

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC EN OUTAOUAIS

**RADIOLOCALISATION PASSIVE EN MILIEU INTRA-  
IMMEUBLE À L'AIDE DE L'APPRENTISSAGE PROFOND**

MÉMOIRE PRÉSENTÉ  
COMME EXIGENCE PARTIELLE  
DU PROGRAMME DE MAÎTRISE EN SCIENCES ET TECHNOLOGIES DE  
L'INFORMATION

PAR  
**AMILCAR ERNESTO BATRES, ing.**

Juillet 2019

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC EN OUTAOUAIS  
Département d'informatique et d'ingénierie

Mémoire intitulé :  
RADIOLOCALISATION PASSIVE EN MILIEU INTRA-IMMEUBLE À L'AIDE DE  
L'APPRENTISSAGE PROFOND

Présenté par  
Amilcar Ernesto Batres  
pour l'obtention du grade de maître ès sciences et technologies de l'information (M.Sc.)

A été évalué par un jury composé des personnes suivantes :

Prof. Larbi Talbi, ing. UQO ..... Directeur de recherche  
Prof. Ahmed Lakhssassi, ing. UQO ..... Président du jury  
Prof. Marek Zaremba, ing. UQO ..... Membre du jury

Mémoire accepté le :           15 juillet 2019

# Résumé

---

Ce travail de recherche démontre qu'il est possible de faire de la radiolocalisation passive d'un petit objet à l'aide d'un lien reliant un transmetteur à un seul récepteur sans fil. La technique des signatures est utilisée, basée sur l'obtention de la réponse impulsionnelle.

Les signatures sont jumelées à des positions à l'aide des classificateurs suivants : classificateur naïf de Bayes, les machines à vecteur de support et les réseaux de neurones à convolution. Les résultats démontrent qu'il est possible de positionner un petit objet avec une précision de quelques décimètres. En fait, il est possible de bien positionner un objet de 5.5 cm de diamètre avec un taux de réussite de plus de 60% du temps et avec 85% des mesures dans une marge d'erreur de moins de 15cm.

# Abstract

---

This research shows that it is possible to passively locate a small object using a single wireless link between a transmitter and a receiver. The fingerprinting technique is used, fingerprints are obtained from the channel impulse response.

The fingerprints are matched with positions using the following classifiers: Naive Bayes classifier, support vector machines and convolution neural networks. The results show that it is possible to locate a small object with the accuracy of a few decimetres. As a matter of fact, it is possible to precisely locate an object with a diameter of 5.5cm with a success rate of 60% of the time and with 85% of the measurements within a margin of error of less than 15cm.

# Remerciements

---

En premier lieu, j'aimerais remercier le professeur Talbi Larbi, mon directeur de recherche, pour la confiance qu'il m'a accordée, son soutien et ses conseils précieux. Sans quoi ce projet n'aurait pas été accompli.

Je remercie CMC Microsystèmes, Kingston, Ontario qui nous ont fourni les analyseurs réseaux qui ont permis de prendre les mesures.

J'aimerais aussi remercier tous les membres du département d'ingénierie et informatique de l'UQO pour le cadre de travail chaleureux et riche en collaboration qui règne au département.

Je tiens à remercier tous mes collègues pour leurs encouragements et conseils tout le long de mes études. Ma famille, plus particulièrement mes parents qui ont toujours cru en moi et m'ont toujours appuyé. Enfin, rien de ceci n'aurait jamais été possible sans le soutien et l'amour de ma femme Lauri-Anne, je tiens à lui exprimer toute ma gratitude et tout mon amour.

Pour terminer, je tiens à dédier ce travail à mes enfants, Adam et Ellie.

# Table des matières

---

<b>RÉSUMÉ</b> .....	<b>III</b>
<b>ABSTRACT</b> .....	<b>IV</b>
<b>REMERCIEMENTS</b> .....	<b>V</b>
<b>TABLE DES MATIÈRES</b> .....	<b>VI</b>
<b>LISTE DES FIGURES</b> .....	<b>XI</b>
<b>LISTE DES TABLEAUX</b> .....	<b>XX</b>
<b>ACRONYMES ET ABRÉVIATIONS</b> .....	<b>XXIII</b>
<b>CHAPITRE 1 IDENTIFICATION DU PROBLÈME ET MOTIVATION</b> .....	<b>24</b>
1.1 INTRODUCTION.....	24
1.2 PROBLÉMATIQUE .....	24
1.3 HYPOTHÈSES ET OBJECTIF.....	25
1.4 STRUCTURE DU MÉMOIRE .....	25
<b>CHAPITRE 2 REVUE DES CONCEPTS DE BASE ET L'ÉTAT DE L'ART</b> .....	<b>26</b>
2.1 INTRODUCTION :.....	26
2.2 CONCEPTS DE BASE.....	26
2.2.1 <i>Systèmes de positionnement</i> .....	26
2.2.1.1 Lumière : .....	27
2.2.1.2 Ultrasons : .....	28
2.2.1.3 Radiofréquences : .....	28
2.2.2 <i>Approches utilisées en radiolocalisation</i> : .....	29

