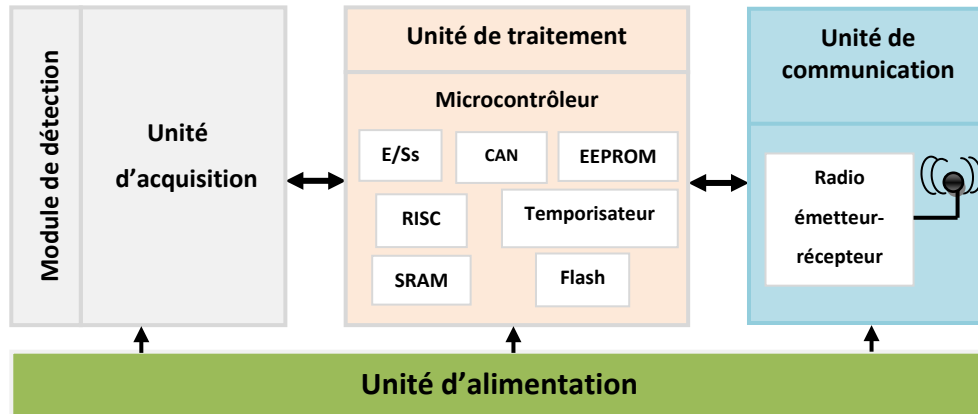


Figure 1.8- Architecture matérielle du nœud capteur.

Généralement, l'unité de détection peut être composée de différents types de capteurs, afin de mesurer des quantités physiques et les convertir en signaux électriques. Ces derniers, seront traités, par la suite, à travers l'unité de traitement. En effet, dans l'unité de traitement, ces signaux analogiques produits, sont convertis en signaux numériques via un convertisseur analogique-numérique (CAN, ADC en anglais). Un traitement de données supplémentaire peut être effectué si nécessaire (par exemple, compression de données, codage de données) [Nanhao,2013]. En outre, l'unité de traitement, est également responsable de la gestion des tâches du nœud. Concernant l'unité de communication, cette dernière permet une communication sans fil entre différents nœuds du réseau. Enfin, l'unité d'alimentation, elle fournit de l'énergie nécessaire pour l'ensemble du nœud capteur afin de garantir le fonctionnement de tous les composants du nœud [Nanhao,2013]. De nombreux nœuds de capteurs sont disponibles actuellement sur le marché pour des applications réalisables. Ces nœuds ont été déjà largement utilisés par de nombreux départements industriels et institutions académiques. Certains nœuds bien connus comme : les nœuds MICA [Crossbow,2002] et la série des nœuds Telos [MEMSIC Inc,2005]. Un exemple d'un nœud capteur commercialisé est illustré dans la Figure 1.9.



Figure 1.9- Nœud capteur MICA2. [Crossbow,2002]

#### 1.2.4. La pile protocolaire

La conception de protocoles appropriés de communication, joue un rôle essentiel pour la création d'un environnement de RCSF efficace, et qui est capable de gérer automatiquement des différents types de tâches. Le développement de la pile de protocoles vise à faciliter la mise en œuvre de la conception du protocole. L'architecture de pile de protocoles pour les RCSFs [Nanhao,2013] [Akyildiz,2002] et présentée dans la Figure 1.10.

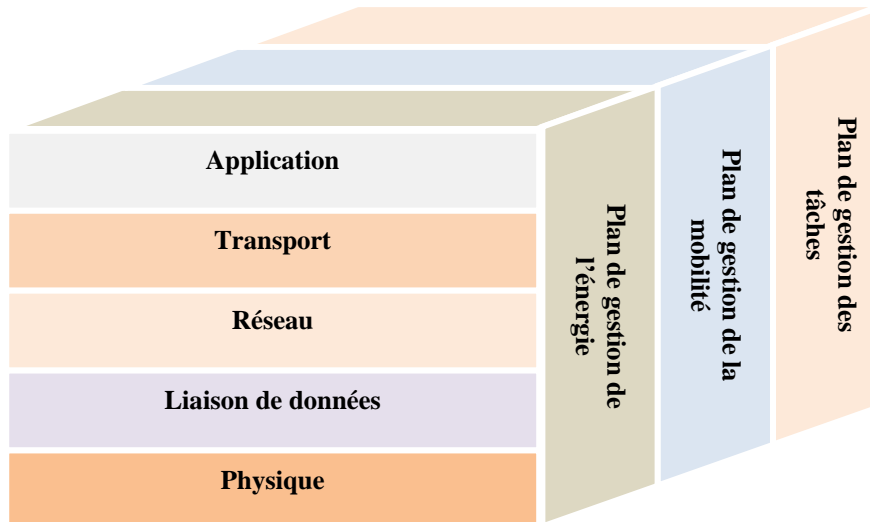


Figure 1.10- Architecture de la pile protocolaire des RCSFs [Akyildiz,2002].

Comme illustrée sur la figure 1.10, la pile de protocoles est composée de cinq couches et de trois plans de gestion. Suivant un ordre descendant, la couche application, qui est la plus proche des utilisateurs, fournit une interface pour recevoir les données d'utilisateur, ainsi, elle permet d'être gérée directement par différents types de logiciels. La couche de transport s'occupe du contrôle et de gestion fiable des flots de données, permettant d'éviter la surcharge du récepteur ou du réseau. La couche réseau est responsable de routage des paquets de données fournis par la couche de transport. Au niveau de la couche liaison de données, le contrôle d'accès au support (MAC) traite les problèmes de collision de paquets de données dans le but de minimiser la consommation d'énergie, d'améliorer la fiabilité des paquets, et de réduire les délais de transmission. La couche physique permet plusieurs techniques comme : la modulation/démodulation, la transmission/la réception des signaux, ainsi que le cryptage/décryptage des informations. Enfin, les trois plans de gestion, elles permettent de gérer la consommation d'énergie, d'adapter le réseau mobile et de partager les ressources entre différents nœuds de capteurs [Nanhao,2013].

#### 1.2.5. Applications typiques des RCSFs

L'évolution de la technologie des capteurs sans fil au cours de ces dernières années a grandement favorisé leur utilisation dans divers domaines. Dans cette section, nous présenterons un aperçu de cinq types d'applications les plus utilisées des RCSFs :

**Environnement et surveillance écologique:** Dans le contexte de protection de l'environnement contre les incendies, un travail a été proposé par M. Saoudi et al, dans [Saoudi,2016] pour prédire l'événement de feu de forêt. Cette méthode est également appliquée sur la plateforme du RCSF et exécutée sur la base des techniques d'exploration de données (Data Mining). Les données mesurées fournies par les capteurs sont combinées en intégrant le classifieur de réseau neuronal artificiel. Ce système montre de bons résultats dans la prise de décision, une réaction rapide de détection d'incendie et une consommation efficace d'énergie.

D'autres travaux proposés de systèmes de surveillance environnementale et détection des incendies basés sur les RCSF, seront cités dans la partie de travaux connexes, figurant dans le chapitre 2 suivant.

**Surveillance médicale:** L'une des applications émergentes des RCSFs est leur utilisation dans le domaine Médical, notamment pour la surveillance des patients, effectuée à travers des capteurs sans fil afin d'examiner l'état de ces patients. Ces dispositifs sans fil sont conçus pour être portés sur le corps humain ou implantés dans le corps humain. En effet, ce RCSF permet la mesure et la surveillance des signaux physiologiques correspondants [Nanhao,2013] (Figure 1.11). Les données collectées peuvent être transmises automatiquement au personnel médical. De nombreuses maladies ont bénéficié d'un tel processus de surveillance [Nanhao,2013].

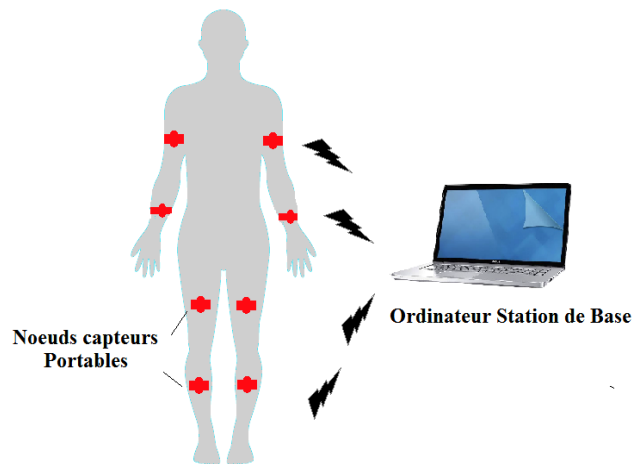


Figure 1.11- Capteurs portables pour la surveillance médicale à distance.

**Applications de la domotique:** Grâce à leurs petites dimensions et à leur capacité évoluée de traitement des données, les nœuds de capteurs sans fil peuvent être facilement intégrés dans divers appareils domestiques ou installés dans des bâtiments intelligents pour des tâches de contrôle et de surveillance. Par exemple, un système de conservation d'énergie *iPower* basé sur un RCSF [Yeh,2009] a été conçu pour être utilisé dans des bâtiments intelligents et visait automatiquement à ajuster et éteindre sélectivement les appareils électriques pour répondre aux exigences d'économie d'énergie. Les nœuds capteurs MICAz [Crossbow,2004] ont été utilisés pour recueillir des données sur l'environnement, y compris la lumière, le son et la température.

**Applications industrielles:** Les réseaux de capteurs industriels sans fil, également connus sous le nom de réseaux RCSFIs, jouent un rôle essentiel dans des domaines tels que la surveillance industrielle, le contrôle industriel et l'automatisation. L'objectif du projet *RealFusion* [Mikhaylov,2012] est d'utiliser des réseaux de capteurs sans fil dans un environnement industriel réel pour la surveillance des silos d'usine et la surveillance du stockage en usine. Les résultats des données observées peuvent aider à contrôler et ajuster la température de la tour de silo et de l'entrepôt.

**Applications militaires:** Les réseaux de capteurs sans fil jouent un rôle important également dans l'engagement militaire moderne. Leurs applications couvrent un large éventail, y compris le suivi et le ciblage des forces amies / ennemies, la surveillance du champ de bataille et la localisation des événements [Nanhao,2013].

### 1.3. Fusion de données multi-capteurs et prise de décision

Dans cette partie trois sections sont abordées, nous débuterons par une introduction générale sur la fusion de données, puis nous passerons à l'état de l'art sur la fusion multi-capteurs, où, dans un premier temps, nous présenterons les différentes architectures de fusion de données dans un système d'estimation collaborative, en mettant en évidence leurs avantages et leurs inconvénients. Et puis nous analyserons les méthodes classiques utilisées pour fusionner les informations des capteurs ainsi que les techniques de fusion basées sur la classification des données.

#### 1.3.1. Introduction sur la fusion de données

La fusion de données est une technique avancée, apparue depuis les années 1960 [Al Hage,2016], elle a pour but La combinaison des informations provenant de plusieurs sources afin d'obtenir des inférences plus efficaces et plus précises qu'une seule source (Capteur) [Abdelgawad,2012]. Ce concept n'est pas nouveau ; les organismes vivants ont la capacité d'utiliser plusieurs sens pour apprendre sur l'environnement. Le cerveau fusionne alors toutes ces informations disponibles pour effectuer une tâche de décision [Al Hage,2016] . (Figure 1.12).



Figure 1.12- Système de fusion de données incarné par le cerveau humain.

La communauté de recherche sur la fusion de données a réalisé des progrès substantiels, en particulier ces dernières années. Néanmoins, réaliser une émulation parfaite de la capacité de fusion de données du cerveau humain est encore loin d'être accompli. Les principes de fusion de données s'appliquent à de nombreux domaines, et ont été (souvent implicitement) au cœur des applications modernes dans les domaines variés de l'ingénierie, de l'informatique et de la biomédecine. L'intérêt récent pour la théorie et la taxonomie de la fusion de données multi-capteurs a été reflétée par un certain nombre de recherches présentés dans de grandes revues internationales et de conférences.

Et vue que la fusion de données est considérée comme un domaine multidisciplinaire, il est difficile d'établir une classification claire et stricte. Les méthodes et techniques employées peuvent être divisées selon les critères suivants [Castanedo,2013]:

- S'occuper des relations entre les sources de données d'entrée, comme proposé par Durrant-Whyte [Durrant-Whyte,1988]. Ces relations peuvent être définies comme : complémentaires, redondantes ou données coopératives;
- En fonction des types de données d'entrée/ sortie et de leur nature, tel qu'il est proposé par Dasarathy [Dasarathy,1997];
- Suivant le niveau d'abstraction des données utilisées : mesures brutes, signaux, et caractéristiques ou des décisions;
- Basé sur les différents niveaux de fusion de données définis par la JDL (Joint Directors of Laboratories) [White,1991];
- Selon le type d'architecture de fusion : centralisé, hiérarchisé, décentralisé, ou distribué.

### 1.3.2. Architectures de fusion

La fusion de données multi-capteurs présente des potentialités de performance, de temps de traitement, ainsi que la réduction de l'incertitude globale (augmentation de la fiabilité de l'information) ... etc. De telles données peuvent être combinées de diverses manières selon l'application, et en se basant sur les différentes façons de combiner l'information et les différents niveaux sémantiques, nous distinguons les architectures de fusion de données dans les paragraphes suivants.

#### 1.3.2.1. Architecture centralisée

Le système de fusion centralisée est caractérisé par une seule unité centrale qui traite les données brutes mesurées et transférées par les capteurs (Figure 1.13). Une telle structure, permet de raisonner en se basant sur l'information globale de la plateforme du réseau, cependant ce système est très gourmand en bande passante [Castanedo,2013]. De plus, dans cette architecture, toutes ces informations globales collectées doivent être disponibles à chaque instant pour le traitement par l'unité centrale. Dans ce cas, pour envoyer toutes les données des capteurs, les méthodes de fusion de données centralisée requièrent une bande passante plus grande avec une capacité de traitement plus importante [AL HAGE,2016]. La sensibilité aux défauts dans cette architecture rend le système peu robuste.

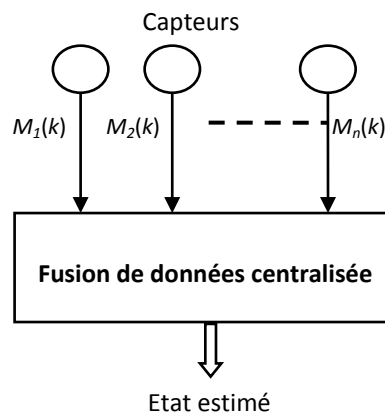
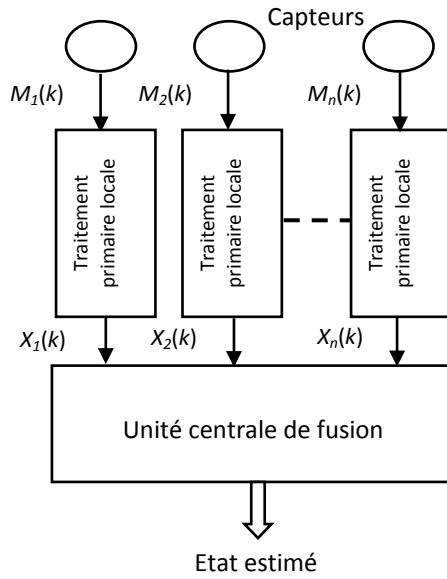


Figure 1.13- Architecture de fusion centralisée.

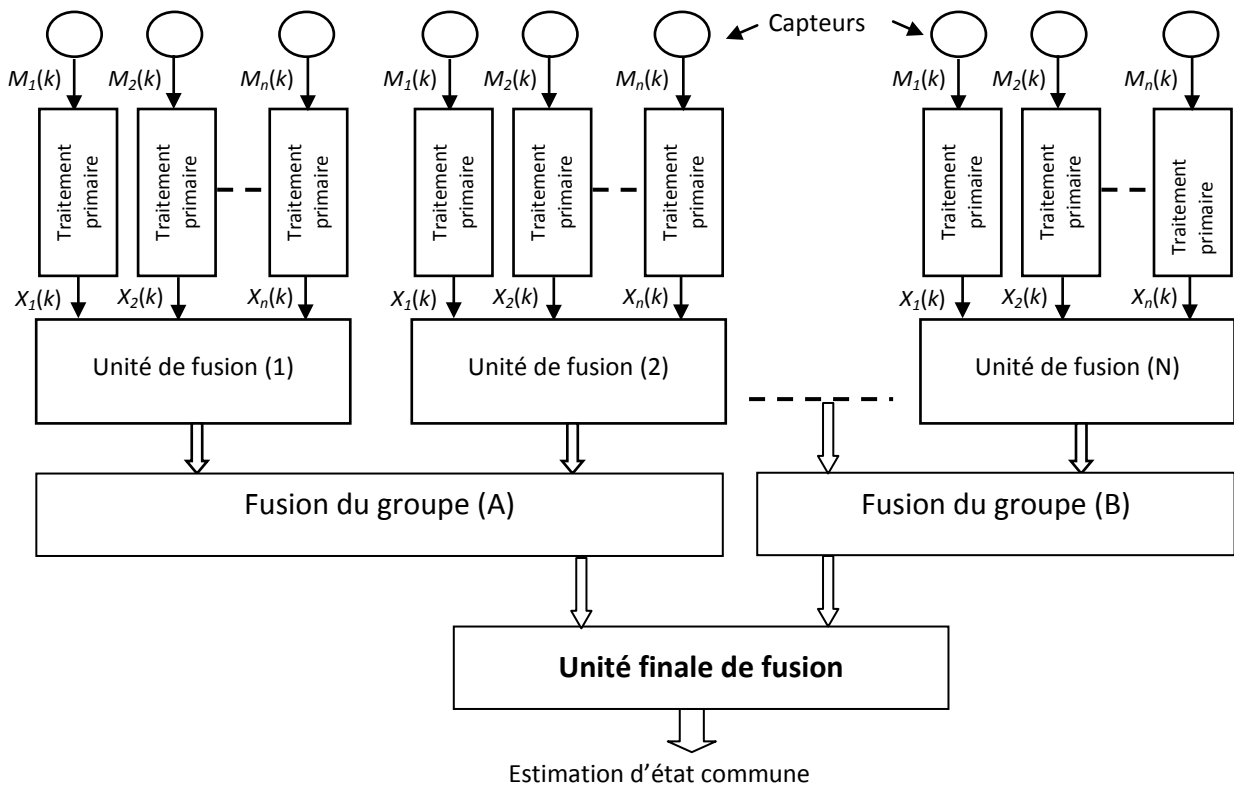
#### 1.3.2.2. Architecture hiérarchisée

L'architecture hiérarchique de fusion, repose sur la division de la tâche en un ou plusieurs niveaux hiérarchiques permettant de réduire la charge imposée à l'unité centrale. Comme dans l'architecture d'un seul niveau illustrée dans la figure 1.14, où un traitement primaire local de données est élaboré au niveau de chaque nœud capteur, les informations/décisions résultantes de chaque nœud, sont transférées à une seule unité centrale de fusion, celle-ci combine ces données afin de générer une piste globale fusionnée basée sur toutes ces informations [André,2013].



**Figure 1.14-** Architecture de fusion hiérarchisée.

La figure 1.15 décrit une structure de la fusion hiérarchique à plusieurs niveaux. Dans cette structure, un ou plusieurs niveaux intermédiaires sont additionnés. Une augmentation de niveaux implique l'utilisation de plus de processeurs de fusion [AL HAGE,2016].



**Figure 1.15-** Architecture de fusion hiérarchique multi-niveaux.

Et en comparaison à l'architecture centralisée précédente, cette architecture porte certains avantages qui se traduisent par la réduction de charges manifestées sur le processeur central, une bonne gestion des problèmes de réseau, ainsi qu'une amélioration significative de performances du système [AL HAGE,2016]. Cependant ce système souffre encore de la charge du traitement à effectuer par le processeur central qui, malgré ça, reste encore lourde et importante [André,2013].

### 1.3.2.3. Architecture distribuée

Le basculement vers des systèmes de plus en plus distribués a été sollicité par la suite en vue de converger vers des solutions comprenant plus de flexibilité et plus de modularité [André,2013]. L'architecture nommée Blackboard, est une des techniques les plus connues dans cette discipline [Harmon,1986] [Penny,1986], cette structure peut être illustrée comme étant des agents autonomes qui représentent une source d'informations, ces agents indépendants sont liés à une ressource centrale de traitement favorisant ainsi un espace de partages de données, où chaque agents permet d'écrire ou de lire librement et sans restrictions des informations à partir de cette ressource centrale. Bien que cette approche présente une certaine souplesse, traduite par l'ajout ou la suppression d'un agent sans complexité et sans changement sur la structure globale, l'utilisation du Blackboard est essentielle dans cette architecture. Cela peut être dans certains cas un point faible pour cette approche.

### 1.3.2.4. Architecture décentralisée

L'architecture décentralisée de fusion peut être définie comme un système multi-nœuds dont chaque nœud contient son propre processeur. Donc chaque nœud est capable de réaliser l'opération de fusion de son observation locale avec celles communiquées par des nœuds voisins. Cette approche, par conséquent, ne repose pas sur l'utilisation d'un processeur central de fusion [AL HAGE,2016]. La structure décentralisée proposée par Durrant-Whyte [Durrant-Whyte,2002] est présentée dans la figure 1.16 suivante.

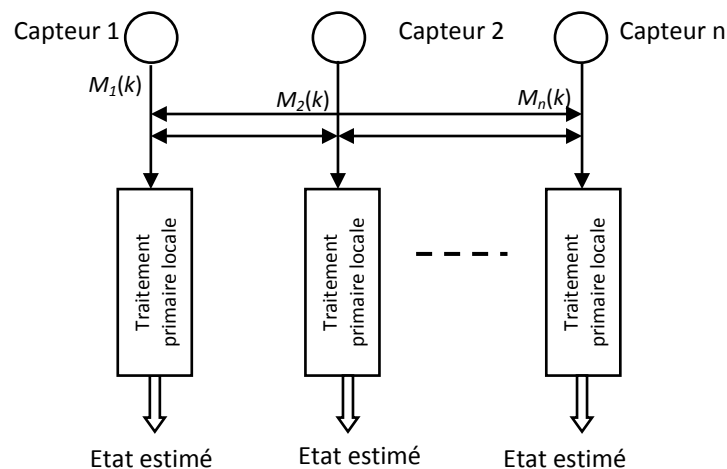


Figure 1.16- Architecture de fusion décentralisée.

Ce système présente plusieurs avantages par rapport aux architectures cités. En effet, il est plus souple puisque les informations collectées dans cette plateforme ne se transmettent pas à une unité de fusion centrale. De plus, la modification de nombre de nœuds n'affecte pas la structure de système. Cependant une telle architecture souffre de la complexité dans sa mise en œuvre [AL HAGE,2016].

### 1.3.3. Méthodes de fusion de données classiques

#### 1.3.3.1. Fusion probabiliste bayésienne

Au cœur des méthodes probabilistes se trouve la règle de Bayes, qui permet de faire des inférences sur un événement ou un objet décrit par un état  $x$ , à partir d'une observation de mesure  $z$ . La relation entre  $x$  et  $z$  est codée dans la distribution de probabilité conjointe  $P(x,z)$  qui peut être étendue comme suit [Durrant-Whyte,2008]:

$$P(x,z) = P(x|z)P(z) = P(z|x)P(x) \quad (1.1)$$

Par conséquent, nous obtenons la règle de Bayes en termes de probabilité conditionnelle  $P(x|z)$  :

$$P(x|z) = \frac{P(z|x)P(x)}{P(z)} \quad (1.2)$$

Où  $P(x)$  représente la probabilité a priori, elle repose sur des informations/croyances antérieurs sur les valeurs attendues de  $x$ . Ainsi, pour obtenir plus d'informations sur l'état  $x$ , une observation  $z$  est faite. Ces observations sont modélisées sous la forme d'une probabilité conditionnelle  $P(z|x)$  qui décrit, pour chaque état fixé  $x$ , la probabilité que l'observation  $z$  soit faite. Les nouvelles probabilités associées à l'état  $x$  sont calculées à partir du produit de l'information a priori d'origine ( $P(x)$ ) et de l'information obtenue par une observation ( $P(z|x)$ ). Cette information est codée dans la probabilité postérieure  $P(x|z)$  qui décrit les probabilités associées à  $x$  étant donné l'observation  $z$  [Durrant-Whyte,2008]. Dans ce processus de fusion, la probabilité marginale  $P(z)$  est utilisée pour normaliser la probabilité a posteriori.  $P(z)$  joue un rôle important dans l'association de données ou la validation du modèle car il fournit une mesure qui décrit la façon de la prédiction de l'observation par le prior. La règle de Bayes fournit un moyen fondé sur des principes de combinaison des informations observées avec des croyances antérieures sur l'état du monde [Durrant-Whyte,2008].

Dans l'application de surveillance de l'environnement, la probabilité conditionnelle  $P(z|x)$  peut jouer le rôle d'un modèle de capteur. Lors de la construction d'un modèle de capteur, la probabilité  $P(z|x)$  est construite en fixant la valeur de  $x = x'$  puis en calculant  $P(z|x = x')$ . Alternativement, lorsque ce modèle de capteur est utilisé et que des observations sont faites,  $z = z'$  est fixe, et une fonction de vraisemblance  $P(z = z'|x)$  est déduite. Le produit de cette vraisemblance avec le prior  $P(x)$ , tous deux définis sur  $x$ , donne la mise à jour postérieure ou observationnelle  $P(x|z)$  [Durrant-Whyte,2008].

La forme de fusion multi-capteurs par la règle de Bayes est représentée comme suite [Durrant-Whyte,2008]:

$$P(x|Z^n) = CP(x) \prod_{i=1}^n P(z_i|x) \quad (1.3)$$

Où  $C$  est une constante de normalisation. L'équation (1.3) indique que la probabilité a posteriori sur  $x$ , compte tenu de toutes les observations  $Z^n$ , est proportionnelle au produit de la probabilité a priori et des probabilités individuelles de chaque source d'information. Par conséquent, la forme récursive des règles de Bayes est définie comme suit [Durrant-Whyte,2008]:

$$P(x|Z^k) = \frac{P(z_k|x)P(x|Z^{k-1})}{P(z_k|Z^{k-1})} \quad (1.4)$$

La  $P(x|Z^{k-1})$  contient les informations passées. Ainsi, lorsque l'information suivante  $P(z_k|x)$  arrive, le postérieur précédent prend le rôle du prior actuel et le produit des deux devient, lorsqu'il est normalisé, le nouveau postérieur [Durrant-Whyte,2008].

### 1.3.3.2. Fusion et raisonnement flou

La théorie des ensembles flous est un autre schéma de raisonnement théorique pour traiter des données imparfaites. Il introduit la nouvelle notion d'appartenance partiel, qui permet un raisonnement imprécis (plutôt que clair) [Zadeh,1965]. Un ensemble flou  $F \subseteq X$  est défini par la fonction d'appartenance progressive  $\mu_F(x)$  dans l'intervalle  $[0,1]$  comme ci-dessous [Khaleghi,2013]:

$$\mu_F(x) \in [0,1] \quad \forall x \in X \quad (1.5)$$

Plus le degré d'appartenance est élevé, plus  $x$  appartient à  $F$ . Cela rend la fusion de données floue une solution efficace où les données sensorielles vagues ou partielles sont floues en utilisant une fonction d'appartenance progressive. Les données floues peuvent ensuite être combinées en utilisant des règles floues pour produire une ou plusieurs sorties de fusion floue. Les règles de fusion floue peuvent être divisées en catégories conjonctive et disjonctive. Des exemples de la première sont les suivants [Khaleghi,2013]:

$$\mu_1^\cap = \min [\mu_{F_1}(x), \mu_{F_2}(x)] \quad \forall x \in X \quad (1.6)$$

$$\mu_2^\cap = \mu_{F_1}(x) \cdot \mu_{F_2}(x) \quad \forall x \in X \quad (1.7)$$

Ces relations représentent respectivement l'intersection standard et le produit de deux ensembles flous. Ainsi les exemples de la deuxième catégorie de fusion floue sont :

$$\mu_1^\cup = \max [\mu_{F_1}(x), \mu_{F_2}(x)] \quad \forall x \in X \quad (1.8)$$

$$\mu_2^\cup = \mu_{F_1}(x) + \mu_{F_2}(x) - \mu_{F_1}(x) \cdot \mu_{F_2}(x) \quad \forall x \in X \quad (1.9)$$

Ils représentent respectivement l'union standard et la somme algébrique de deux ensembles flous. Les règles de fusion floue conjonctive sont considérées comme appropriées lors de la fusion de données fournies par des sources également fiables et homogènes. D'un autre côté,

des règles disjonctives sont déployées quand (au moins) l'une des sources est jugée fiable, et que l'on ne connaît pas, ou lors de la fusion des données hautement conflictuelles [Khaleghi,2013].

En conséquence, certaines règles de fusion floue adaptative ont été développées comme un compromis entre les deux catégories qui peuvent être appliquées dans les deux cas [Khaleghi,2013]. La règle de fusion suivante proposée dans [Dubois,1994] est un exemple de fusion floue adaptative:

$$\mu_{Adaptative}(x) = \max \left\{ \frac{\mu_i^\cap(x)}{h(\mu_{F_1}(x), \mu_{F_2}(x))}, \min \{ 1 - h(\mu_{F_1}(x), \mu_{F_2}(x)), \mu_j^\cup(x) \} \right\} \forall x \in X \quad (1.10)$$

Où  $h(\mu_{F_1}(x), \mu_{F_2}(x))$  mesure le degré de conflit entre les fonctions d'appartenance progressive  $\mu_{F_1}$  et  $\mu_{F_2}$ , définies comme suite :

$$h(\mu_{F_1}(x), \mu_{F_2}(x)) = \max(\min \{ \mu_{F_1}(x), \mu_{F_2}(x) \}) \forall x \in X \quad (1.11)$$

Et  $\mu_i^\cap$  et  $\mu_j^\cup$  sont, respectivement, les règles désirées de fusion floue conjonctive et disjonctive.

Contrairement aux théories de probabilités et de preuves, qui sont bien adaptées à la modélisation de l'incertitude d'appartenance d'une cible dans une classe d'objets bien définie, la théorie des ensembles flous est bien adaptée à la modélisation de l'appartenance floue d'une cible dans une classe mal définie [Khaleghi,2013].

Cependant, à l'instar de la théorie des probabilités qui nécessite une connaissance préalable des distributions de probabilités, la théorie des ensembles flous sollicite des fonctions d'appartenance antérieures pour différents ensembles flous. La théorie des ensembles flous est particulièrement utile pour représenter et fusionner des données vagues produites par des experts humains d'une manière linguistique [Khaleghi,2013].

### 1.3.3.3. Fusion de fonction de croyance

La théorie des fonctions de croyance a été initiée à partir du travail de Dempster [Dempster,1968], puis a été mathématiquement formalisée par Shafer [Shafer,1976] vers une théorie générale du raisonnement basée sur l'évidence. La théorie des fonctions de croyance est une méthode populaire pour traiter l'incertitude et l'imprécision avec un cadre de raisonnement évidentiel théoriquement attrayant. La théorie de Dempster-Shafer introduit la notion d'assigner des croyances et des plausibilités à des hypothèses possibles de mesure avec la règle de combinaison requise pour les fusionner [Khaleghi,2013].

Mathématiquement, considérons  $X$  pour représenter tous les états possibles d'un système (appelé également cadre de discernement), et l'ensemble des puissances  $2^X$  pour représenter l'ensemble de tous les sous-ensembles possibles de  $X$ . Contrairement à la théorie des probabilités qui attribue une masse probabiliste à chaque élément de  $X$ , la théorie de

Dempster-Shafer assigne la masse de croyance  $m$  à chaque élément  $E$  de  $2^X$ , qui représente des propositions possibles concernant l'état du système  $x$ . La fonction  $m$  a deux propriétés comme suit [Khaleghi,2013]:

$$m(\phi) = 0 \quad (1.12)$$

$$\sum_{E \in 2^X} m(E) = 1 \quad (1.13)$$

Pour toute proposition  $E$ ,  $m(E)$  représente la proportion d'évidence disponibles qui supporte l'affirmation que l'état actuel du système  $x$  appartient à  $E$ . Habituellement,  $m$  est non nul pour un nombre limité d'ensembles appelés les éléments focaux. En utilisant  $m$ , un intervalle de probabilité peut être obtenu pour  $E$  comme suit [Khaleghi,2013]:

$$bel(E) \leq P(E) \leq pl(E) \quad (1.14)$$

Où  $bel(E)$  est appelée croyance de  $E$  et est définie comme  $bel(E) = \sum_{B \subseteq E} m(B)$ , ainsi,  $pl(E)$  est appelée plausibilité de  $E$  et est définie comme  $pl(E) = \sum_{B \cap E \neq \phi} m(B)$ .

Les évidences provenant des capteurs sont généralement fusionnées en utilisant la règle de combinaison de Dempster. Considérons deux sources d'information avec les fonctions de masse de croyance  $m_1$  et  $m_2$ , respectivement. La fonction de masse de croyance conjointe  $m_{1,2}$  est calculée comme ci-dessous [Khaleghi,2013]:

$$m_{1,2}(E) = (m_1 \oplus m_2)(E) = \frac{1}{1-K} \sum_{B \cap C = E \neq \phi} m_1(B)m_2(C) \quad (1.15)$$

$$m_{1,2}(\phi) = 0 \quad (1.16)$$

Où  $K$  représente la mesure du niveau de conflit entre les sources, elle est déterminé par:

$$K = \sum_{B \cap C = \phi} m_1(B)m_2(C) \quad (1.17)$$

L'utilisation de la théorie de Dempster-Shafer pour le problème de la fusion de données a été présentée pour la première fois en 1981 par Garvey et al. [Garvey,1981]. Contrairement à l'inférence bayésienne, la théorie de Dempster-Shafer permet à chaque source de fournir des informations à différents niveaux de détail. Par exemple, un capteur peut fournir des informations pour distinguer des entités individuelles, alors que d'autres capteurs peuvent fournir des informations pour distinguer des classes d'entités. De plus, la théorie D-S n'attribue pas de probabilités a priori à des propositions inconnues; Les probabilités sont attribuées uniquement lorsque l'information de support est disponible [Khaleghi,2013].

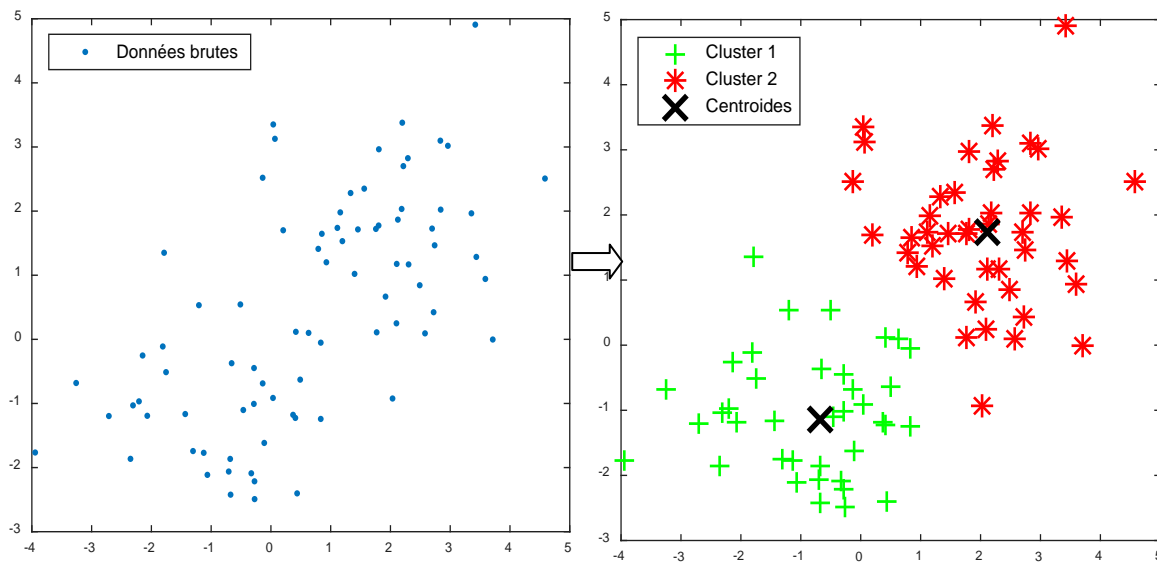
### 1.3.4. Fusion de données basée sur la classification

#### 1.3.4.1. $K$ -Moyennes

L'algorithme de  $K$ -moyennes [MacQueen,1967], est l'une des méthodes d'apprentissage non supervisés les plus simples résolvant le problème bien connu de 'clustering'. Sa technique de

‘clustering’ simple et facile, permet de classer un ensemble de données fourni à travers  $K$  clusters, où le nombre  $K$  est fixé a priori.

Commençons par une description de l'algorithme de base. Nous choisissons d'abord  $K$  centroïdes initiaux, où  $K$  est un paramètre spécifié par l'utilisateur, à savoir, le nombre de groupes souhaités. Chaque point est ensuite assigné au centroïde le plus proche, et chaque ensemble de points assignés à un centroïde est un groupe (cluster). Le centroïde de chaque groupe est ensuite mis à jour en fonction des points attribués au groupe. Nous répétons les étapes d'affectation et de mise à jour jusqu'à ce qu'aucun point ne modifie les clusters, ou de manière équivalente, jusqu'à ce que les centroïdes restent les mêmes [Tan,2018]. (Voir l'exemple illustré dans la figure 1.17).



**Figure 1.17-** Partitionnement des points donnés en deux clusters avec définition de leurs Centroïdes ( $K_{\text{moyennes}}=2$ ).

Enfin, cet algorithme vise à minimiser une fonction d'erreur au carré définie comme suit [Tan,2018]:

$$J = \sum_{i=1}^K \sum_{x \in C_i} \text{dist}(c_i, x)^2 \quad (1.18)$$

Où  $\text{dist}(c_i, x)^2$  est une mesure de distance entre un point de données  $x$  et le centre du cluster  $c_i$ .

---

### L'algorithme basique de $K$ -moyennes [Tan,2018]

---

**Sélectionner**  $K$  points comme centroïdes initiaux.

**Répéter**

Former des  $K$  cluster en assignant chaque point à son centroïde le plus proche.

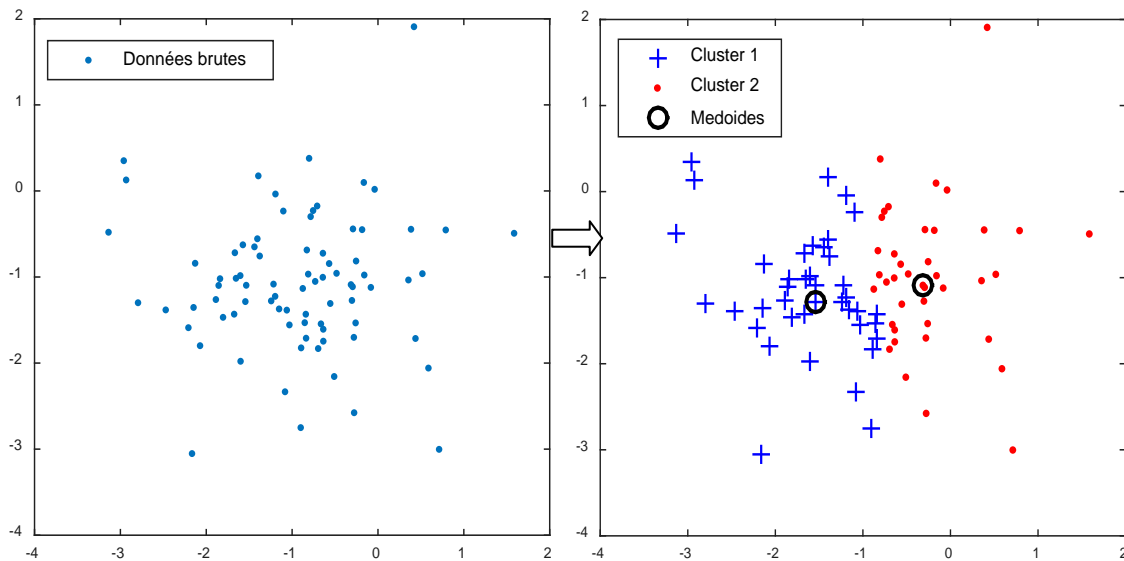
Recalculer le centroïde de chaque groupe.

**Jusqu'à** ce que les centroïdes ne changent pas.

---

### 1.3.4.2. K-Médoïdes

L'algorithme de  $K$ -Moyennes est sensible aux valeurs aberrantes car un objet de très grande valeur peut déformer considérablement la distribution des données [Velmurugan,2012] [Park,2009] [Kaufmann,1987]. Au lieu de prendre la valeur moyenne des objets dans un cluster comme point de référence, un médoïde peut être utilisé, qui est l'objet le plus central dans un cluster. Ainsi, le procédé de partitionnement peut encore être effectué sur la base du principe de minimisation de la somme des dissimilarités entre chaque objet et son point de référence correspondant. Ceci constitue la base de la méthode de partitionnement de  $K$ -Médoïdes [Velmurugan,2012].



**Figure 1.18-** Partitionnement des points donnés en deux clusters avec définition de leurs Médoïdes ( $K_{\text{médoïdes}}=2$ ).

La stratégie de base des algorithmes de clustering  $K$ -Médoïdes consiste à trouver  $k$  clusters dans  $n$  objets en trouvant d'abord arbitrairement un objet représentatif (les médoïdes) pour chaque cluster. Chaque objet restant est regroupé avec le médoïde auquel il est le plus similaire. La méthode  $K$ -Médoïdes utilise des objets représentatifs comme points de référence au lieu de prendre la valeur moyenne des objets dans chaque cluster (Figure 1.18), c'est le point clé de cette méthode. L'algorithme prend le paramètre d'entrée  $k$ , le nombre de clusters à partitionner parmi un ensemble de  $n$  objets [Velmurugan,2012].

Après une première sélection aléatoire initiale de  $K$  médoïdes, l'algorithme essaie à plusieurs reprises de faire un meilleur choix de médoïdes [Jiawei,2006][Hae-Sang,2006]. Par conséquent, l'algorithme est souvent appelé algorithme représentatif basé sur un objet.

L'algorithme typique de  $K$ -Médoïdes pour le partitionnement basé sur des objets médoïdes ou centraux est le suivant [Velmurugan,2012]:

---

#### L'algorithme basique de $K$ -Médoïdes

---

**En entrée:**  $K$  : Le nombre de clusters et  $D$ : Un ensemble de données contenant  $n$  objets.

**En sortie:** Un ensemble de  $K$  clusters qui minimise la somme des dissimilarités de tous les

---

objets à leur médoïde le plus proche.

**Méthode:**

**Choisir** arbitrairement  $K$  objets dans  $D$  comme les objets représentatifs initiaux.

**Répéter:**

Assigner chaque objet restant au cluster avec le médoïde le plus proche.

Sélectionner aléatoirement un objet non médoïde  $O_{aléatoire}$ .

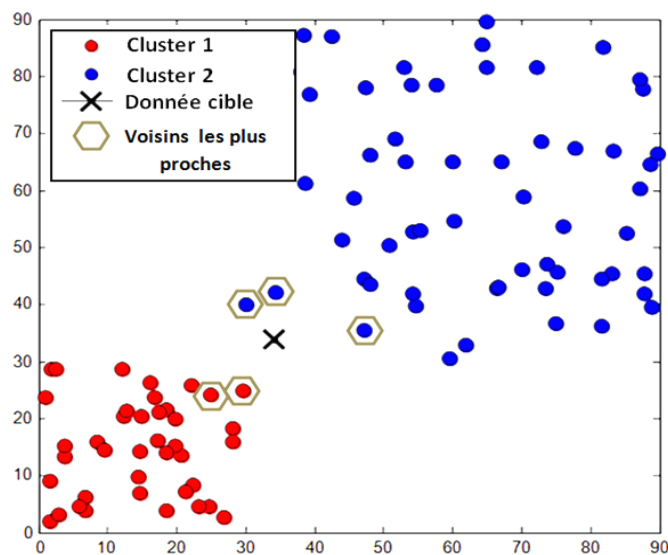
Calculer le coût total  $S$  d'échange de l'objet  $O_j$  avec  $O_{aléatoire}$ .

si  $S < 0$  alors permuter  $O_j$  avec  $O_{aléatoire}$  pour former le nouvel ensemble de  $K$ -médoïdes.

**Jusqu'à** ce qu'aucun changement ne se produit.

**1.3.4.3. K-Plus Proches Voisins**

Parmi les algorithmes d'apprentissage supervisé les plus connus, la méthode  $K$ -PPV (KNN en anglais) ou  $K$ -plus proches voisins [Schowengerdt,1997] [Coomans,1982] [Kotu,2015], a été appliquée depuis les années 70 dans de nombreuses applications telles que la reconnaissance de formes et l'estimation statistique, etc.. [Jabbar,2013]. C'est un classifieur qui dispose au départ d'une base de données d'apprentissage de  $n$  clusters, utilisée pour estimer la sortie 's' associée à l'entrée 'e'. Cette méthode est basée sur la classification des données à travers un système de vote établie sur ses  $K$  voisins les plus proches, ces objets voisins sont mesurés par une fonction de similarité (distance) par rapport aux données. Enfin les données à classer sont attribuées au cluster ayant une prédominance de  $K$ voisins parmi les autres clusters. Si  $K = 1$ , les données seront simplement assignées au cluster du plus proche voisin. (Voir l'exemple illustré dans la figure 1.19).



**Figure 1.19-** Déploiement de deux clusters sur deux dimensions avec une donnée à classifier (exemple de  $K_{voisins}=5$ ).

Pour sélectionner les  $K$  voisins les plus proches, les mesures de similarité sont d'abord effectuées par les calculs de distance, généralement, la distance de Minkowski [Kardi,2015] : Soit  $X = (x_1, x_2 \dots, x_q)$  et  $Y = (y_1, y_2 \dots, y_q)$  deux points (où  $X, Y \in \mathbb{R}^q$ , la distance de Minkowski entre ces points est appliquée par la formule suivante:

$$DM = (\sum_{i=1}^q (|x_i - y_i|)^p)^{\frac{1}{p}} \quad (1.19)$$

A noter que les paramètres  $p$  et  $q$  sont choisis selon l'application par l'utilisateur.

Par ailleurs, il est recommandé de choisir, en général, un  $K$  plus grand (entre 1 et 10) [Ciaburro,2017]. Ainsi, il est préférable de choisir une valeur optimale pour  $K$  (impair de préférence) en inspectant d'abord les données. En général, une grande valeur de  $K$  est plus précise car elle réduit le bruit global mais il n'y a aucune garantie [Ciaburro,2017].

---

**L'algorithme  $K$ -PPV (résumé) [Bronshtein,2017]**

---

- 1) **Définir** le nombre positif  $K$ , avec l'entrée ' $e$ '.
  - 2) **Identifier** les  $K$  entrées appartenant à la base de données et qui sont les plus proches voisins de la donnée ' $e$ '.
  - 3) **Définir** le cluster avec une dominance de  $K$  voisins parmi les autres clusters.
  - 4) **Affecter** la donnée ' $e$ ' au cluster sélectionné.
- 

## 1.4. Conclusion

Chaque année, des milliers de feux de forêts à travers le monde provoquent des dégâts physiques, biologiques et environnementales qui dépassent la mesure et la description. Cette catastrophe a suscité l'intérêt de la recherche scientifique pendant de nombreuses années ; Des techniques mondiales et des technologies utilisées pour la détection des incendies des forêts ont été présentées dans la première partie du chapitre, parmi ces technologies récentes, figure celle des réseaux de capteurs sans fil (RCSF); elle s'est avérée, plus performante et plus prometteuse. Cette technologie a été introduite dans la deuxième partie des généralités en citant les aspects généraux de l'architecture du réseau et les applications. Ainsi, afin d'exploiter et de traiter les données collectées dans un RCSF, la fusion de données apparaît comme une discipline employée pour la combinaison des informations des différentes sources afin d'augmenter la signification d'une telle masse de données ; Différentes architectures connues de fusion ont été présentées dans la dernière partie du chapitre, à savoir l'architecture centralisée, décentralisée, hiérarchisée et distribuée, enchaînées par quelques théories de fusion qui ont été développées au cours des dernières décennies, ces méthodes de fusion discutées sont de types : probabiliste, de raisonnement flou, de croyances et ainsi de classification ( $K$ -moyennes,  $K$ -médoïdes, et  $K$ -PPV).

Dans les chapitres suivants, nous proposerons nos contributions de modèles de fusion de données multi-capteurs ; Nous décrirons l'architecture de chaque approche de fusion, ainsi, nous détaillerons les composants de chaque architectures. Des résultats de simulations d'expériences suivront chaque approche pour l'évaluation de leurs performances.

## **Chapitre 2**

---

**Modèle robuste de fusion de données multi-capteurs  
pour la détection des incendies des forêts**

## Chapitre 2 – Modèle robuste de fusion de données multi-capteurs pour la détection des incendies des forêts

### 2.1. Introduction

Ce chapitre détaille notre première contribution qui consiste à concevoir un modèle de fusion de données multi-capteurs appliqué dans un système à réseau de capteurs sans fil pour la détection d'incendie. Il convient de noter que ces nœuds capteurs dispersés dans la forêt sont équipés de plusieurs entrées analogiques et d'un pouvoir de résolution élevé, un nœud capteur est capable de collecter et de transférer des données environnementales d'une manière flexible et autonome. Ces données sont, à la base, des mesures physiques de types température, humidité, fumée, etc.

Dans cette application, nous considérons que la transmission de données collectées par ces capteurs se fait périodiquement. Par conséquent, le traitement de la fusion et de la prise de décision, établie au sein du collecteur Sink, sera élaboré aussi d'une manière périodique.

Nous allons présenter ce modèle sur la base de deux niveaux successifs de fusion de données. Ces niveaux sont conçus dans le but de l'amélioration de la fiabilité et la crédibilité de décision du système en se basant sur des ressources d'informations hétérogènes collectées par les nœuds.

Dans le premier niveau de fusion, nous allons commencer par une étude sur la modélisation du signal dérivé du capteur individuel basé sur une séquence de mesures  $\{X\}$  dans une durée déterminée, en appliquant le raisonnement de distribution gaussienne [Ribeiro,2004]. A travers l'utilisation de la fonction de distribution gaussienne modélisant le signal du capteur, nous allons, par la suite, déduire les paramètres : la moyenne  $\mu$  et l'écart type  $\sigma$  estimés de cette séquence de mesures. Ces paramètres seront sollicités dans un traitement de combinaison des signaux homogènes multi-capteurs basé sur l'utilisation du Théorème Limite Centrale (TLC) [Luo,2007] [Ribeiro,2004] ; Ce dernier nous permettra de déduire, le mélange résultant des distributions gaussiennes, représentatif du signal fusionné. Ainsi, nous allons analyser la robustesse de ce traitement de fusion primaire, après une étude comparative sur deux scénarios différents.

Ce niveau est caractérisé par une autre tâche qui consiste à estimer l'instant de changement d'état dans le cas de détection positive d'incendie. Pour cela nous allons appliquer dans ce traitement un algorithme de test séquentiel intitulé CUSUM [Granjon,2013].

Le deuxième niveau de fusion constitue une dernière étape dans le modèle proposé. En se basant sur les décisions primaires produites, et sur les probabilités calculées de détection et de fausse alarme élaborées dans le premier niveau pour chaque catégorie de capteurs, nous allons réaliser un traitement de fusion globale d'informations hétérogènes. Cette opération de fusion est assurée par application de la règle de Chair-Varshney [Chair,1986] permettant de raisonner et de générer la décision finale estimant l'état de la zone surveillée.

## 2.2. Travaux connexes

De nombreux travaux sur la fusion de données multi-capteurs ont été étudiés par des chercheurs et des académiciens.

E. Zervas et al. [Zervas,2011] ont proposé le développement d'un système de fusion de données multi-capteurs, relié à un test séquentiel des sommes cumulées (CUSUM) [Granjon,2013], dans le but de détecter rapidement les incendies. L'algorithme appelé Dempster-Shafer [Shafer,1976] a été ensuite utilisé dans un second niveau de fusion pour raisonner sur les probabilités d'existence du feu.

Wen-Tsai Sug [Sung,2010] a appliqué le théorème de rétro-propagation pour la classification et la fusion de données multi-capteurs. Cet algorithme est basé sur la correction d'erreur avec apprentissage.

Gongbo Zhou et al. [Zhou,2011] ont quantifié plusieurs bits de décision locaux pour les observations de chaque nœud. À cet égard, trois algorithmes de quantification ont été étudiés. Ces algorithmes sont basés sur le poids, les statistiques et la redondance. Les résultats montrent que ces deux derniers peuvent améliorer la capacité du système lorsque les nœuds sont insuffisants. De plus, le système basé sur des statistiques présente une meilleure stabilité, tandis que le système basé sur la redondance présente de meilleures performances lorsque le degré de quantification est élevé.

Z. Chair et al. [Chair,1986] ont décrit leur approche du système de détection dans un RCSF basée sur une structure proposée de fusion de données qui permet la combinaison des décisions individuelles des détecteurs, tout en minimisant la probabilité d'erreur globale ; à noter que les décisions individuelles estimées, sont pondérées en fonction de leur fiabilité.

## 2.3. Approche proposée

### 2.3.1. Architecture générale du système

Dans cette étude, les micro-capteurs sont dispersés dans toute la zone géographique couverte par la forêt. Ces nœuds coopèrent et permettent la collecte et la transmission périodique de données environnementales de la température, l'humidité et la fumée. Par la suite, tous ces échantillons seront transmis au nœud récepteur puits (Sink), sur lequel l'analyse des opérations et la fusion des données seront effectuées. Le Sink, après son traitement de fusion, fonctionne comme une passerelle ; il transmet à son tour ces mesures ainsi que son estimation finale d'état via Internet (ou à travers une liaison par satellite) à la station de base, comme indiqué sur la Figure 2.1.

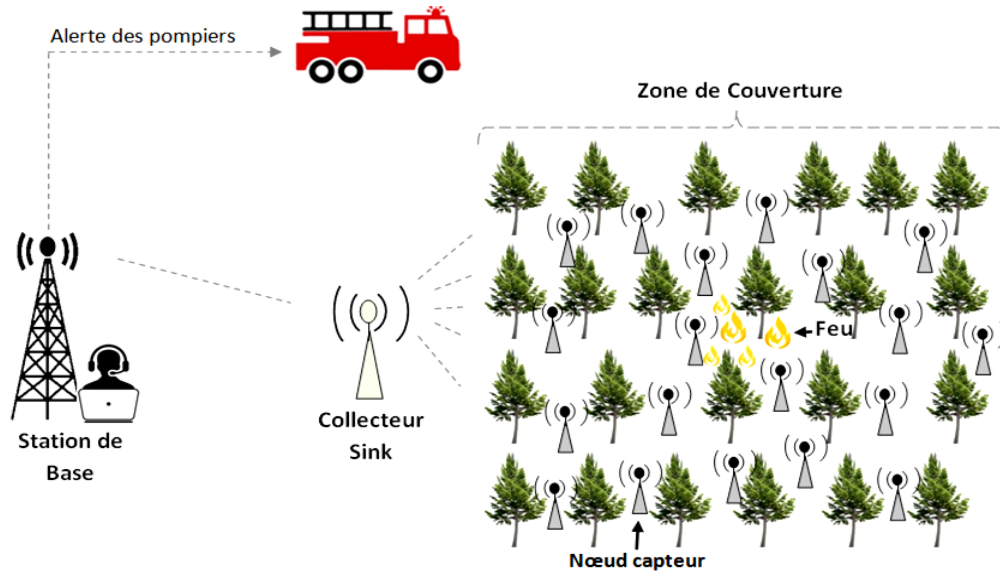


Figure 2.1- Architecture du système de surveillance et de détection de feux de forêt basé sur le RCSF.

### 2.3.2. Modèle de fusion proposé

Comme nous l'avons déjà introduit dans la section d'introduction, notre approche de fusion de données et de prise de décision est constituée de deux niveaux majeurs d'intégration, ces deux niveaux sont présentés brièvement comme suite :

Dans le premier niveau de fusion de données, les signaux d'observation homogènes collectés par les capteurs dans une période déterminée sont modélisés par des fonctions de densités de probabilités gaussiennes à travers lesquelles nous estimons les paramètres de moyennes et d'écart types qui sont relatifs à chaque signal. Ces paramètres sont constamment utilisés pour une opération de fusion homogène grâce à l'application du Théorème Limite Centrale : TLC [Luo,2007] [Ribeiro,2004]. Ensuite, en se basant sur les paramètres résultants du mélange de densités de probabilités qui modélise le signal fusionné, les probabilités de détection et de fausse alarme, sont définies et attribuées pour chaque signal homogène fusionné. La décision initiale binaire basée sur le rapport de vraisemblance [Granjon,2013] [Aziz,2014] est ensuite produite pour chaque catégorie de capteurs.

En cas de décision positive, un calcul de la somme cumulée [Granjon,2013] est effectué afin d'estimer l'instant de changement dans les caractéristiques du signal fusionné; C'est le moment du basculement de l'hypothèse  $HT0$  d'état normale (Non-feu) à l'hypothèse  $HT1$  d'état du danger (Feu).

Dans le second niveau de fusion, toutes les probabilités de détection et les probabilités de fausse alarme ainsi que les décisions, provenant en parallèle de chaque traitement de fusion homogène, sont acheminées et combinées dans le centre de fusion globale en utilisant la règle de fusion Chair-Varshney : RCV [Chair,1986]. Cette phase est capable de produire une décision unifiée basée sur les informations hétérogènes.

Le processus de fusion est illustré à la Figure 2.2. Ainsi, les étapes constituant ce modèle seront bien détaillées dans les prochaines sections.

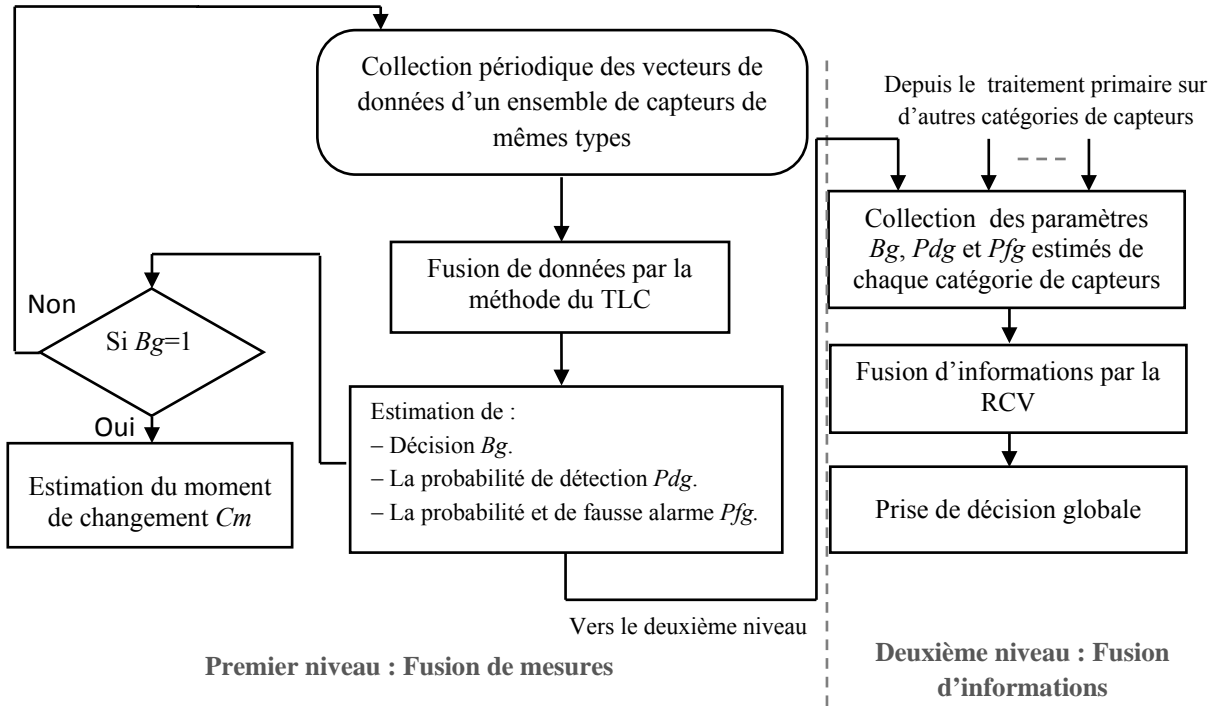


Figure 2.2- Processus proposé de fusion et de prise de décision.

### 2.3.3. Modélisation d'observations du capteur

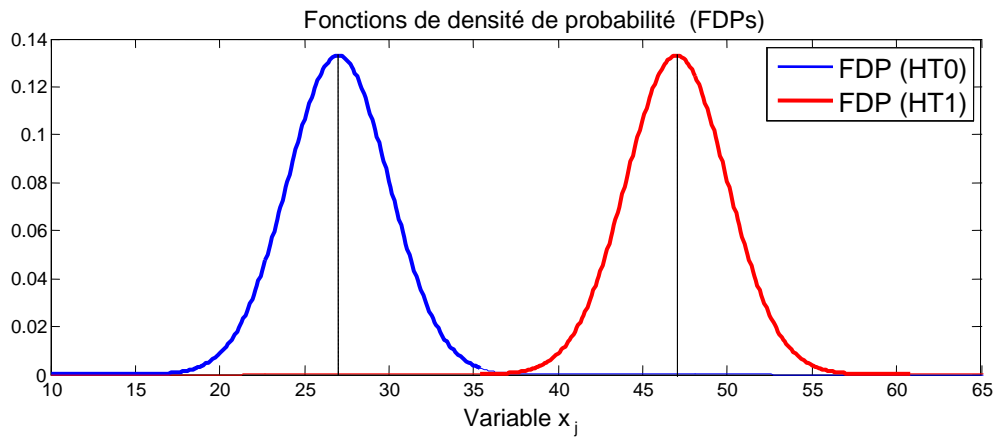
Généralement les mesures fournies par un capteur déployé dans la nature ont un comportement aléatoire mais qui se concentrent autour d'une moyenne référentielle globale. Dans cette étude, nous considérons  $X\{x_1, x_2 \dots x_s\}$  un vecteur de variables aléatoires qui représente une séquence de  $s$  mesures (homogènes) indépendantes notés  $x_j$  (avec  $j=1, \dots, s$ ) collectées par un capteur individuel dans un intervalle temporelle  $\tau$  (cet intervalle est fixé à 120 secondes dans notre cas). Nous considérons que le vecteur  $X$  est modélisé par une fonction de densité de probabilité résumée par l'expression de  $f_0=f(x_j ; \mu_0, \sigma)$  dans l'hypothèse  $HT0$  d'état normale (Non-feu), ainsi par  $f_1 = f(x_j ; \mu_F, \sigma)$  dans l'hypothèse  $HT1$  d'état du danger (Feu), où le paramètre de moyenne  $\mu_0$  est supposé connu a priori, tandis que les paramètres  $\mu_F$  et  $\sigma$  doivent être estimés.

Les expressions mathématiques représentatives des distributions gaussiennes  $f_0$  et  $f_1$  formées dans les deux hypothèses ( $HT0$ :Non-feu) et ( $HT1$ : Feu) sont respectivement illustrées comme suite [Ribeiro,2004] [Zervas,2011]:

$$f(x_j ; \mu_0, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x_j - \mu_0)^2}{2\sigma^2}} \quad (2.1)$$

$$f(x_j ; \mu_F, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x_j - \mu_F)^2}{2\sigma^2}} \quad (2.2)$$

La fonction de densité de probabilité (FDP) ou Gaussienne [Ribeiro,2004] est une courbe en forme de cloche qui est symétrique par rapport à la moyenne  $\mu$  et qui atteint sa valeur maximale de  $\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \cong \frac{0.399}{\sigma}$  quand  $x=\mu$  (Figure 2.3).



**Figure 2.3-** Exemple des distributions normales (Gaussiennes) dans les deux hypothèses (*HT0* et *HT1*).

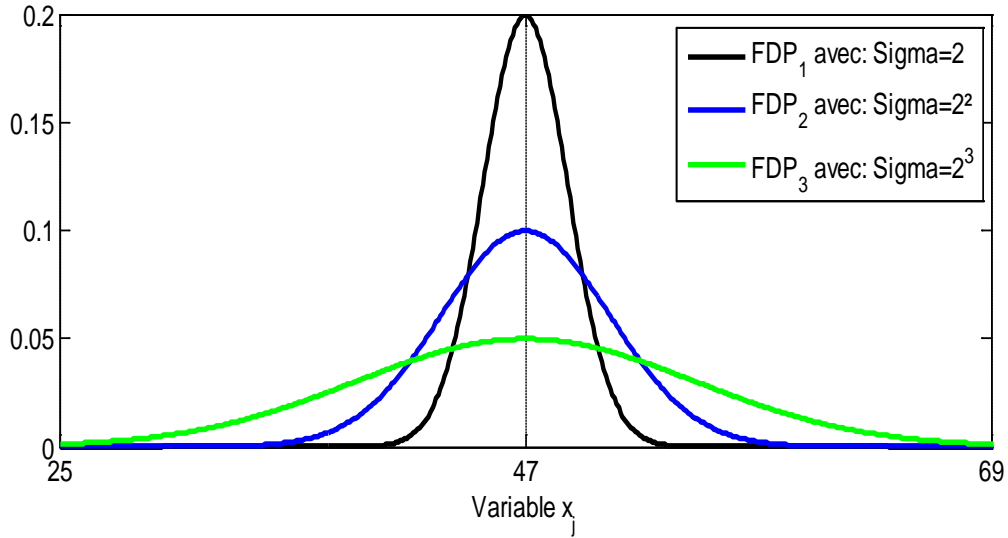
La FDP gaussienne est caractérisée par sa moyenne  $\mu$  et sa variance  $\sigma^2$ . Ces deux paramètres peuvent être obtenus théoriquement, à partir de la FDP comme suite [Ribeiro,2004] :

$$\mu = E[X] = \int_{-\infty}^{\infty} x f(x) dx \quad (2.3)$$

$$\sigma^2 = E[(X - \mu)^2] = \int_{-\infty}^{\infty} (x - \mu)^2 f(x) dx \quad (2.4)$$

La moyenne  $\mu$ , représente le centroïde de la FDP. Dans le cas de cette fonction gaussienne, la moyenne est aussi le point où la fonction est maximale. La variance  $\sigma^2$  est une mesure de la dispersion de la variable aléatoire autour de la moyenne [Ribeiro,2004].

Le fait que l'équation de la densité de probabilité (2.1) soit complètement caractérisée par deux paramètres, ( $\mu$  et  $\sigma^2$ ), cela rend son utilisation très commune dans la caractérisation de l'incertitude [Ribeiro,2004], notamment dans cette application environnementale. Il est courant d'utiliser la FDP gaussienne pour caractériser statistiquement les mesures des capteurs, dispersées dans la nature, que ça proviennent des capteurs détectant le feu, loin d'événement ou fournissant des mesures erronées. Ces observations peuvent changer brusquement suite à un changement soudain de l'environnement ou en raison du dysfonctionnement des nœuds de capteurs. Ceci implique que les changements de la valeur moyenne ainsi que la variance du modèle de distribution sont modifiés par les changements dans les observations des nœuds de capteurs.



**Figure 2.4-** Exemple de FDPs de même moyenne ( $\mu = 47$ ) et avec des écarts types  $\sigma$  différents.

Les FDPs représentées dans la Figure 2.4 ont la même moyenne  $\mu = 47$ , et de variances différentes :  $\sigma^2_1 > \sigma^2_2 > \sigma^2_3$ , montrant que plus la variance est grande, plus la dispersion autour de la moyenne est grande. Cette variance est caractérisée dans le système comme un paramètre de bruit qui peut influencer négativement la qualité de l'information et donc la fiabilité de détection et de prise de décision.

Ainsi pour estimer réellement l'écart type  $\sigma$  à partir d'un ensemble d'échantillons  $x_j$  collectés, sachant que nous disposons au préalable de la vraie valeur de la moyenne  $\mu$ , nous pouvons utiliser généralement l'estimateur de l'écart type donné par l'équation suivante :

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{s} \sum_{j=1}^s (x_j - \mu)^2} \quad (2.5)$$

Dans l'équation (2.5), la moyenne  $\mu$  présente représente une valeur réelle de la distribution des  $x_j$  ; en revanche, dans notre application le paramètre  $\mu$  reste inconnu, ce qui impose que la moyenne doit être aussi estimée à partir de ce vecteur d'échantillons. Cela est réalisé grâce à l'estimateur représenté par la formule suivante [Xiang,2014] :

$$\bar{x} = \frac{1}{s} \sum_{j=1}^s x_j \quad (2.6)$$

Ainsi, en se basant sur les deux équations précédentes (2.5) et (2.6) l'estimation finale de l'écart type, notée  $S_j$ , devient représentée par la formule suivante [Xiang,2014] :

$$S_j = \sqrt{\frac{1}{s-1} \sum_{j=1}^s (x_j - \bar{x})^2} \quad (2.7)$$

Dans la suite du travail, les paramètres estimés de l'écart types et de la moyenne (notés ici  $S_j$  et  $\bar{x}$ ) seront respectivement appelés  $\sigma$  et  $\mu$ .

### 2.3.4. Fusion des distributions gaussiennes : traitement primaire

Après avoir modélisé les observations indépendantes collectées par un capteur dans une période  $\tau$  déterminée, et estimé par la suite sa moyenne  $\mu_j$  et sa variance  $\sigma_j^2$ , une nouvelle étape de fusion de données de niveau primaire est envisagée, afin de combiner les  $n$  signaux reçus. Ces signaux sont mesurés par  $n$  capteurs déployés, et fusionnés en un seul signal descriptif global. A noter que cette fusion de niveau primaire, traite les signaux reçus de quantités physiques similaires. Alors, nous focalisons l'étude sur un nombre de  $n=20$  capteurs de température  $CT_i$  appartenant à  $n$  nœuds déployés. Ces derniers sont supposés de mêmes caractéristiques techniques initiales ; ainsi, le raisonnement sera similaire pour les autres capteurs comme ceux d'humidité et de fumée.

Dans ce réseau formé par  $n$  capteurs, nous considérons  $(XT_1, XT_2, \dots, XT_n)$  un ensemble de vecteurs de  $s$  échantillons collectées par  $n$  capteurs individuels de température  $CT_i$ , dont chaque vecteur  $XT_i \{x_{T_{1,i}}, x_{T_{2,i}}, \dots, x_{T_{s,i}}\}$  (Avec  $i=1,2,\dots,n$ ), suit une densité de probabilité notée  $f_i(x_{T_{j,i}}; \mu_{T_i}, \sigma_{T_i})$ . La fusion de ces densités est réalisée en appliquant le théorème limite central (TLC) [Salina,2014] [Ribeiro,2004] illustré par les équations suivantes :

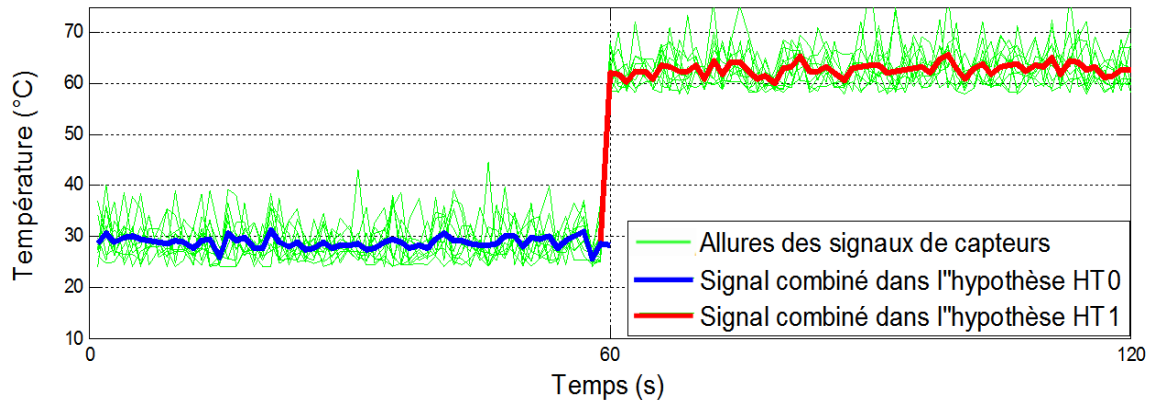
$$\left. \begin{aligned} x_{TLC_{T_1}} &= \sigma_{TLC_T}^2 \sum_{i=1}^n (\sigma_{T_i}^{-2} x_{T_{1,i}}) \\ x_{TLC_{T_2}} &= \sigma_{TLC_T}^2 \sum_{i=1}^n (\sigma_{T_i}^{-2} x_{T_{2,i}}) \\ x_{TLC_{T_3}} &= \sigma_{TLC_T}^2 \sum_{i=1}^n (\sigma_{T_i}^{-2} x_{T_{3,i}}) \\ &\vdots \\ x_{TLC_{T_s}} &= \sigma_{TLC_T}^2 \sum_{i=1}^n (\sigma_{T_i}^{-2} x_{T_{s,i}}) \end{aligned} \right\} \text{Vecteur du signal} \quad (2.8)$$

résultant  $X_{TLC_T}$

Avec  $\sigma_{TLC_T}^2$  est la variance globale estimée ; elle est déterminée par l'équation suivante:

$$\sigma_{TLC_T}^2 = \left( \sum_{i=1}^n (\sigma_{T_i}^{-2}) \right)^{-1} \quad (2.9)$$

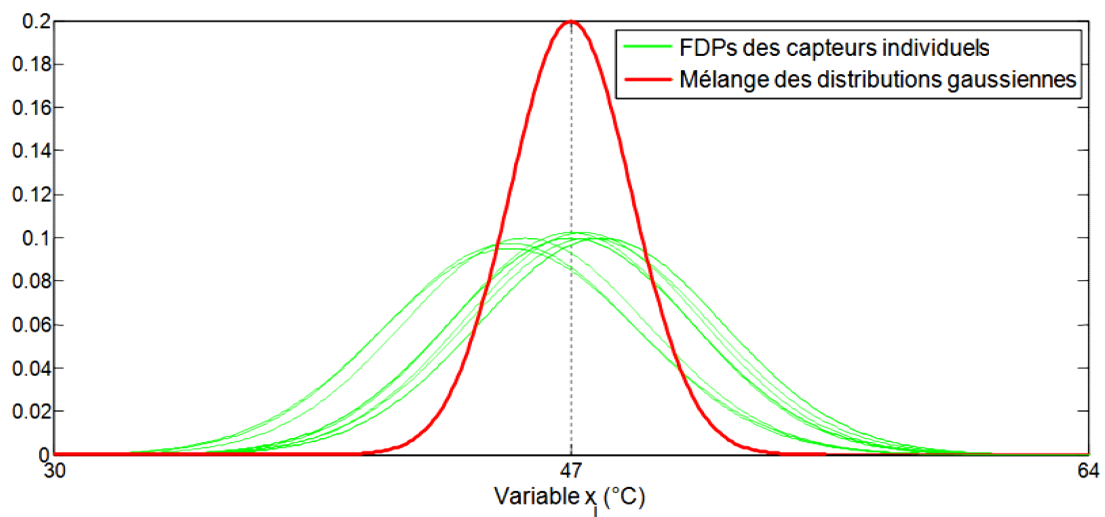
D'après (2.8),  $X_{TLC_T} \{x_{TLC_{T_1}}, x_{TLC_{T_2}}, \dots, x_{TLC_{T_s}}\}$  est le vecteur de données résultant, il est basé sur la fusion d'échantillons indépendants parvenus par  $n$  capteurs de température durant un intervalle de temps  $\tau$ . Ce vecteur incarne aussi l'allure du signal fusionné et restitué de température comme le montre la Figure 2.5.



**Figure 2.5-** Exemple d'allure du signal combiné illustré dans les deux hypothèses  $HT0$  et  $HT1$ .

La Figure 2.5, représente le signal combiné de température  $X_{TLC_T}$  basé sur les  $n$  vecteurs d'observations. Dans la même figure, l'allure du signal passe d'un état normal (trait en bleu) à un état de danger (trait en rouge) à partir de l'instant  $t=60$  secondes ; depuis lequel la moyenne de la température passe de  $27^\circ\text{C}$  à plus de  $47^\circ\text{C}$  (le seuil).

Ce signal combiné, doit être analysé à ce stade, en considérant que la modélisation du signal basé sur ces échantillons s'établit de la même manière que celle d'un seul capteur. Nous pouvons par conséquent déduire la densité de probabilité gaussienne résultante basée sur les nouveaux paramètres déterminés à partir des formules décrites en (2.6), (2.8) et (2.9). Cette densité de probabilité peut être représentée dans l'une des deux hypothèses, l'hypothèse du cas normal ou de Non-feu ( $HT0$ ) et l'hypothèse d'existence d'événement du Feu ( $HT1$ ). Suite à l'exemple précédent illustré sur la Figure 2.5, le mélange des distributions gaussiennes extrait à partir du signal combiné est représenté dans la Figure 2.6.



**Figure 2.6-** Résultat d'un mélange de ( $n=10$ ) distributions gaussiennes dans  $HT1$ .

Afin d'évaluer les performances de la méthode de fusion appliquée, en se basant sur des observations périodiques de ces capteurs de température, deux scénarios d'expériences différentes ont été élaborés. Une comparaison de performance est réalisée sur les deux scénarios entre la règle de fusion par TLC et la méthode

de fusion basique appelée Combinaison de Gains Egaux CGE (Equal-Gain Combining) [Niu,2006][Hussain,2015].

Il reste à noter que la CGE est une méthode de fusion de données qui se base sur la moyenne d'une population de données. Cette méthode ne nécessite pas d'informations a priori, sa performance de détection, pour une gamme large de SNR (Rapport signal/bruit), est meilleure par rapport aux règles de fusion: MRC et Chair-Varshney [Niu,2006]. Elle est simple à mettre en oeuvre.

Cette fusion est décrite par les équations suivantes:

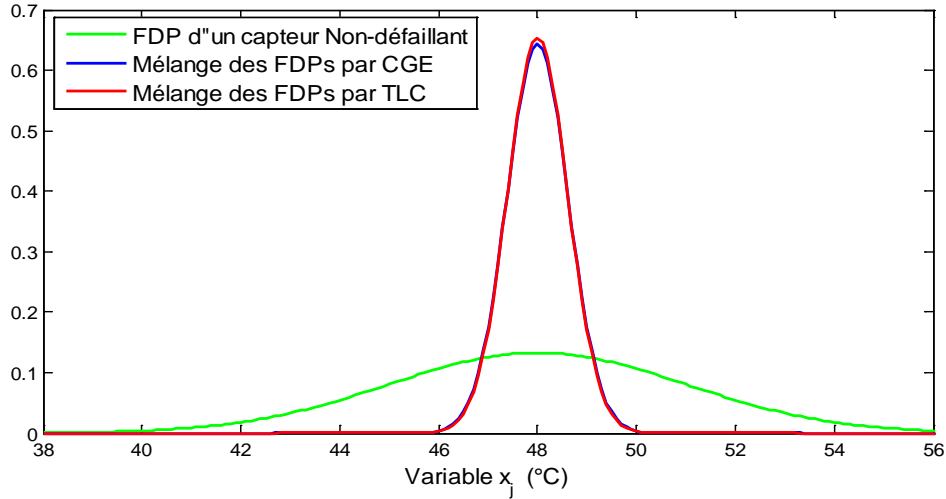
$$\left. \begin{aligned} x_{CGE_{T_1}} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{T_1,i} \\ x_{CGE_{T_2}} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{T_2,i} \\ &\vdots \\ x_{CGE_{T_s}} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{T_s,i} \end{aligned} \right\} \begin{array}{l} \text{Vecteur du Signal} \\ X_{CGE_T} \end{array} \quad (2.10)$$

Où  $X_{CGE_T} \{x_{CGE_{T_1}}, x_{CGE_{T_2}}, \dots, x_{CGE_{T_s}}\}$  représente un vecteur de  $s$  données indépendantes de température, où chaque donnée membre représente un résultat d'une moyenne de  $n$  échantillons de température.