2.2.3	<i>Techniques de radiolocalisation</i> .....	31
2.2.3.1	Les techniques classiques.....	32
2.2.3.2	Les techniques basées sur l'approche des signatures .....	42
2.2.3.3	Récapitulatif .....	44
2.3	REVUE DES TRAVAUX DE LA LITTÉRATURE .....	45
2.3.1	<i>Concept de microcellules</i> .....	46
2.3.2	<i>Systèmes classiques</i> .....	46
2.3.3	<i>Systèmes utilisant des signatures</i> .....	47
2.3.3.1	Signatures créées à l'aide de plusieurs antennes dans la station de base. ....	48
2.3.3.2	Signatures créées à l'aide de plusieurs stations de base.....	48
2.3.3.3	Signatures créées à partir d'une seule antenne/station de base .....	50
2.4	CONCLUSION DU CHAPITRE .....	53
<b>CHAPITRE 3</b>	<b>SYSTÈME DE RADIOLOCALISATION ET MESURES EXPÉRIMENTALES .....</b>	<b>54</b>
3.1	INTRODUCTION.....	54
3.2	TECHNIQUE DE RADIOLOCALISATION UTILISÉE .....	54
3.2.1	<i>Signature</i> .....	55
3.2.2	<i>Algorithmes de jumelage</i> .....	61
3.2.2.1	Classificateur naïf de Bayes .....	62
3.2.2.2	Machine à vecteurs de support (SVM) .....	63
3.2.2.3	Réseau neuronal convolutif (CNN) .....	66
3.3	ENVIRONNEMENTS DE MESURES .....	70
3.3.1	<i>Scénario 1 – salle d'étude</i> .....	71
3.3.2	<i>Scénario 2 – salle de réunion</i> .....	73
3.3.3	<i>Équipement utilisé</i> .....	74
3.4	PRISE DES MESURES.....	75
3.4.1	<i>Scénario 1 – salle d'étude</i> .....	75
3.4.2	<i>Scénario 2 – salle de réunion</i> .....	76

3.5	CONCLUSION DU CHAPITRE .....	77
<b>CHAPITRE 4</b>	<b>ANALYSE DES RÉSULTATS ET DISCUSSION .....</b>	<b>78</b>
4.1	INTRODUCTION.....	78
4.2	RÉSULTATS OBTENUS .....	80
4.3	ANALYSE DES RÉSULTATS .....	81
4.3.1	<i>Scénario 1 – salle d’étude.....</i>	<i>81</i>
4.3.2	<i>Scénario 2 – salle de réunion.....</i>	<i>84</i>
4.4	DISCUSSION .....	88
4.5	CONCLUSION DU CHAPITRE .....	89
<b>CHAPITRE 5</b>	<b>CONCLUSION .....</b>	<b>90</b>
5.1	RÉCAPITULATIF .....	90
5.2	FACTEURS AFFECTANT LES PERFORMANCES.....	91
5.2.1	<i>Choix du type de fenêtrage.....</i>	<i>91</i>
5.2.2	<i>Choix des positions de test .....</i>	<i>91</i>
5.2.3	<i>Nombre de mesures par position .....</i>	<i>92</i>
5.3	LIMITATIONS DUES À LA STATIONNARITÉ DU CANAL : .....	92
5.4	CONTRIBUTION DE CE TRAVAIL DE RECHERCHE.....	92
5.5	TRAVAUX FUTURS .....	93
5.6	PUBLICATIONS.....	93
<b>ANNEXE A</b>	<b>CODES MATLAB.....</b>	<b>95</b>
A.1	CODE POUR CALCULER LA RÉPONSE IMPULSIONNELLE .....	95
A.2	CODE POUR ENTRAÎNER ET TESTER LES ALGORITHMES DE JUMELAGE .....	96
A.3	CODE POUR COMMUNIQUER AVEC LE FIELDFOX .....	103
<b>ANNEXE B</b>	<b>RÉSULTATS DÉTAILLÉS.....</b>	<b>106</b>
B.1	SCÉNARIO 1 – SALLE D’ÉTUDE .....	106



<b>B.1.1</b>	<b><i>Classificateur naïf de Bayes</i></b> .....	<b>106</b>
B.1.1.1	Position centrale – Hann.....	106
B.1.1.2	Position centrale – Kaiser.....	107
B.1.1.3	Position aléatoire – Hann.....	108
B.1.1.4	Position Aléatoire – Kaiser.....	109
<b>B.1.2</b>	<b><i>Machines à vecteurs de support</i></b> .....	<b>109</b>
B.1.2.1	Position centrale – Hann.....	109
B.1.2.2	Position centrale – Kaiser.....	110
B.1.2.3	Position aléatoire – Hann.....	111
B.1.2.4	Position Aléatoire – Kaiser.....	112
<b>B.1.3</b>	<b><i>Apprentissage profond – Réseau à convolutions</i></b> .....	<b>113</b>
B.1.3.1	Position centrale – Hann.....	113
B.1.3.2	Position centrale – Kaiser.....	114
B.1.3.3	Position aléatoire – Hann.....	114
B.1.3.4	Position Aléatoire – Kaiser.....	115
<b>B.2</b>	<b>SCÉNARIO 2 – SALLE DE RÉUNION</b> .....	<b>116</b>
<b>B.2.1</b>	<b><i>Classificateur naïf de Bayes</i></b> .....	<b>116</b>
B.2.1.1	Position centrale – Hann – toutes les mesures.....	116
B.2.1.2	Position centrale – Hann – les moyennes.....	118
B.2.1.3	Position centrale – Kaiser – toutes les mesures.....	119
B.2.1.4	Position centrale – Kaiser – les moyennes.....	120
B.2.1.5	Position aléatoire – Hann – toutes les mesures.....	121
B.2.1.6	Position aléatoire – Hann – les moyennes.....	123
B.2.1.7	Position Aléatoire – Kaiser – toutes les mesures.....	124
B.2.1.8	Position Aléatoire – Kaiser – les moyennes.....	125
<b>B.2.2</b>	<b><i>Machines à vecteurs de support</i></b> .....	<b>126</b>
B.2.2.1	Position centrale – Hann – toutes les mesures.....	126
B.2.2.2	Position centrale – Hann – les moyennes.....	128
B.2.2.3	Position centrale – Kaiser – toutes les mesures.....	129

B.2.2.4	Position centrale – Kaiser – les moyennes .....	130
B.2.2.5	Position aléatoire – Hann – toutes les mesures .....	131
B.2.2.6	Position aléatoire – Hann – les moyennes .....	133
B.2.2.7	Position Aléatoire – Kaiser – toutes les mesures .....	134
B.2.2.8	Position Aléatoire – Kaiser – les moyennes .....	135
<b>B.2.3</b>	<b><i>Apprentissage profond – Réseau à convolutions .....</i></b>	<b>136</b>
B.2.3.1	Position centrale – Hann – toutes les mesures .....	136
B.2.3.2	Position centrale – Hann – les moyennes .....	138
B.2.3.3	Position centrale – Kaiser – toutes les mesures .....	139
B.2.3.4	Position centrale – Kaiser – les moyennes .....	140
B.2.3.5	Position aléatoire – Hann – toutes les mesures .....	141
B.2.3.6	Position aléatoire – Hann – les moyennes .....	143
B.2.3.7	Position Aléatoire – Kaiser – toutes les mesures .....	144
B.2.3.8	Position Aléatoire – Kaiser – les moyennes .....	145
<b>RÉFÉRENCES : .....</b>		<b>147</b>