**- Premier scénario :**

Dans ce scénario, l'expérience est adoptée sur la base de vingt capteurs de température dispersés dans la même zone de couverture, en supposant que leurs signaux d'observation collectés pendant une période de  $\tau = 120$  secondes ont les mêmes paramètres de bruit (ce qui implique que  $\sigma_{T_1} = \sigma_{T_2} \dots = \sigma_{T_{20}} = \sigma_T$ ).

Dans un premier cas, la règle de fusion du TLC est appliquée directement sur ces échantillons de température collectés pour estimer l'écart-type  $\sigma_{TLC_T}$  et la moyenne  $\mu_{TLC_T}$ , ces paramètres sont obtenus grâce au vecteur résultant de données fusionnées de température  $X_{TLC_T}$ . De l'autre côté, les mêmes observations sont également combinées et fusionnées par la règle de fusion CGE, et après déduction des deux paramètres, les distributions gaussiennes sont constituées pour chaque règle de fusion comme il est montré sur la Figure 2.7.



**Figure 2.7-** Comparaison des distributions gaussiennes (premier scénario).

Il est clair que les densités de probabilités gaussiennes caractérisant le résultat des règles de fusion TLC et CGE dans la Figure 2.7 sont presque identiques. Une autre similarité de performance est déduite également après représentation des courbes de performance ROC [JA,1989] [Hajian-Tilaki,2013] dans la Figure 2.8, caractérisée par la probabilité de détection  $Pdg_T$  par rapport à la probabilité de fausse alarme  $Pfg_T$  ; cette dernière qui est illustrée dans la Figure 2.9 renforce, dans le même sens, la même constatation. Ces probabilités de détection et de fausse alarme, sont élaborées au préalable d'après le raisonnement suivant :

Soit  $f_{Ref_T}$  une fonction de densité de probabilité référentielle dans le système, incarnant une situation normale d'hypothèse  $H_{T0}$ . Cette densité est définie par une moyenne de référence  $\mu_{ref_T}=27^\circ\text{C}$  et un écart type  $\sigma_{ref_T}$  supposé égale à l'écart type estimé lors de l'application de chaque méthode (TLC et CGE). Sachant que  $f_{TLC_T}$  représente la fonction de densité de probabilité obtenue, nous pouvons déduire la probabilité de détection [Al Hage,2016] dans la méthode de TLC par l'expression suivante:

$$Pdg_{TLC_T} = \int_{TH_T}^{+\infty} f_{TLC_T}(x) dx \quad (2.11)$$

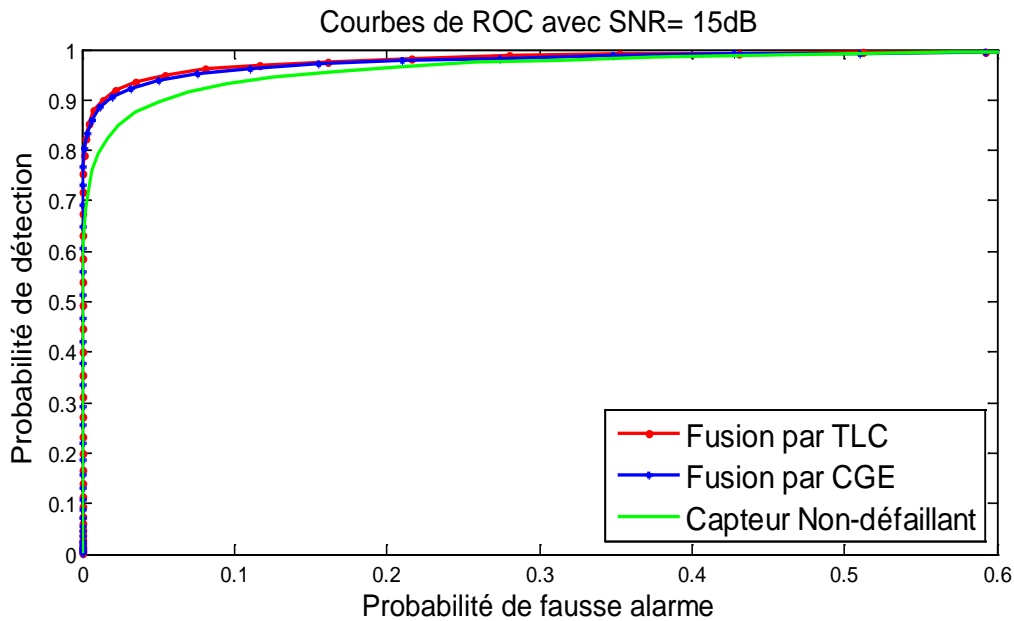
De même pour la  $f_{CGE_T}$  obtenue, sa probabilité estimée de détection est la suivante :

$$Pdg_{CGE_t} = \int_{TH_T}^{+\infty} f_{CGE_T}(x) dx \quad (2.12)$$

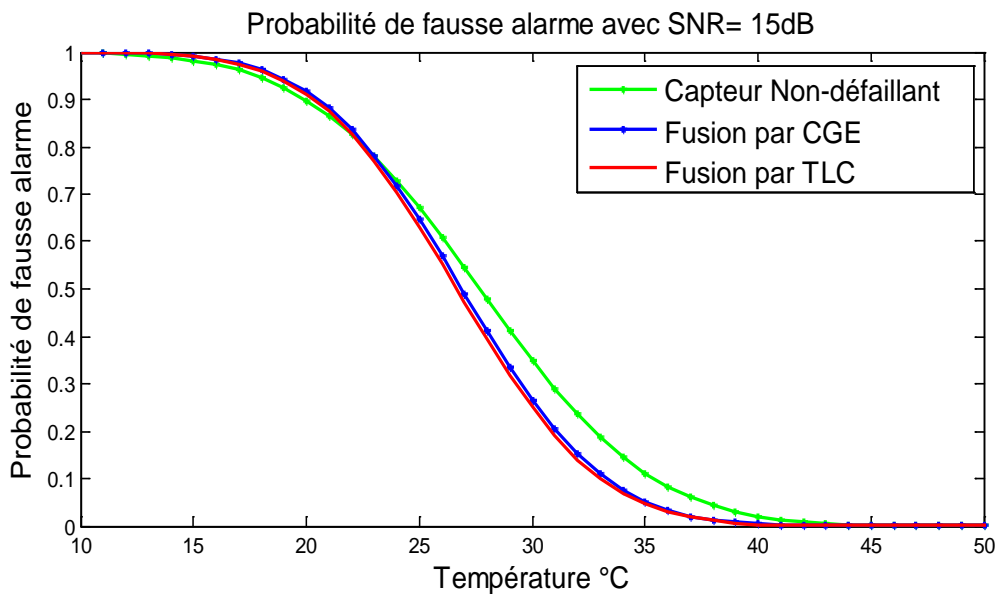
Tandis que la probabilité de fausse alarme [Al Hage,2016] est définie dans les deux méthodes par un calcul d'intégral illustré comme suit:

$$Pfg_t = \int_{TH_T}^{\infty} f_{Ref_T}(x) dx \quad (2.13)$$

A noter que  $TH_T$  est un seuil, spécifique à la catégorie de température, il est supposé être fixé et configuré d'une manière appropriée par l'utilisateur.



**Figure 2.8-** Traçage des courbes de ROC sur la base des deux règles de fusion TLC et CGE et du signal d'un capteur de température singulier (Non-défaillant). Cas d'un rapport signal / bruit: SNR = 15dB (premier scénario).



**Figure 2.9-** Résultats de probabilités de fausse alarme par rapport à la variation de température. Cas d'un rapport signal / bruit: SNR = 15dB (premier scénario).

Les résultats montrent que les deux méthodes estiment presque les mêmes paramètres  $\sigma$  et  $\mu$  comme le montre aussi le Tableau 2.1. Cette similarité de la méthode de fusion est évidente même théoriquement, puisque tous les paramètres de bruit  $\sigma_{T_i}$  calculés pour chaque capteur d'observation sont, a priori, supposés presque égaux. Donc, sachant que  $\sigma_{T_1} = \sigma_{T_2} = \dots = \sigma_{T_{20}} = \sigma_T$ , et en se basant sur l'équation (2.9), nous aurons alors une variance estimée de:  $\sigma_{TLC_T}^2 = \frac{\sigma_T^2}{n}$  (avec  $n=20$  dans notre cas). En remplaçant, l'expression de  $\sigma_{TLC_T}^2$  dans la première équation de (2.8), nous obtenons le résultat du premier échantillon fusionné, dont

l'expression devient:  $x_{TLC_{T_1}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{T_{1,i}}$ . Nous pouvons constater, par conséquent, que l'équation de fusion par le TLC passe automatiquement à l'équation de CGE.

**Tableau 2.1-** Paramètres estimés dans le premier scénario.

	Capteurs $CT_{(1,..,20)}$	Fusion par CGE	Fusion par TLC
<b>Ecart type</b>	3	0.62	0.61
<b>Moyenne</b>	48	47.99	47.99

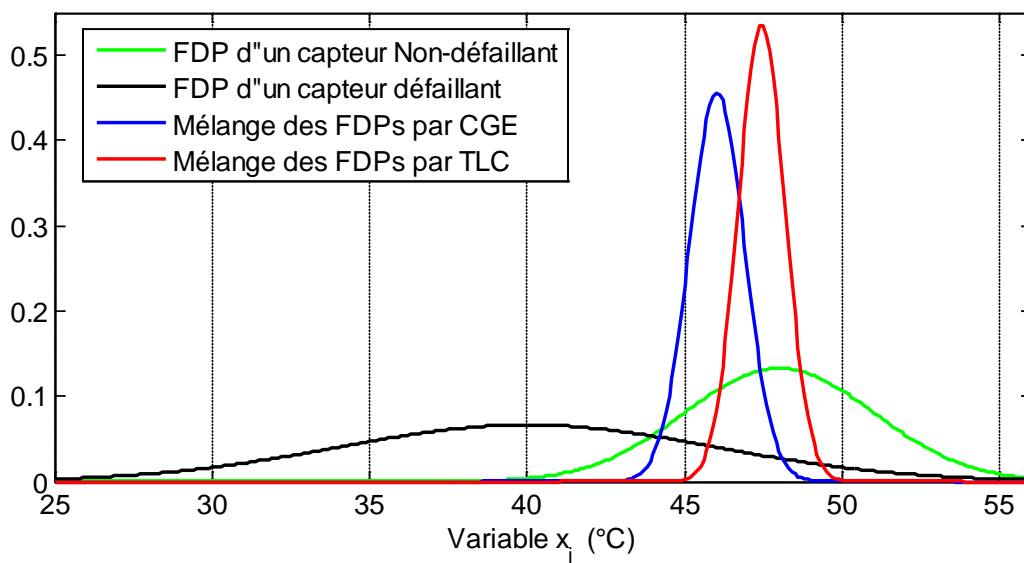
En outre, nous pouvons noter que le paramètre de bruit a diminué dans les deux résultats de fusion, ce qui réduit l'influence de la probabilité de fausse alarme dans les deux méthodes face à celle calculée à partir d'un capteur singulier.

- **Deuxième scénario :**

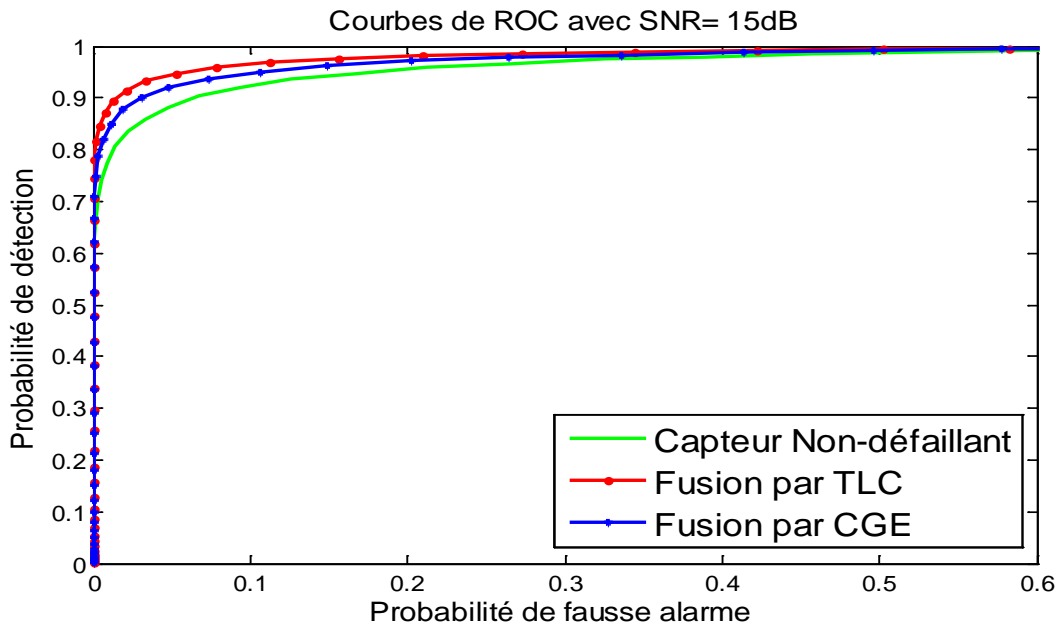
Le même raisonnement d'étude est conduit, mais cette fois, nous supposons que cinq capteurs (notés  $CT_1, CT_2, CT_3, CT_4, CT_5$ ) sélectionnés parmi vingt présentent une défaillance et délivrent des signaux avec différents paramètres de bruit ( $\sigma_{T(1,..,5)} \neq \sigma_{T(6,..,20)}$ ) et de moyennes ( $\mu_{T(1,..,5)} \neq \mu_{T(6,..,20)}$ ), comme indiqué dans le Tableau 2.2.

**Tableau 2.2-** Paramètres estimés dans le deuxième scénario.

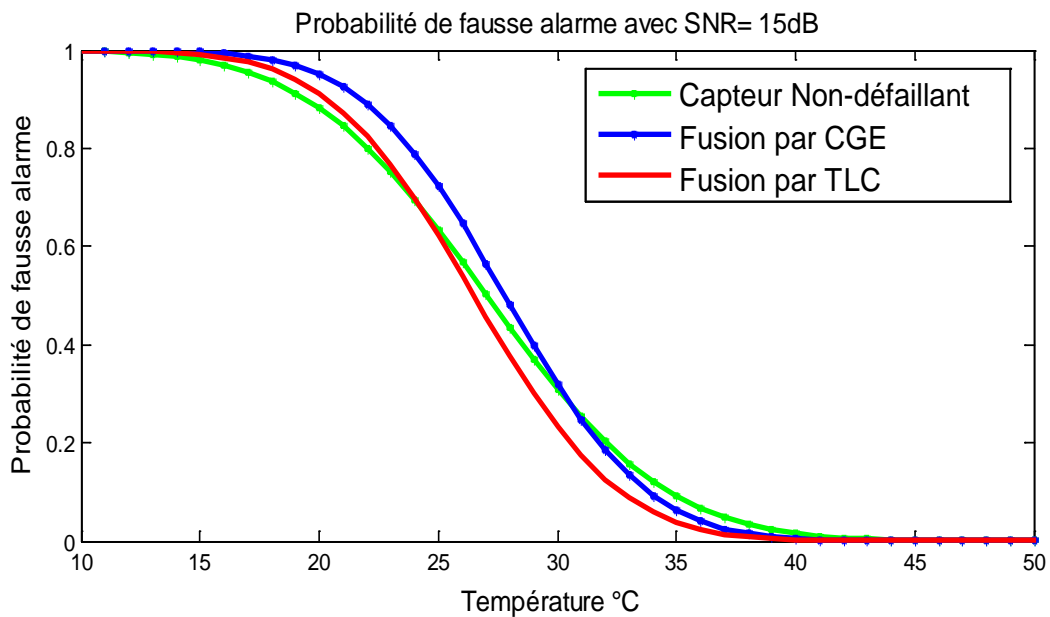
	Capteurs défaillants $CT_{(1,..,5)}$	Capteurs Non-défaillants $CT_{(6,..,20)}$	Fusion par CGE	Fusion par CLT
<b>Ecart type</b>	6	3	0.86	0.78
<b>Moyenne</b>	40	48	46.18	47.56



**Figure 2.10-** Comparaison des distributions gaussiennes (deuxième scénario).



**Figure 2.11-** Traçage des courbes de ROC sur la base des deux règles de fusion TLC et CGE et du signal d'un capteur de température singulier (Non-défaillant).  
Cas d'un rapport signal / bruit: SNR = 15dB (deuxième scénario).



**Figure 2.12-** Résultats de probabilités de fausse alarme par rapport à la variation de température.  
Cas d'un rapport signal / bruit: SNR = 15dB (deuxième scénario).

D'après le Tableau 2.2, il apparait bien que les paramètres de bruits résultants dans les deux règles de fusion: CGE et TLC, sont assez proches mais non identiques, où on peut remarquer que leurs écarts types estimés présentent une diminution remarquable en comparaison à l'écart type du signal du capteur individuel. En revanche, d'après la Figure 2.10, la méthode de fusion par la règle de TLC s'avère plus stable et plus performante dans l'estimation de la moyenne, malgré les valeurs introduites des moyennes erronées

de cinq capteurs  $CT_1, CT_2, CT_3, CT_4$  et  $CT_5$ . Cette stabilité de performance est approuvée aussi par la courbe de ROC dans la Figure 2.11 et dans la Figure 2.12. Finalement, nous pouvons déduire que la fusion par CLT est plus performante et plus stable, même en cas de réception des données erronées ou bruitées de certains capteurs.

### 2.3.5. Prise de décision primaire

Après avoir estimé la densité globale de probabilité par rapport au ressources de température qui est basée sur le signal du vecteur de données fusionnées  $X_{TLC_T} \{x_{TLC_{T_1}}, x_{TLC_{T_2}}, \dots, x_{TLC_{T_5}}\}$ , il reste à préciser, donc, dans quelle hypothèse ( $HT0$  ou  $HT1$ ) appartient cette population de données fusionnées. Par conséquent, il faut envisager une exécution d'un test fiable d'appartenance qui permettra d'affirmer l'existence ou l'absence de l'événement (Incendie). Pour cela, une solution drivée de la théorie de la détection est appliquée. Elle consiste à utiliser ce que l'on appelle le test du rapport de vraisemblance [Kay,1998] [McGee,2002].

Le rapport de vraisemblance (RV, LR en anglais) est utilisé dans cette application pour interpréter le test de diagnostic de la zone environnementale surveillée. Fondamentalement, à travers cette mesure de degré de similarité de signaux, on peut estimer la probabilité que cette zone forestière peut être atteinte par ce danger ; plus, le rapport est élevé, plus il est susceptible d'avoir un cas d'incendie. Inversement, un rapport faible signifie qu'il y'a moins de risque. Par conséquent, ces rapports peuvent aider à ce niveau à statuer ou exclure un événement d'incendie.

Alors en se basant sur la densité de probabilité de référence  $f_{Ref_T}$  et la densité de probabilité obtenue par la méthode de TLC  $f_{TLC_T}$ , le rapport de vraisemblance nommée  $RG_T$  est défini comme suit [Aziz,2014]:

$$RG_T = \log \left[ \frac{f_{TLC_T}}{f_{Ref_T}} \right] \quad (2.14)$$

Finalement la décision primaire basée sur la catégorie de capteurs de température est estimée à partir du résultat obtenue du rapport  $RG_T$ . Cette décision développée est de nature binaire, son raisonnement repose sur l'expression suivante [Aziz,2014] :

$$Bg_T = \begin{cases} 1, & \text{si } RG_T \geq SR_T \\ 0, & \text{Autrement} \end{cases} \quad (2.15)$$

Où  $SR_T$  représente un seuil du test du rapport qui doit être fixé par l'utilisateur selon la sensibilité désirée, il dépend essentiellement du seuil  $TH_T$  de température fixé au préalable.

Le même raisonnement de prise de décision est supposé être réalisé dans cette étape sur les autres catégories de capteurs de types telles que l'humidité et la fumée...Etc. Nous pouvons en sortir alors par un vecteur de décisions binaires qui sera sollicité et affecté pour un nouveau traitement de fusion de type hétérogène d'un niveau secondaire.

### 2.3.6. Détection du moment de changement

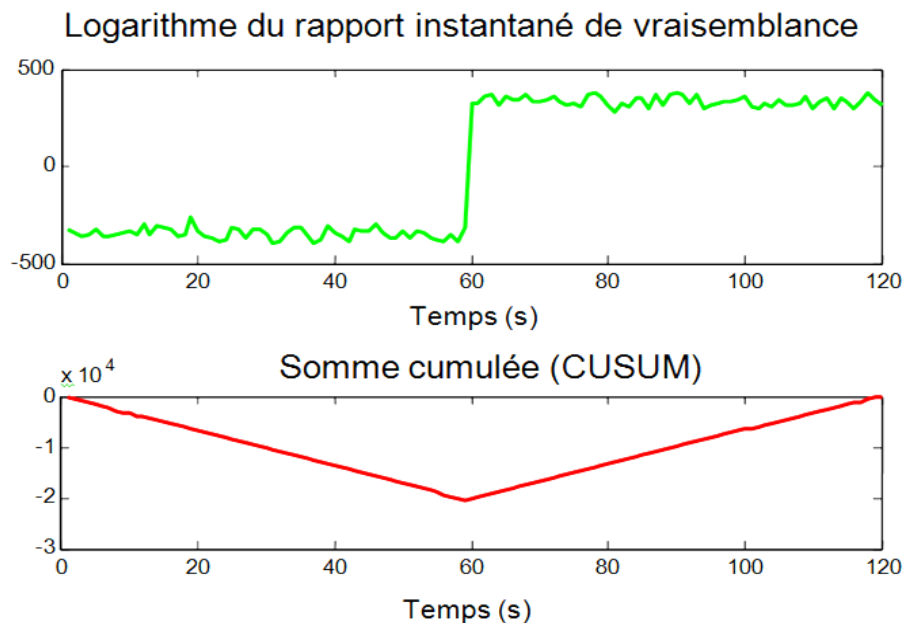
Dans cette partie nous sommes intéressés par la détection du changement (appelée aussi : rupture) dans les caractéristiques du signal combiné de la séquence résultante  $X_{TLC_T}$ , ainsi que d'estimer l'instant de ce changement noté  $cm_T$ . Cette étape de détection ne sera effectuée que si la valeur binaire de la décision locale passe à '1', ce résultat binaire traduit, par conséquent, le passage de l'hypothèse  $H_{T0}$  vers l'hypothèse  $H_{T1}$ .

Revenons à l'exemple de la Figure 2.5 illustrant l'allure d'un signal fusionné de température où sa moyenne croit de 27°C à plus de 47°C à un instant 't' (où  $t=60s$  dans la simulation) supposé inconnu dans cette partie et doit être estimé.

A ce moment, un calcul de somme cumulée intitulé CUSUM [Granjon,2013] est exécuté afin de déterminer l'instant de rupture, c'est-à-dire l'instant de passage de l'hypothèse  $H_{T0}$  à l'hypothèse  $H_{T1}$ . Le test CUSUM est un algorithme prometteur pour détecter séquentiellement les changements. Il est basé sur la somme cumulée des rapports instantanés de vraisemblance des deux distributions gaussiennes qui sont dans cette application: la densité  $f_{TLC_T}$  estimée sur celle qui est enregistrée de référence  $f_{Ref_T}$ . Le calcul de CUSUM peut être effectué par la fonction suivante:

$$C_{sum} = \sum_{t=1}^{\tau} RVS_t \quad (2.16)$$

$RVS_t$  représente le logarithme du rapport instantané de vraisemblance [Granjon,2013] entre la densité de  $f_{TLC_T}$  et la densité de  $f_{Ref_T}$ . L'allure de la fonction du logarithme du rapport instantané de vraisemblance ainsi que celle du comportement de CUSUM sur le signal fusionné, sont illustrés dans la Figure 2.13.

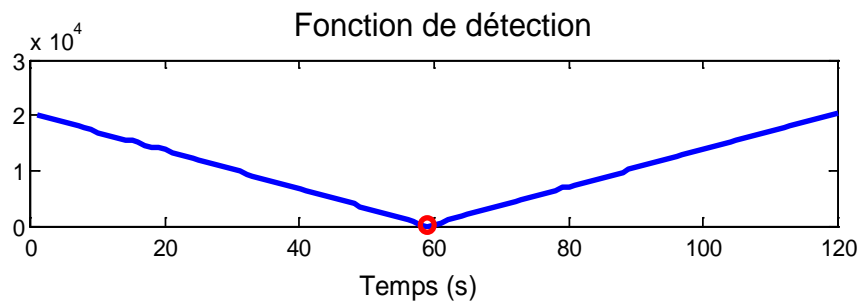


**Figure 2.13-** Comportement typique des fonctions de RVS et de CUSUM.

Nous pouvons déterminer à partir de (2.16), la fonction de détection de rupture [Granjon,2013], comme décrit par l'équation suivante:

$$Gt_{\tau} = C_{sum} - \min(C_{sum}^t) \quad 1 \leq t \leq \tau \quad (2.17)$$

L'équation (2.17) montre que la fonction de détection  $Gt_{\tau}$  est la valeur actuelle de la somme cumulée  $C_{sum}$  moins sa valeur minimale actuelle. Ainsi, le comportement typique de la fonction de détection  $Gt_{\tau}$  devient représenté comme sur la Figure 2.14.



**Figure 2.14-** Comportement typique de la fonction de détection

Comme nous pouvons constater, d'après la Figure 2.14, la fonction de  $Gt_{\tau}$  dans sa minimale, touche l'axe des temps au moment de changement  $Cm_T$ ; ce dernier représente alors l'instant qui suit le minimum actuel de  $Gt_{\tau}$ . Par conséquent, la valeur estimée de  $Cm_T$  dans cette application est approximative de 60 secondes.

### 2.3.7. Fusion hétérogène : traitement secondaire

En considérant que cette application comprend d'autres types de capteurs que la température, comme l'humidité et la fumée, le raisonnement de la partie précédente sera le même pour chaque catégorie de mesure ; par conséquent, nous avons deux autres décision binaires d'humidité et de fumée intitulées  $Bg_H$  et  $Bg_F$  qui sont obtenues à partir de l'équation (2.15). D'autre part, nous pouvons déduire à partir de l'équation (2.11) ainsi que l'équation (2.13) les paramètres  $Pdg_H$ ,  $Pfg_H$  et  $Pdg_F$ ,  $Pfg_F$  qui représentent les probabilités estimées à partir des signaux combinés d'humidité et de fumée. Ces informations de nature décisive et probabilistes sont collectées dans le second niveau de fusion intitulé aussi : le centre de fusion, où la statistique de fusion de Chair-Varshney (RCV) [Niu,2006] [Chair,1986] est utilisée pour élaborer une décision finale sur la présence ou l'absence de la cible 'Événement du feu'. Cette décision collaborative notée  $DF$  est produite à travers l'expression suivante:

$$DF = \sum_{d=1}^{d_{max}=3} DF_d \quad (2.18)$$

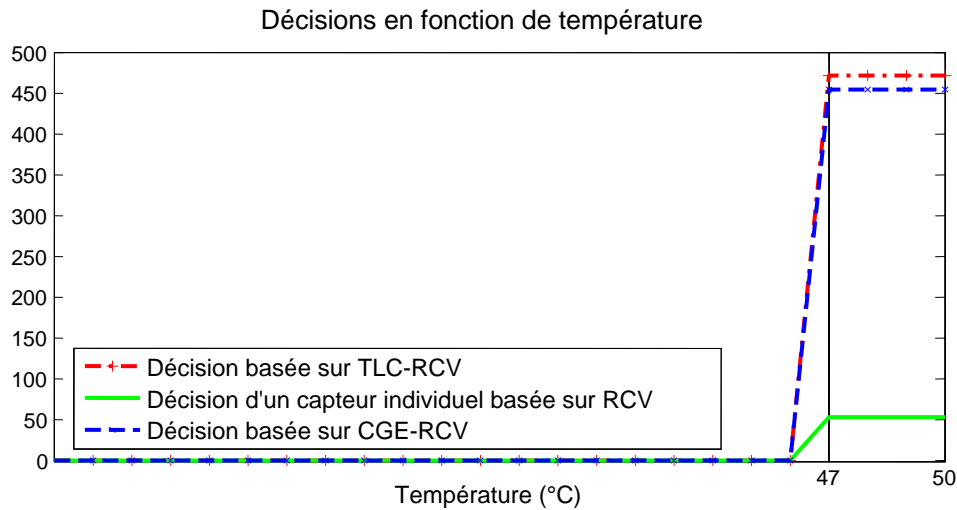
Où  $DF_1$ ,  $DF_2$  et  $DF_3$  sont les décisions binaires de second niveau qui sont respectivement propres à des capteurs de catégories de température, d'humidité et de fumée. Leurs équations sont illustrées comme suite:

$$DF_1 = \left[ Bg_T \ln \frac{Pdg_T}{Pfg_T} + (1 - Bg_T) \ln \frac{1-Pdg_T}{1-Pfg_T} \right] \quad (2.19)$$

$$DF_2 = \left[ Bg_H \ln \frac{Pdg_H}{Pfg_H} + (1 - Bg_H) \ln \frac{1-Pdg_H}{1-Pfg_H} \right] \quad (2.20)$$

$$DF_3 = \left[ Bg_F \ln \frac{Pdg_F}{Pfg_F} + (1 - Bg_F) \ln \frac{1-Pdg_F}{1-Pfg_F} \right] \quad (2.21)$$

La décision  $DF_1$  basée sur les ressources de température est illustrée dans la Figure 2.15.



**Figure 2.15-** Comportements des décisions par rapport à la variation de température.

On remarque bien que toutes les fonctions de décision sont mises à zéro avant 46 °C; cela semble évident du fait que la température est encore loin du seuil de  $TH_T = 47$  °C. À ce stade, la probabilité de détection est encore faible, en revanche, la probabilité de fausse alarme est importante comme le montre la Figure 2.9 et la Figure 2.12. A partir de 46 °C, tout change depuis que la probabilité de détection augmente; en revanche, la probabilité de fausse alarme diminue (voir Figure 2.9 et la Figure 2.12), ce qui explique la montée des trois fonctions de décision à partir de ce point jusqu'au point où ces fonctions deviennent stables.

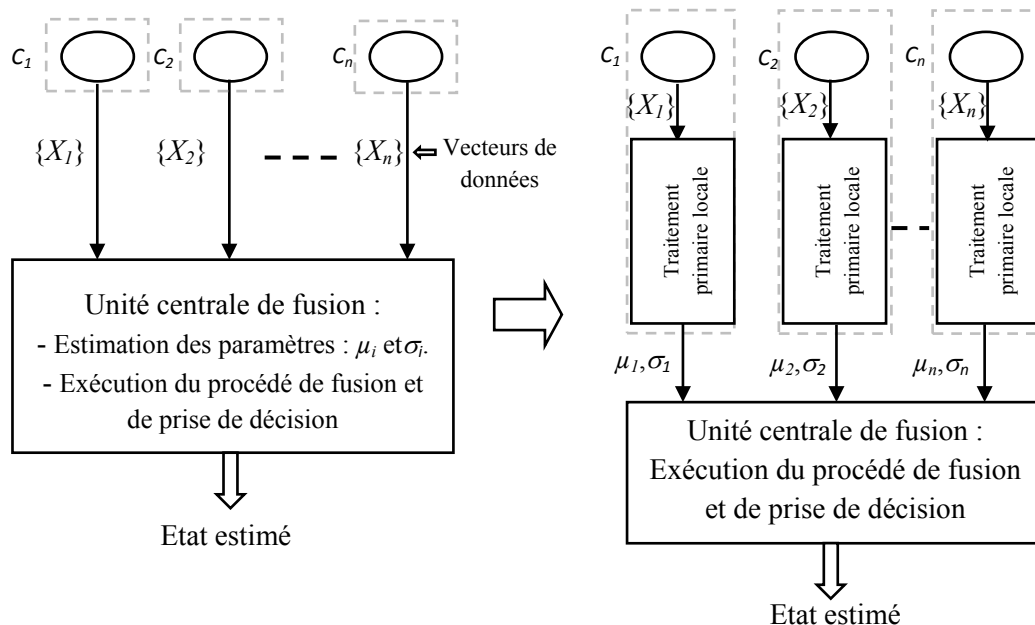
Après 47 °C, on remarque qu'il existe une légère différence de niveau entre les résultats logarithmiques de TLC-RCV et d'CGE-RCV, et cela s'explique par l'écart introduit entre les paramètres de bruit  $\sigma$  résultants, au premier niveau, dans les deux approches (voir Tableau 2.2) sachant que le paramètre  $\sigma$  affecte directement la probabilité de fausse alarme de chacune de ces méthodes. Cela semble évident car selon la Figure 2.12, la meilleure fonction de probabilité de fausse alarme reste celle de TLC. Rappelons aussi la stabilité

avantageuse caractérisant la méthode de TLC dans les cas de réception de certains donnés bruitées collectées par des capteurs défaillants. Tout cela prouve un niveau de valeur logarithmique plus élevée de la méthode TLC-RCV. Sur la base de cette étude comparative, nous pouvons conclure que le modèle proposé est robuste dans la fusion de données et la prise de décision collaborative.

## 2.4. Passage de la structure centrale à la structure hiérarchique

Notre approche proposée se caractérise par l'avantage de flexibilité d'implémentation du modèle de fusion dans un système à RCSF, cette flexibilité réside dans la possibilité du passage d'une architecture centralisée de fusion à une architecture hiérarchisée de fusion tout en gardant le même processus de fusion de données adopté avec une meilleure fluidité de traitement. Ce passage est recommandé en cas d'un grand nombre de nœuds pour réduire la charge imposée à l'unité centrale située dans le collecteur Sink.

Alors au lieu de transmettre directement le vecteur de données collectées par le nœud capteur vers le collecteur Sink, un traitement primaire local de ces données est élaboré a priori au sein de chaque nœud capteur. Les paramètres  $\mu$  et  $\sigma$  résultants de chaque nœud, sont transférés à une seule unité centrale de fusion (intégrée dans le Sink). Celle-ci combine ces données, en exécutant le procédé de fusion proposé, afin de construire finalement une piste globale fusionnée basée sur toutes ces informations hétérogènes (Figure 2.16).



**Figure 2.16-** Passage de l'architecture centralisée du système de fusion à l'architecture hiérarchisée du système de fusion.

## 2.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé une approche de fusion de données multi-capteurs et de prise de décision, capable de produire une estimation autonome, efficace et rapide visant à prévenir contre les incendies de forêt. Cette approche se caractérise par deux niveaux de fusion afin d'améliorer la crédibilité et la fiabilité de la décision en fonction de ressources d'informations hétérogènes collectées par différents capteurs.

Le premier niveau de fusion est consacré à la combinaison de signaux homogènes multi-capteurs grâce au théorème limite central TLC; ce dernier réalise un mélange de distributions gaussiennes à partir duquel nous avons déduit les paramètres :  $\mu$  et  $\sigma$  estimés, représentatifs du signal fusionné résultant de chaque catégorie de capteurs. Nous avons analysé la robustesse de ce traitement de fusion primaire, après une étude comparative sur deux scénarios différents, le résultat indique clairement que la performance de fusion de données par TLC s'avère plus stable est bien meilleure que celle de la règle de fusion par CGE. Les deux méthodes de fusion présentent aussi une bonne fiabilité et une meilleure stabilité de performance par rapport à l'utilisation d'un capteur individuel.

Dans le même niveau, nous avons analysé le signal fusionné résultant pour estimer efficacement l'instant de changement d'état dans un cas de détection positive d'incendie. Cette estimation est produite grâce à l'application de l'algorithme du test séquentiel CUSUM.

En se basant sur les décisions primaires homogènes, les probabilités calculées de détection et de fausse alarme élaborées dans le premier niveau pour chaque catégorie de capteurs, nous avons réalisé un traitement de second niveau de fusion globale d'informations hétérogènes. Ce niveau de fusion permettra de raisonner et de générer la décision finale estimant l'état de la zone surveillée, nous avons introduit pour cela la Règle de Chair-Varshney. Le résultat indique que notre modèle est robuste et efficace en termes de prise de décision.

Dans le prochain chapitre nous allons présenter une autre approche intelligente de fusion de données et de prise de décision. Ce système proposé intègre une technique adoptée de balayage des parties de la zone surveillée, afin de détecter rapidement le feu et de localiser de manière fiable la zone d'incendie même au début de sa propagation surfacique.

## **Chapitre 3**

---

**Mécanisme hybride de détection précoce et de suivi efficace de feux de forêts**

## Chapitre 3 — Mécanisme hybride de détection précoce et de suivi efficace de feux de forêts

### 3.1. Introduction

Dans le contexte de l'étude de la fiabilité des alertes, il est affirmé d'après plusieurs travaux connexes que la fusion des mesures multi-capteurs joue un rôle primordial pour une bonne fiabilité de l'alerte. Cependant, plusieurs modèles de fusion (comme dans [Zervas,2011]) traitent la question de l'alerte en fonction de l'acquisition de données fournies par les nœuds déployés dans la zone environnementale. En cas d'incendie et au début, des minorités des nœuds proches d'événement détectent immédiatement le feu, tandis que les autres qui sont encore loin de l'événement traduisent encore un état normal. Le système exécute alors son raisonnement en fonction de toutes les données collectées. Alors, un tel raisonnement nécessite une propagation suffisante du feu avant qu'il ne soit détecté par le système, ce qui génère systématiquement un délai d'alerte pouvant provoquer des dégâts sur une grande partie de la zone d'environnement surveillée.

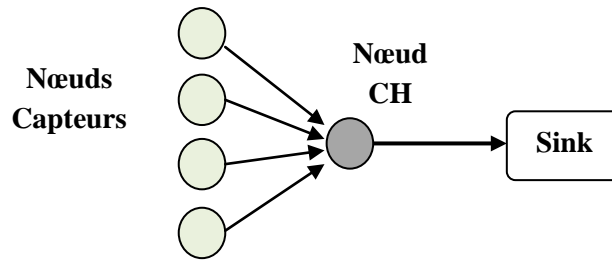
En outre, de nombreuses approches proposées par les chercheurs (comme dans [Zervas,2011]) n'ont pas abordé le traitement du filtrage de l'information, opération intéressante permettant d'éviter l'impact de données erronées sur le traitement de la fusion d'informations.

C'est à cet égard que nous allons présenter dans ce chapitre une architecture intelligente de fusion de données, associée à une technique de balayage des parties de la zone surveillée, afin de détecter rapidement le feu et de localiser de manière fiable la zone d'incendie même au début de sa propagation surfacique. Un tel modèle prend également en compte l'élimination intelligente des informations collectées erronées.

### 3.2. Position du problème et solution proposée

#### 3.2.1. Problématiques et objectifs du travail effectué

Dans cette section, nous présentons une brève description du modèle hybride, conçu pour s'intégrer dans un système à RCSF. Tout d'abord, nous considérons un RCSF avec un nombre important de nœuds capteurs répartis d'une manière matricielle dans une zone environnementale carrée. Chaque nœud déployé est capable de collecter, traiter, et transférer ses données d'une manière autonome. D'autre part ces nœuds utilisés ont la capacité dépasser d'un état du nœud-capteur normal à l'état du nœud chef de groupe (CH : Cluster Head) [Manjunatha,2008] sur lequel se ferait l'opération d'agrégation et de fusion de données transférées par ses plus proches voisins. Ce CH est engagé également pour transférer les données vers le Sink (définie dans cette application comme une station de base), l'architecture générale de ce réseau est illustrée dans la Figure 3.1.