# Liste des figures

---

FIGURE 2.1 - DIAGRAMME ILLUSTRATIF DES TECHNIQUES .....	27
FIGURE 2.2 - DIAGRAMME FONCTIONNEL DES SYSTÈMES DE RADIOLOCALISATION.....	29
FIGURE 2.3 - PRINCIPE DE RADIOLOCALISATION UTILISANT L'APPROCHE ASCENDANTE.....	30
FIGURE 2.4 - PRINCIPE DE RADIOLOCALISATION UTILISANT L'APPROCHE DESCENDANTE.....	31
FIGURE 2.5 - EFFET MULTIVOIE DANS UN MILIEU NLOS .....	33
FIGURE 2.6 - ESTIMATION DE LA POSITION À L'AIDE DES DISTANCES .....	37
FIGURE 2.7 - ESTIMATION DE LA POSITION À L'AIDE DES ANGLES D'ARRIVÉE .....	39
FIGURE 2.8 - ESTIMATION DE LA POSITION À L'AIDE DE LA DIFFÉRENCE DE TEMPS D'ARRIVÉE.....	41
FIGURE 3.1 - RÉPONSE IMPULSIONNELLE AVEC FENÊTRE DE HANN .....	59
FIGURE 3.2 - RÉPONSE IMPULSIONNELLE AVEC FENÊTRE DE KAISER .....	60
FIGURE 3.3 - VARIATION DE LA CIR DANS LE TEMPS .....	61
FIGURE 3.4 - MACHINE À VECTEURS DE SUPPORT .....	64
FIGURE 3.5 - PERCEPTRON .....	67
FIGURE 3.6 - SCHÉMA D'UN PERCEPTRON MULTICOUCHE .....	68
FIGURE 3.7- SPECTROGRAMME OBTENU À PARTIR D'UNE CIR .....	70
FIGURE 3.8 - DIAGRAMME DU PREMIER MONTAGE .....	71
FIGURE 3.9 - MONTAGE RÉÉL DU PREMIER ENVIRONNEMENT.....	72
FIGURE 3.10 - OBJET À LOCALISER.....	72
FIGURE 3.11 - DIAGRAMME DU DEUXIÈME MONTAGE .....	73
FIGURE 3.12 - MONTAGE RÉÉL DU DEUXIÈME ENVIRONNEMENT.....	74
FIGURE 3.13 - POSITIONS À L'INTÉRIEUR DE LA ZONE DE 10CM X 10CM – SCÉNARIO 1 .....	76
FIGURE 3.14 - POSITIONS À L'INTÉRIEUR DE LA ZONE DE 10CM X 10CM – SCÉNARIO 2 .....	77

FIGURE B.1 - TAUX D'ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 1 - CNB - CENTRE - HANN .....	106
FIGURE B.2 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 1 - CNB - CENTRE - HANN .....	106
FIGURE B.3 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 1 - CNB - CENTRE - HANN.....	107
FIGURE B.4 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 1 - CNB - CENTRE - HANN.....	107
FIGURE B.5 - TAUX D'ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 1 - CNB - CENTRE - KAISER .....	107
FIGURE B.6 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 1 - CNB - CENTRE - KAISER .....	107
FIGURE B.7 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 1 - CNB - CENTRE - KAISER .....	107
FIGURE B.8 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 1 - CNB - CENTRE - KAISER.....	108
FIGURE B.9 - TAUX D'ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 1 - CNB - ALÉATOIRE - HANN .....	108
FIGURE B.10 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 1 - CNB - ALÉATOIRE - HANN .....	108
FIGURE B.11 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 1 - CNB - ALÉATOIRE - HANN .....	108
FIGURE B.12 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 1 - CNB - ALÉATOIRE - HANN.....	109
FIGURE B.13 - TAUX D'ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 1 - CNB - ALÉATOIRE - KAISER .....	109
FIGURE B.14 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 1 - CNB - ALÉATOIRE - KAISER .....	109
FIGURE B.15 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 1 - CNB - ALÉATOIRE - KAISER .....	109
FIGURE B.16 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 1 - CNB - ALÉATOIRE - KAISER.....	109
FIGURE B.17 - TAUX D'ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 1 - SVM - CENTRE - HANN.....	110
FIGURE B.18 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 1 - SVM - CENTRE - HANN.....	110
FIGURE B.19 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 1 - SVM - CENTRE - HANN.....	110
FIGURE B.20 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 1 - SVM - CENTRE - HANN .....	110
FIGURE B.21 - TAUX D'ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 1 - SVM - CENTRE - KAISER.....	110
FIGURE B.22 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 1 - SVM - CENTRE - KAISER.....	111
FIGURE B.23 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 1 - SVM - CENTRE - KAISER.....	111
FIGURE B.24 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 1 - SVM - CENTRE - KAISER .....	111
FIGURE B.25 - TAUX D'ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 1 - SVM - ALÉATOIRE - HANN.....	111
FIGURE B.26 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 1 - SVM - ALÉATOIRE - HANN.....	111
FIGURE B.27 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 1 - SVM - ALÉATOIRE - HANN.....	112