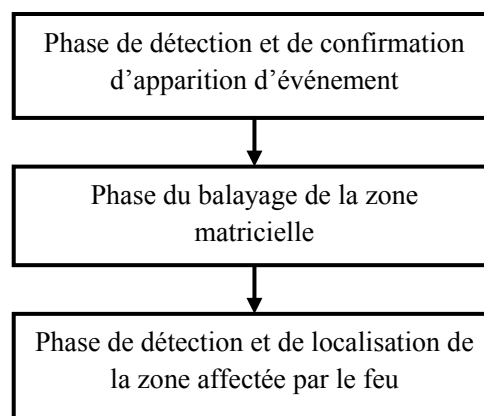


**Figure 3.1-** Architecture du réseau exploité.

Chaque nœud capteur est doté d'une unité de traitement, capable d'exécuter des opérations de traitement local après l'acquisition des échantillons, ainsi de raisonner et de fournir une décision individuelle sur une éventuelle apparition d'incendie. Cependant, une alerte déclenchée de la part d'un nœud individuel est une information qui n'est pas crédible et donc peu fiable; car leurs capteurs intégrés peuvent signaler des lectures erronées pour un certain nombre de raisons : telles que des défauts de fabrication possibles ou des conditions environnementales inhabituelles. Pour résoudre ce problème, il est nécessaire, avant de transférer le message d'alerte à la station de base, de s'assurer de la certitude de cette détection du feu par collaboration ; en effet, le capteur doit coopérer avec les nœuds adjacents les plus proches avant d'affirmer l'apparition d'un tel événement. Ce premier nœud capteur va jouer alors le rôle du CH sur lequel s'effectue un deuxième mode de fusion et de prise de décision basé sur les données collectées par le premier nœud et par ses voisins. La réaction primaire du système sera alors basée sur un nombre limité de capteurs situés proche de l'événement. Par conséquent, le déclenchement de l'alerte devient rapide et fiable dès le début de l'incendie avec un minimum de propagation possible.

Il est très probable que par la suite le feu va rentrer dans sa phase de propagation à partir du point de détection, cette phase nécessite d'envisager une stratégie de suivi efficace de propagation. Pour cet objectif un algorithme a été développé, il est caractérisé par une technique de balayage continue de la zone environnementale ; cette opération de balayage est hybridée par le deuxième mode de fusion de données qui est exécuté au sein de chaque nœud désigné itérativement comme un nouveau CH.

D'une manière générale, ce système contient trois phases hiérarchiques essentielles (Figure 3.2), dont chacune contient des étapes qui seront discutée séparément dans la suite du travail.



**Figure 3.2-** Phases essentielles du modèle proposé.

### 3.2.2. Description des étapes

#### 3.2.2.1. Détection primaire du feu

Dans cette partie, nous allons discuter, le procédé proposé de détection rapide d'incendie dès sa première apparition. Ici la détection de danger est affirmée à travers l'exécution de deux modes successives de traitement de fusion et de prise de décision sur la base des données acquises d'un nombre très limité de capteurs situés au voisinage du point d'apparition. La transmission d'information à partir du réseau vers la station de base ne se réalise que si la décision finale est estimée positive dans la zone partielle analysée.

Dans ce système tous les nœuds du réseau sont capables de basculer périodiquement entre deux états majeurs, l'état de sommeil où la consommation de la batterie du nœud est très minimale, et l'état de réveil où les nœuds établissent une mise à jour des mesures, traitent leurs données et détectent si un danger possible est apparu. Un tel ordonnancement, permet de garantir une consommation énergétique plus faible du réseau, favorisant ainsi une bonne extension de sa durée de vie.

Une détection individuelle du feu parvenue par un nœud, est réalisée localement grâce à une logique de classification instantanée de la donnée bidimensionnelle acquise par les capteurs intégrés de température et d'humidité. Et afin d'éviter la transmission à la station de base d'une fausse alerte par ce nœud, cette détection positive doit être ré-estimée en collaboration par les nœuds les plus proches voisins. Par conséquent, le premier nœud détecteur est désigné comme un capteur master CH. A travers le CH, s'établit l'opération d'agrégation de données transmises par les nœuds voisins désignés, avant d'exécuter un deuxième mode de fusion collaborative. Ce dernier raisonnement de fusion établie au sein du CH, élabore une décision finale plus crédible, ce nœud se permet finalement d'alerter la station de base dans le cas positif. Cette méthode vise à améliorer la qualité de détection d'alerte et d'éviter la transmission directe de l'information inutile ou redondante par les nœuds du réseau vers la station de base. Ceci contribuera d'avantage à optimiser la consommation énergétique du réseau.

Cette méthode de prétraitement de détection est décrite dans la Figure 3.3, ainsi ses deux modes de fusions seront détaillés dans les sections qui suivent.

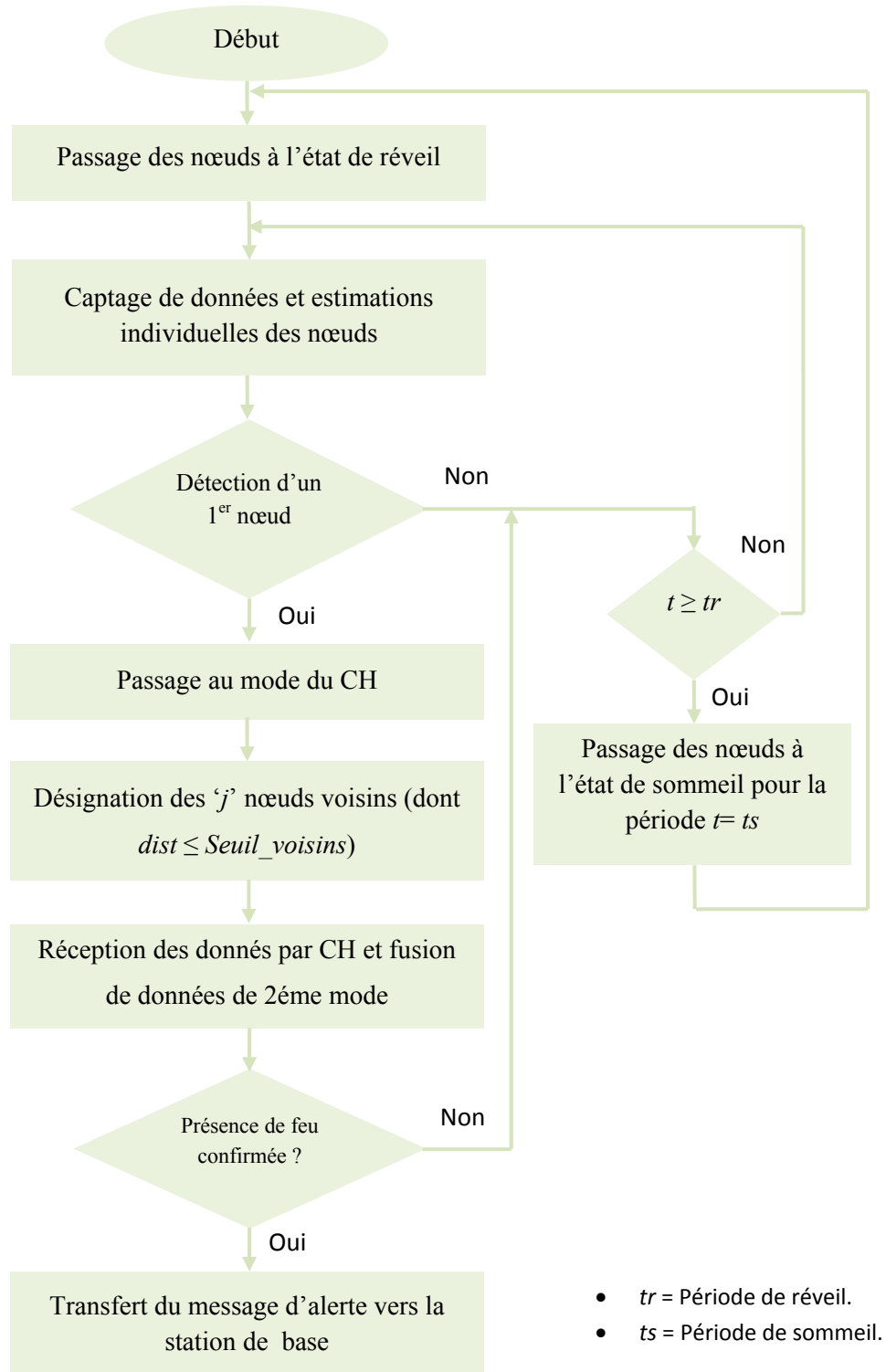
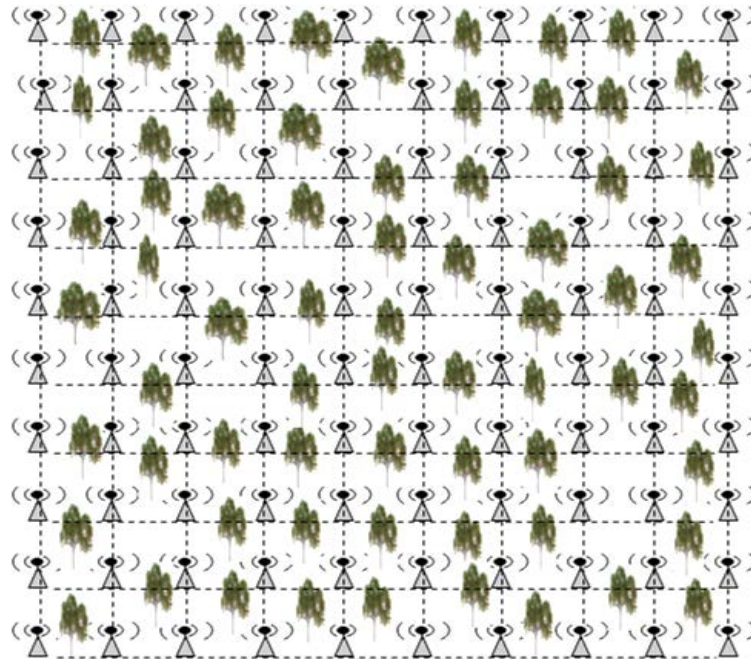


Figure 3.3- Processus proposé de détection et d'alerte.

### 3.2.2.1.1. Détection individuelle du nœud

Pour l'expérimentation, nous considérons que  $n=100$  nœuds sont dispersés géographiquement d'une manière matricielle dans une zone de surveillance carrée d'une surface de  $90 \times 90 \text{m}^2$ . Chaque nœud utilisé  $C_i (i=1 \dots n)$  intègre deux types de capteurs, mesurant simultanément les quantités physiques de température et d'humidité, on suppose qu'il soit distancé de 10m de ses voisins les plus proches ( $Seuil\_voisins=10\text{m}$ ) ; ainsi sa localisation est supposée connue et enregistrée au préalable comme élément de base de données du système (voir la Figure 3.4).

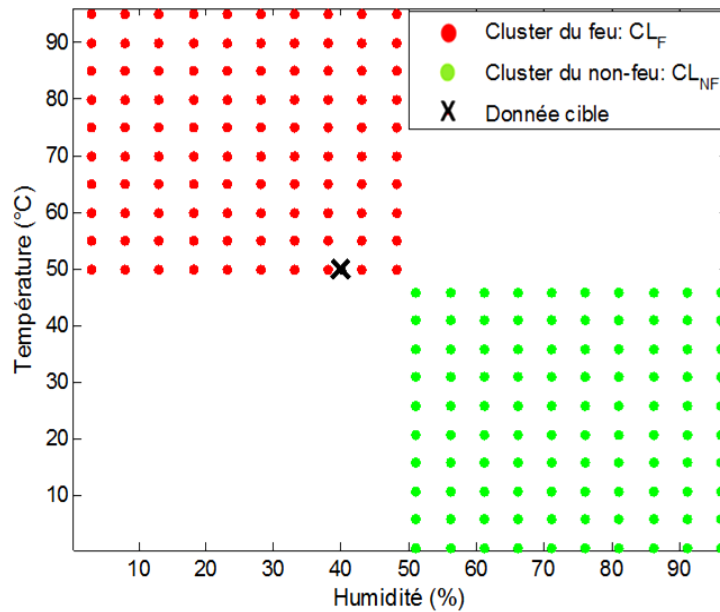


**Figure 3.4-** Dispersion matricielle de 100 nœuds capteurs sur une zone forestière carrée.

Alors, à travers chaque nœud  $C_i$  (et comme c'est déjà mentionné), deux grandeurs physiques sont mesurées simultanément qui sont l'échantillon de température noté  $Ts_i$ , ainsi que l'échantillon d'humidité noté  $Hs_i$ . Étant donné que  $D_{local_i}(Hs_i, Ts_i)$  représente une donnée bidimensionnelle basée sur ces deux échantillons, elle doit être traitée localement via l'unité de traitement du nœud afin de produire une décision locale instantanée sur la présence ou l'absence du feu.  $D_{local_i}$  estime par conséquent l'état prédictif du champ surveillé par le nœud  $C_i$ . Le traitement de cette donnée  $D_{local_i}$  est établi grâce à l'application d'algorithme de classification de données nommé *K-Plus Proches Voisins (K-PPV)* [Coomans,1982] [Kotu,2015].

Rappelons que *K-Plus Proches Voisins* est une technique d'apprentissage supervisé consistant à prédire l'étiquette cible en recherchant la classe du plus proche voisin. Cette classe sera identifiée en utilisant les mesures de distance comme, par exemple, la distance euclidienne ou la distance de Minkowski [Kardi,2015]. (Voir les détails de l'algorithme dans le chapitre 1)

Dans cette configuration de classification, nous considérons " $E=200$ " échantillons d'apprentissage enregistrés comme une base de données référentielle, où  $P_{e_s}(H_{e_s}, T_{e_s})$  (avec  $s=1,2..E$ ) représente le point bidimensionnelle de données d'apprentissage de coordonnées: (Humidité, Température). Ces points sont classés en deux groupement (100 points pour chaque groupe), nommés  $CL_{NF}$  et  $CL_F$ , avec  $CL_{NF}$  représente l'état normal où il y'a absence de danger de feu, tandis que  $CL_F$  représente les points en conditions de feu traduisant la présence du danger, comme il est illustré dans la Figure 3.5.



**Figure 3.5-** Définition des deux ensembles de données d'apprentissage en fonction des plages de température et d'humidité ( $E=200$ ), avec exemple d'une donnée cible acquise:  $D_{local}$  (40,50).

Comme il est montré dans la Figure 3.5, les clusters  $CL_{NF}$  et  $CL_F$  qui sont définis sur deux axes (Humidité et Température), expriment des hypothèses opposées ; leurs intervalles par rapport à ces axes sont soigneusement configurés par l'utilisateur, en tenant compte des conditions favorables qui génèrent le feu et aussi du climat de cette zone géographique surveillée.

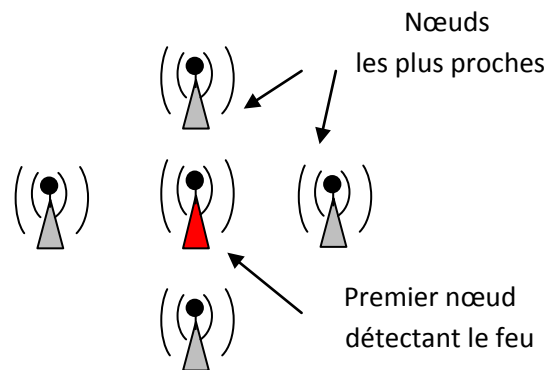
En utilisant  $K$ -PPV, nous désirons prédire la classe la plus représentative du point cible de données définie déjà comme  $D_{local}$ . Ainsi, la première étape consiste à calculer la distance (euclidienne) entre le nouveau point de données et tous les points de données d'apprentissage. L'étape suivante consiste à organiser toutes les distances dans un ordre croissant. En supposant que  $K$  (le nombre de voisins les plus proches,  $K \in [1, E]$ ) est une valeur positive qu'on introduit au début (par exemple  $K=5$ ), et en filtrant les  $K$  moindres valeurs de distances, l'algorithme peut déduire, à partir des distances les plus petites, les  $K$  points les plus proches de la donnée  $D_{local}$ . Finalement, la cible  $D_{local}$  sera affectée au cluster ayant une dominance de  $K$  points estimés les plus proches de cette donnée cible.

L'utilisation de l'algorithme  $K$ -PPV, pour le traitement et la prise de décision en se basant sur la donnée collectée, repose sur plusieurs facteurs avantageux. Tout d'abord cet algorithme se caractérise par une simplicité d'utilisation et une facilité d'implémentation dans un système

embarqué ; de plus, son procédé s'exécute rapidement pour le cas des petits ensembles d'entraînement. D'autre part  $K$ -PPV permet d'avoir une sortie décisive sans avoir recours à d'autres informations additionnelles a priori comme les probabilités de détection et de fausse alarme.

### 3.2.2.1.2. Raisonnement à base collaborative

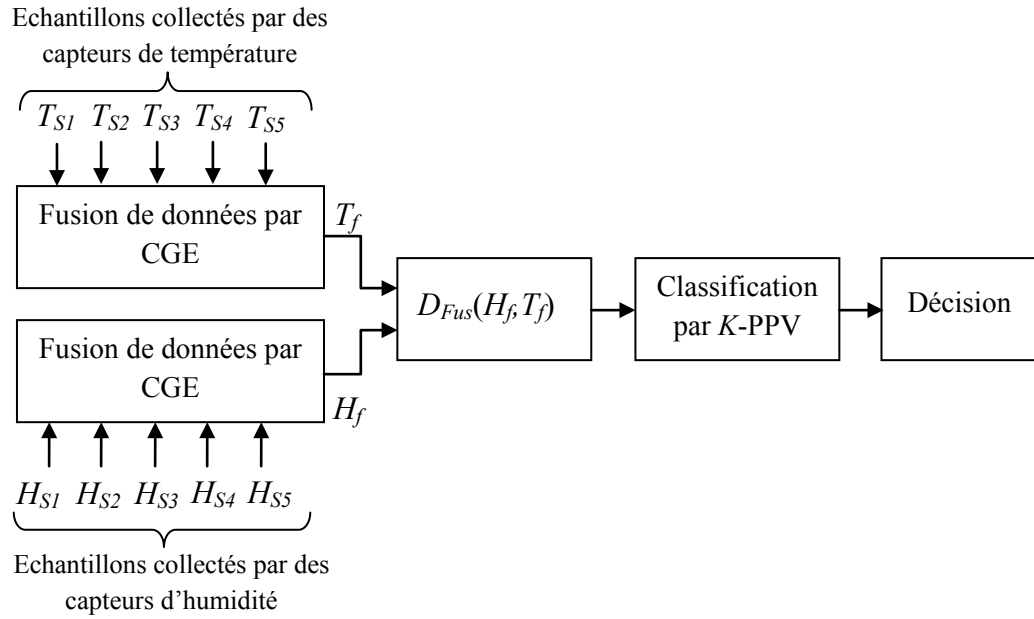
Selon la Figure 3.5, le point  $D_{local}$  exprime l'état de danger s'il est affecté à la classe de  $CL_F$ . Jusqu'à présent, ce traitement est basé sur une information qui est considérée indépendante et spécifique à un seul nœud. Et pour éviter toute erreur ou dysfonctionnement ou faux témoignage de la part d'un nœud défaillant, lorsqu'un nœud alerte sur l'apparition d'événement, le système réagit pour confirmer cette détection positive, en introduisant dans un nouveau raisonnement d'autres observations parvenues par des nœuds les proches voisins (voir la Figure 3.6).



**Figure 3.6-** Un exemple du premier nœud détectant le feu avec ses quatre nœuds les plus proches voisins ( $N=5$ ).

Alors si on considère que la détection est manifestée à l'intérieur de la zone matricielle, nous aurons alors un cluster d'analyse constitué par cinq capteurs. Ce groupement inclut le premier nœud détecteur et ses voisins, ces derniers qui sont par conséquent, les nœuds adjacents distancés de  $Seuil\_voisins = 10m$  dans nos expérimentations (comme illustré dans la Figure 3.6). A ce stade, le premier nœud détecteur d'alerte est désigné automatiquement comme un CH (Cluster Head), à travers lequel s'effectue l'agrégation des données collectées et transférées par les voisins. On procède alors à l'exécution du second mode de traitement de fusion et de prise de décision.

Le traitement proposé du deuxième mode de fusion de données est illustré dans la Figure 3.7 suivante :



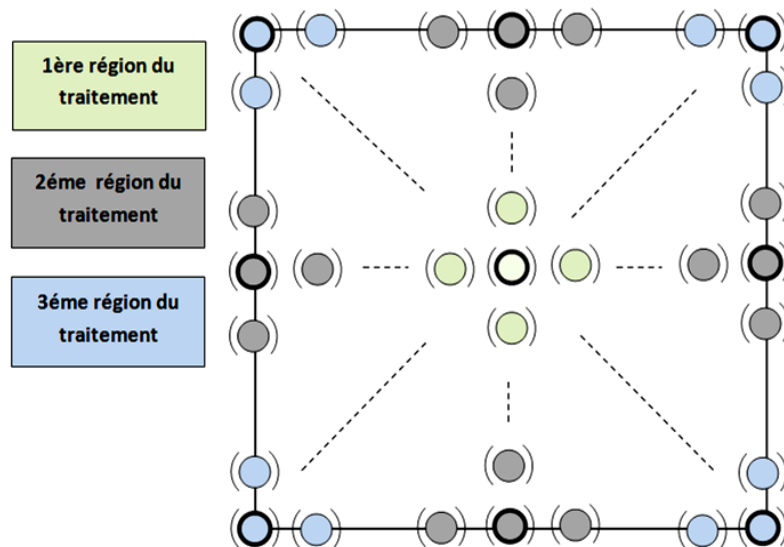
**Figure 3.7-** Le procédé proposé pour le second mode de fusion de données et de prise de décision (basé sur cinq nœuds).

La première étape traite la combinaison des mesures collectées par des capteurs de la même catégorie en appliquant la règle de fusion CGE [Niu,2006] [Hussain,2015] dont la méthode est détaillée dans la première contribution proposée dans le chapitre 2. Cette méthode, basée sur le concept de moyenne des mesures, fait partie des algorithmes de fusion de données les plus basiques et courants. Et comparée à certaines règles de fusion (MRC et Chair-varshney), cette technique simple a ainsi montré une meilleure performance de détection, pour une large gamme du rapport signal-bruit (SNR), avec un minimum d'informations requises [Niu,2006]. Alors si on considère le cluster d'analyse constitué par  $N=5$  capteurs, la combinaison de mesures de température et d'humidité agrégées utilisant le combineur de gains égaux CGE est comme suite :

$$T_f = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N T_{S_i} \quad (3.1)$$

$$H_f = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N H_{S_i} \quad (3.2)$$

A la sortie des blocs CGE, on se retrouve avec deux données fusionnées de types température et humidité notées  $T_f$  et  $H_f$  déterminées successivement par les équations (3.1) et (3.2). Ces dernières vont constituer, par la suite, les coordonnées d'un point fusionné noté  $D_{Fus}(H_f, T_f)$ , cette donnée est considérée à ce stade comme donnée cible à l'entrée de l'algorithme K-PPV constituant un nouvel étage de traitement. Celui-ci, classe la nouvelle donnée  $D_{Fus}$  selon le même raisonnement que celui précédemment discuté dans la fusion locale. La sortie du traitement traduit la décision finale notée  $F_D$ , qui estime l'état de la zone couverte par ces  $N$  nœuds.

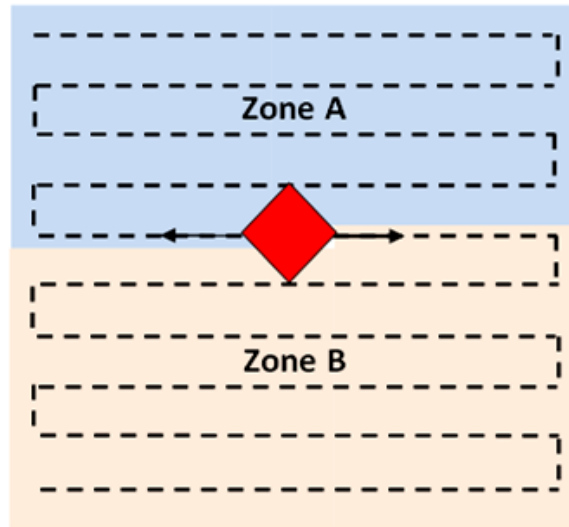


**Figure 3.8-** Définition des trois régions différentes d'analyse et de traitement de fusion dans la zone matricielle.

Conformément à la Figure 3.8, après une première détection, la fusion de données du second mode peut être établie au niveau du CH désigné, sur la base d'un nombre de nœuds, considéré variables selon trois régions différentes dans la zone matricielle. La première région, présentée à l'intérieur de la matrice, traite une fusion des données qui repose sur les mesures collectées par le premier nœud ainsi que ses quatre voisins (soit  $N=5$ ). La deuxième région comprend les quatre nœuds situés aux bords de la matrice (sans coins) où la fusion de données acquises est élaborée en se basant sur ces nœuds (soit donc  $N=4$ ). La troisième région comprend les quatre coins de la zone avec un traitement d'agrégation et de fusion de données est établie sur la base des échantillons collectés de trois nœuds ( $N=3$ ).

### 3.2.2.2. Balayage de la zone matricielle

Après confirmation d'apparition d'incendie par la technique de fusion et de prise de décision proposée ci-dessus, il devient essentiel de divulguer continuellement les zones affectées lors de la propagation du feu. Le même processus de fusion se duplique séquentiellement, point par point, sur la matrice des capteurs pour chaque nouveau tour. L'opération de balayage de la zone matricielle est réalisée à partir du premier point du lieu affecté, en utilisant pour chaque tour le raisonnement de fusion du second niveau qui se base sur  $N$  (3, 4,5) nouveaux nœuds formant un cluster d'analyse à l'instant ' $t$ '. Cette opération consiste à désigner après chaque opération (tour), d'incrémenter ou décrémentation, un nouveau nœud qui sera engagé comme un nouveau CH. Ce dernier organise les nœuds les plus proches voisins, reçoit leurs données mesurées, et exécute le deuxième mode de fusion avant de décider et envoyer sa décision binaire à la station de base. La même opération est à nouveau abordée au sein d'un nouveau CH désigné, après incrémenter et/ou décrémentation du processus de balayage dans la matrice (voir Figure 3.9). Le nombre de tour dépend directement du nombre de nœuds capteurs actifs; pour  $n=100$  nœuds on aura un scan complet de la matrice constitué de 100 tours, où dans chaque tour un nouveau nœud est désigné pour être engagé comme CH.



**Figure 3.9-** Analyse de la zone matricielle dans deux zones A et B (Cas d'une première détection à l'intérieur de la zone)

Dans le cas d'une alerte manifestée à l'intérieur de la zone, le traitement du balayage divise la matrice à partir du premier point de détection en deux zones à savoir: la zone A et la zone B, comme indiqué sur la Figure 3.9 (il peut s'agir d'une seule zone de la matrice entière si le feu apparaît à côté de l'une des extrémités de la matrice). Ainsi, ce scan commence à partir du même point de détection et scrute ces deux zones jusqu'aux extrémités en prenant en compte le changement du nombre de nœuds voisins pour chaque nouveau tour, ce changement peut s'établir en fonction de la localisation du CH désigné lors de ce tour de processus (comme il est déjà montré dans la Figure 3.8). Cette opération va permettre, d'une part, d'identifier les capteurs qui détectent l'incendie avec leurs emplacements par rapport à la matrice, et d'ignorer les capteurs fournissant des données incorrectes ou ceux qui sont situés dans une zone encore intacte. D'autre part, ce balayage permet de clarifier la direction, le sens et l'étendue de la propagation du feu et également de maintenir la surveillance instantanée de la surface de la zone brûlée d'une manière efficace. La dernière phase, introduit le raisonnement de suivi de la cible de feu en propagation ; elle est réalisée grâce au mécanisme de scan proposé, son raisonnement sera décrit dans la section suivante.

### 3.2.2.3. Détection, localisation et surveillance de la zone affectée

A la fin d'un scan complet de la zone, toutes les décisions binaires, transférées par les différents nœuds CH, sont reçues au niveau de la station de base ( $F_{Di} = 1$  : Feu ; ou  $F_{Di} = 0$  : Non-feu) ; nous avons alors une matrice de décisions binaires notée  $M_{ext}$  (3.3). Grâce à cette matrice, nous pouvons illustrer l'état de chaque partie de la zone. Évidemment, cette illustration repose sur la décision prise au niveau des éléments de  $M_{ext}$ , où chaque point traduit l'état d'une zone locale sous le champ de surveillance de  $N$  nœuds. Sachant que le système note déjà l'emplacement de chaque nœud capteur, il devient plus fluide d'identifier,

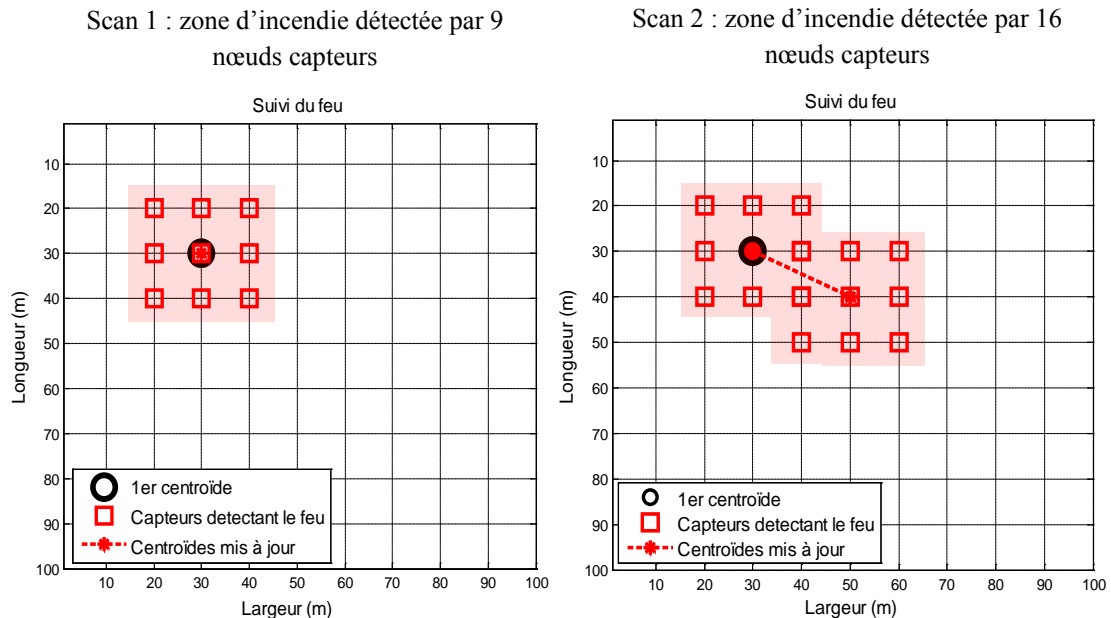
dans ce cas, les zones affectées par le feu. La matrice  $M_{ext}$  de décisions, extraite après chaque scan complet, est la suivante :

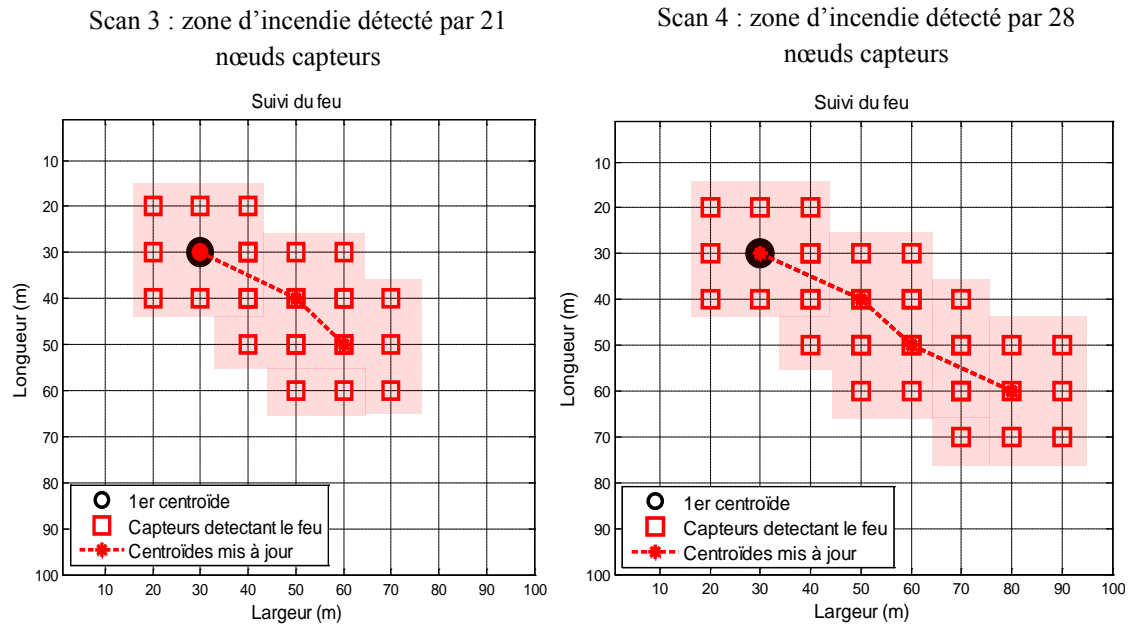
$$M_{ext} = \begin{bmatrix} F_{D1} & \cdots & F_{D10} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ F_{D91} & \cdots & F_{D100} \end{bmatrix} \quad (3.3)$$

Ainsi, en cas de propagation surfacique du feu, la zone d'incendie est identifiée à nouveau, après chaque balayage complet, à travers les nœuds responsables des décisions positives. Et afin de tracer la direction de propagation du feu, un centroïde de la surface d'incendie divulguée dans ce balayage est calculé, ce centroïde est mis à jour après chaque opération complète du scan, comme indiqué sur la Figure 3.10.

### 3.3. Résultats de simulations

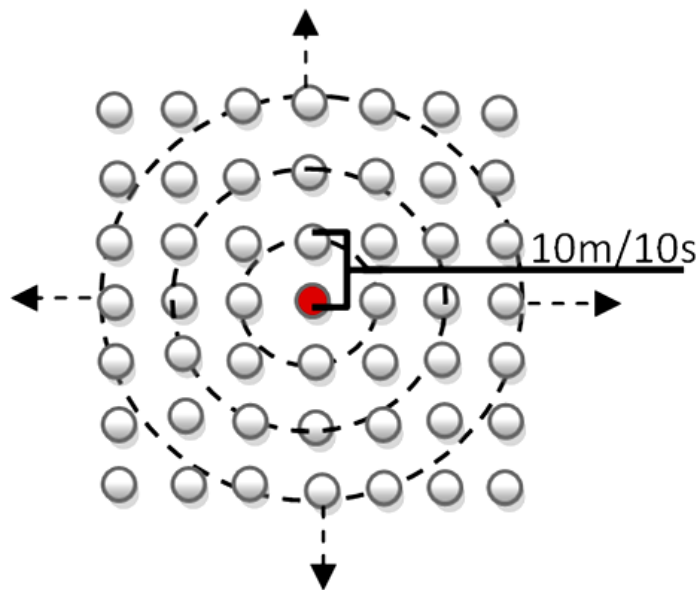
Voici un premier exemple de simulation de la propagation du feu dans une surface de matrice carrée surveillée par 100 nœuds, après une première détection d'événement d'incendie. Le système commence à balayer séquentiellement point par point toute la matrice et effectue une mise à jour de la zone affectée avec un traçage continu du chemin de propagation. Le résultat du suivi de propagation d'incendie, après chaque analyse complète de zone, est illustré dans la Figure 3.10.



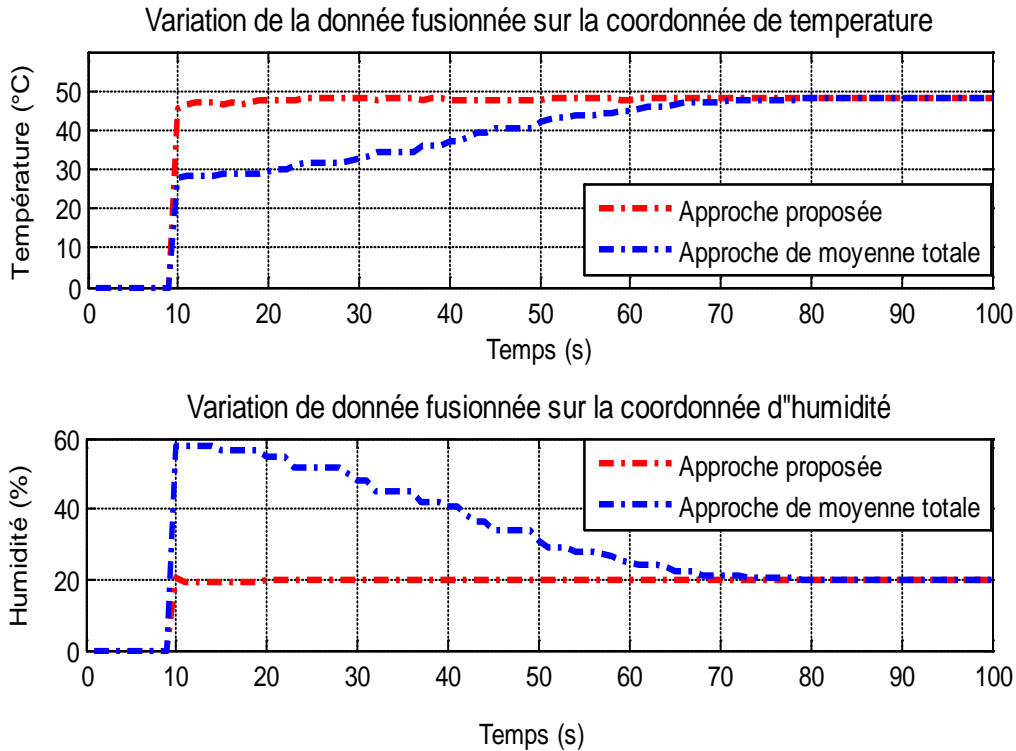


**Figure 3.10-** Surveillance de la zone affectée avec traçage du chemin de propagation. (Résultats après quatre opérations complètes de scan)

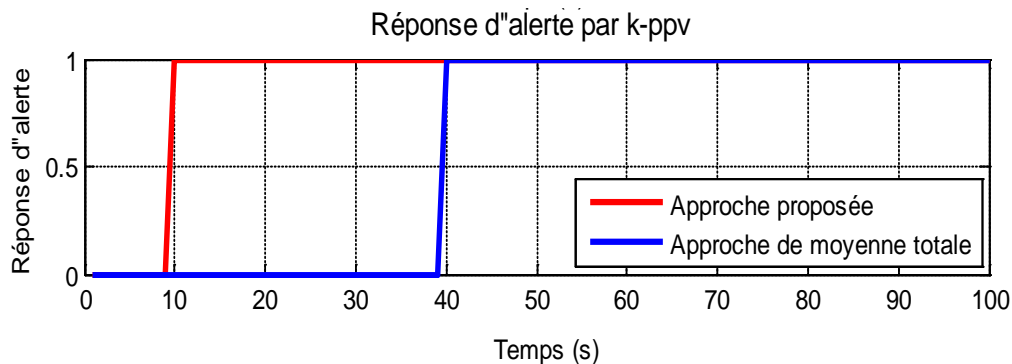
Un deuxième scénario a été simulé afin d’analyser et d’évaluer le temps de réponse de déclenchement d’alarme. Nous considérons un autre cas où le feu se propage sur une surface d’un disque dont le centre, localisé par le premier nœud détecteur, est situé à l’intérieur de la matrice, et dont le rayon augmente de 1 m/s, comme il est montré dans la Figure 3.11. La comparaison sur la variation de la donnée fusionnée par rapport aux coordonnées de température et d’humidité entre l’approche proposée et l’approche de la moyenne des échantillons collectés de tous les nœuds de la matrice, est illustrée dans la Figure 3.12. Ainsi, la réponse relative de la détection d’alarme dans les deux approches, sera illustrée sur la Figure 3.13.



**Figure 3.11-** Illustration d’une propagation surfacique d’incendie dans la zone.



**Figure 3.12-** Comparaison, sur la variation de la donnée fusionnée par rapport aux coordonnées de température et d'humidité, entre l'approche proposée et l'approche de la moyenne des échantillons collectés de tous les nœuds de la matrice.



**Figure 3.13-** Comparaison, sur la rapidité de détection, entre l'approche de fusion et de prise de décision proposée et l'approche de fusion qui repose sur la moyenne des échantillons collectés sur toute la matrice.

La figure 3.13 montre la réponse positive de la méthode proposée (en ligne rouge) dépendant de la variation des coordonnées de température et d'humidité illustrée dans la Figure 3.12. Nous constatons que l'alarme est déclenchée directement après une période de 10s, qui coïncide avec le disque fictif d'analyse du rayon de 10m basé sur 5 nœuds. Cette zone primaire d'analyse est raisonnée par la distance fixée entre le premier détecteur et ses voisins. D'autre part, l'alerte basée sur l'approche de fusion de données qui repose sur la moyenne des échantillons bruts sur la matrice totale (en ligne bleue) est déclenchée à partir d'un délai de 40s ; ce temps coïncide avec 40m du rayon du cercle de la zone brûlée, soit une surface affectée de 5026.54 m<sup>2</sup>. Par conséquent cela peut, dans la réalité, causer

des dommages environnementaux importants. Sur la base de cette expérience de simulation, la méthode proposée montre son efficacité en termes de vigilance contre cet événement avec une rapidité de déclenchement et d'alerte.

### **3.4. Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons présenté une nouvelle approche de détection d'incendie et de suivi de sa propagation, appliqué dans un RCSF déployé dans une zone carrée de forêt. Ce réseau contient des nœuds intégrant à la fois des capteurs de température et d'humidité.

L'approche proposée présente une stratégie intelligente d'hybridation d'une technique de fusion de données avec une technique de balayage des endroits de la zone surveillée. Ce système est capable de rendre la détection des incendies plus fiable et plus précoce, avec un minimum de dégâts d'incendie, tout en maintenant la surveillance de l'état de la zone et en définissant un suivi continu du trajet de propagation d'incendie.

Nous avons envisagé d'utiliser des algorithmes à réponse rapide (tels que le classifieur  $K$ -PPV et la règle de fusion CGE). Ces algorithmes sont basés sur un calcul arithmétique simple introduit dans un modèle hybride permettant un traitement fluide des données favorisant une faible consommation d'énergie dans le processus.

Il reste à noter également que l'architecture de ce système est conçue aussi pour éviter la transmission directe de l'information inutile ou redondante par les nœuds du réseau vers la station de base ; ceci contribuera d'avantage à optimiser la consommation énergétique du réseau et à prolonger sa durée de vie.

Dans le prochain chapitre nous prévoyons d'améliorer la fiabilité du système à RCSF et aussi, d'optimiser la consommation énergétique du réseau, en proposant un nouveau modèle hybride de prise de décision et d'alerte rapide. Ce système intègre une nouvelle technique proposée de routage d'informations, basée sur un regroupement intelligent des nœuds proches de l'événement.

## **Chapitre 4**

---

**Approche intelligente de détection de feu de forêt  
avec efficacité de consommation énergétique dans le  
RCSF**

## Chapitre 4 — Approche intelligente de détection de feu de forêt avec efficacité de consommation énergétique dans le RCSF

### 4.1. Introduction

Dans ce chapitre nous abordons notre troisième contribution qui consiste à proposer un nouveau système hybride de détection précoce, de fusion et de prise de décision, appliqué aux réseaux de capteurs sans fil. Par ailleurs, l'optimisation de la consommation énergétique du réseau est considérée comme un objectif essentiel, entre autres, dans la conception de ce système.

L'approche proposée sera caractérisée dans l'étude par deux aspects conjoints qui sont : la fusion de données hétérogènes et le routage d'information (Voir la Figure 4.1).

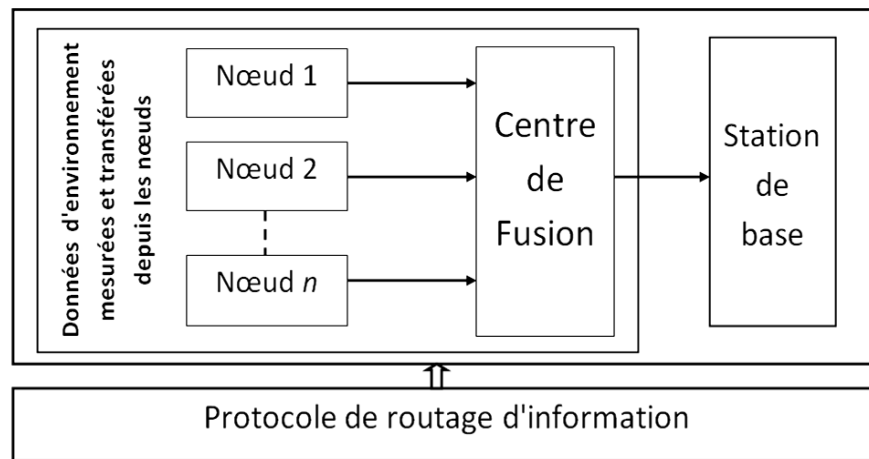


Figure 4.1- Architecture du système de fusion de données.

Ainsi, notre technique de détection précoce d'événement et de fusion de données sera subdivisée en deux phases essentielles : la détection individuelle d'événement du premier nœud, et l'estimation collaborative du danger dans une section (cluster) d'analyse définie. Le traitement de détection et de fusion sera basé, sur l'application de l'algorithme de partitionnement de données par  $K$ -médoides [Jiawei,2006] [Hae-Sang,2006] et de l'algorithme de classification de données par  $K$ -PPV [Coomans,1982] [Kotu,2015].

La technique intelligente de routage proposée est conçue pour être relative à l'apparition de l'événement d'incendie, elle sera basée sur le concept de groupement (clustering) des nœuds proches des événements.

Nous allons prouver, expérimentalement par simulations, que ce système ignore les informations fausses ou redondantes, et permet, ainsi, une amélioration remarquable des performances en termes de fiabilité d'information et de rapidité de détection du danger. Ainsi nous allons mesurer l'efficacité de la méthode de routage dans l'optimisation d'énergie du RCSF et dans l'amélioration remarquable de la durée de vie des nœuds par rapport aux autres méthodes connues.

## 4.2. Approche proposée

Dans cette première partie nous allons présenter brièvement les différentes étapes constituant le modèle proposé. Comme nous l'avons déjà introduit, ce système, élaboré sur la base d'un RCSF installé dans la forêt, est conçu pour réaliser un raisonnement autonome qui aboutit à une prise de décision collaborative fiable et une alerte précoce et efficace, transférée à la station de base en cas d'incendie. D'autre part, la technique de routage d'information associée favorise une exploitation plus judicieuse et plus optimale des nœuds du RCSF contribuant à améliorer la durée d'activité du réseau. L'organigramme du système proposé est illustré dans la Figure 4.2.

Ce système est basé, à l'entrée, sur des nœuds capteurs qui mesurent trois différents types de grandeurs physiques qui sont : la température, l'humidité et la fumée (on peut considérer d'autres types de mesures). Chaque nœud capteur est capable de traiter les mesures acquises de ses trois capteurs intégrés, et d'estimer l'état local de son champ surveillé. Dans le cas où une première apparition d'étincelle est détectée par un premier nœud, ce dernier s'engage à former un segment d'analyse avec ses  $N$  plus proches nœuds voisins. Ce segment est considéré comme un cluster qui est constitué par des membres de cluster CM (nœuds de capteurs voisins), avec leur propre maître nommé CH. Par la suite, un simple test statistique permet de définir le nœud capteur ayant l'énergie résiduelle la plus élevée dans ce groupe, c'est celui qui sera directement élu comme un CH du groupe. Les nœuds capteurs appartenant à ce cluster sont alors engagés, dans cette zone d'analyse limitée, à la collection et le traitement des informations environnementales, puis à l'envoi de ces données vers le nœud CH. Ce dernier agrège toutes ces données et exécute un traitement de triage d'informations et de fusion des données. L'information fusionnée résultante est sollicitée par la suite pour une autre étape de traitement qui repose sur une technique de classification de l'information, cette technique est utilisée pour valider ou non la présence et la propagation de l'événement. Dans le cas affirmatif, le nœud CH transfère le message d'alerte de propagation d'incendie au nœud capteur intermédiaire (IN), situé à l'extérieur de la zone d'analyse. Le nœud IN est également élu pour chaque nouvelle séquence et joue le rôle du pont reliant le nœud CH à la station de base (SB). Un nœud IN est engagé si seulement si une situation d'alerte est approuvée ; son élection repose sur la validation des deux conditions. D'abord, sur son énergie résiduelle qui doit être plus élevée par rapport aux autres nœuds. Ensuite on mesure ses distances par rapport au Sink (considérée dans cette étude comme une station de base) et par rapport au nœud CH, ces distances doivent être inférieures à un seuil notée  $d_{th}$  estimé en tenant compte du modèle de radio [Heinzelman,2000]. Cette condition est introduite pour la réalisation d'une communication sans fil moins gourmande en énergie. Dans le cas d'un message d'alerte reçu par un nœud IN, ce dernier transfère finalement cette information à la station de base. Ainsi, il déclare la fin d'un cycle, afin d'en recommencer un nouveau.

Si, par la suite, un ou plusieurs autres capteurs situés en dehors du groupement détectent l'incendie, le même traitement global s'exécutera. Cela permettra d'avantage de valider un suivi efficace de la direction de propagation du feu et ainsi d'estimer l'ampleur de cet événement dans cette zone surveillée.

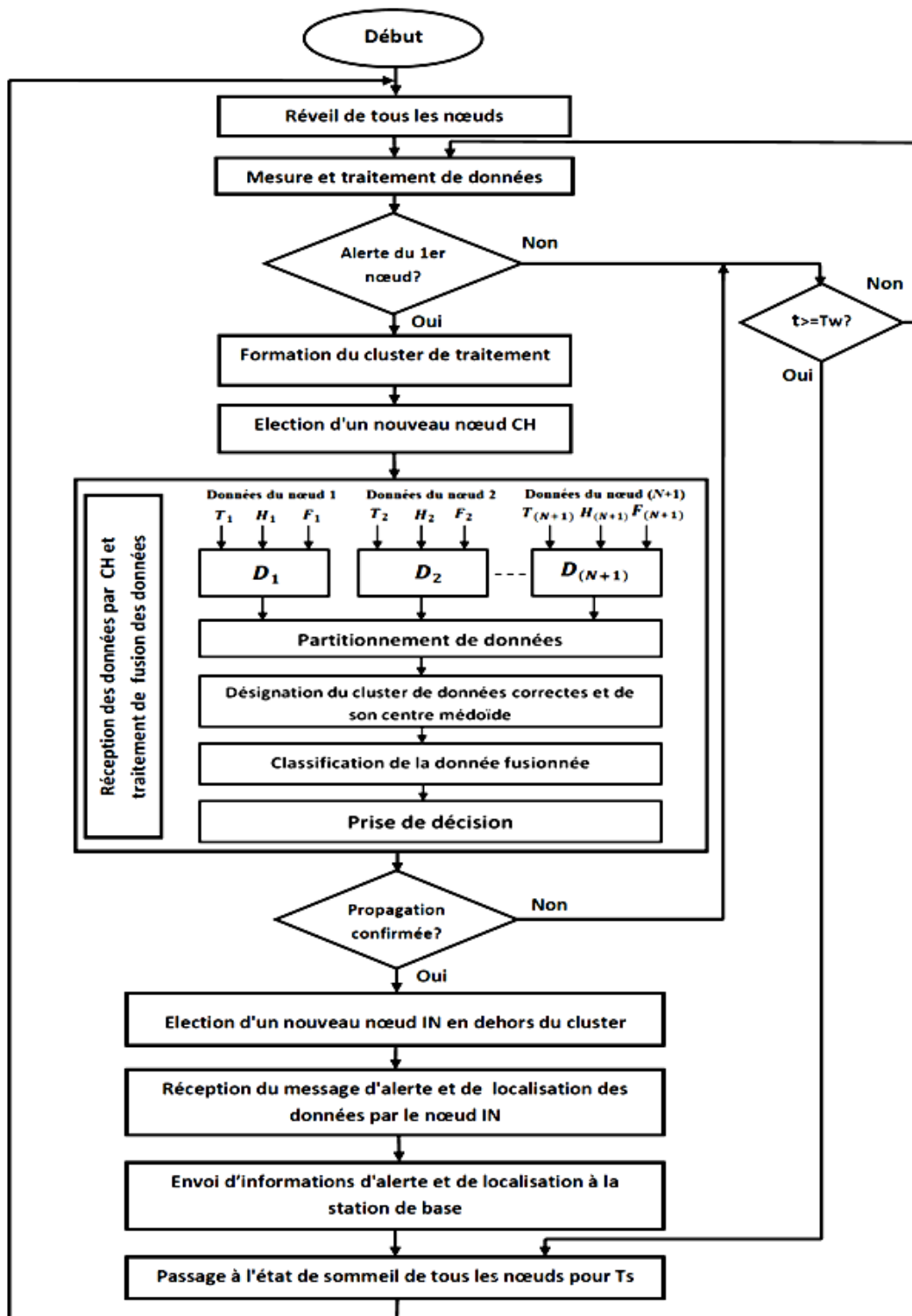


Figure 4.2- L'organigramme du système proposé.

Tous les nœuds déployés dans la zone géographique globale, y compris les nœuds situés en dehors du cluster, sont programmés pour basculer entre l'état de veille de période  $T_s$  et l'état de réveil de période  $T_w$  (avec  $T_s > T_w$ ) afin d'optimiser la consommation d'énergie tout en offrant efficacement leurs services.

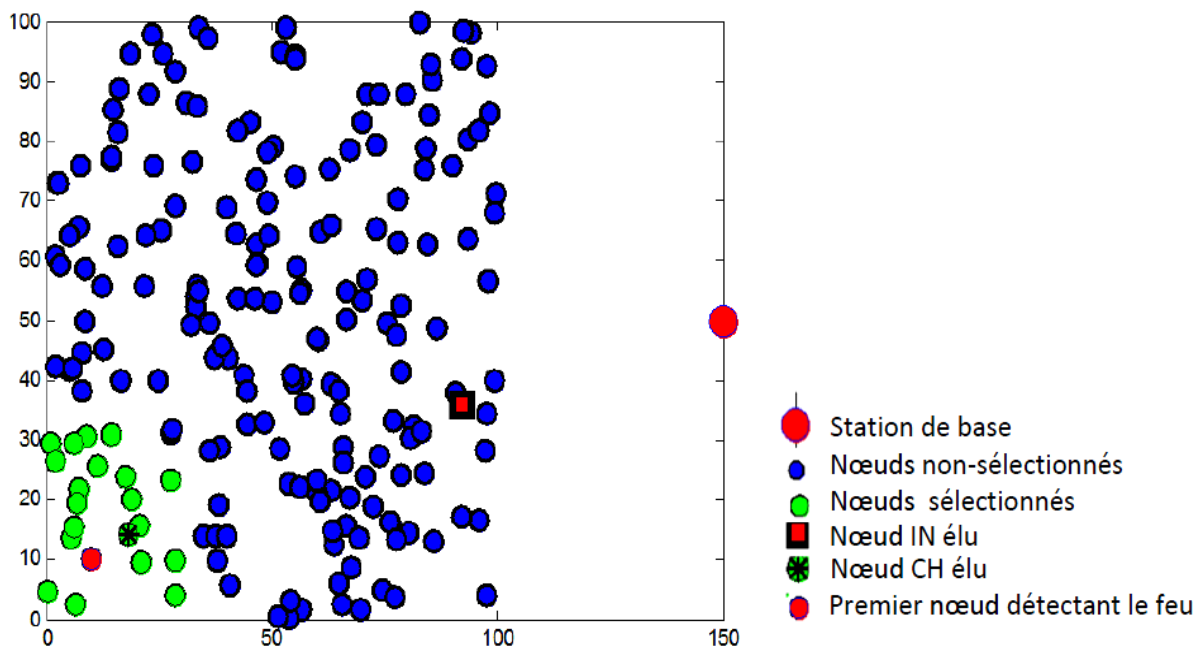


Figure 4.3- Les composants de la plateforme du réseau exploitée par le système proposé.

L'approche proposée est conditionnée par la détection de l'événement exploitant, en cas d'incendie, un nombre limité de nœuds de capteurs (voir Figure 4.3). Cette approche minimise la communication inutile des capteurs éloignés de l'emplacement de l'événement ; elle réduit ainsi leurs transmissions de paquets pour augmenter la fiabilité du réseau. En plus, une telle technique permettra d'avantage de maximiser la durée de vie du réseau en comparaison avec d'autres protocoles comme le LEACH (Low-Energy Adaptive Clustering Hierarchy) [Heinzelman,2000], le M-GEAR (Gateway-Based Energy-Aware Multi-Hop Routing Protocol) [Nadeem,2013], ces protocoles qui exploitent dans leur traitement, la plate-forme totale du réseau.

#### 4.2.1. Fusion collaborative de données hétérogènes

Cette partie décrit la méthode de fusion appliquée sur la base de la zone d'analyse après avoir déclenché une première détection d'étincelle par un premier nœud capteur. Ce processus est exécuté pour estimer l'état physique de la zone d'analyse surveillée par  $N$  nœuds (CMs) inclus dans le cluster (plus leur CH). Cette estimation permet de vérifier la présence et la propagation du feu. Et, comme déjà mentionné ci-dessus, cette opération est effectuée au sein du nœud CH élu après avoir agrégé les mesures des trois grandeurs physiques collectées et transférées par les nœuds CMs.

Ainsi, cette technique de fusion de données est basée essentiellement sur des niveaux hiérarchiques de traitement (voir Figure 4.2). Elle commence par la collecte d'une série de mesures des trois grandeurs physiques (température, humidité et fumée) délivrées à partir de ces nœuds du cluster (CMs + CH). Les trois grandeurs mesurées constituent à l'instant  $t'$  les coordonnées tridimensionnelles d'une donnée unique collectée par un nœud individuel. En conséquence nous avons un vecteur formé de  $(N+1)$  données hétérogènes. Ces données, de

nature brutes, doivent être analysées par la suite pour distinguer et trier juste les informations correctes, cela minimisera par conséquence la probabilité d'erreur et influencera positivement sur la QdS du système. Pour cet objectif, un prétraitement de partitionnement de données est effectué, en utilisant l'algorithme de  $K$ -médoides [Kaufmann,1987] [Kaufmann,2009]. (Voir les détails d'algorithme dans le chapitre 1). Cet algorithme permet de calculer et de déduire l'objet représentatif final du cluster parmi  $(N+1)$  objets, appelé aussi : Le centre médoides. Ce dernier est considéré, dans notre approche, comme une donnée fusionnée extraite, de coordonnées tridimensionnelle, qui sera par la suite traitée et classifiée par le classifieur  $K$ -PPV [Coomans,1982] [Kotu,2015]. afin de fournir l'estimation finale sur l'état de cette zone locale. Cette estimation sera de nature binaire: feu ou non-feu.

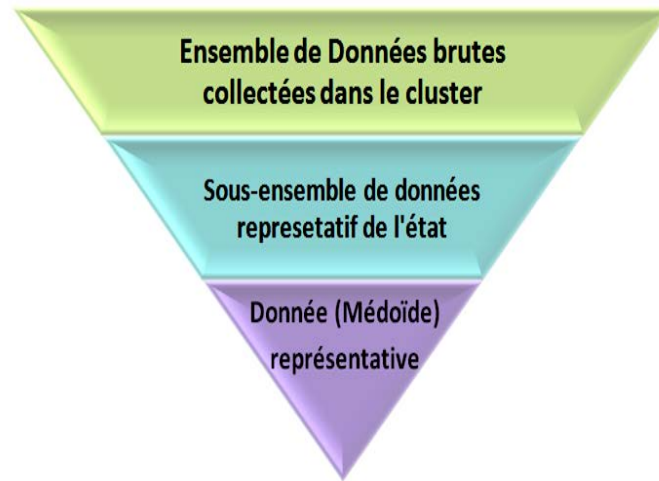
#### **4.2.1.1. Processus du 1<sup>er</sup> niveau: triage d'informations et extraction de la donnée fusionnée**

Nous nous intéressons dans cette partie à utiliser la technique de partitionnement de  $K$ -médoides [Kaufmann,1987] [Kaufmann,2009] dans un processus de premier niveau ; dont l'objectif est d'une part la détection et l'élimination des données de valeurs aberrantes ou incorrectes obtenues à partir de capteurs défectueux ou imprécis. Et d'autre part, l'extraction à partir des données correctes triées et définies, d'élément final représentatif de ce sous-ensemble. Ainsi, l'algorithme de  $K$ -médoides est une technique classique de partitionnement des données dont l'objectif est de regrouper toutes les données de  $n$  objets dans  $K$  clusters en minimisant la somme des distances intra-cluster entre ces échantillons et l'élément désigné comme centre du cluster (Médoides), qui est à la base un membre appartenant à ce sous-ensemble (Les détails d'algorithme figurent dans le chapitre 1).

Parmi les principales raisons d'utiliser la technique  $K$ -médoides dans ce raisonnement de fusion; est que d'abord cet algorithme de partitionnement, en comparaison avec d'autres algorithmes tels que  $K$ -moyennes [MacQueen,1967], est capable de gérer efficacement les données bruitées : les valeurs aberrantes ou les valeurs erronées. Ainsi, cette technique appliquée présente une immunité remarquable pour les échantillons de valeurs extrêmes qui sont dérivés à partir des capteurs défectueux ou à partir des capteurs situés loin de l'événement, ce qui conduit finalement à calculer et extraire efficacement le médoides représentatif final de l'ensemble de données triées.

Nous considérons un cluster d'analyse caractérisé par  $N$  nœuds CMs et un CH inclus, ce cluster est supposé être formé après avoir déclenché a priori une situation d'alerte à travers un premier détecteur. Chaque nœud CM est engagé de mesurer les trois quantités physiques (humidité, température et fumée), les trois échantillons collectés par ce nœud constituent, après chaque séquence de collection, les coordonnées d'une donnée hétérogène tridimensionnelle notée  $D(H, T, F)$ , cette dernière sera transférée par la suite au CH élu. Par conséquent nous avons, pour chaque cycle, une masse de  $(N+1)$  données hétérogènes agrégées par le nœud CH (voir Figure 4.3). Par la suite, un traitement utilisant le  $K$ -médoides est exécuté au sein du CH. L'idée adoptée consiste à réaliser, un regroupement tridimensionnel de données sur  $K$  sous-ensembles à partir de ces données collectées, et d'extraire le sous-ensemble le plus pertinent via un raisonnement proposé de condition

logique, et enfin, de déduire le médoïde final représentatif de ce sous-ensemble distingué. (Voir la Figure 4.4).

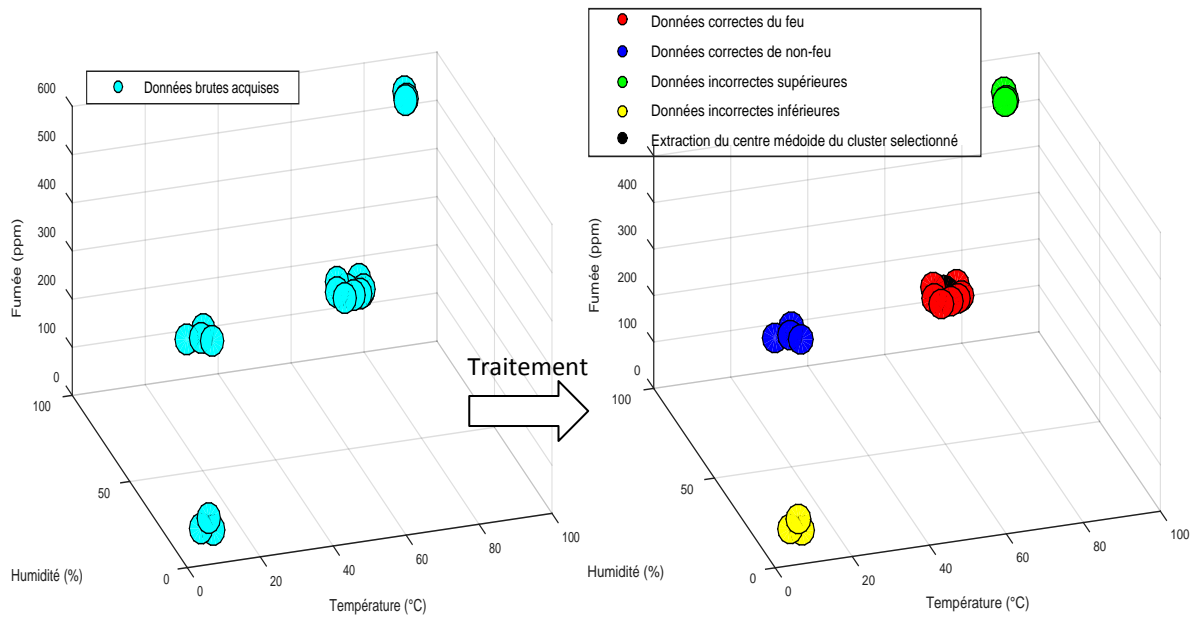


**Figure 4.4-** Etapes générales achevées lors du traitement de 1<sup>er</sup> niveau.

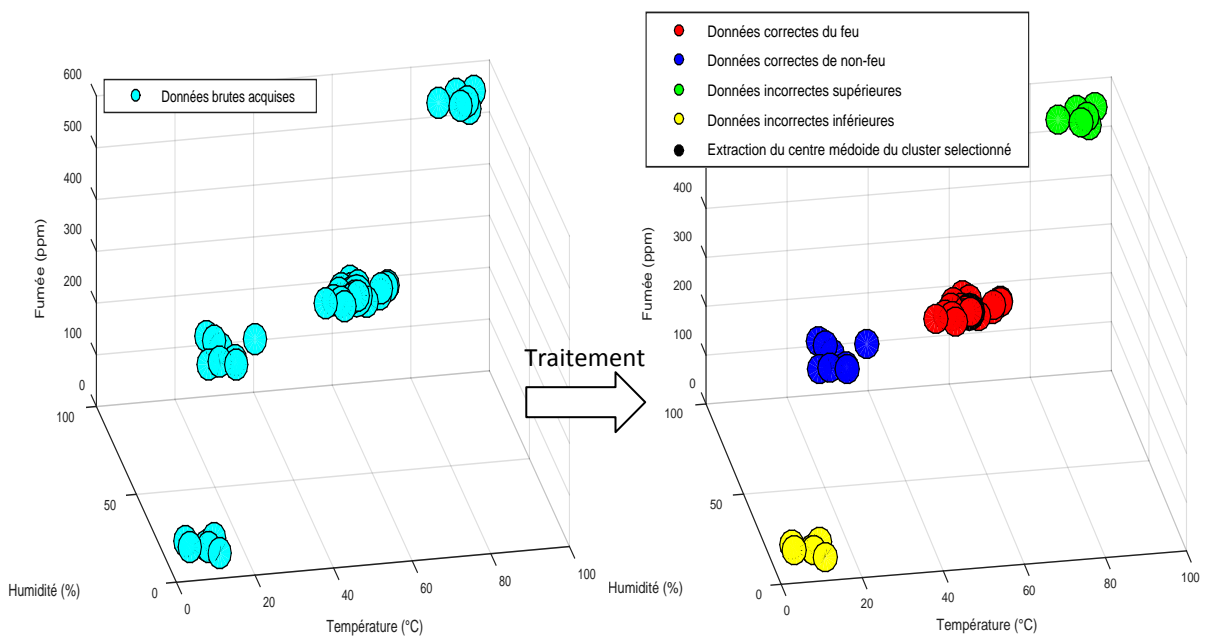
Dans cette configuration, le nombre  $K$  des sous-ensembles peut atteindre au maximum: 4. Ce choix est justifié par le fait que les données brutes collectées peuvent intégrer une des quatre catégories; le sous-ensemble de données correctes de situation de « Non-Feu », le sous-ensemble de données correctes de situation du « Feu », le sous-ensemble contenant des « Données Incorrectes Inférieures » et le sous-ensemble de « Données Incorrectes Supérieures ».

Le résultat de processus de partitionnement par  $K$ -médoïdes, d'une série de données tridimensionnelles avec la définition du sous-ensemble des données le plus pertinent, est illustré dans deux exemples différents sur la Figure 4.5. Le premier exemple présente une série de données tridimensionnelles supposées acquises dans un cluster d'analyse de  $N+1=21$  nœuds. Nous supposons que six données acquises sont de valeurs aberrantes et erronées, cinq données sont mesurées par des capteurs situés loin d'événement, et dix données sont mesurées par des capteurs affectés par le feu. Le deuxième exemple illustre une série de données tridimensionnelles acquises dans un cluster d'analyse de  $N+1=41$  nœuds. Nous supposons que douze données, sont de valeurs aberrantes et erronées, huit données sont mesurées par des capteurs situés loin d'événement, et vingt-et-une données sont collectées par des capteurs affectés par le feu.

**Premier exemple :**  $N+1=21$  données hétérogènes (dont 10 données incarnant la situation du feu, 6 données incorrectes et 5 données incarnant la situation normale),  $K=4$



**Deuxième exemple :**  $N+1=41$  données hétérogènes (dont 21 données incarnant la situation du feu, 12 données incorrectes et 8 données incarnant la situation normale),  $K=4$



**Figure 4.5-** Résultats du processus de triage d'informations et d'extraction de donnée fusionnée, effectué sur la base d'un ensemble de données hétérogènes brutes intra-cluster.

Comme, il est illustré dans la Figure 4.5, après avoir partitionné les données brutes collectées en  $K$  sous-ensembles, on procède au raisonnement de la distinction du sous-ensemble

d'informations les plus pertinentes et correctes. Ce raisonnement prend en considération les deux conditions suivantes:

- D'abord dans le cas réel d'une situation d'incendie approuvé par au moins cinq données hétérogènes collectées, le choix est alors destiné pour le sous-ensemble du « Feu ».
- Dans le cas normal (fausse alerte par le 1er nœud):le système désigne le sous-ensemble du cas normal ayant la prédominance de données.

Le centre calculé (médoïde) des objets du sous-ensemble extrait représente la donnée fusionnée résultante, notée  $DF$  (comme elle est illustrée en couleur « noir » dans la Figure 4.5).

#### 4.2.1.2. Processus de deuxième niveau: classification des données et prise de décision

Après avoir déterminé la donnée  $DF$  représentative d'une série des  $(N+1)$  mesures acquises dans cette portion de zone, il va falloir analyser et traiter cette donnée pour produire une estimation finale binaire décrivant l'état de cette zone locale. L'algorithme de  $K$ -PPV [Coomans,1982] est utilisé dans cette partie, dont l'objectif est de réaliser un traitement de classification tridimensionnelle de la donnée  $DF$ .

Sachant que  $DF(H_{md}, T_{md}, F_{md})$  représente une donnée tridimensionnelle de coordonnées basée sur les trois quantités physiques, chaque  $DF$  calculée doit être traitée et assignée à l'un des deux clusters. Ces ensembles sont formés par  $E=100$  échantillons d'apprentissage enregistrés comme une base de données référentielle à travers laquelle l'algorithme  $K$ -PPV se réfère pour fournir sa sortie décisive. Sachant que le premier ensemble décrit l'hypothèse d'un état normal de non feu, nommé  $CL_{NF}$ , tandis que le second représente l'hypothèse de situation de feu nommé  $CL_F$ , les deux groupements avec la donnée cible  $DF$  sont illustrés dans la Figure 4.6.

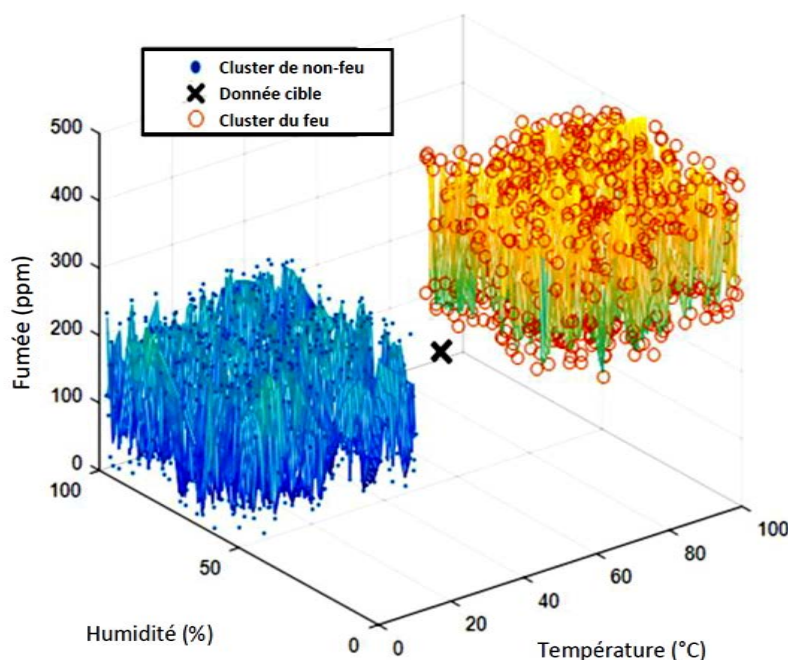


Figure 4.6- Projection en 3D des deux clusters de données d'apprentissage avec un exemple d'une donnée cible  $DF$ .

Les seuils d'intervalles fixés par rapport aux axes de la température, de l'humidité et de la fumée sont basés sur des expériences réelles de la génération d'incendie dans différentes conditions. Les ajustements de ces intervalles peuvent également dépendre de la nature climatique de la zone surveillée.

Le processus de classification des données  $DF$  par l'algorithme  $K$ -PPV est basé sur un système de vote des voisins  $K$ -plus proches. Les mesures de similarités entre la cible  $DF$  et les éléments d'apprentissage sont effectuées sur la base de la distance de Minkowski. L'algorithme de  $K$ -PPV est détaillé dans le chapitre 2.

La décision est finalement prise après avoir affecté la cible  $DF$ ; si  $DF$  est assignée à l'ensemble  $CL_F$ , la décision notée  $F_{dec}$  passe à '1' : {feu} ; sinon elle demeure à '0' : {non-feu}.

#### 4.2.2. Modèle énergétique du RCSF

L'algorithme proposé a été développé en tenant compte aussi de l'aspect énergétique du réseau. Dans ce travail, nous projetons aussi à maintenir une meilleure performance systématique en termes de consommation énergétique du réseau. Les résultats de performance sont présentés et discutés dans la section de : Simulation de la Méthode.

Pour concrétiser l'environnement étudié dans ce travail, certaines hypothèses sont prises en considération comme suite:

- Tous les nœuds de capteurs ont des caractéristiques et des performances similaires.
- La station de base possède une énergie infinie, et elle est située en dehors de la zone de surveillance.
- Les nœuds de capteurs sont déployés de manière aléatoire dans une zone environnementale restreinte.
- Les nœuds de capteurs et la station de base sont toujours en position statique et fixe.
- Tous les nœuds de capteurs ont la capacité d'être un nœud IN et un nœud CH et d'effectuer un traitement de fusion de données.
- Tous les nœuds de capteurs ont la possibilité de basculer entre les modes : sommeil et réveil.

Rappelons que les nœuds capteurs constituant le réseau ont chacun une source d'énergie limitée (batterie), consommée en grande partie par le module intégré de communication sans fil. Notons bien que l'énergie de transmission des données en  $k$  bits est plus importante que celle de la réception des données en  $k$  bits [Heinzelman,2000]. Cette énergie consommée en transmission dépend également de la distance qui sépare le nœud émetteur du nœud récepteur (4.1) (4.2). Par conséquent, la consommation de ces ressources énergétiques sera très gourmande si les nœuds capteurs déployés dans une zone environnementale, mesurent et envoient directement leurs données à la station de base.

Concernant le calcul de consommation énergétique de chaque nœud, on considère l'utilisation du modèle radio du premier ordre adopté par [Heinzelman,2000], ce modèle est illustré dans la Figure 4.7:

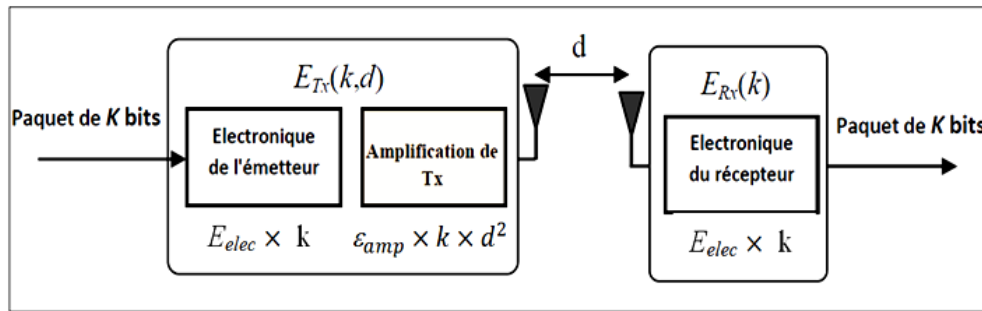


Figure 4.7- Modèle énergétique du radio de premier ordre [Heinzelman,2000].

Alors, pour transmettre un message de  $k$  bits sur une distance  $d$ , l'énergie consommée par le module radio est:

$$E_{Tx}(k, d) = k \times E_{elec} + \varepsilon_{efs} \times k \times d^2 \quad (d \leq d_{th}) \quad (4.1)$$

$$E_{Tx}(k, d) = k \times E_{elec} + \varepsilon_{amp} \times k \times d^4 \quad (d > d_{th}) \quad (4.2)$$

Et dans le cas de réception d'un message de  $k$  bits, la radio dépense une quantité d'énergie de:

$$E_{Rx}(k, d) = k \times E_{elec} \quad (4.3)$$

Où  $E_{elec}$  représente l'énergie consommée dans les blocs électroniques d'émission et de réception, alors que  $\varepsilon_{efs}$  représente l'énergie d'amplification dépensée pour la transmission de données lorsque la distance est inférieure au seuil  $d_{th}$ , et dans le cas où la distance est supérieure au seuil  $d_{th}$ , l'énergie d'amplification sera représentée par  $\varepsilon_{amp}$ .

### 4.3. Simulation de la méthode

#### 4.3.1. Performance du système de fusion

##### 4.3.1.1. Premier niveau de traitement

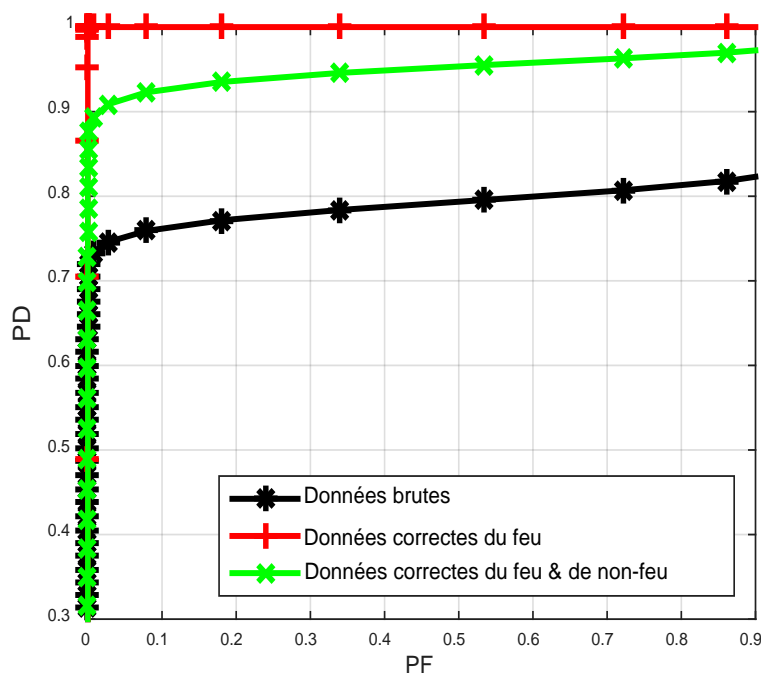
Le raisonnement de la simulation sera effectué dans cette section sur la base des données de coordonnées de température. Cette application de simulation est considérée similaire pour les autres catégories de capteurs.

Une représentation en courbes ROC (Receiver Operating Characteristic) [Hajian-Tilaki,2013][JA,1989] a été étudiée afin d'évaluer les performances de la méthode de tri des données. Ce test de performance repose sur un calcul des probabilités de détection (notées  $PD$ ) et de fausses alarmes (notées  $PF$ ) auxquelles elles reflètent une bonne performance lorsque la probabilité de détection est importante tout en maintenant un niveau plus faible de probabilité de fausse alarme.