FIGURE B.28 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 1 - SVM - ALÉATOIRE - HANN .....	112
FIGURE B.29 - TAUX D'ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 1 - SVM - ALÉATOIRE - KAISER.....	112
FIGURE B.30 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 1 - SVM - ALÉATOIRE - KAISER .....	112
FIGURE B.31 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 1 - SVM - ALÉATOIRE - KAISER.....	112
FIGURE B.32 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 1 - SVM - ALÉATOIRE - KAISER .....	113
FIGURE B.33 - TAUX D'ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 1 - CONV - CENTRE - HANN .....	113
FIGURE B.34 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 1 - CONV - CENTRE - HANN .....	113
FIGURE B.35 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 1 - CONV - CENTRE - HANN .....	113
FIGURE B.36 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 1 - CONV - CENTRE - HANN.....	113
FIGURE B.37 - TAUX D'ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 1 - CONV - CENTRE - KAISER .....	114
FIGURE B.38 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 1 - CONV - CENTRE - KAISER .....	114
FIGURE B.39 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 1 - CONV - CENTRE - KAISER .....	114
FIGURE B.40 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 1 - CONV - CENTRE - KAISER.....	114
FIGURE B.41 - TAUX D'ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 1 - CONV - ALÉATOIRE - HANN .....	115
FIGURE B.42 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 1 - CONV - ALÉATOIRE - HANN.....	115
FIGURE B.43 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 1 - CONV - ALÉATOIRE - HANN .....	115
FIGURE B.44 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 1 - CONV - ALÉATOIRE - HANN .....	115
FIGURE B.45 - TAUX D'ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 1 - CONV - ALÉATOIRE - KAISER .....	115
FIGURE B.46 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 1 - CONV - ALÉATOIRE - KAISER.....	116
FIGURE B.47 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 1 - CONV - ALÉATOIRE - KAISER.....	116
FIGURE B.48 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 1 - CONV - ALÉATOIRE - KAISER.....	116
FIGURE B.49 - TAUX D'ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CNB - TOUT - CENTRE - HANN .....	116
FIGURE B.50 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CNB - TOUT - CENTRE - HANN .....	117
FIGURE B.51 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 2 - CNB - TOUT - CENTRE - HANN .....	117
FIGURE B.52 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 2 - CNB - TOUT - CENTRE - HANN.....	117
FIGURE B.53 - TAUX D'ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CNB - TOUT - CENTRE - HANN .....	117
FIGURE B.54 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CNB - TOUT - CENTRE - HANN .....	117

FIGURE B.55 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 2 - CNB - TOUT - CENTRE - HANN .....	118
FIGURE B.56 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 2 - CNB - TOUT - CENTRE - HANN.....	118
FIGURE B.57 - TAUX D'ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CNB - MOYENNE - CENTRE - HANN.....	118
FIGURE B.58 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CNB - MOYENNE - CENTRE - HANN .....	118
FIGURE B.59 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 2 - CNB - MOYENNE - CENTRE - HANN.....	118
FIGURE B.60 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 2 - CNB - MOYENNE - CENTRE - HANN	119
FIGURE B.61 - TAUX D'ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CNB - TOUT - CENTRE - KAISER .....	119
FIGURE B.62 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CNB - TOUT - CENTRE - KAISER .....	119
FIGURE B.63 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 2 - CNB - TOUT - CENTRE - KAISER .....	119
FIGURE B.64 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 2 - CNB - TOUT - CENTRE - KAISER.....	119
FIGURE B.65 - TAUX D'ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CNB - VOTE - CENTRE - KAISER .....	120
FIGURE B.66 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CNB - VOTE - CENTRE - KAISER .....	120
FIGURE B.67 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 2 - CNB - VOTE - CENTRE - KAISER .....	120
FIGURE B.68 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 2 - CNB - VOTE - CENTRE - KAISER.....	120
FIGURE B.69 - TAUX D'ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CNB - MOYENNE - CENTRE - KAISER.....	121
FIGURE B.70 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CNB - MOYENNE - CENTRE - KAISER .....	121
FIGURE B.71 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 2 - CNB - MOYENNE - CENTRE - KAISER.....	121
FIGURE B.72 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 2 - CNB - MOYENNE - CENTRE - KAISER	121
FIGURE B.73 - TAUX D'ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CNB - TOUT - ALÉATOIRE – HANN .....	121
FIGURE B.74 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CNB - TOUT - ALÉATOIRE - HANN .....	122
FIGURE B.75 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 2 - CNB - TOUT - ALÉATOIRE - HANN .....	122
FIGURE B.76 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 2 - CNB - TOUT - ALÉATOIRE - HANN ..	122
FIGURE B.77 - TAUX D'ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CNB - VOTE - ALÉATOIRE - HANN .....	122
FIGURE B.78 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CNB - VOTE - ALÉATOIRE - HANN .....	122
FIGURE B.79 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 2 - CNB - VOTE - ALÉATOIRE - HANN .....	123
FIGURE B.80 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 2 - CNB - VOTE - ALÉATOIRE - HANN...	123
FIGURE B.81 - TAUX D'ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CNB - MOYENNE - ALÉATOIRE - HANN .....	123

FIGURE B.82 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CNB - MOYENNE - ALÉATOIRE - HANN ..... 123

FIGURE B.83 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 2 - CNB - MOYENNE - ALÉATOIRE – HANN..... 123

FIGURE B.84 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 2 - CNB - MOYENNE - ALÉATOIRE - HANN  
..... 124

FIGURE B.85 - TAUX D’ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CNB - TOUT - ALÉATOIRE - KAISER..... 124

FIGURE B.86 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CNB - TOUT - ALÉATOIRE - KAISER..... 124

FIGURE B.87 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 2 - CNB - TOUT - ALÉATOIRE - KAISER..... 124

FIGURE B.88 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 2 - CNB - TOUT - ALÉATOIRE - KAISER . 124

FIGURE B.89 - TAUX D’ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CNB - VOTE - ALÉATOIRE - KAISER ..... 125

FIGURE B.90 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CNB - VOTE - ALÉATOIRE - KAISER ..... 125

FIGURE B.91 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 2 - CNB - VOTE - ALÉATOIRE – KAISER ..... 125

FIGURE B.92 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 2 - CNB - VOTE - ALÉATOIRE – KAISER. 125

FIGURE B.93 - TAUX D’ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CNB - MOYENNE - ALÉATOIRE - KAISER ..... 126

FIGURE B.94 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CNB - MOYENNE - ALÉATOIRE - KAISER ..... 126

FIGURE B.95 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 2 - CNB - MOYENNE - ALÉATOIRE - KAISER ..... 126

FIGURE B.96 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 2 - CNB - MOYENNE - ALÉATOIRE - KAISER  
..... 126

FIGURE B.97 - TAUX D’ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - SVM - TOUT - CENTRE – HANN..... 126

FIGURE B.98 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - SVM - TOUT - CENTRE - HANN ..... 127

FIGURE B.99 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 2 - SVM - TOUT - CENTRE – HANN..... 127

FIGURE B.100 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 2 - SVM - TOUT - CENTRE - HANN .... 127

FIGURE B.101 - TAUX D’ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - SVM - VOTE - CENTRE - HANN..... 127

FIGURE B.102 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - SVM - VOTE - CENTRE - HANN..... 127

FIGURE B.103 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 2 - SVM - VOTE - CENTRE - HANN..... 128

FIGURE B.104 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 2 - SVM - VOTE - CENTRE - HANN .... 128

FIGURE B.105 - TAUX D’ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - SVM - MOYENNE - CENTRE – HANN ..... 128

FIGURE B.106 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - SVM - MOYENNE - CENTRE - HANN ..... 128

FIGURE B.107 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 2 - SVM - MOYENNE - CENTRE - HANN.....	128
FIGURE B.108 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 2 - SVM - MOYENNE - CENTRE - HANN .....	129
FIGURE B.109 - TAUX D'ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - SVM - TOUT - CENTRE - KAISER .....	129
FIGURE B.110 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - SVM - TOUT - CENTRE - KAISER .....	129
FIGURE B.111 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 2 - SVM - TOUT - CENTRE - KAISER .....	129
FIGURE B.112 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 2 - SVM - TOUT - CENTRE - KAISER...	129
FIGURE B.113 - TAUX D'ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - SVM - VOTE - CENTRE - KAISER.....	130
FIGURE B.114 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - SVM - VOTE - CENTRE - KAISER.....	130
FIGURE B.115 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 2 - SVM - VOTE - CENTRE - KAISER.....	130
FIGURE B.116 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 2 - SVM - VOTE - CENTRE - KAISER ...	130
FIGURE B.117 - TAUX D'ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - SVM - MOYENNE - CENTRE - KAISER.....	131
FIGURE B.118 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - SVM - MOYENNE - CENTRE - KAISER.....	131
FIGURE B.119 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 2 - SVM - MOYENNE - CENTRE - KAISER.....	131
FIGURE B.120 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 2 - SVM - MOYENNE - CENTRE - KAISER .....	131
FIGURE B.121 - TAUX D'ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - SVM - TOUT - ALÉATOIRE - HANN.....	131
FIGURE B.122 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - SVM - TOUT - ALÉATOIRE - HANN .....	132
FIGURE B.123 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 2 - SVM - TOUT - ALÉATOIRE - HANN .....	132
FIGURE B.124 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 2 - SVM - TOUT - ALÉATOIRE - HANN	132
FIGURE B.125 - TAUX D'ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - SVM - VOTE - ALÉATOIRE - HANN .....	132
FIGURE B.126 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - SVM - VOTE - ALÉATOIRE - HANN .....	132
FIGURE B.127 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 2 - SVM - VOTE - ALÉATOIRE - HANN.....	133
FIGURE B.128 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 2 - SVM - VOTE - ALÉATOIRE - HANN	133
FIGURE B.129 - TAUX D'ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - SVM - MOYENNE - ALÉATOIRE - HANN.....	133
FIGURE B.130 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - SVM - MOYENNE - ALÉATOIRE - HANN.....	133
FIGURE B.131 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 2 - SVM - MOYENNE - ALÉATOIRE - HANN.....	133



FIGURE B.132 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 2 - SVM - MOYENNE - ALÉATOIRE - HANN .....	134
FIGURE B.133 - TAUX D'ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - SVM - TOUT - ALÉATOIRE - KAISER .....	134
FIGURE B.134 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - SVM - TOUT - ALÉATOIRE - KAISER .....	134
FIGURE B.135 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 2 - SVM - TOUT - ALÉATOIRE - KAISER .....	134
FIGURE B.136 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 2 - SVM - TOUT - ALÉATOIRE - KAISER	134
FIGURE B.137 - TAUX D'ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - SVM - VOTE - ALÉATOIRE - KAISER .....	135
FIGURE B.138 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - SVM - VOTE - ALÉATOIRE - KAISER .....	135
FIGURE B.139 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 2 - SVM - VOTE - ALÉATOIRE - KAISER .....	135
FIGURE B.140 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 2 - SVM - VOTE - ALÉATOIRE - KAISER	135
FIGURE B.141 - TAUX D'ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - SVM - MOYENNE - ALÉATOIRE - KAISER.....	136
FIGURE B.142 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - SVM - MOYENNE - ALÉATOIRE - KAISER.....	136
FIGURE B.143 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 2 - SVM - MOYENNE - ALÉATOIRE - KAISER.....	136
FIGURE B.144 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 2 - SVM - MOYENNE - ALÉATOIRE - KAISER.....	136
FIGURE B.145 - TAUX D'ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CONV - TOUT - CENTRE - HANN .....	136
FIGURE B.146 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CONV - TOUT - CENTRE - HANN.....	137
FIGURE B.147 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 2 - CONV - TOUT - CENTRE - HANN .....	137
FIGURE B.148 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 2 - CONV - TOUT - CENTRE - HANN ...	137
FIGURE B.149 - TAUX D'ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CONV - VOTE - CENTRE - HANN .....	137
FIGURE B.150 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CONV - VOTE - CENTRE - HANN .....	137
FIGURE B.151 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 2 - CONV - VOTE - CENTRE - HANN .....	138
FIGURE B.152 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 2 - CONV - VOTE - CENTRE - HANN ...	138
FIGURE B.153 - TAUX D'ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CONV - MOYENNE - CENTRE - HANN .....	138
FIGURE B.154 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CONV - MOYENNE - CENTRE - HANN .....	138
FIGURE B.155 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 2 - CONV - MOYENNE - CENTRE - HANN .....	138