Donc, pour cette simulation, nous nous focalisons sur l'analyse de données de température au sein de la zone du cluster sélectionné, où nous avons un nombre de  $(N+1)$  capteurs de température, avec  $N = 20$ . Dans une série de  $(N+1)$  mesures acquises, nous supposons que :

- Dix échantillons de température agrégés sont fournis à partir de nœuds fonctionnels ;
- Cinq échantillons sont fournis à partir de nœuds fonctionnels mais qui sont loin de la zone d'incendie ;
- Et enfin, six échantillons d'informations erronées ou bruyantes sont supposés transmis par des capteurs défectueux.

L'amélioration de la performance ROC après intégration de la méthode proposée est illustrée dans la Figure 4.8.



**Figure 4.8-** Evolution de la performance ROC par rapport aux échantillons de température traités par la méthode proposée basée sur l'algorithme de  $K$ -médoïdes (trait rouge).

Selon la Figure 4.8, il est clair que la courbe ROC basée sur le vecteur de données trié par la méthode proposée montre une meilleure performance par rapport à celle des données brutes et ceci s'explique par la diminution remarquable du paramètre de bruit  $\sigma$  d'intra-cluster conduisant, par conséquent, à une augmentation de la probabilité de détection.

Cette diminution de  $\sigma$  est réalisée sur deux étapes enchainées ; dans la première étape, l'opération du regroupement physique de capteurs proches d'événements, permet d'ignorer dans le calcul les informations physique redondantes issues des capteurs loin d'événement (hors zone d'analyse) que ça soient des capteurs fonctionnels ou défectueux, cela permet de minimiser considérablement l'écart type du vecteur de données acquises. Dans la deuxième étape, la diminution de  $\sigma$  est favorisée grâce à l'analyse de ces données intra-cluster effectuée

principalement par  $K$ -médoïdes. Le partitionnement de ces données en  $K$  sous ensembles, et le choix raisonnable du sous-ensemble représentatif de l'état qui permet d'éviter les données de valeurs aberrantes, cela a conduit à minimiser encore plus cet écart type d'une part, et abouti à choisir efficacement le médoïde  $DF$  représentatif de cette série de mesures, à travers lequel le raisonnement par  $K$ -PPV est exécuté et la prise de décision finale est réalisée.

#### 4.3.1.2. Processus du deuxième niveau: estimation en sortie

La Figure 4.10 décrit une réponse de la décision développée à travers le raisonnement de  $K$ -PPV, on introduit à l'entrée de ce classifieur une série de dix échantillons fusionnées  $\{DF_1, DF_2, \dots, DF_{10}\}$  de coordonnées variables illustrée dans la Figure 4.9. A noter que cette série représente un résultat obtenu au préalable d'un traitement de données de premier niveau. Ce traitement est effectué au sein d'une zone d'analyse qui comprend vingt et un nœuds.

On considère qu'à partir de la séquence 1:

- Cinq nœuds détectant le feu;
- Six autres nœuds sont supposés en mode de défaillance et fournissent des données erronées ;
- Et enfin, dix autres nœuds sont, supposés, situés loin du lieu d'incendie.

On suppose que la propagation du feu dans cette simulation est réalisée au cours de dix séquences de traitement, où dans chaque séquence, on suppose qu'un nouveau nœud capteur détecte le feu et par conséquent il rejoint le sous-ensemble de données d'incendie. La réponse de décision estimée par  $K$ -PPV est élaborée sur un axe temporel de dix séquences, comme illustrée dans la Figure 4.10.

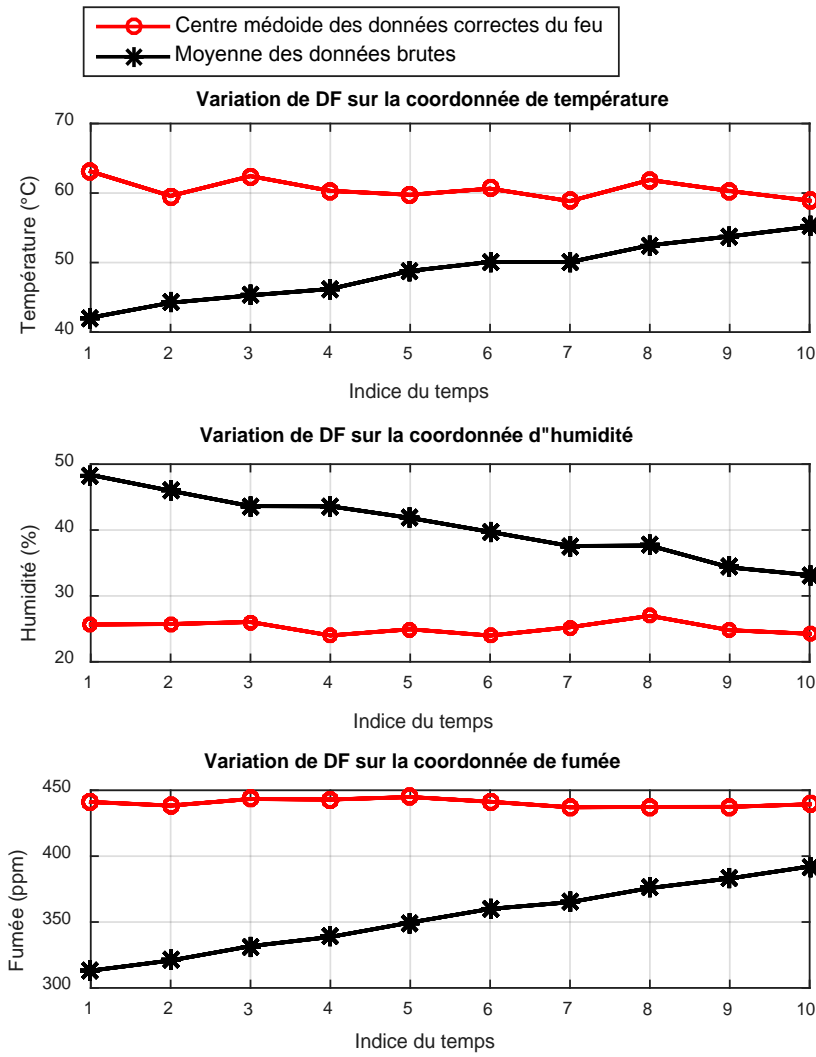


Figure 4.9- Variation de *DF* résultante dans ses trois coordonnées sur dix séquences (Comparaison de l'approche proposée avec la méthode de moyennes de données).

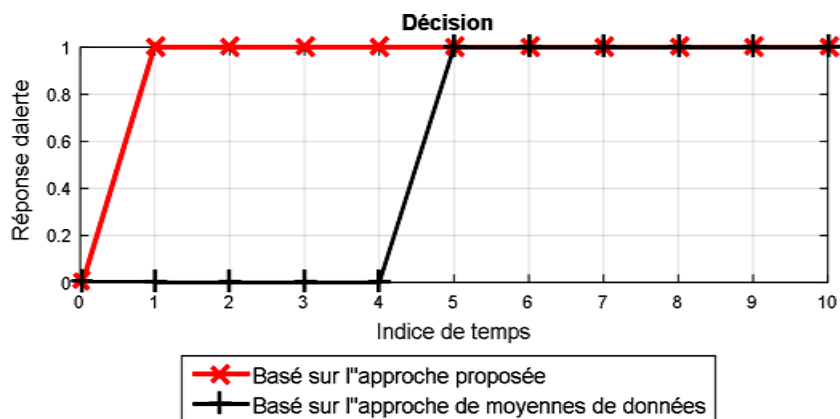


Figure 4.10- Le résultat relatif de décision finale prise par *K*-PPV. (Comparaison de l'approche proposée avec la méthode de moyennes de données).

La rapidité de déclenchement d’alerte et la vigilance du système sont aussi parmi les caractéristiques améliorées de notre approche, du fait que la détection peut être directement déclenchée si un nombre minimum de capteurs voisins détecte l’incendie ( $C_{min} = 5$  premières données appartenant au cluster du feu) comme dans la Figure 4.10. En outre, cette alerte peut être utilisée pour empêcher la propagation du feu aussi rapidement que possible et d’une manière plus fiable avant de causer des dommages de brûlures d’une surface plus large.

### 4.3.2. Evaluation de consommation énergétique du RCSF

Concernant l’évaluation de l’impact de l’approche proposée sur la plateforme du RCSF en termes de consommation d’énergie et d’extension de durée de vie des nœuds, une expérience de simulation a été réalisée comparant cette technique aux différents protocoles de routages, à savoir le LEACH (Low-Energy Adaptive Clustering Hierarchy) [Heinzelman,2000], le M-GEAR (Gateway-Based Energy-Aware Multi-Hop Routing Protocol) [Nadeem,2013], le SEP (Stable Election Protocol) [Smaragdakis,2004], et enfin le TEEN (Threshold Sensitive Energy Efficient Network) [Manjeshwar,2001]. Cette expérience est simulée sur la base des paramètres du réseau définis dans le Tableau 4.1.

**Tableau 4.1-** Paramètres de simulation

Paramètres	Valeurs
Surface de la zone couverte	100m x 100m
Nombre des nœuds du réseau	200 nœuds
Nombre de nœuds dans le cluster d’analyse	21 (20 CMs +1 CH)
Energie initiale du nœud	0.1 J
Electronique de l’émetteur	50 nJ/bit
Electronique du récepteur	50 nJ/bit
L’énergie du sommeil	5nJ/bit
Amplification de transmission : $\varepsilon_{amp}$ (Quand $d > d_{th}$ )	0.0013 pJ/ bit/m <sup>4</sup>
Amplification de transmission : $E_{fs}$ (Quand $d \leq d_{th}$ )	10 pJ/ bit/m <sup>2</sup>
Nombre de tours	1300 tours
Transmission de données	4000 bit

Comme cité dans le tableau, la simulation a été exécutée sur 200 nœuds dispersés aléatoirement sur une surface de 100m x100m, et sachant que le Sink est situé en dehors de la zone et son emplacement est (150m, 50m), on considère au premier tour que le feu est généré au voisinage du nœud dont la localisation est (0,0) qui représente l’endroit le plus éloigné de la station de base (le cas extrême). Les simulations des algorithmes sont exécutées pendant 1300 tours, leurs résultats de performance sont illustrés sur la Figure 4.11 et la Figure 4.12.

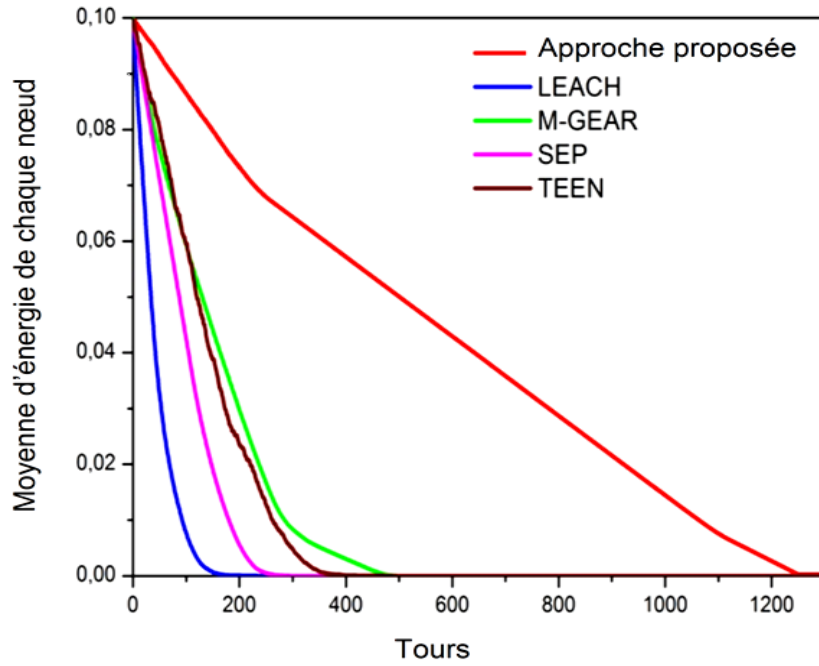


Figure 4.11- L'énergie moyenne dans les nœuds du réseau.

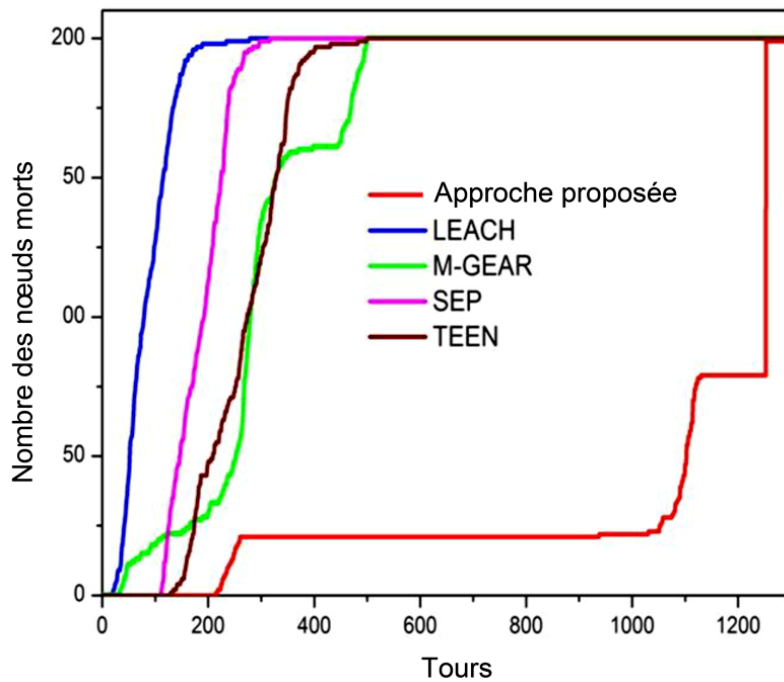


Figure 4.12- Le nombre de nœuds mourants pendant 1300 tours

La figure 4.11 montre l'allure de la courbe résultante de la consommation énergétique du nœud de réseau (en moyenne) après utilisation de notre approche, comparée à celles résultantes d'applications de quatre méthodes de routages LEACH, SEP, TEEN et M-GEAR. Et comme nous pouvons remarquer d'après cette figure, l'énergie consommée, lorsque l'approche proposée est appliquée, est très inférieure face à celles obtenues après utilisation des quatre méthodes citées. Rappelons que dans notre approche, lorsqu'un feu commence à

manifestent dans une partie de la zone surveillée, il n'y a qu'un seul cluster d'analyse qui est examiné et exploité dans cette zone, ce qui est totalement différent dans le cas de LEACH, et M-GEAR, où la zone entière est divisée en plusieurs clusters. Ainsi, ces techniques existantes de routage permettent d'exploiter tous les nœuds de la plateforme. Cela par conséquent, prouve que l'approche proposée est beaucoup plus performante dans une consommation d'énergie judicieuse par rapport aux autres techniques.

En ce qui concerne la Figure 4.12, cette dernière illustre le nombre de nœuds morts dans les cinq approches pendant 1300 tours. Comme on peut le constater, le réseau utilisant le LEACH est le premier à mourir, suivi par les réseaux utilisant le SEP, le TEEN et le M-GEAR. Cependant, le réseau utilisant l'approche proposée reste vivant sans aucun nœud mort jusqu'à 200 tours où le nombre des nœuds morts commence à augmenter progressivement jusqu'à atteindre  $(N+1)$  nœuds morts au voisinage de 250 tours qu'à partir desquels, la courbe devient stable jusqu'à atteindre 1050 tours. Ces  $(N+1)$  nœuds morts sont à la base les nœuds du cluster d'analyse. Ainsi, il est évident que ces nœuds sont les plus exploités dans la collecte des données et la communication par radio, par rapport à d'autres nœuds du réseau situés en dehors de cette zone du cluster. Ces  $(N+1)$  nœuds, par conséquent, sont susceptibles d'être les premiers à mourir dans cette approche proposée. De 1050 tours à 1120 tours on peut remarquer que d'autres nœuds morts sont ajoutés, ces nœuds capteurs représentent les nœuds intermédiaires IN qui sont exploités précédemment en dehors du cluster, et qui sont retournés, après, à leur état normal, poursuivant leur fonctionnement comme les autres nœuds externes. Enfin, les derniers nœuds qui meurent sont ceux qui représentent la dernière tranche du réseau ; ces nœuds qui sont éloignés de l'événement et qui ne sont pas concernés par la communication de données sans fil. La durée de vie de ces nœuds est prolongée par un changement périodique d'état, entre l'état de sommeil quand le module radio est désactivé pendant  $T_s$ , et l'état de réveil quand ils mettent à jour leurs mesures et restent vigilants pour une éventuelle détection possible en gardant aussi leur module radio dans l'état d'écoute ( $T_s > T_w$ ).

On conclut que sur la base de ces résultats de simulation, notre approche assure une consommation d'énergie très judicieuse des nœuds de réseau, permettant de prolonger efficacement la durée de vie du réseau.

#### 4.4. Conclusion

Dans le cadre de l'amélioration des performances du système à RCSF appliqué à la protection de l'environnement contre les incendies, la contribution de ce chapitre décrit un nouveau modèle hybride intégrant une méthode de fusion des données multi-capteurs acquises et une technique de routage intelligente relative à la détection d'événement d'incendie. Ce système a essentiellement utilisé le concept de « clustering » qui comprend les nœuds les plus proches de l'événement.

La fusion des données est exécutée dans le nœud CH choisi afin d'estimer de manière fiable l'état de la zone du cluster d'analyse. Cette fusion est composée de deux niveaux hiérarchiques utilisant, principalement, une technique de partitionnement appelée

*K*-médoïdes pour trier et fusionner les données correctes provenant de capteurs de type température, humidité et fumée. La sortie à ce niveau est une donnée de coordonnées à trois dimensions, représentée sous forme de données fusionnées. Une telle donnée est traitée et classée par le classifieur *K*-PPV pour obtenir une décision globale estimée décrivant l'état de cette zone restreinte. Et dans le cas d'une décision positive reflétant l'existence de l'incendie, le CH transmet un message d'alerte à la station de base via le nœud IN situé à l'extérieur du cluster.

Le système hybride proposé a prouvé, à travers les résultats de simulations, sa capacité d'éviter des données redondantes, incorrectes ou inutiles lors de son traitement; permettant d'augmenter la fiabilité et la rapidité de la détection d'incendie sur la base des données fusionnées hétérogènes. On outre, ce système a réussi à minimiser considérablement la consommation énergétique des nœuds face aux méthodes de routage connues : LEACH, SEP, TEEN et M-GEAR, ainsi, cette technique de routage adoptée permet de réaliser une bonne gestion de consommation énergétique favorisant ainsi une très bonne extension de la durée de vie du réseau.

Dans le chapitre suivant, nous allons présenter notre dernière contribution qui porte sur un nouveau système de surveillance et de détection, plus prometteur dans les alertes avec une efficacité en consommation d'énergie du réseau. Ce système intelligent, basé sur un modèle proposé de fusion de données et de prise de décision, sera capable de notifier la station de base, non seulement sur l'apparition du danger, mais aussi sur l'étendu d'une éventuelle propagation du danger.

# **Chapitre 5**

---

**Système de détection précoce d'incendie et  
d'estimation de l'étendu de propagation**

## Chapitre 5 — Système de détection précoce d'incendie et d'estimation de l'étendu de propagation

### 5.1. Introduction

Dans ce chapitre nous allons discuter notre quatrième contribution qui présente un nouveau système hybride de surveillance environnementale, de détection d'incendie et d'estimation du danger en propagation. Ce système est appliqué dans un RCSF installé dans une zone forestière. Notre objectif dans ce travail, est de réaliser, une très bonne amélioration de la qualité de service (QoS) dans le RCSF du coté de la fiabilité et la rapidité des alertes estimées et transmises à la SB. Nous cherchons ainsi d'assurer, à travers la technique de routage adoptée, une exploitation intelligente et optimale des ressources énergétiques du réseau, ce qui influe positivement sur l'amélioration de sa durée de vie.

Ce système est, comme le précédent, constitué d'un raisonnement hybride permettant au RCSF d'interagir avec l'événement dès son apparition. Nous proposons une interaction autonome et intelligente, en assurant une exploitation optimale des données collectées et transmises d'un nombre limité des nœuds capteurs. Ces derniers constituent une petite tranche du réseau et sont définies dans un champ (zone disque) d'analyse restreint au voisinage de l'incendie.

Concernant le système de fusion de données et de prise de décision adopté, nous l'avons conçu d'une manière hiérarchique; la première étape s'effectue au niveau du premier nœud détecteur à travers un raisonnement qui utilise le classifieur  $K$ -PPV [Coomans,1982] [Kotu,2015]. Cette fusion permet d'affirmer à l'aide des quatre nœuds voisins, une première apparition d'incendie.

Quant à la seconde, elle est conditionnée par l'étape précédente, nous l'avons proposée pour effectuer dans le cas positif une fusion de données multi-capteurs globale sur la base des données hétérogènes collectées dans la zone d'analyse définie. Cette fusion est conçue dans le but d'estimer l'ampleur et le niveau de la propagation de l'événement. Dans cette fusion, nous avons envisagé l'exécution d'un prétraitement de triage des données de valeurs correctes (homogènes) basé sur l'algorithme de partitionnement de données  $K$ -moyennes [MacQueen,1967][MacKay,2003]. Ce traitement est bien utile pour ignorer les données inutiles et incorrectes qui influencent la fiabilité de la détection. Enfin, dans le traitement final centralisé de fusion de données hétérogènes, nous allons utiliser le système d'inférence floue (SIF) [Manjunatha,2008] [Zadeh,1965] pour permettre de raisonner globalement sur l'état du danger en propagation.

Nous allons analyser les différentes parties constituant le modèle proposé, et nous allons montrer à travers les résultats d'expérimentations, que l'approche adoptée, présente une immunité remarquable contre les informations inutiles/incorrectes. Elle se caractérise donc par une très bonne QoS concernant sa fiabilité de détection, et sa rapidité de déclenchement

d'alerte. En plus, l'approche présente une meilleure performance de consommation d'énergie de réseau qui conduira à une extension remarquable de sa durée de vie.

## 5.2. Approche proposée

### 5.2.1. Architecture du système

L'approche proposée présente une méthode fiable de détection rapide des incendies et d'estimation de la propagation du feu basée sur le traitement de la fusion de données multi-capteurs et de la prise de décision. Ce système permet également de réaliser une gestion optimale de la consommation d'énergie du RCSF pour prolonger sa durée de vie grâce à une technique intégrée de regroupement des nœuds et de routage intelligente de données, l'exécution du procédé proposé est conditionnée par l'apparition de l'événement.

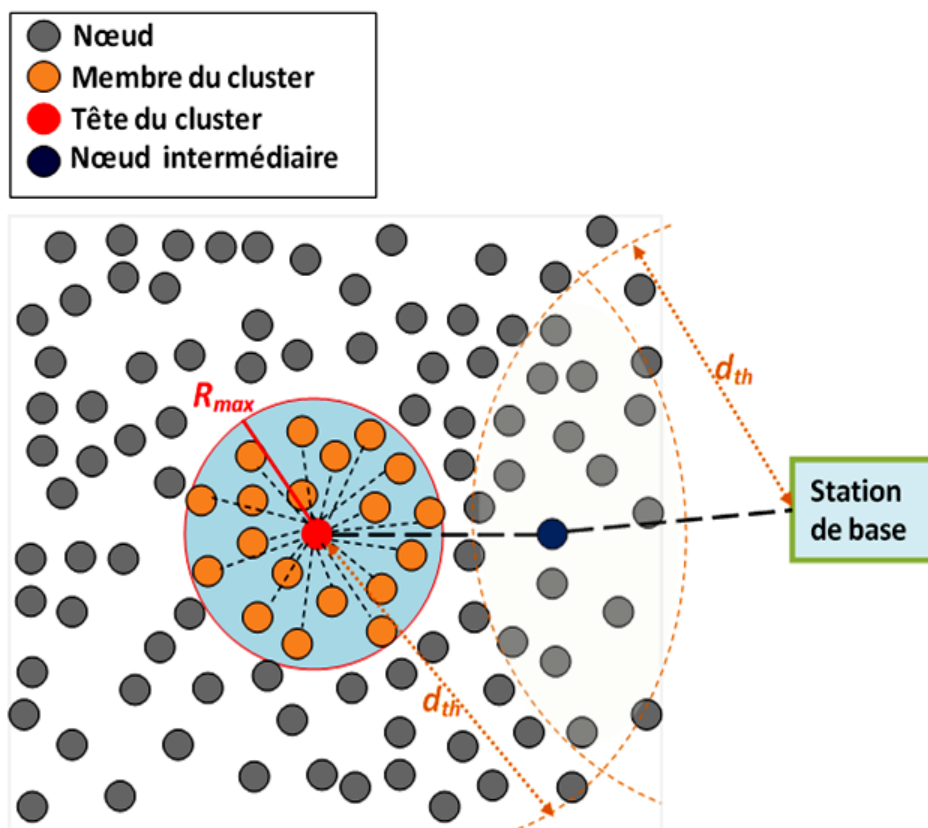


Figure 5.1- Architecture du RCSF exploitée par le modèle proposé.

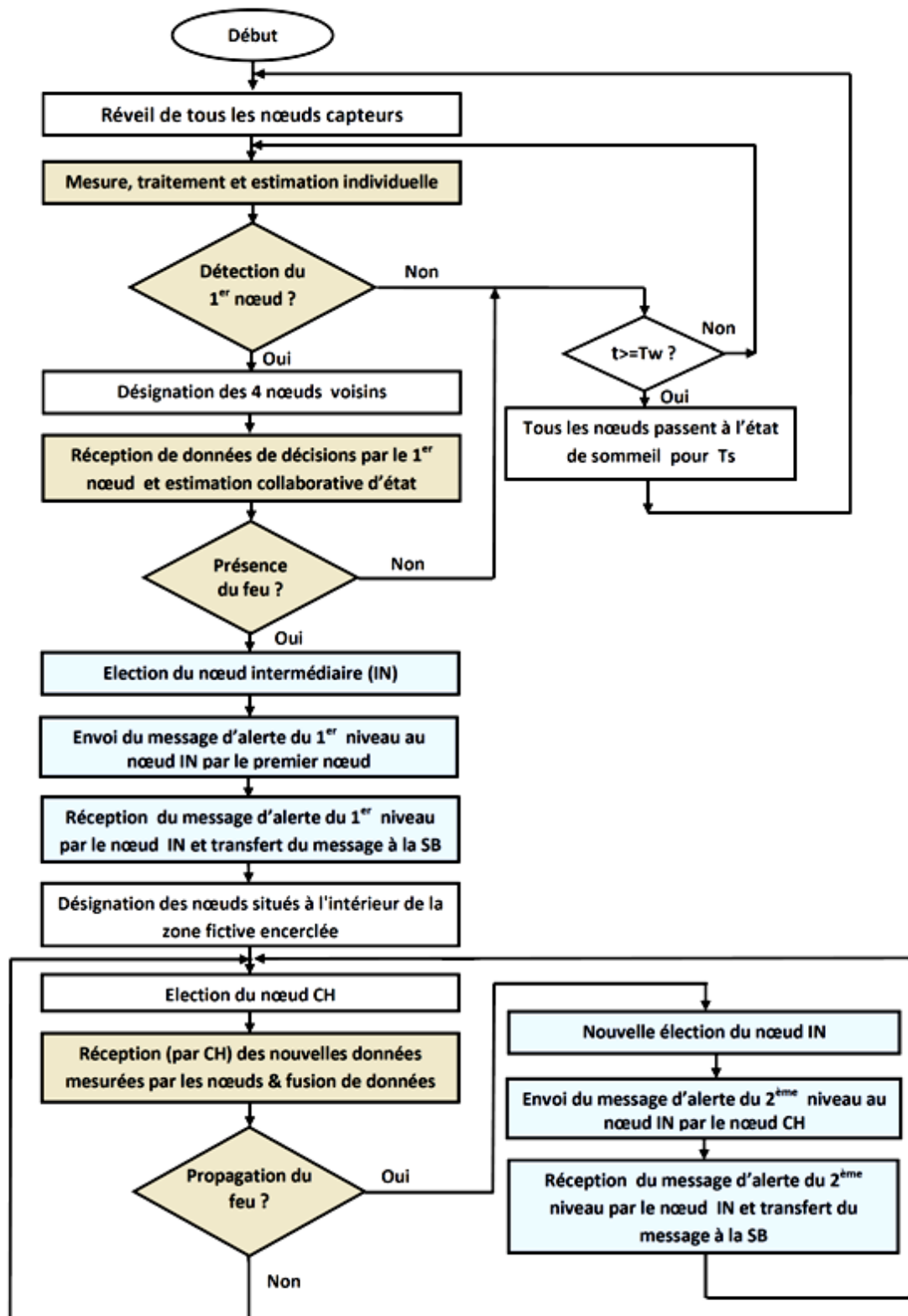
Ce système permet d'élaborer sa propre décision avant de transmettre à la station de base les informations utiles, uniquement, en cas de danger détecté. Deux niveaux d'alertes sont possibles (voir l'organigramme du système proposé dans la Figure 5.2).

La première alerte illustre l'état d'apparition de feu sur la base d'un raisonnement collaboratif ; ce raisonnement prend en compte la décision interne du premier nœud capteur avec la confirmation basée sur la dominance des décisions de ses quatre nœuds voisins, un tel traitement est effectué sur la base du premier nœud détecteur  $S_l$  qui regroupe les autres décisions fournies par ses quatre voisins. Dans le cas d'une décision de collaboration

affirmative,  $S_I$  envoie un message d'avertissement d'un niveau primaire à la station de base par l'intermédiaire d'un nœud nommé IN jouant le rôle du pont. Ce dernier est élu statistiquement selon deux critères; d'abord, sur les distances séparant ce IN à la SB et au nœud  $S_I$ , ces distances doivent être inférieures à une distance seuil notée  $d_{th}$ ; le deuxième critère évalue le capteur en examinant son énergie résiduelle qui doit être plus élevée parmi d'autres. Par conséquent, le capteur qui satisfait à la fois ces deux critères sera directement élu pour ce tour en tant que nouveau nœud intermédiaire IN.

Et puisqu'il y aura une forte possibilité que le feu se propage, il faudra par la suite déterminer continuellement et rapidement l'étendue de cet événement en propagation. Pour réaliser cet objectif, le système désigne une zone d'analyse sous la forme d'un disque fictif dont le centre est représenté par le nœud  $S_I$  et le rayon noté  $R_{max}$  fixé a priori par utilisateur (voir l'exemple dans la Figure 5.1). La création de cette zone d'analyse par le système a pour but d'examiner plus rapidement la zone à travers ses nœuds capteurs intra-disque, alors tous les capteurs inclus dans cette zone deviennent des membres du cluster d'analyse notés CMs, avec un chef de groupe choisie noté CH. L'élection statistique de ce dernier ne repose que sur son énergie résiduelle qui doit être plus élevée par rapport aux autres membres, ce nœud CH est recruté pour agréger toutes les données intra-cluster mesurées par les membres CMs, et ainsi exécuter les processus de triage d'informations, de fusion de données et d'estimation du danger de propagation d'incendie. Dans le cas positif, un nouveau message d'alerte du deuxième niveau de danger est constitué pour être envoyé à la SB via le nœud IN, ce dernier sera réélu d'une manière similaire qu'en niveau précédent.

Ce système intelligent ne permet donc d'exploiter, en cas d'occurrence d'événement, qu'une seule tranche de la plate-forme du réseau (voir l'exemple dans la Figure 5.1). Ainsi, en cas d'absence du danger (pas de détection), les nœuds capteurs commutent entre deux états de périodes différentes : l'état de veille où la consommation de la batterie est minimale et l'état de réveil où les nœuds établissent une mise à jour, traitent leurs mesures et détectent si un éventuel danger se produit. Ceci permet de contribuer de plus à l'optimisation de la consommation d'énergie dans le réseau.



- Tw: Période du réveil
- Ts : Période du sommeil

Figure 5.2- Organigramme de l'approche proposée.

### 5.2.2. Modèle basé du réseau

Notre approche se caractérise également par une efficacité d'exploitation du côté de la communication de données au sein du RCSF déployé dans la forêt. La communication de données sans fil est établie uniquement sur une partie partielle de sa plate-forme relative à l'emplacement d'incendie. Cette approche permet également de router uniquement des informations utiles (messages d'alerte, localisations) vers la station de base, pour faire cela, certaines hypothèses sur le modèle du réseau adopté sont prises en compte:

- Les nœuds de capteurs sont déployés de manière aléatoire, les distances entre les nœuds peuvent être estimées en fonction des puissances des signaux reçus.
- La plate-forme du réseau de capteurs est statique une fois installée.
- Tous les nœuds possèdent trois types de capteurs physiques dont les caractéristiques techniques et les performances de traitement sont similaires.
- Tous les nœuds sont capables d'effectuer un traitement de fusion de données, et également d'être un membre de cluster (CM) ou une tête de cluster (CH) ou un capteur intermédiaire (IN).
- La station de base est située en dehors de la zone surveillée, sa position est toujours statique et son énergie est infinie.

Concernant le modèle énergétique, utilisé dans cette approche pour le calcul d'énergie consommée sur la base d'un nœud, nous considérons l'utilisation des équations du modèle de radio du premier ordre discuté dans [Heinzelman,2000]. Rappelons que le modèle du premier ordre est déjà illustré sur la Figure 4.7 dans le chapitre 4, ainsi, les équations de transmission du message de  $k$  bits (4.1) et (4.2), et celle de réception (4.3), sont également définies dans le même chapitre.

### 5.2.3. Etapes de fusion de données et de prise de décision

Dans cette partie, nous allons détailler le procédé proposé de fusion de données et de prise de décision, qui se subdivise en deux phases majeures qui sont la phase de détection d'apparition d'incendie, puis la phase de regroupement (clustering), de triage et de fusion d'informations en vue d'estimer l'étendu et l'ampleur du danger dans sa propagation.

#### 5.2.3.1. Première phase: détection d'apparition d'incendie

##### 5.2.3.1.1. Détection du nœud individuel

Soit  $n = 100$  nœuds capteurs déployés aléatoirement dans une zone matricielle de (100X100) m<sup>2</sup>, chaque nœud peut mesurer trois grandeurs physiques différentes qui sont la température, l'humidité et la fumée. Les trois données mesurées sont collectées et traitées par le classifieur  $K$ -Plus-Proche-Voisins résumé sous le nom de  $K$ -PPV (voir la Figure 4.6 du chapitre 4) afin d'élaborer une estimation sur la base d'un nœud individuel, une estimation qui clarifie l'état du champ surveillé par ce nœud.

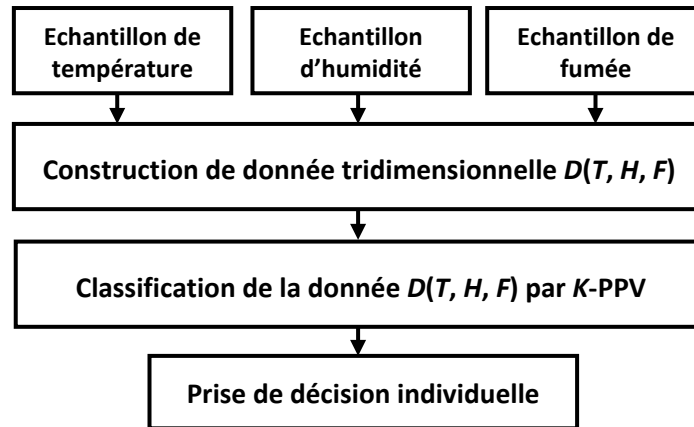


Figure 5.3- Processus de détection d'un nœud individuel.

L'estimation d'état est élaborée individuellement au sein du nœud  $S_i$  à travers son unité de traitement [Coomans,1982] [Kotu,2015]; son raisonnement est basé sur une classification de l'objet nommé  $D_i$  (avec  $i = 1, 2, 3 \dots n$ ) on l'appelle aussi "Cible". Cette donnée cible se compose de trois coordonnées, notées:  $T_i$ ,  $H_i$  et  $F_i$  représentant les trois échantillons mesurés. De plus, le classifieur  $K$ -PPV, nécessite pour ce traitement une base de données d'apprentissage, à partir de laquelle, cet estimateur peut se référer dans son raisonnement pour estimer sa sortie. Alors pour notre application, nous utilisons une base de données tridimensionnelle répartie sur deux clusters, (comme illustrés dans la Figure 4.6, figurée dans le chapitre 4). Ces ensembles de données d'apprentissage contiennent des échantillons des trois grandeurs physiques partitionnées dans deux hypothèses différentes à savoir l'hypothèse du 'Feu' et celle du 'Non- Feu'. Ainsi, l'algorithme  $K$ -PPV classe la cible  $D_i(T_i, H_i, F_i)$  dans l'un de ces deux clusters. Il convient de noter que les plages d'intervalles de ces clusters doivent être bien définies en tenant compte des conditions favorables à la génération de l'incendie dans différents cas d'expériences; de plus, ces intervalles peuvent différer légèrement compte tenu des conditions climatiques de la zone surveillée, car ces conditions climatiques peuvent varier d'un endroit à un autre.

Cette classification est basée sur la mesure de similarité entre la cible  $D_i$ , à classer, et les objets des clusters d'apprentissage, afin de définir les  $K$  voisins les plus proches; la donnée  $D_i$  étant affectée au cluster ayant un nombre prédominant de  $K$  voisins. (Nous choisissons  $K = 5$  dans cette application), les détails de l'algorithme de  $K$ -PPV figurent dans les chapitres 1 et 2.

Finalement la décision individuelle notée  $d_i$  (avec  $i = 1, 2, 3 \dots n$ ) est produite à travers la condition suivante: lorsque  $D_i$  est assignée au cluster 'Feu' alors la décision binaire  $d_i$ , fournie par le nœud  $S_i$ , est égale à '1', sinon elle reste à '0'.

#### 5.2.3.1.2. Affirmation collaborative locale

Sachant qu'une décision positive est estimée d'un premier nœud  $S_l$ , il existe une probabilité non négligeable que ce nœud se base dans son traitement sur des mesures erronées provoquées par une éventuelle défaillance dans son/ces capteurs. Ces erreurs peuvent alors influencer négativement la fiabilité de cette alerte. Et afin de fournir des informations

précises et d'augmenter la crédibilité d'alerte, il est nécessaire d'ajouter des informations supplémentaires sous la forme de décisions binaires individuelles développés par les nœuds voisins les plus proches (voir la Figure 3.6 dans le chapitre 3 illustrant l'exemple du premier nœud détectant le feu avec ses quatre voisins) ; l'estimation de base collaborative (5.2) sera basée sur la dominance de '1' ou '0' sur les cinq données binaires, le raisonnement est décrit comme suite :

Soit  $S_I$  le premier nœud capteur qui détecte le feu, ce nœud est entouré de quatre nœuds voisins:  $S_2, S_3, S_4$  et  $S_5$ , où chaque voisin s'engage de mesurer, de traiter, et d'estimer sa propre décision, ainsi que de transférer cette décision vers le nœud  $S_I$  sur lequel. L'estimation primaire d'une base collaborative est réalisée comme suit:

$$S_d = \sum_{x=1}^5 d_x \quad (5.1)$$

$$D_p = \begin{cases} 0, & S_d < Th \\ 1, & S_d \geq Th \end{cases} \quad (5.2)$$

Où  $S_d$  est la somme des décisions binaires indépendantes  $d_x$  provenant de cinq nœuds, tandis que  $D_p$  représente l'estimation collective primaire dont la valeur résultante est basée sur la comparaison de la somme  $S_d$  des décisions, avec le seuil noté  $Th$ , qui est fixé par l'utilisateur ( $Th = 3$  est considéré dans ce travail).

En bref, l'estimation  $D_p$  de base collaborative affirme, à ce stade, s'il s'agit d'un état d'événement de feu; cela permettra au système d'alerter rapidement, de manière fiable, s'il y a un risque d'incendie manifestée lors de sa première apparition.

### 5.2.3.2. Deuxième phase: regroupement, triage et fusion des données

#### 5.2.3.2.1. Sélection des nœuds les plus proches de l'événement

Généralement, après apparition d'incendie dans la forêt, le feu passe dans une nouvelle phase de propagation surfacique. Alors pour suivre le développement de cet événement d'une manière rapide et efficace, la méthode adoptée considère dans son processus un secteur local qui inclut les nœuds capteurs les plus proches du lieu de l'événement (parmi les  $n$  capteurs déployés et la zone), avant de réaliser une fusion de données. Pour ce faire, le système définit une zone d'analyse et de traitement sous forme de disque dont le centre est représenté par le premier nœud capteur  $S_I$  et un rayon seuil noté  $R_{max}$  défini par l'utilisateur ; on note que ce rayon représente une distance qui est proportionnellement inversée à une puissance de transmission  $P_{min}$ . Par conséquent, tout capteur qui transmet son signal vers  $S_I$ , dont la puissance mesurée au niveau de  $S_I$  est supérieure à  $P_{min}$ , sera directement considéré comme un membre appartenant au cluster des nœuds de ce champ désigné.

Et tel qu'illustré sur la Figure 5.1, tous les capteurs membres du cluster de cette zone s'engage par la suite pour mesurer et envoyer les données brutes vers le nœud CH élu pour ce tour. Ce nœud CH, représente un centre d'agrégation de données, de traitement et de prise de décision ; il reçoit des échantillons mesurés et entame un procédé de traitement multi-

niveaux, afin d'estimer finalement l'ampleur de propagation du danger. A travers cette technique considérée dans notre approche, le nœud CH élu, permet d'alerter d'une manière fiable et rapide avant que ce feu soit propagé sur une surface plus vaste.

Au niveau du nœud CH, après avoir reçu toutes les mesures brutes collectées au préalable et transmises par les nœuds CMs, nous nous trouvons avec trois vecteurs d'échantillons mesurés de grandeurs physiques de types : température, humidité et fumée, notés respectivement  $\{Te_j\}$ ,  $\{He_j\}$ ,  $\{Fe_j\}$  (avec  $j= 1,2,..z$ ). Ces vecteurs de données brutes nécessitent une étape de prétraitement et de raffinement d'informations avant de passer à la fusion centrale des données. Cette étape est très cruciale, car ces vecteurs bruts peuvent contenir des mesures erronées transmises par des capteurs défectueux. En outre, il peut y avoir des données redondantes et qui sont fournies par des capteurs encore éloignés de l'événement. Tous ces types d'informations peuvent influencer négativement sur les performances de système dans l'estimation d'état, et aussi sur sa sensibilité pour un tel événement. Pour surmonter ces différentes contraintes, une opération de traitement des données brutes est envisagée dans cette approche avant de parvenir à la fusion centrale. L'explication de ce processus de fusion de données globales sera détaillée dans la section suivante.

#### **5.2.3.2.2. Processus de fusion de données**

Considérons que l'apparition de l'incendie est confirmée au préalable, dans cette section nous discutons le procédé de fusion de données globale réalisée au sein du nœud CH (qui inclut deux niveaux successifs de traitement). Ce processus s'exécute sur la base d'un ensemble de mesures brutes collectées par les nœuds à l'intérieur de la zone de disque définie.

L'approche proposée permet de collecter et de traiter toutes ces mesures de quantités physiques hétérogènes pour les analyser, distinguer les mesures correctes et utiles et enfin les fusionner dans le but de raisonner et d'estimer la sortie finale. Et puisque le système est appliqué sur l'environnement, cette approche permet de traiter le danger de propagation du feu tout en tenant compte du fait que les événements atmosphériques peuvent être complexes, moins précis ou vagues. Par conséquent, cette méthode permet d'effectuer une estimation globale, efficace et fiable tout en conservant une bonne flexibilité sur différentes contraintes qui peuvent être liées aux événements atmosphériques et également aux différentes erreurs pouvant affecter la fiabilité de l'estimation.

Ainsi, dans cette partie, deux algorithmes connus sont appliqués en enchainement. Le premier est un partitionneur de données nommé *K*-moyennes [MacQueen,1967] [MacKay,2003], exécuté parallèlement dans le premier niveau traitement sur les trois vecteurs de mesures brutes. Alors que le deuxième algorithme est celui du Système d'Inférence Floue (SIF) [Arikumar,2016], (Cette étape est inspirée du modèle discuté dans [Manjunatha,2008]) ; il est utilisé dans le centre de fusion qui est aussi appelé le second niveau de fusion, afin de réaliser un raisonnement global conduisant à une estimation sur l'ampleur du danger et le niveau de gravité de sa propagation, le processus global est illustré sur la Figure 5.4.

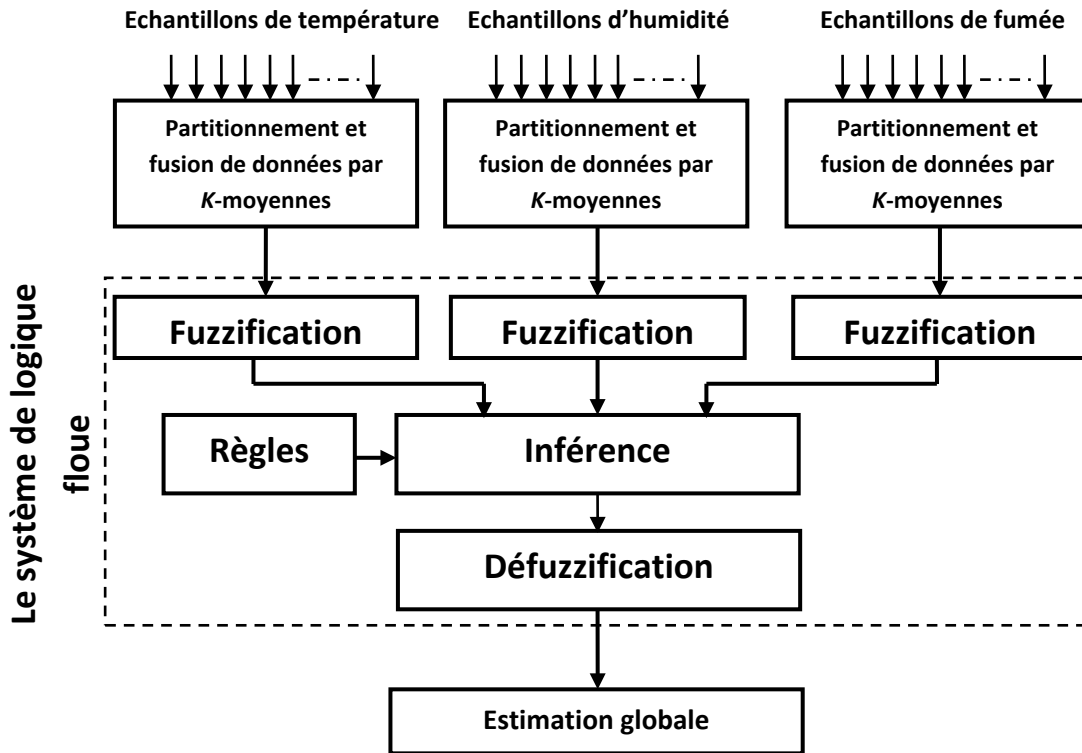


Figure 5.4- Mécanisme global de fusion de données et d'estimation d'état dans le champ d'analyse.

### 5.2.3.2.2.1. Triage d'informations et fusion homogène

*K*-moyennes est l'une des méthodes de partitionnement les plus connues utilisées par James MacQueen en 1967 [MacQueen,1967] [MacKay,2003], dont l'objectif est d'extraire, à partir d'un ensemble de données, *K* sous-ensembles formés par une meilleure partition où chaque sous-ensemble est représenté par un centroïde le plus proche de ses objets. Elle permet donc de minimiser la variance intra-cluster et de maximiser la variance de l'inter-cluster. (Les détails d'algorithme figurent dans le chapitre 1)

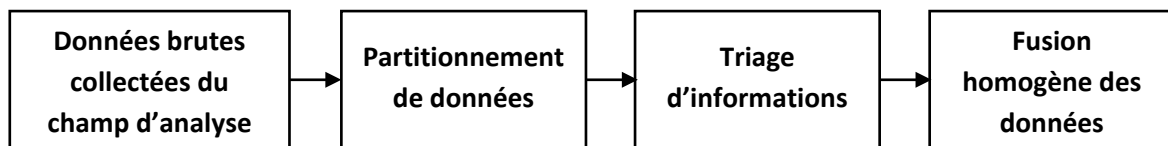
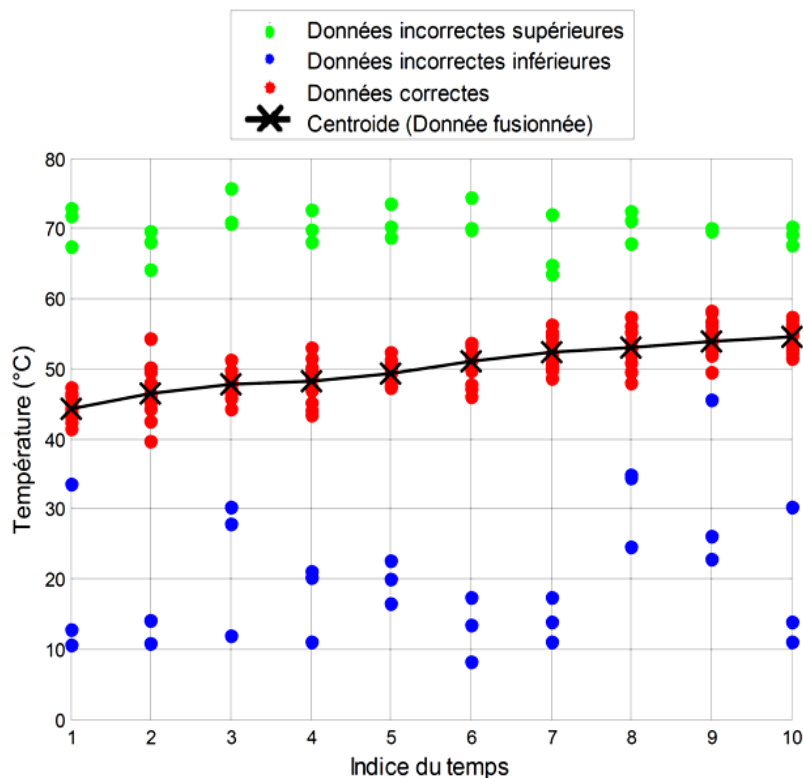


Figure 5.5- Processus de triage et de fusion homogène des données.

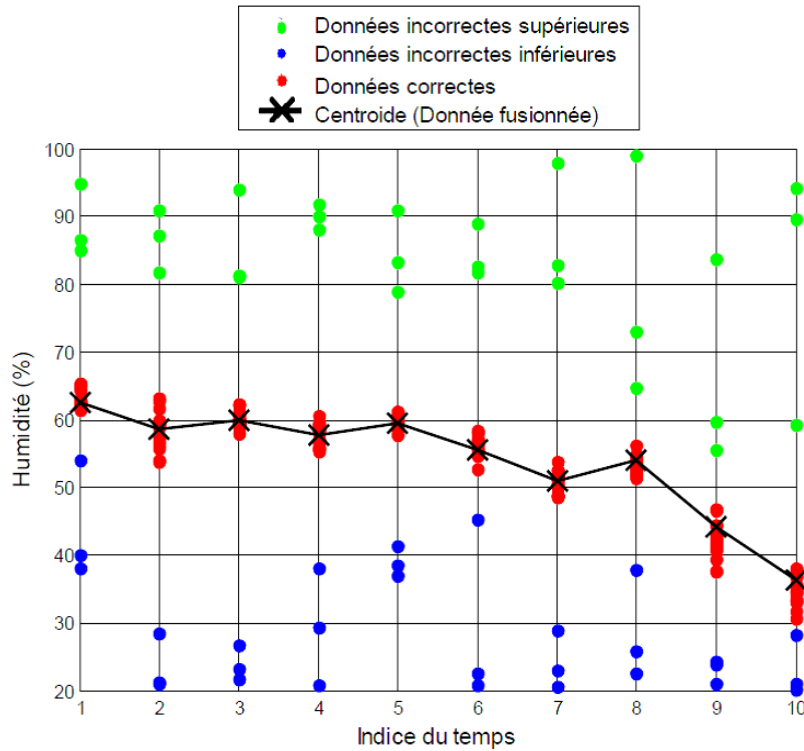
Rappelons que cette technique, est réalisée sur la base des données collectées par CMs au sein du cluster d'analyse. Ainsi, dans chaque tour, les trois séries  $\{Te_j\}$ ,  $\{He_j\}$ ,  $\{Fe_j\}$  sont supposées être agrégées au sein du CH. L'opération de partitionnement de données est exécutée indépendamment sur les trois mesures en utilisant la méthode de *K*-moyennes, ainsi, dans cette application nous fixons un nombre de  $K=3$  ; par conséquent à la sortie de ce traitement, nous avons un résultat de trois sous-ensembles de données extraits. Parmi ces trois sous-ensembles, il figure celui qui est le plus pertinent et le plus représentatif d'état ; l'objectif suivant est de distinguer ce sous-ensemble en se basant sur les conditions suivantes:

- Dans le cas de non propagation du feu, le choix sera en faveur du sous-ensemble ayant une dominance des objets (données) parmi d'autres.
- Dans le cas d'existence de propagation d'incendie incarnée par le sous-ensemble contenant plus que cinq objets représentant l'état du danger, ce sous-ensemble sera alors sélectionné en priorité comme l'ensemble correcte final de données triées.

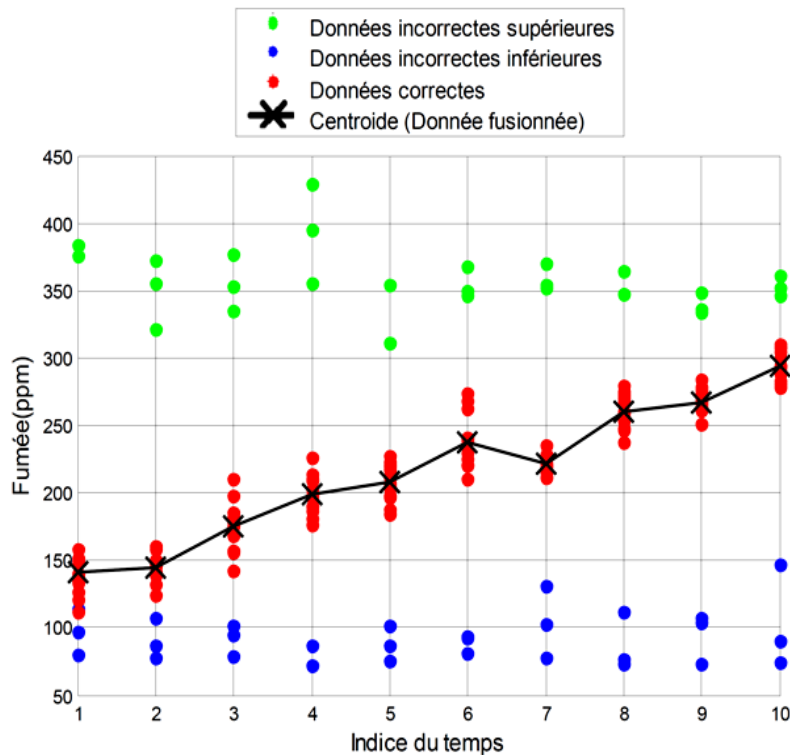
Le processus de triage et de fusion de données homogènes, décrit sur la Figure 5.5, est effectué indépendamment pour chaque vecteur de mesures homogènes agrégées, comme il est montré sur la Figure 5.6, la Figure 5.7 et la Figure 5.8. Les données inutiles ayant des valeurs aberrantes ou extrêmes (supérieures ou inférieures) seront rejetées après avoir sélectionné le sous-ensemble des échantillons corrects pour chaque catégorie. Ainsi, les centroïdes résultants de la température, de l'humidité et de la fumée, notés  $X_{GT}$ ,  $X_{GH}$  et  $X_{GF}$  représentent les sorties indépendantes d'une fusion de données homogène issue du premier niveau. La performance de ce traitement est évaluée en utilisant la courbe ROC [Hajian-Tilaki,2013] [JA,1989], elle sera illustrée et discutée dans la section des résultats de simulation.



**Figure 5.6-** Résultat de partitionnement de données en  $K=3$  sous-ensembles, de triage d'informations correctes et d'extraction du centroïde fusionné, réalisés par la méthode proposée. (Une simulation exécutée sur 21 capteurs de température dont: 6 supposés en état de défaillance ou loin de la zone d'incendie et 15 détectent l'incendie)



**Figure 5.7-** Résultat de partitionnement de données en  $K=3$  sous-ensembles, de triage d'informations correctes et d'extraction du centroïde fusionné, réalisés par la méthode proposée. (Une simulation exécutée sur 21 capteurs d'humidité dont: 6 supposés en état de défaillance ou encore loin de la zone d'incendie et 15 détectent l'incendie)



**Figure 5.8-** Résultat de partitionnement de données en  $K=3$  sous-ensembles, de triage d'informations correctes et d'extraction du centroïde fusionné, réalisés par la méthode proposée. (Une simulation exécutée sur 21 capteurs de fumée dont: 6 supposés en état de défaillance ou encore loin de la zone d'incendie et 15 détectent l'incendie)

### 5.2.3.2.2. Fusion hétérogène centrale de données

Dans le deuxième niveau de traitement, l'état de la zone est raisonné et évalué en fonction des trois centroïdes extraits du niveau primaire, sollicités à l'entrée de ce traitement final. L'utilisation du Système d'Inférence Floue SIF (ou FIS en anglais) est fortement recommandée pour un tel raisonnement. C'est une méthode estimée très utile pour un tel système qui est alimenté par des entrées incarnant un état naturel ou réel de l'environnement, sachant qu'elles peuvent être trop complexes et imprécises pour le traitement [Manjunatha,2008]. Le principe de SIF est de pouvoir estimer les paramètres de sortie tout en fournissant au système un ensemble de règles formulées en langage naturel. (Les détails et les équations de l'algorithme de logique floue sont mentionnés dans le chapitre 1 de généralités).

La structure du système de logique floue est divisée en trois phases essentielles [Manjunatha,2008]. La première phase appelée la Fuzzification, qui permet de transformer les données numériques disposées en entrée en une variable linguistique; autrement dit, cette phase traduit une entrée de données quantitatives en une variable linguistique qualitative à travers une fonction appelée: fonction d'appartenance, utilisée pour associer des données numériques à chaque variable linguistique. Rappelons que le nombre de ces fonctions, dans une Fuzzification, peut varier en fonction de la résolution souhaitée par l'utilisateur et peut évidemment être différent selon le type d'application.

Dans notre modèle, nous considérons trois phases de Fuzzification conçues pour transformer les trois valeurs numériques (variables floues d'entrée) des centroïdes de grandeurs physiques de température, d'humidité et de fumée (déjà notés respectivement comme  $X_{GT}$ ,  $X_{GH}$  et  $X_{GF}$ ) en variables linguistiques qualitatives, dont chacune est associée à l'une de ces trois fonctions d'appartenance nommées respectivement, FAIBLE, MOYENNE et ÉLEVÉE. Ces fonctions sont définies au préalable, par l'utilisateur, pour les trois types de variables d'entrée (comme présenté sur la Figure 5.9, sur la Figure 5.10 et sur la Figure 5.11). Quant à la variable de sortie, qui est l'estimation du danger en propagation, les fonctions d'appartenance définies sont TRÉS FAIBLE, FAIBLE, MOYENNE, ÉLEVÉE et TRÉS ÉLEVÉE (voir la Figure 5.12). À la sortie du processus de Fuzzification, les variables linguistiques issues des trois catégories sont extraites pour être utilisées dans l'étape enchainée suivante de traitement.

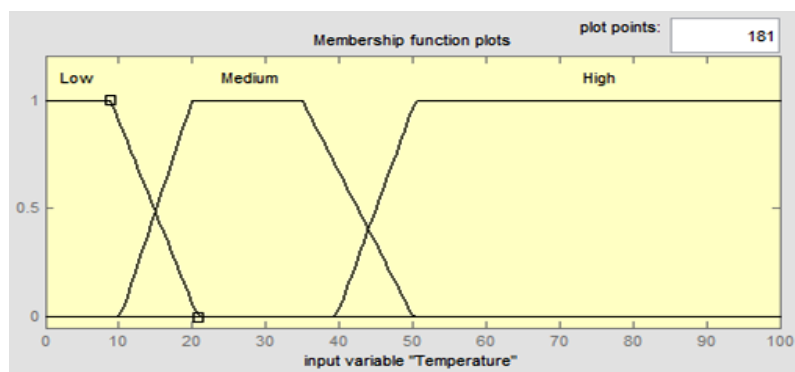


Figure 5.9- Fonctions d'appartenance pour la température.

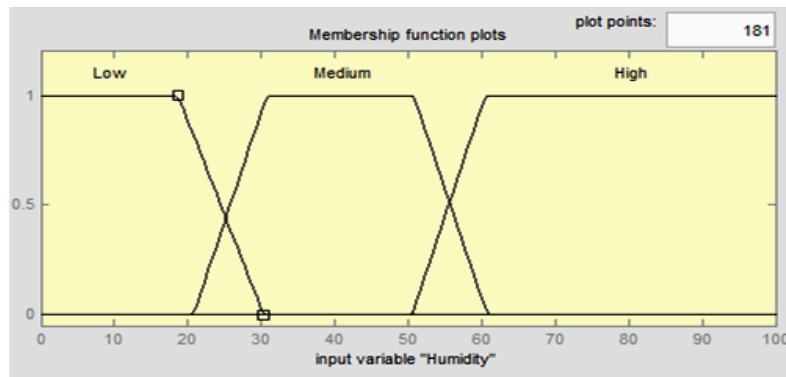


Figure 5.10- Fonctions d'appartenance pour l'humidité.

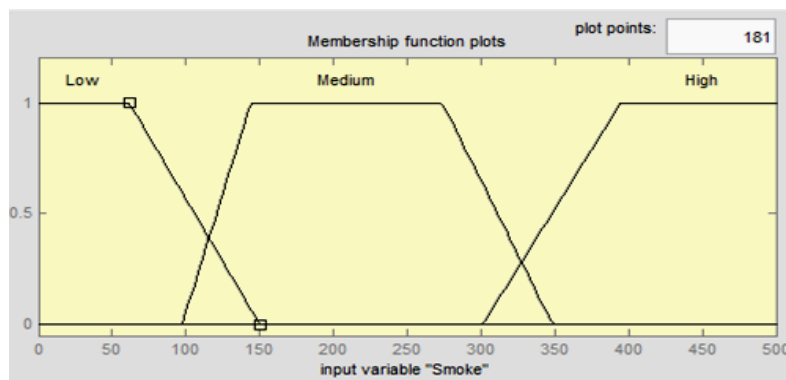


Figure 5.11- Fonctions d'appartenance pour la fumée.

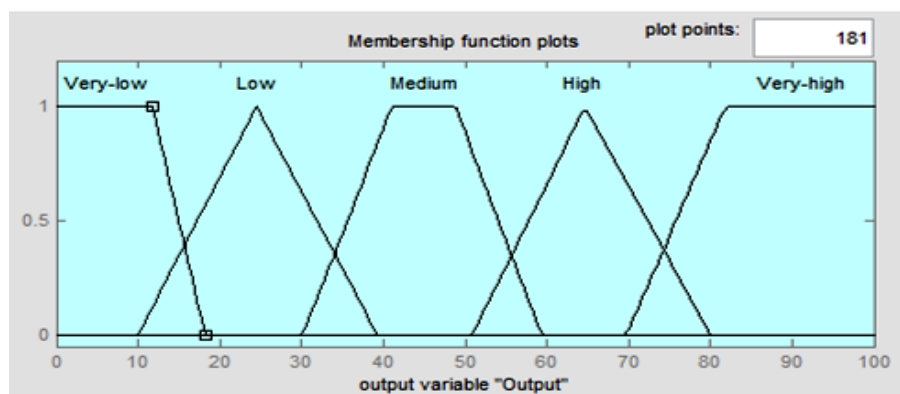


Figure 5.12- Fonctions d'appartenance pour l'estimation du danger en propagation.

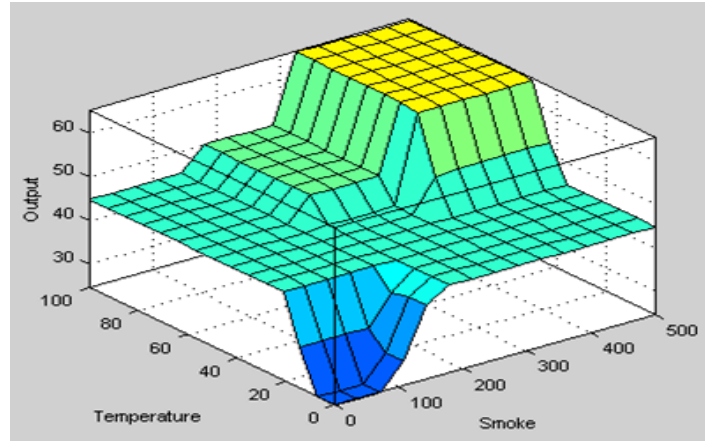
En ce qui concerne la deuxième phase, elle représente le moteur d'inférence sur lequel un ensemble de règles d'inférence est exécuté. Notons que c'est grâce à l'expertise humaine qu'un ensemble de connaissances est enregistré sur le système. Ces connaissances sont exploitées pour appliquer ces règles d'inférences (Tableau 5.1) [Manjunatha,2008]. (Exemple d'une seule règle définie: **SI la température est ÉLEVÉE et que l'humidité est FAIBLE et que la fumée est ÉLEVÉE, ALORS la probabilité de danger de feu est TRÈS ÉLEVÉE**). Cette phase permet de générer, à la sortie, une série de commandes sous la forme de variables linguistiques où chaque commande est générée par une règle.

Concernant la définition du nombre de règles utilisées dans cette application, elle repose sur le nombre existant des variables d'entrée, qui est fixé a priori à trois dans cette application. Chacune de ces variables d'entrée est relative à trois variables linguistiques floues [Manjunatha,2008], ce qui résume que le nombre de combinaisons possibles pour ces variables d'entrée est égal à:  $3^3 = 3 \times 3 \times 3 = 27$  combinaisons, représentant, par conséquent, le nombre total de règles utilisées.(Ces règles sont définies dans le Tableau 5.1)

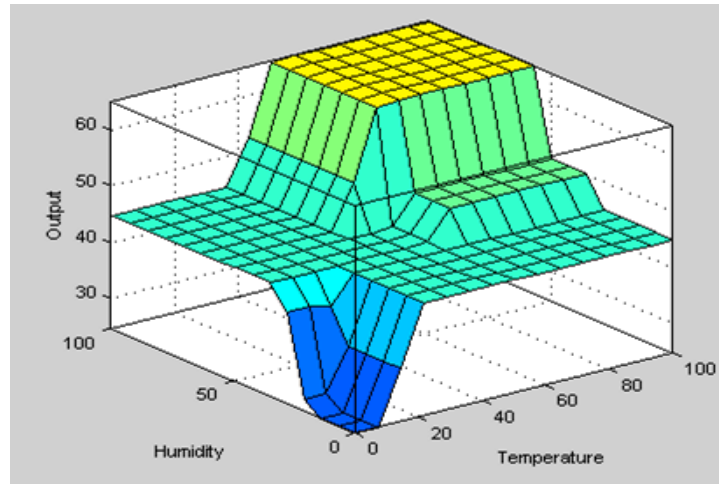
**Tableau 5.1-** Règles d'inférence.

Règle N°	Variables d'entrée			Sortie
	Température	Humidité	Fumée	Facteur de confiance
1	Élevée	Élevée	Élevée	Élevée
2	Élevée	Élevée	Moyenne	Moyenne
3	Élevée	Élevée	Faible	Faible
4	Élevée	Moyenne	Élevée	Élevée
5	Élevée	Moyenne	Moyenne	Moyenne
6	Élevée	Moyenne	Faible	Moyenne
7	Élevée	Faible	Élevée	Très élevée
8	Élevée	Faible	Moyenne	Élevée
9	Élevée	Faible	Faible	Moyenne
10	Moyenne	Élevée	Élevée	Moyenne
11	Moyenne	Élevée	Moyenne	Moyenne
12	Moyenne	Élevée	Faible	Faible
13	Moyenne	Moyenne	Élevée	Élevée
14	Moyenne	Moyenne	Moyenne	Moyenne
15	Moyenne	Moyenne	Faible	Faible
16	Moyenne	Faible	Élevée	Élevée
17	Moyenne	Faible	Moyenne	Moyenne
18	Moyenne	Faible	Faible	Moyenne
19	Faible	Élevée	Élevée	Moyenne
20	Faible	Élevée	Moyenne	Faible
21	Faible	Élevée	Faible	Très faible
22	Faible	Moyenne	Élevée	Moyenne
23	Faible	Moyenne	Moyenne	Moyenne
24	Faible	Moyenne	Faible	Faible
25	Faible	Faible	Élevée	Élevée
26	Faible	Faible	Moyenne	Moyenne
27	Faible	Faible	Faible	Faible

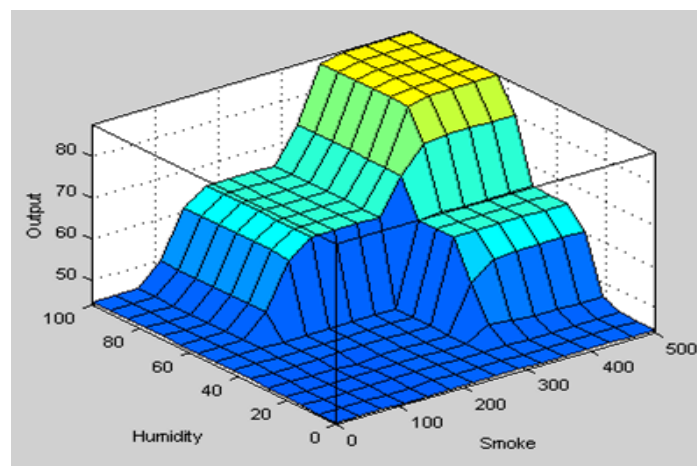
La Figure 5.13, la Figure 5.14 et la Figure 5.15 illustrent la surface de sortie du SIF de la probabilité du danger de propagation d'incendie sur la base des trois paramètres physiques exploités. Ces résultats de simulation sont extraits à l'aide de « Fuzzy Logic Toolbox » exécuté sous l'environnement MATLAB [Fuzzy Logic Toolbox,2017].



**Figure 5.13-** Surface (de décision floue de SIF) de la probabilité d'incendie en propagation, par rapport à la température et la fumée.



**Figure 5.14-** Surface (de décision floue de SIF) de la probabilité d'incendie en propagation, par rapport à l'humidité et la température.



**Figure 5.15-** Surface (de décision floue de SIF) de la probabilité d'incendie en propagation, par rapport à l'humidité et la fumée.

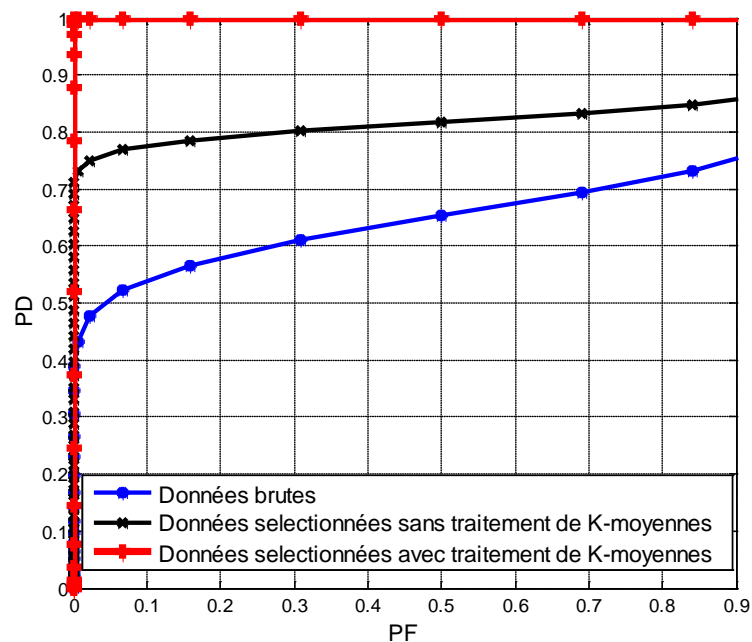
Enfin, la dernière phase appelée Défuzzification, elle est chargée de fusionner les commandes générées par le moteur d'inférence afin de produire une seule commande et de transformer ce paramètre résultant en un nombre précis représentant l'estimation finale du système SIF.

## 5.2.4. Résultats de simulation d'expériences

### 5.2.4.1. Groupement, triage et fusion de données homogènes

Dans cette première section de simulation de performance de la méthode proposée du groupement de données, de triage et de fusion de données, un traçage de la courbe de ROC (Receiver Operating Characteristic) [Hajian-Tilaki,2013] [JA,1989] est effectué en se basant sur les données collectées de température. Il reste à noter que cette application de simulation est considérée similaire pour les autres catégories de capteurs.

La Figure 5.16 illustre à travers des courbes ROC, la progression de performance utilisant la méthode proposée qui s'appuie sur un partitionnement de données par  $K$ -moyennes, sachant que ce dernier est alimenté à l'entrée par des échantillons collectés dans la zone du traitement désignée. La méthode proposée de partitionnement, de triage d'information et de fusion de données, est comparée à la fusion par l'approche des moyenne de données brutes, ainsi, à la fusion de données intra-cluster sans traitement par  $K$ -moyennes.



**Figure 5.16-** Evolution de la performance ROC après traitement des échantillons de température par la méthode proposée basée sur l'algorithme de  $K$ -moyennes ( $K=3$ ).

D'après la Figure 5.16, la courbe de ROC de la méthode proposée illustre une meilleure performance; la technique utilisée a réussi d'améliorer la qualité de l'information homogène ainsi que la fiabilité de la donnée fusionnée résultante (Centroïde). On peut remarquer que le « clustering » de données a joué un rôle avantageux dans un premier temps sur la modification de cette performance; cette opération a permis d'introduire dans le calcul juste les données issues à des nœuds proches d'événement, et d'autre part, elle ignore

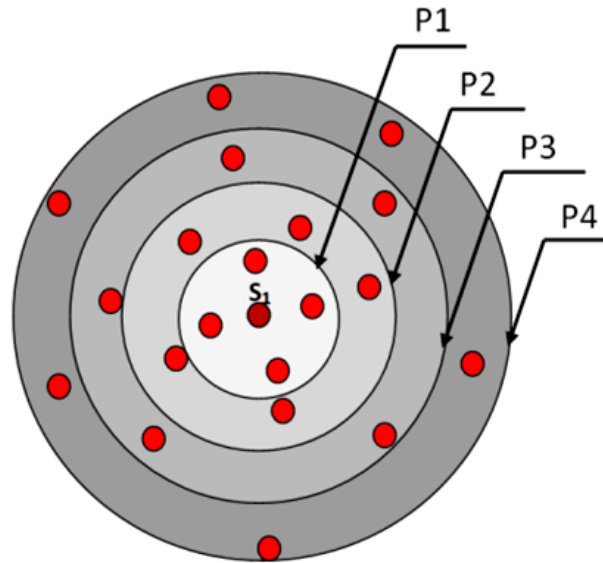
toutes informations parvenus par des capteurs qui sont loin d'événement (défaillants ou non). En conséquence, nous avons un ensemble de données collectés d'une variance qui devient diminuée, cette dernière affecte positivement la probabilité de détection par rapport à la probabilité de fausse alarme, résultant une amélioration de performance de ROC. Le triage d'informations par  $K$ -moyennes et une autre étape importante de traitement de données, ce triage repose sur la réalisation d'un partitionnement intra-cluster de ces mesures en  $K$  sous-ensembles homogènes avant d'effectuer un choix crucial du sous ensemble pertinent selon le raisonnement définie précédemment. Cette étape ignore toutes mesures de valeurs aberrantes ou extrêmes, collectées basiquement, à l'intérieur du cluster d'analyse, par les capteurs défaillants ou qui sont loin d'événement. Par conséquent nous avons un sous-ensemble de données dont la variance devient plus faible qu'auparavant, et à travers le même raisonnement précédent, nous pouvons déduire que la donnée fusionnée devient plus fiable ; cela a finalement conduit à avoir une meilleure performance à la sortie de ce niveau. Par conséquent, la méthode proposée prouve, dans cette phase, son importance dans l'augmentation de la qualité de données et de la fiabilité d'information homogène fusionnée avant d'effectuer la fusion de données hétérogènes de second niveau.

#### 5.2.4.2. Performance du système en sortie finale

Afin d'évaluer les performances du système en termes de fiabilité d'estimation du danger en propagation, de sensibilité à cet événement, nous considérons un cas d'incendie confirmé préalablement par une estimation collaborative de 5 capteurs voisins. La surface d'analyse, désignée par la suite, comprend 21 nœuds de capteurs déployés (20 CM et un CH), la propagation étant supposée manifestée sous la forme d'un disque dont le centre est représenté par l'emplacement du premier nœud détecteur. Nous considérons que la surface de propagation varie continuellement selon des niveaux successifs notés :  $P_1, P_2, P_3, P_4$ , comme il est montré sur la Figure 5.17. Ainsi, pour chaque niveau atteint, il existe des nouveaux nœuds détectant le feu, tandis que les autres figurants à l'extérieur (de niveaux supérieurs), sont supposés éloignés à l'événement, et ainsi, leurs mesures interprètent une situation normale sur leur territoire jusqu'à ce que le feu les atteint. Chacun de ces quatre niveaux comprend un nombre limité de capteurs qui détectent les incendies, ces niveaux de propagation étudiés sont illustrés comme suit:

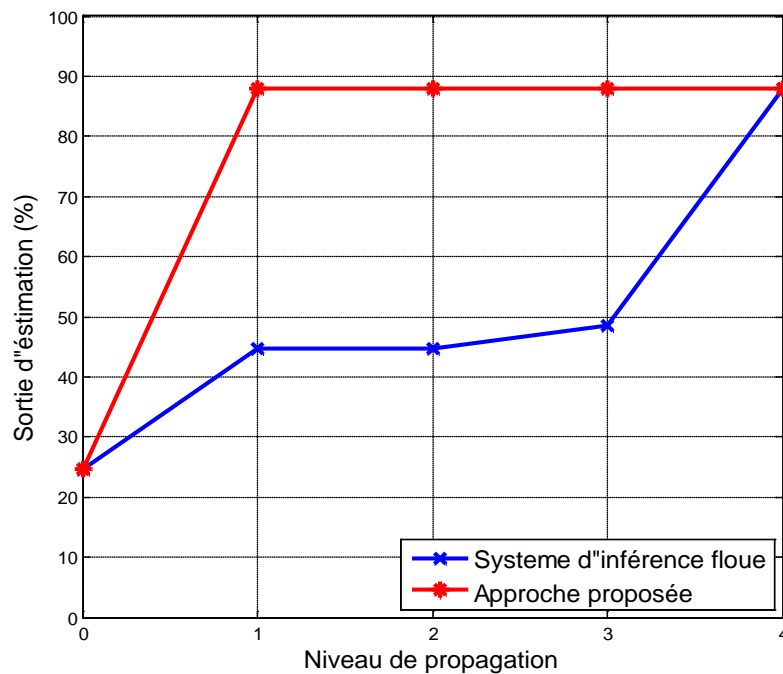
- Niveau  $P_1$ : 5 nœuds parmi 21 détectent le feu.
- Niveau  $P_2$ : 10 nœuds parmi 21 détectent le feu.
- Niveau  $P_3$ : 15 nœuds parmi 21 détectent le feu.
- Niveau  $P_4$ : 21 nœuds parmi 21 détectent le feu.

Nous avons considéré que le niveau  $P_0$  traduit une situation régnée de non propagation d'incendie après détection d'apparition d'incendie par un nombre de nœuds inférieur à cinq (ce nombre de nœuds peut être 3 ou 4).