FIGURE B.156 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 2 - CONV - MOYENNE - CENTRE - HANN .....	139
FIGURE B.157 - TAUX D'ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CONV - TOUT - CENTRE - KAISER.....	139
FIGURE B.158 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CONV - TOUT - CENTRE - KAISER.....	139
FIGURE B.159 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 2 - CONV - TOUT - CENTRE - KAISER.....	139
FIGURE B.160 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 2 - CONV - TOUT - CENTRE - KAISER ..	139
FIGURE B.161 - TAUX D'ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CONV - VOTE - CENTRE - KAISER .....	140
FIGURE B.162 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CONV - VOTE - CENTRE - KAISER .....	140
FIGURE B.163 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 2 - CONV - VOTE - CENTRE - KAISER .....	140
FIGURE B.164 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 2 - CONV - VOTE - CENTRE - KAISER ..	140
FIGURE B.165 - TAUX D'ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CONV - MOYENNE - CENTRE - KAISER .....	141
FIGURE B.166 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CONV - MOYENNE - CENTRE - KAISER .....	141
FIGURE B.167 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 2 - CONV - MOYENNE - CENTRE - KAISER .....	141
FIGURE B.168 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 2 - CONV - MOYENNE - CENTRE - KAISER .....	141
FIGURE B.169 - TAUX D'ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CONV - TOUT - ALÉATOIRE - HANN.....	141
FIGURE B.170 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CONV - TOUT - ALÉATOIRE - HANN.....	142
FIGURE B.171 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 2 - CONV - TOUT - ALÉATOIRE – HANN .....	142
FIGURE B.172 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 2 - CONV - TOUT - ALÉATOIRE - HANN	142
FIGURE B.173 - TAUX D'ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CONV - VOTE - ALÉATOIRE – HANN .....	142
FIGURE B.174 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CONV - VOTE - ALÉATOIRE - HANN.....	142
FIGURE B.175 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 2 - CONV - VOTE - ALÉATOIRE – HANN .....	143
FIGURE B.176 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 2 - CONV - VOTE - ALÉATOIRE - HANN	143
FIGURE B.177 - TAUX D'ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CONV - MOYENNE - ALÉATOIRE – HANN .....	143
FIGURE B.178 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CONV - MOYENNE - ALÉATOIRE - HANN .....	143
FIGURE B.179 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 2 - CONV - MOYENNE - ALÉATOIRE – HANN .....	143

FIGURE B.180 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 2 - CONV - MOYENNE - ALÉATOIRE - HANN  
 ..... 144

FIGURE B.181 - TAUX D'ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CONV - TOUT - ALÉATOIRE – KAISER..... 144

FIGURE B.182 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CONV - TOUT - ALÉATOIRE - KAISER..... 144

FIGURE B.183 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 2 - CONV - TOUT - ALÉATOIRE – KAISER..... 144

FIGURE B.184 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 2 - CONV - TOUT - ALÉATOIRE - KAISER  
 ..... 144

FIGURE B.185 - TAUX D'ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CONV - VOTE - ALÉATOIRE – KAISER ..... 145

FIGURE B.186 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CONV - VOTE - ALÉATOIRE - KAISER..... 145

FIGURE B.187 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 2 - CONV - VOTE - ALÉATOIRE – KAISER ..... 145

FIGURE B.188 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 2 - CONV - VOTE - ALÉATOIRE - KAISER  
 ..... 145

FIGURE B.189 - TAUX D'ERREUR PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CONV - MOYENNE - ALÉATOIRE - KAISER ..... 146

FIGURE B.190 - ERREUR MOYENNE (CM) PAR ZONE - SCÉNARIO 2 - CONV - MOYENNE - ALÉATOIRE - KAISER..... 146

FIGURE B.191 - MATRICE DE CONFUSION - SCÉNARIO 2 - CONV - MOYENNE - ALÉATOIRE - KAISER ..... 146

FIGURE B.192 - FONCTION DE DISTRIBUTION CUMULATIVE DES ERREURS - SCÉNARIO 2 - CONV - MOYENNE - ALÉATOIRE -  
 KAISER..... 146

# Liste des tableaux

---

TABLEAU 2.1 - RÉSUMÉ DE DIFFÉRENTES TECHNIQUES DE RADIOLOCALISATION .....	45
TABLEAU 2.2 - LISTE DE DIFFÉRENTES TECHNIQUES DE RADIOLOCALISATION INTRA-IMMEUBLE .....	50
TABLEAU 3.1 - ÉQUIPEMENT POUR LES PRISES DE MESURES .....	74
TABLEAU 3.2 - CONFIGURATION DES VNA .....	75
TABLEAU 4.1 - PARAMÈTRES DES CLASSIFICATEURS DE BAYES.....	78
TABLEAU 4.2 - PARAMÈTRES DES MACHINES À VECTEURS DE SUPPORT .....	78
TABLEAU 4.3 - PARAMÈTRES DES RÉSEAUX NEURONAUX CONVOLUTIFS .....	79
TABLEAU 4.4 - ARCHITECTURE DU RÉSEAU NEURONAL CONVOLUTIF À 15 COUCHES À 76 CLASSES .....	80
TABLEAU 4.5 - CLASSIFICATEUR NAÏF DE BAYES - IMPACT DE LA FENÊTRE ET DE LA POSITION DE VALIDATION .....	81
TABLEAU 4.6 - MACHINE À VECTEURS DE SUPPORT - IMPACT DE LA FENÊTRE ET DE LA POSITION DE VALIDATION.....	83
TABLEAU 4.7 - RÉSEAU À CONVOLUTIONS - IMPACT DE LA FENÊTRE ET DE LA POSITION DE VALIDATION.....	83
TABLEAU 4.8 - CLASSIFICATEUR NAÏF DE BAYES - IMPACT DE LA FENÊTRE, DES MESURES ET DE LA POSITION DE VALIDATION ....	86
TABLEAU 4.9 - MACHINE À VECTEURS DE SUPPORT - IMPACT DE LA FENÊTRE, DES MESURES ET DE LA POSITION DE VALIDATION	87
TABLEAU 4.10 - RÉSEAU À CONVOLUTIONS - IMPACT DE LA FENÊTRE, DES MESURES ET DE LA POSITION DE VALIDATION.....	88
TABLEAU 4.11 - TABLEAU RÉCAPITULATIF .....	89
TABLEAU B.1 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 1 - CNB - CENTRE - HANN .....	106
TABLEAU B.2 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 1 - CNB - CENTRE - KAISER.....	107
TABLEAU B.3 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 1 - CNB - ALÉATOIRE - HANN.....	108
TABLEAU B.4 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 1 - CNB - ALÉATOIRE - KAISER.....	109
TABLEAU B.5 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 1 - SVM - CENTRE - HANN .....	109
TABLEAU B.6 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 1 - SVM - CENTRE - KAISER .....	110
TABLEAU B.7 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 1 - SVM - ALÉATOIRE - HANN .....	111

TABLEAU B.8 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 1 - SVM - ALÉATOIRE - KAISER .....	112
TABLEAU B.9 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 1 - CONV - CENTRE - HANN.....	113
TABLEAU B.10 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 1 - CONV - CENTRE - KAISER.....	114
TABLEAU B.11 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 1 - CONV - ALÉATOIRE - HANN .....	114
TABLEAU B.12 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 1 - CONV - ALÉATOIRE - KAISER .....	115
TABLEAU B.13 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 2 - CNB - TOUT - CENTRE - HANN.....	116
TABLEAU B.14 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 2 - CNB - VOTE - CENTRE - HANN.....	117
TABLEAU B.15 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 2 - CNB - MOYENNE - CENTRE - HANN .....	118
TABLEAU B.16 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 2 - CNB - TOUT - CENTRE - KAISER.....	119
TABLEAU B.17 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 2 - CNB - VOTE - CENTRE - KAISER.....	120
TABLEAU B.18 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 2 - CNB - MOYENNE - CENTRE - KAISER.....	120
TABLEAU B.19 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 2 - CNB - TOUT - ALÉATOIRE - HANN .....	121
TABLEAU B.20 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 2 - CNB - VOTE - ALÉATOIRE - HANN .....	122
TABLEAU B.21 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 2 - CNB - MOYENNE - ALÉATOIRE - HANN.....	123
TABLEAU B.22 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 2 - CNB - TOUT - ALÉATOIRE - KAISER .....	124
TABLEAU B.23 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 2 - CNB - VOTE - ALÉATOIRE - KAISER .....	125
TABLEAU B.24 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 2 - CNB - MOYENNE - ALÉATOIRE - KAISER.....	125
TABLEAU B.25 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 2 - SVM - TOUT - CENTRE - HANN .....	126
TABLEAU B.26 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 2 - SVM - VOTE - CENTRE - HANN .....	127
TABLEAU B.27 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 2 - SVM - MOYENNE - CENTRE - HANN .....	128
TABLEAU B.28 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 2 - SVM - TOUT - CENTRE - KAISER.....	129
TABLEAU B.29 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 2 - SVM - VOTE - CENTRE - KAISER .....	130
TABLEAU B.30 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 2 - SVM - MOYENNE - CENTRE - KAISER .....	130
TABLEAU B.31 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 2 - SVM - TOUT - ALÉATOIRE - HANN.....	131
TABLEAU B.32 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 2 - SVM - VOTE - ALÉATOIRE - HANN .....	132
TABLEAU B.33 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 2 - SVM - MOYENNE - ALÉATOIRE - HANN .....	133
TABLEAU B.34 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 2 - SVM - TOUT - ALÉATOIRE - KAISER.....	134

TABLEAU B.35 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 2 - SVM - VOTE - ALÉATOIRE - KAISER .....	135
TABLEAU B.36 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 2 - SVM - MOYENNE - ALÉATOIRE - KAISER .....	135
TABLEAU B.37 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 2 - CONV - TOUT - CENTRE - HANN .....	136
TABLEAU B.38 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 2 - CONV - VOTE - CENTRE - HANN .....	137
TABLEAU B.39 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 2 - CONV - MOYENNE - CENTRE - HANN.....	138
TABLEAU B.40 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 2 - CONV - TOUT - CENTRE - KAISER .....	139
TABLEAU B.41 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 2 - CONV - VOTE - CENTRE - KAISER .....	140
TABLEAU B.42 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 2 - CONV - MOYENNE - CENTRE - KAISER.....	140
TABLEAU B.43 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 2 - CONV - TOUT - ALÉATOIRE - HANN .....	141
TABLEAU B.44 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 2 - CONV - VOTE - ALÉATOIRE - HANN .....	142
TABLEAU B.45 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 2 - CONV - MOYENNE - ALÉATOIRE - HANN .....	143
TABLEAU B.46 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 2 - CONV - TOUT - ALÉATOIRE - KAISER .....	144
TABLEAU B.47 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 2 - CONV - VOTE - ALÉATOIRE - KAISER .....	145
TABLEAU B.48 - STATISTIQUES - SCÉNARIO 2 - CONV - MOYENNE - ALÉATOIRE - KAISER .....	145

# Acronymes et abréviations

---

AOA	Angle Of Arrival
AP	Access point
CFR	Channel Frequency response
CIR	Channel Impulse Response
CNB	Classificateur Naïf de Bayes
CNN	Convolution Neural Network
CSI	Channel state information
GPS	Global Positioning System
KNN	K-nearest neighbours
LiFi	Light Fidelity
LOS	Line-of-sight
NLOS	Non-line-of-sight
RF	Radio Fréquence
RSS	Received Signal Strength
RSSI	Received Signal Strength Indication
SMP	Smallest M-Vertex Polygon
SVM	Support Vector Machine
TOA	Time Of Arrival
TDOA	Time Difference Of Arrival
ULB	Ultra Large Bande
VLC	Visible Light Communications
VNA	Vector Network Analyzer
WiFi	Wireless Fidelity
WILMA	Wireless Internet and location Management
WKNN	Weight-KNN

# Chapitre 1

## Identification du problème et motivation

---

### 1.1 Introduction

Savoir rapidement la position d'une personne est important lorsqu'il s'agit de sécurité. Après le massacre de Virginia Tech, plusieurs universités américaines ont eu recours à des systèmes avec positionnement par satellite (GPS) [1]. Plus récemment, l'Union Européenne a rendu un bouton d'urgence obligatoire dans tous les nouveaux véhicules légers afin d'accélérer le temps d'action des secours en cas d'accident. Le système embarqué dans les véhicules utilise la localisation par satellite à l'aide du système Galileo, l'équivalent européen du GPS [2].