**Figure 5.17-** Définition des niveaux de propagation d'incendie manifesté dans le champ d'analyse.

La Figure 5.18 illustre la probabilité estimée de gravité du danger en utilisant l'approche proposée à différents niveaux de propagation. Ces résultats d'estimation sont comparés au modèle de détection discuté dans [Manjunatha,2008], qui applique essentiellement le système d'inférence de fusion (FIS), alimenté en entrées par la moyenne estimée de chaque variable (voir le Tableau 5.2). Notez que cette expérience de simulation fait référence à des données agrégées intra-disque:



**Figure 5.18-** Probabilité d'estimation du danger en propagation.

**Tableau 5.2-** Paramètres des fonctions de densité de probabilité, qui modélisent les séries de données supposées prises sur les deux hypothèses.

	Série d'échantillons acquis en état normal		Série d'échantillons acquis en état d'incendie	
	$\mu_0$	$\sigma_0$	$\mu_F$	$\sigma_F$
<b>Température</b>	27°C	5	55°C	10
<b>Humidité</b>	60%	10	20%	15
<b>Fumée</b>	90ppm	40	400ppm	45

La sortie finale est une probabilité estimant l'ampleur et la gravité de cette propagation du feu sur la surface du disque. Selon la Figure 5.18, l'estimation de la propagation du danger en utilisant l'approche proposée s'avère plus efficace en termes de vigilance et de sensibilité au danger de propagation ainsi sur la fiabilité de l'alerte précoce, comparée au modèle discuté par Manjunatha et al dans [Manjunatha,2008], dont le niveau d'alerte estimé devient maximal seulement lorsque la propagation atteint toute la surface du disque, contrairement à l'approche proposée qui notifie une gravité supérieure de danger dès sa manifestation au niveau  $P_I$ . Enfin, cela prouve que l'approche proposée démontre sa robustesse de sensibilité à la propagation, d'estimation efficace et d'alerte précoce sur un tel phénomène.

### 5.2.4.3. Performance en consommation énergétique du réseau

Une dernière expérience de simulation a été développée dont l'objectif est d'évaluer l'impact de la consommation d'énergie sur le réseau de capteurs sans fil (défini dans le présent travail), en utilisant le modèle proposé, comparé aux protocoles de routage LEACH (Low-Energy Adaptive Clustering Hierarchy) [Heinzelman,2000], et M-GEAR (Gateway-Based Energy-Aware Multi-Hop Routing Protocol) [Nadeem,2013] comme indiqué dans la Figure 5.19 et la Figure 5.20. Nous supposons dans cette configuration que le feu se manifeste dans une région éloignée de la SB avec une localisation de (100,0). La simulation est exécutée sous MATLAB sur 600 tours; ainsi, les paramètres de cette expérience de simulation sont définis dans le Tableau 5.3:

**Tableau 5.3-** Paramètres d'expérience simulée

Paramètres	Valeurs
Surface de la zone couverte	100m x 100m
Nombre des nœuds du réseau	100
Energie initiale du nœud	0.1 J
Electronique de l'émetteur	50 nJ/bit
Electronique du récepteur	50 nJ/bit
L'énergie du sommeil	5nJ/bit
Amplification de transmission : $\epsilon_{amp}$ (Quand $d > d_{th}$ )	0.0013 pJ/ bit/m4
Amplification de transmission : $\epsilon_{fs}$ (Quand $d \leq d_{th}$ )	10 pJ/ bit/m2
Nombre de tours	600
Transmission de données	4000 bits

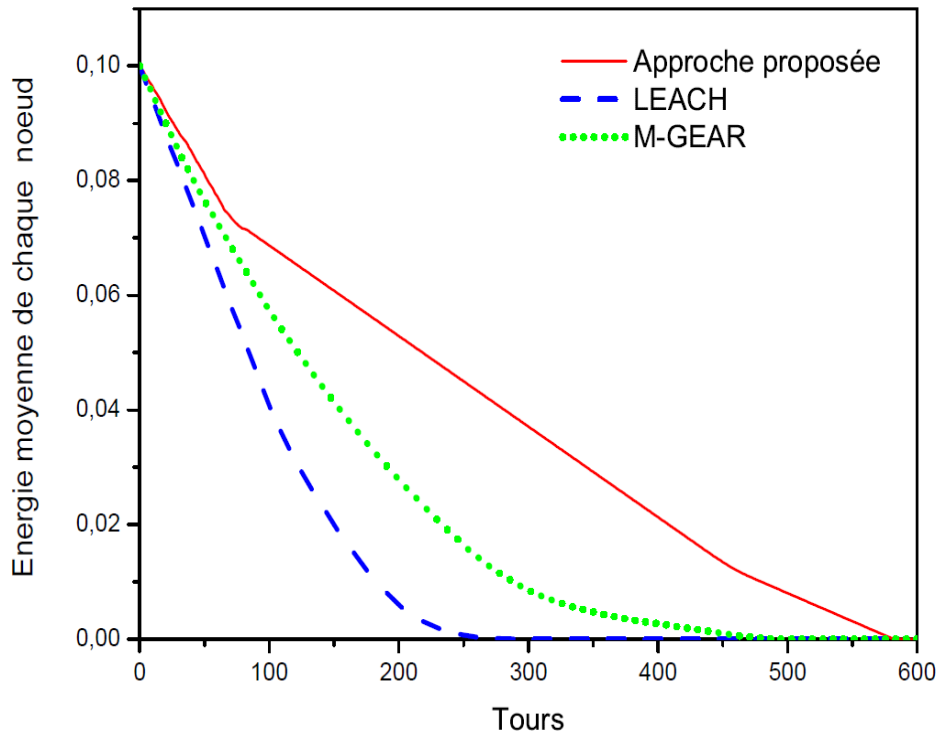


Figure 5.19- L'énergie moyenne consommée du nœud de réseau.

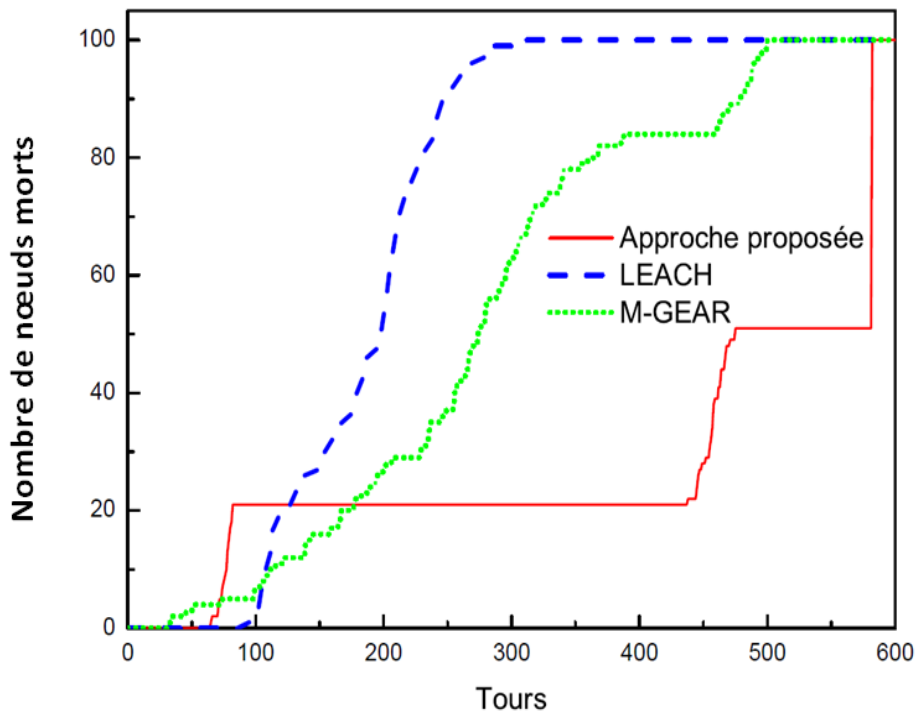


Figure 5.20- Le nombre de nœuds mourants pendant 600 tours.

La Figure 5.19 décrit l'énergie moyenne consommée pour chaque nœud pendant 600 cycles en utilisant l'approche proposée par rapport à l'utilisation des deux protocoles existants LEACH et M-GEAR. Ainsi, nous pouvons remarquer que l'énergie moyenne consommée en utilisant notre approche est trop faible par rapport à celles utilisées par LEACH et par M-GEAR. L'approche proposée a réussi donc à maintenir l'activité du réseau aussi longtemps que possible. De plus, la Figure 5.20 présente la variation du nombre de nœuds qui meurent pendant ces 600 tours, nous pouvons constater que le réseau utilisant l'approche proposée présente un nombre minimal de nœuds qui meurent progressivement pendant ces tours comparé à l'utilisation de LEACH et M-GEAR. D'autre part, on peut noter sur la même figure, que la courbe basée sur l'approche proposée est d'une allure de forme d'escalier de trois niveaux. Le premier niveau est atteint au voisinage de 80 tours, avec un nombre de 21 nœuds qui sont morts à ce stade, ces nœuds représentent, évidemment, les nœuds membres (intra-cluster), car les nœuds capteurs, inclus dans ce disque d'analyse, sont les plus exploités et concernés dans la communication de données par rapport à l'ensemble de la plate-forme. Au second niveau d'escalier, on remarque que d'autres nœuds sont ajoutés à la liste des morts. Ils représentent les nœuds IN préalablement élus et exploités en communication de données, et qui sont retournés ultérieurement à leur état de fonctionnement normal après la mort des nœuds du cluster d'analyse. Le dernier niveau dans cette courbe d'escalier représente le reste des capteurs des nœuds de la plateforme. Ces nœuds sont les derniers à mourir puisqu'ils ont été les moins exploités par le module de communication sans fil.

Enfin et après cette expérience de simulation, nous pouvons conclure que l'approche hybride proposée est très fiable et efficace dans la consommation d'énergie du réseau. Par conséquent, ce système est capable de prolonger la durée de vie des nœuds et ainsi de maintenir l'activité du réseau le plus longtemps possible.

### 5.3. Conclusion

Dans ce dernier travail, nous avons proposé un système hybride, plus robuste de surveillance de forêt pour la détection d'incendie et d'estimation du danger en propagation. Ce système repose sur l'agrégation de données collectées par des capteurs hétérogènes déployés dans une zone environnementale restreinte bien définie. L'approche proposée est capable d'améliorer la Qualité du Service QoS tout en réduisant la consommation d'énergie des nœuds de réseaux.

Nous avons résumé les caractéristiques de ce mécanisme adopté ainsi que ses avantages montrés à travers les résultats de simulations, comme suit :

- Détection précoce et fiable d'incendie basée sur un minimum de capteurs (3 à 5 nœuds) conduisant à une alerte de premier niveau.
- Un prétraitement intégré regroupant le concept intelligent de « clustering » de nœuds proches d'événement, avec le raisonnement proposé basé sur la technique de  $K$ -moyennes. Ce traitement est capable de distinguer et de fusionner uniquement les données homogènes aux valeurs correctes, collectées dans la zone d'analyse, ainsi il permet d'ignorer les données redondantes ou inutiles dans le calcul de la fusion centrale.

- Un traitement de fusion centrale basé sur le système d'inférence floue, qui s'avère plus performant que l'approche basique de moyennes. Ce traitement proposé présente une estimation performante sur l'étendu et l'ampleur du danger dans sa phase de propagation, une telle estimation positive conduit à une alerte rapide de deuxième phase du danger.
- Une méthode intégrée de routage intelligent d'informations, qui s'avère plus performante que le LEACH et M-GEAR, assure, en hybridation avec le système de fusion, une très bonne efficacité en consommation optimale et judicieuse d'énergie du RCSF, permettant une prolongation remarquable de sa durée de vie.

## **Conclusion générale**

Dans cette thèse nous avons proposé quatre nouvelles approches de fusion de données hétérogènes et de prise de décision. Ces approches peuvent être implémentées dans un réseau de capteurs sans fil pour la surveillance d'une forêt. L'objectif principal d'un tel réseau est la prévention efficace contre le danger du feu de forêt. Les approches que nous avons proposées permettent, en générale, l'amélioration de la qualité de l'information, incarnant l'état de la zone surveillée, ainsi, la détection aussi fiable et rapide de l'événement du feu, tout en favorisant la possibilité de supervision et de suivi efficaces de la propagation d'incendie. Et en vue d'améliorer la durée d'activité du système, nous avons introduit, dans nos deux dernières approches, l'optimisation de la consommation énergétique du réseau; ceci en proposant des techniques intelligentes de routage d'information, combinées à des mécanismes intégrés de fusion et de prise de décision.

La première contribution porte sur un système robuste, d'application de type périodique, pour la détection d'incendie ; il s'agit d'un procédé de fusion de données et de prise de décision que nous avons proposé sur deux niveaux majeurs de traitement. Ce procédé a été conçu pour s'exécuter au niveau du collecteur principal (Sink) après avoir agrégé tous les échantillons mesurés qui sont envoyés au préalable par les nœuds déployés dans cette zone surveillée. Chaque signal acquis dans une période définie a été analysé dans un domaine temporel afin d'extraire ses propres paramètres caractéristiques, ces derniers ont été sollicités dans le premier niveau de fusion pour un traitement de combinaison des signaux de nature physique similaires, élaboré par le théorème limite centrale TLC. Ce théorème nous a permis d'estimer les nouveaux paramètres caractérisant la FDP résultante relative à cette catégorie de capteurs, qu'à travers laquelle, nous avons déduit la décision relative à cette catégorie de capteurs, ceci grâce au raisonnement du rapport de vraisemblance. Ainsi, dans le cas de détection positive, nous avons déterminé avec succès l'instant de changement d'état grâce au raisonnement qui porte sur l'algorithme du test séquentiel CUSUM. Nous avons analysé la robustesse de ce traitement de fusion primaire, après une étude comparative sur deux scénarios différents; le résultat nous a indiqué clairement que la performance de fusion de données proposée utilisant le TLC s'avère plus stable est bien meilleure que celle de la règle de fusion classique du CGE.

Afin de générer la décision finale estimant l'état de la zone forestière, un traitement de second niveau de fusion d'informations hétérogènes a été réalisé en utilisant la Règle de Chair-Varshney. Cette dernière repose sur les décisions primaires homogènes et les probabilités calculées de détection et de fausse alarme, élaborées dans le premier niveau pour chaque catégorie de capteurs. Sur la base de ce traitement global, nous avons pu détecter avec succès l'événement d'incendie. En conclusion, ce modèle s'avère robuste, stable et efficace en termes de raisonnement de fusion collaborative de données hétérogènes, et de prise de décision.

La deuxième contribution porte sur un système intelligent hybride qui intègre, en plus d'une méthode de fusion de données et de prise de décision, une technique de balayage des endroits de la zone surveillée. Nous considérons que le RCSF utilisé est formé par des nœuds qui sont répartis d'une manière matricielle dans la zone environnementale carrée ; ces nœuds intègrent des capteurs de température et d'humidité, ainsi, ils sont capables de traiter localement les mesures et de fournir une décision individuelle sur une éventuelle apparition d'incendie. Ce raisonnement a été basé sur la classification de la donnée bidimensionnelle établie par le classifieur  $K$ -PPV. Ainsi, pour traiter le problème de fiabilité d'alerte, nous avons envisagé un processus d'affirmation du danger, à travers une fusion de deuxième niveau qui porte sur la collaboration des nœuds adjacents. La réaction primaire du système était alors basée sur un nombre limité de nœuds capteurs situés proche de l'événement, ce nombre change intelligemment selon l'endroit de la détection dans la zone matricielle. Par conséquent, le déclenchement de l'alerte s'avère plus rapide et crédible dès l'apparition de l'incendie, avec un minimum de propagation possible. Pour suivre l'étendu et la propagation d'incendie, nous avons développé une méthode caractérisée par une technique de balayage continue de la zone environnementale ; initiée depuis le point de détection, ce balayage a été hybridé par le deuxième mode de fusion de données qui a été exécuté itérativement au sein de chaque nœud désigné, lors de son tour, comme un nouveau CH.

Cette approche a été validée par des expérimentations sur des données simulées et a montré de très bonnes performances sur la fiabilité et la rapidité de détection du danger par rapport à la méthode classique de moyenne. Aussi, ce système a pu maintenir, avec succès, une supervision de la zone entière avec un suivi en temps réel du trajet de propagation d'incendie. Par ailleurs, une telle architecture systématique conçue, nous a permis d'éviter la transmission directe de l'information inutile ou redondante par les nœuds du réseau vers la station de base ; ceci a été très utile, d'une part pour réduire la charge imposée à l'unité de traitement du Sink, et d'autre part pour minimiser la consommation énergétique du réseau.

Dans la troisième contribution nous avons proposé une nouvelle approche plus robuste et plus performante dans la détection précoce d'incendie. Ainsi, dans cette étude, nous avons pris en considération la problématique de consommation d'énergie dans le réseau de capteurs sans fil. Il s'agit d'un système hybride qui a combiné entre la méthode adoptée de fusion données, et la technique de routage d'informations. Cette dernière a été basée sur un concept adopté de regroupement intelligent des nœuds proches d'événement, avec une élection statistique pour chaque tour du nœud CH sur lequel l'opération de fusion de données et de prise de décision a été réalisée. Nous avons montré l'intérêt de concevoir un procédé de détection de danger basé sur un raisonnement de partitionnement de données qui utilise à la base le  $K$ -médoïdes, enchainé par la méthode de classification d'informations réalisée par  $K$ -PPV. A travers les expériences de simulation effectuées, ce procédé a prouvé sa capacité de trier et de fusionner juste les données correctes et pertinentes qui proviennent des capteurs de température, d'humidité et de fumée localisés à l'intérieur de section d'analyse désignée. En plus, cette méthode a permis de réaliser avec succès la prise de décision efficace et fiable basée sur la classification tridimensionnelle de la donnée fusionnée, permettant ainsi une détection précoce d'incendie. Coté énergétique, grâce à la méthode de routage proposée, nous avons pu minimiser considérablement la consommation énergétique des nœuds de réseaux par rapport

à des protocoles de routage existants. Notre système s'avère aussi, très efficace pour une bonne extension de la durée de vie de réseau.

Notre dernière contribution porte sur un nouveau système de surveillance et de détection plus prometteur dans les alertes avec une efficacité en consommation d'énergie du réseau. Ce système est capable de notifier la station de base, non seulement sur l'apparition du danger, mais aussi sur l'étendu d'une éventuelle propagation du danger. La détection d'apparition du feu est traitée sur la base d'un nombre minimal de capteurs, à savoir le premier détecteur et ses quatre voisins ; à travers un raisonnement qui porte sur le classificateur  $K$ -PPV, une telle détection positive va déclencher une première alerte du danger à transmettre à la station de base. La deuxième alerte repose sur un modèle de fusion hiérarchisé ; Au premier temps, nous avons intégré un raisonnement statistique pour regrouper les nœuds proches de l'événement et désigner un nœud CH qui sera responsable à l'agrégation des données captées par ces nœuds, et à l'exécution du modèle de fusion. De ce fait, nous n'avons exploité en communication de données qu'une tranche de la plateforme de réseau. Ainsi, pour améliorer la qualité d'informations dans le traitement et réduire le taux de fausses alarmes, nous avons utilisé l'algorithme de  $K$ -moyennes dans un raisonnement de triage d'informations et de fusion homogène de données. Ces données fusionnées ont été sollicitées à l'entrée du Système d'Inférence Floue, ce dernier s'avère très utile et efficace dans l'estimation de l'étendu du danger dans sa phase de propagation. Une telle estimation positive a conduit à une alerte de deuxième phase du danger. Ce système, comme le précédent, a été conçu pour gérer également la consommation d'énergie du réseau. Comparée à des protocoles existants, la méthode de routage relative au système de fusion, s'avère plus performante, elle a montré une très bonne efficacité en consommation optimale d'énergie du RCSF, qui a permis une prolongation remarquable de sa durée de vie.

Maintenant que nous avons montré à travers des simulations l'intérêt de nos approches, il est envisagé de profiter de la plateforme à RCSF que nous sommes en train de développer dans notre laboratoire E2SN pour réaliser des expérimentations en situations réelles. Il est prévu d'implémenter ces travaux sur les nœuds constituant le réseau, ainsi, de réaliser une interface de supervision qui s'appuie sur des données réelles multi-capteurs acquises. Les applications à réaliser seront bien évidemment conçues et adaptées en tenant compte des caractéristiques de chaque travail proposé.

La fusion de données multi-capteurs pour la prise de décision, demeure un domaine de recherche vaste, et très répandu dans plusieurs applications environnementales. Concernant nos perspectives de travaux sur la partie méthodologique, nous proposons l'amélioration de la qualité d'information et la fiabilité de détection, par la mise en place de nouvelles méthodes de partitionnement de données et d'extraction d'informations, plus pertinentes et plus précises, dédiées au processus de fusion adapté.

## Références

- [Abdelgawad,2012] Abdelgawad Ahmed, Bayoumi Magdy, *Resource-Aware Data Fusion Algorithms for Wireless Sensor Networks*. Lecture Notes in Electrical Engineering 118, Springer, 2012.
- [Akyildiz,2002] Akyildiz I. F., Su W., Sankarasubramaniam Y., Cayirci E., "Wireless sensor networks: a survey," *Computer Networks*, vol. 38(4), pp. 393–422, March 2002.
- [AL HAGE,2016] AL HAGE Joelle, "Fusion de données tolérante aux défaillances : Application à la surveillance de l'intégrité d'un système de localisation," *PhD thesis, Université de Lille*, 2016.
- [Alkhatib,2014] Alkhatib Ahmad A. A., "A Review on Forest Fire Detection Techniques," *International Journal of Distributed Sensor Networks*, vol 2014, Article ID: 597368, 12 pages, 2014.
- [Alkhatib,2017] Alkhatib Ahmad A.A., Alia Mohammad, Hnaif Adnan, "Smart System for Forest Fire Using Sensor Network," *International Journal of Security and Its Applications*, vol. 11, No. 7, pp.1-16, 2017.
- [André,2013] André Cyrille, "Approche crédibiliste pour la fusion multi capteurs décentralisée," *PhD thesis, Université Paris Sud - Paris XI*, 2013.
- [Arikumar,2016] Arikumar K. S., Natarajan V., Clarence L. S., Priyanka M., "Efficient Fuzzy Logic based Data Fusion in Wireless Sensor Networks," *2016 Online International Conference on Green Engineering and Technologies (IC-GET)*, Coimbatore, pp. 1-6, 2016.
- [Aslan,2010] Aslan Yunus Emre, "A framework for the use of wireless sensor networks in the forest fire detection and monitoring," *M.S. thesis, Department of Computer Engineering, The Institute of Engineering and Science Bilkent University*, 2010.
- [Aziz,2014] Aziz A.M., "A new adaptive decentralized soft decision combining rule for distributed sensor systems with data fusion," *Information Sciences*, vol. 25, pp. 197–210, 2014
- [Bronshtein,2018] Bronshtein Adi, "A quick introduction to k-nearest neighbors algorithm," <https://medium.com/@adi.bronshtein/a-quick-introduction-to-k-nearest-neighbors-algorithm-62214cea29c7> . 2017. (consulté en 2018).
- [Castanedo,2013] Castanedo Federico, "A Review of Data Fusion Techniques," *The ScientificWorld Journal*, vol. 2013, Article ID 704504, 19 pages, 2013.
- [Chair,1986] Chair Z., Varshney P.K., "Optimal data fusion in multiple sensor detection systems," in *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-22, no. 1, pp. 98-101, Jan. 1986.
- [Ciaburro,2017] Ciaburro Giuseppe, *MATLAB for Machine Learning*. Published by Packt Publishing Ltd. 2017.

- [Coomans,1982] Coomans D., Massart D.L., “Alternative k-nearest neighbour rules in supervised pattern recognition: Part 1. k-nearest neighbor classification by using alternative voting rules,” *Anal. Chim.Acta* ,vol 136, 15-27, January 1982.
- [Crossbow,2002] Crossbow, “Mica2 datasheet”, 2002, disponible en:  
<https://www.scribd.com/document/356442545/MICA2-Datasheet-Doc>, (consulté en février 2019).
- [Crossbow,2004] Crossbow, “Micaz datasheet ”, 2004 , disponible en:  
[http://www.openautomation.net/uploads/productos/micaz\\_datasheet.pdf](http://www.openautomation.net/uploads/productos/micaz_datasheet.pdf), (consulté en Novembre 2018)
- [Dasarathy,1997] Dasarathy B. V, “Sensor fusion potential exploitation-innovative architectures and illustrative applications,” *Proceedings of the IEEE*, vol. 85, no. 1, pp. 24–38, 1997.
- [Dempster,1968] Dempster A.P., “A generalization of Bayesian inference,” *Journal of the Royal Statistical Society, Series B (Methodological)*, vol. 30, no. 2 , pp. 205–247, 1968.
- [Dubois,1994] Dubois D., Prade H., “Possibility theory and data fusion in poorly informed environments,” *Control Engineering Practice*, vol. 2, issue 5, 811–823, 1994.
- [Durrant-Whyte,2008] Durrant-Whyte H., Henderson T.C. “Multisensor Data Fusion,” in: *Siciliano B., Khatib O. (eds) Springer Handbook of Robotics. Springer, Berlin, Heidelberg, 2008.*
- [Durrant-Whyte,2002] Durrant-Whyte Hugh, *Introduction to decentralised data fusion*. 2002.
- [Durrant-Whyte,1988] Durrant-Whyte H.F, “Sensor models and multisensor integration,” *International Journal of Robotics Research*, vol. 7, Issue 6, pp. 97–113, 1988.
- [EUFOFINET Project] *EUFOFINET Project Detection- Synthesis of Good Practices*. National Forest Centre, Zvolen, Slovakia.
- [EVS,2018] EVS Solution, “The ForestWatch System,” <http://evsusa.biz/productsservices/forestwatch/>, consulté en Novembre 2018.
- [FAO,2016] *Global Forest Resources Assessment 2015: How are the world’s forests changing? Second edition*. Food and Agriculture Organization of the United Nations (FAO), ROME 2016.
- [Fuzzy Logic ToolBox,2017] “Fuzzy Logic ToolBox,” [www.mathworks.com](http://www.mathworks.com). (consulté en 2017)
- [Garvey,1981] Garvey T.D., Lowrance J.D, Fischler M.A, “An inference technique for integrating knowledge from disparate sources,” in: *Proc. of the 7th International Joint Conference on Artificial Intelligence, vol. 1*, pp. 319–325, Vancouver, 1981.
- [Gavin,2007] Gavin Hough, “Vision Systems for Wide Area Surveillance: ForestWatch – a long-range outdoor wildfire detection system,” in: *TASSIE FIRE Conference Proceedings*, 2007.

- [Granjon,2013] Granjon P., *The CUSUM algorithm: a small review*. 2013.
- [GWIS,2018] “GWIS: Global Wildfire Information System,” <http://gwis.jrc.ec.europa.eu/>, (consulté en 2018).
- [Hae-Sang,2006] Hae-Sang Park, Jong-Seok Lee and Chi-Hyuck Jun, “A K-Means-Like Algorithm for K-Medoids Clustering and Its Performance,” *Department of Industrial and Management Engineering, POSTECH*, South Korea, Jun, 2006.
- [Haj Chhad,2015] Haj Chhad Hiba, “Data Fusion and Collaborative State Estimation in Wireless Sensor Networks,” *PhD thesis, Université de Technologie Compiègne*, 2015.
- [Hajian-Tilaki,2013] Hajian-Tilaki K., “Receiver Operating Characteristic (ROC) Curve Analysis for Medical Diagnostic Test Evaluation,” *Caspian Journal of Internal Medicine*, 4(2), pp. 627-635, 2013.
- [Harmon,1986] Harmon. S, Bianchini G, Pinz B. “Sensor data fusion through a distributed blackboard,” *Proceedings. 1986 IEEE International Conference on Robotics and Automation San Francisco, CA, USA*, pp. 1449–1454, 1986
- [Heinzelman,2000] Heinzelman W.R., Chandrakasan A. , Balakrishnan H., “Energy-efficient communication protocol for wireless microsensor networks,” *Proceedings of the 33rd Annual Hawaii International Conference on System Sciences*, Maui, Hawaii January 2000.
- [Hussain,2015] Hussain Bashir. M., Jamoos Ali., “Fusion of likelihood ratio test based decisions in wireless sensor networks,” *2015 International Conference on Communications, Signal Processing, and their Applications (ICCSPA'15)*, pp. 1-5, Sharjah, 2015.
- [JA,1989] JA H., “Receiver operating characteristic (ROC) methodology: the state of the art,” *Crit Rev Diagn Imaging*; 29, pp. 307-335,1989.
- [Jabbar,2013] Jabbar M.Akhil, Deekshatulua B.L, Chandra Priti, “Classification of Heart Disease Using K- Nearest Neighbor and Genetic Algorithm,” *Procedia Technology*, vol 10, pp. 85-94, 2013.
- [Jiawei,2006] Jiawei Han, Micheline Kamber, *Data Mining: Concepts and Techniques Second Edition*. Morgan Kaufmann Publishers, New Delhi, 2006.
- [Kardi, 2015] Kardi Teknomo (2015), “Similarity Measurement” <http://people.revoledu.com/kardi/tutorial/Similarity/MinkowskiDistance.html>. (consulté en 2017).
- [Kaufmann,1987] Kaufmann L., Rousseeuw P.J., *Clustering by means of Medoids, in Statistical Data Analysis Based on the L1-Norm and Related Methods*. Edited by Y. Dodge, North-Holland, pp. 405–416, 1987.
- [Kaufmann,2009] Kaufmann L., Rousseeuw P.J., *Finding Groups in Data: An Introduction to Cluster Analysis*. Hoboken. New Jersey: John Wiley & Sons, 2009.
- [Kay,1998] Kay S., *Fundamentals of statistical signal processing, volume 2: Detection theory*. Prentice Hall PTR, 1998.

- [Khaleghi,2013] Khaleghi Bahador, Khamis Alaa, Karray Fakhreddine O., Razavi Saiedeh N., “Multisensor data fusion: A review of the state-of-the-art,” *Information Fusion*, vol 14, issue 1, pp. 28-44. 2013.
- [Kotu,2015] Kotu Vijay, Deshpande Bala, *Predictive Analytics and Data Mining: Concepts and Practice with RapidMiner*. chap 4, pp. 63-163, Morgan Kaufmann Publishers Inc, 2015.
- [Luo,2002] Luo Ren C., Yih Chih-Chen, Su Kuo Lan , “Multisensor fusion and integration: approaches, applications, and future research directions,” *IEEE Sensors Journal*, vol. 2, no. 2, pp. 107–119, 2002.
- [Luo,2007] Luo, R.C, “Indoor mobile robot localization using probabilistic multi- sensor fusion,” *Advanced Robotics and Its Social Impacts, 2007. ARSO 2007. IEEE Workshop on*, 9-11 Dec. 2007.
- [MacKay,2003] MacKay J.C. David , *Information Theory, Inference and Learning Algorithms, Chapter 20 : An Example Inference Task: Clustering*. Cambridge University Press. pp. 284–292, 2003.
- [MacQueen,1967] MacQueen, J. B. “Some Methods For Classification And Analysis Of Multivariate Observations,” *Proceedings Of 5th Berkeley Symposium On Mathematical Statistics And Probability, University of California Press*. pp. 281–297 (1967) Retrieved in 2009.
- [Manjeshwar,2001] Manjeshwar A., Agrawal D. P., “TEEN: a routing protocol for enhanced efficiency in wireless sensor networks,” *Proceedings 15th International Parallel and Distributed Processing Symposium. IPDPS 2001, San Francisco, CA, USA*, pp. 2009-2015, 2001.
- [Manjunatha,2008] Manjunatha P., Verma A.K., Srividya A. , “Multi-Sensor Data Fusion In Cluster Based Wireless Sensor Networks Using Fuzzy Logic Method,” *IEEE Region Colloquim And The Third ICIS, Kharagpur, India*, December 2008.
- [McGee,2002] McGee, S. “Simplifying Likelihood Ratios,” *J Gen Intern Med.*, 17(8): 647–650, 2002.
- [MEMSIC inc,2005] MEMSIC inc, “Telosb datasheet,” 2005, disponible en: [http://www.memsic.com/userfiles/files/Datasheets/WSN/telosb\\_datasheet.pdf](http://www.memsic.com/userfiles/files/Datasheets/WSN/telosb_datasheet.pdf), (consulté en Novembre 2018)
- [Mikhaylov,2012] Mikhaylov Konstantin, Tervonen Jouni, Heikkila Joni, Kansakoski Janne, “Wireless sensor networks in industrial environment: Real-life evaluation results,” *2nd Baltic Congress on Future Internet Communications (BCFIC 2012)*, pp. 1–7, April 2012.
- [Nadeem,2013] Nadeem Q., Rasheed M. B. , Javaid N., Khan Z. A., Maqsood Y., Din A., “M-GEAR: Gateway-Based Energy-Aware Multi-Hop Routing Protocol for WSNs,” *IEEE Eighth International Conference on Broadband, Wireless Computing, Communication and Applications*, pp. 164-169, France, 2013.
- [Nakamura,2007] Nakamura Eduardo F., Loureiro Antonio A. F., Frery Alejandro C., “Information Fusion for Wireless Sensor Networks: Methods, Models, and Classifications,” *ACM Computing Surveys*, vol. 39, No. 3, Article 9, August 2007.

- [Nakau,2006] Nakau Koji, Fukuda Masami, Kushida Keiji, Hayasaka Hiroshi, Kimura Keiji, Tani Hiroshi, “Forest Fire Detection Based on MODIS Satellite Imagery, and Comparison of NOAA Satellite Imagery with Fire Fighters Information,” 2006.
- [Nanhao,2013] Nanhao Zhu ,“Simulation and Optimization of Energy Consumption on Wireless Sensor Networks,” *PhD thesis, Université de Lyon - École Centrale de Lyon*, 2013.
- [Niu,2006] Niu R., Chen B., Varshney P.K., “Fusion of decisions transmitted over Rayleigh fading channels in wireless sensor networks,” *IEEE Transactions on signal processing*, vol.54, no.3, March 2006.
- [NOAASIS,2018] NOAASIS: NOAA satellite and information service, “Advanced Very High Resolution Radiometer—AVHRR,” <http://noaasis.noaa.gov/NOAASIS/ml/avhrr.html>, (consulté en November 2018.)
- [Park,2009] Park, H.S., J.S. Lee and C.H., “A k-Means-Like Algorithm for k-Medoids Clustering and Its Performance,” *Department of Industrial and Management Engineering, POSTECH, South Korea*, Jun, 2009.
- [Penny,1986] Penny H. Nii, “The blackboard model of problem solving and the evolution of blackboard architectures,” *AI magazine*, vol 7(2):38, 1986.
- [Pietervan,2015] Pietervan Lierop, Erik Lindquist, Shiroma Sathyapala, Gianluca Franceschini, “Global forest area disturbance from fire, insect pests, diseases and severe weather events,” *Forest Ecology and Management*, vol 352, Pages 78-88, 2015.
- [Ribeiro,2004] Ribeiro Maria Isabel, *Gaussian Probability Density Functions: Properties and Error Characterization*. Institute for Systems and Robotics Instituto Superior Tecnico, Lisboa Portugal, 2004.
- [Salina,2014] Salina B, Dr. Mrs. P Malathi, “An Efficient Data Fusion Architecture for Location Estimation Using FPGA,” *International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT)*, vol. 3 Issue 1, pp. 2278-0181, January – 2014.
- [Saoudi,2016] Saoudi Massinissa, Bounceur Ahcène, Euler Reinhardt, Kechadi Tahar, Cuzzocrea Alfredo, “Energy-Efficient Data Mining Techniques for Emergency Detection in Wireless Sensor Networks,” *2016 Intl IEEE Conferences on Ubiquitous Intelligence & Computing, Advanced and Trusted Computing, Scalable Computing and Communications, Cloud and Big Data Computing, Internet of People, and Smart World Congress*, pp.766-771, Toulouse, 2016.
- [Schowengerdt,1997] Schowengerdt, R. A., *Remote sensing: models and methods for image processing. Second edition*. Academic Press. 1997.
- [Shafer,1976] Shafer G., *A Mathematical Theory of Evidence*. Princeton University Press, 1976.
- [Smaragdakis,2004] Smaragdakis G., Matta I., Bestavros A., “SEP: A Stable Election Protocol for Clustered Heterogeneous Wireless Sensor Networks,” *In Second International Workshop on Sensor and Actor Network Protocols and Applications (SANPA 2004)*, 2004.

- [Sung,2010] Sung W-T., “Multi-sensors data fusion system for wireless sensors networks of factory monitoring via BPN technology,” *Expert Systems with Applications*, vol. 37: 2124–2131, 2010.
- [Tan,2018] Tan Pang-Ning, Steinbach Michael, Karpatne Anuj, Kumar Vipin, *Introduction to Data Mining: Second Edition*. Pearson, 2018.
- [Tedim,2018] Tedim Fantina, Leone Vittorio, Amraoui Malik, Bouillon Christophe, Coughlan Michael R., Delogu Giuseppe M., Fernandes Paulo M., Ferreira Carmen, McCaffrey Sarah, McGee Tara K., Parente Joana, Paton Douglas, Pereira Mário G., Ribeiro Luis M., Viegas Domingos X. , Xanthopoulos Gavriil, “Defining Extreme Wildfire Events: Difficulties, Challenges, and Impacts,” *Fire* 2018, 1, 9.
- [TNAU,2016] TNAU, "Disaster management: Forest Fire," [http://agritech.tnau.ac.in/agriculture/agri\\_majorareas\\_disasterngt\\_forestfire.html](http://agritech.tnau.ac.in/agriculture/agri_majorareas_disasterngt_forestfire.html), 2016, (consulté en 2018).
- [Velmurugan,2012] Velmurugan T., “Efficiency of K-Means and K-Medoids Algorithms for Clustering Arbitrary Data Points,” *Int.J.Computer Technology & Applications*, vol 3 (5), 1758-1764, 2012.
- [Wald,2002] Wald Lucien, *Data fusion definitions and architectures: fusion of images of different spatial resolutions*. Presses de l'Ecole, Ecole des Mines de Paris, France, pp.200, 2002.
- [Weiser,1999] Weiser Mark., “The computer for the 21st century,” *ACM SIGMOBILE Mobile Computing and Communications Review*, vol. 3, no. 3, pp. 3–11, 1999.
- [White,1991] White.Franklin E, *Data Fusion Lexicon*. The Data Fusion Subpanel of the Joint Directors of Laboratories, Technical Panel for C3, Naval Ocean Systems Center, San Diego, CA, 1991.
- [Woo,2003] Woo Alec, Tong Terence, Culler David, “Taming the underlying challenges of reliable multihop routing in sensor networks,” *SenSys'03: Proceedings of the First International Conference on Embedded Networked Sensor Systems*, pp. 14–27, USA, November 2003.
- [Xiang,2014] Xiang Wan, Wenqian Wang, Jiming Liu and Tiejun Tong, “Estimating the sample mean and standard deviation from the sample size, median, range and/or interquartile range,” *BMC Medical Research Methodology*, 14: 135, 2014.
- [YanJun,2010] YanJun LI, “Quality of Service Support in Wireless Sensor Networks for Event Detection,” *PhD thesis, Lorraine University*, 2010.
- [Yeh,2009] Yeh Lun-Wu, Wang You-Chiun, and Tseng Yu-Chee, “ipower: an energy conservation system for intelligent buildings by wireless sensor networks,” *International Journal of Sensor Networks*, vol. 5(1), pp. 1–10, Feb 2009.
- [Zadeh,1965] Zadeh L.A., “Fuzzy sets,” *Information and Control*, vol.8, issue. 3, pp.338–353, 1965.

[Zervas,2011] Zervas E., Mpimpoudis A., Anagnostopoulos C., Sekkas O., Hadjiefthymiades S., “Multisensor data fusion for fire detection,” *Information Fusion* ,vol.12, pp.150–159, 2011.

[Zhou,2011] Zhou G. , Zhu Z., Chen G., Zhou L. , “Decision fusion rules based on multi-bit knowledge of local sensors in wireless sensor networks,” *Information Fusion*, vol.12, pp.187–193, 2011.