### 1.2 Problématique

Malheureusement, les systèmes exploitant les satellites ne fonctionnent correctement qu'à l'extérieur, car la précision se détériore rapidement lorsque des obstacles bloquent le signal des satellites. Ce qui les rend peu précis dans les immeubles ou en milieu souterrain. De plus, ces systèmes nécessitent le port d'un dispositif dédié. Ce qui les rend dépendants de la volonté de la personne à être localisée. On ne peut pas toujours dépendre de la volonté à être localisé, par exemple dans le cas d'introduction dans une zone contrôlée, il est important de pouvoir détecter



l'entrée non autorisée et de préférence pouvoir localiser l'entité en question sans sa collaboration.

### 1.3 Hypothèses et objectif

L'objectif de ce travail est de développer une technique de radiolocalisation intra-immeuble où l'objet à localiser est passif, c'est-à-dire, n'est ni Tx ni Rx. La technique devra être en mesure de localiser l'objet en question avec une précision de quelques décimètres tout en ayant recours à une seule antenne pour l'émetteur et une autre pour le récepteur (1 lien), et ce, même lorsque l'environnement est largement affecté par le phénomène multivoie, voire, absence du lien LOS.

### 1.4 Structure du mémoire

Ce mémoire traite de la radiolocalisation intra-immeuble. Les principes de bases et la revue de la littérature se trouvent dans le deuxième chapitre, plusieurs systèmes sont présentés avec leurs mesures de performance. Le chapitre 3 couvre le système utilisé en passant du choix de la technique de radiolocalisation au protocole utilisé pour tester la technique. Les environnements de test y sont détaillés. Le quatrième chapitre présente les résultats et leur analyse. Le dernier chapitre est la conclusion générale de ce travail.

## Chapitre 2

# Revue des concepts de base et l'état de l'art

---

### 2.1 Introduction :

Ce chapitre comprend deux parties, dans la première partie les concepts de base seront expliqués. Cette partie aura les sous-sections suivantes : les systèmes de positionnement, les technologies les plus utilisées et les approches possibles. La deuxième sous-section explique les techniques utilisées, soit les techniques classiques ou celle des signatures. La deuxième partie fera un survol de quelques exemples de systèmes de radiolocalisation intra-immeuble et de quelques approches qui ont été explorées, ce qui correspond à la revue des travaux effectués.

### 2.2 Concepts de base

#### 2.2.1 Systèmes de positionnement

La géolocalisation consiste à pouvoir positionner un objet ou personne sur une carte à l'aide des coordonnées. Les systèmes de positionnement peuvent être classés selon la technologie utilisée pour les capteurs (figure 2.1). Plusieurs technologies peuvent être

utilisées pour se positionner, mais nous allons couvrir celles qui sont principalement utilisées [3, 4]. Ces capteurs peuvent être sensibles aux ultrasons, comme c'est le cas des systèmes Bats [5] et Cricket [6]. D'autres sont sensibles à la lumière comme les systèmes de Kim, et al. [7] et de Yasir, et al. [8] qui utilisent la lumière visible ou le système Active Badge [9] qui utilise les infrarouges. En dernier lieu, il y a les capteurs sensibles aux radiofréquences, aussi connus comme signaux radio ou RF. Ce dernier type de capteurs sera étudié plus en détail dans ce chapitre. À l'aide des antennes, il est possible de calculer la distance, la direction du signal ou créer une signature exploitant les caractéristiques du canal.

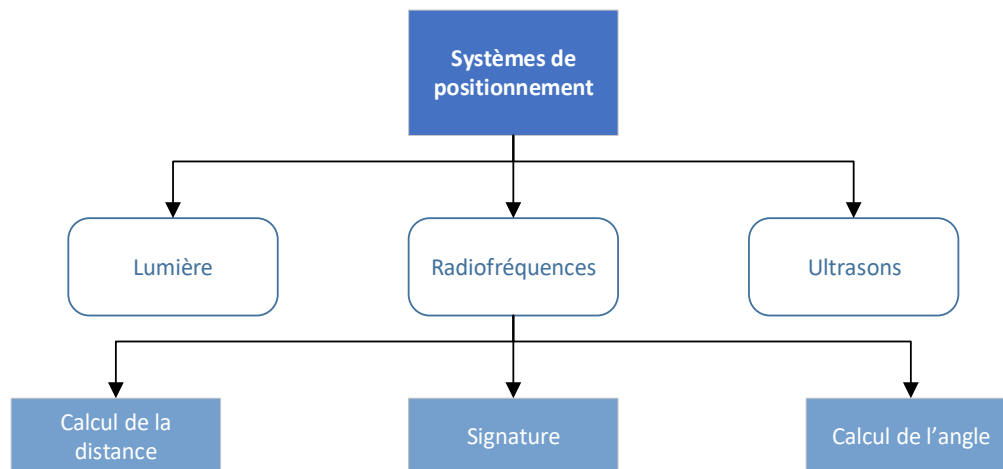


Figure 2.1 - Diagramme illustratif des techniques

Voici une brève description des technologies utilisées pour capter le signal :

### 2.2.1.1 Lumière :

Les signaux lumineux ne peuvent pas traverser les murs ou les objets, ce qui limite leur usage dans un milieu intra-immeuble. Cependant, la vitesse de propagation du signal est élevée, environ  $3 \times 10^8$  m/s. Pour ce qui est des infrarouges, ils ne sont pas visibles à

l'œil nu, mais l'éclairage ambiant peut nuire à la qualité du signal. Pour ce qui est de l'utilisation de la lumière visible [10], il est question de communication par lumière visible (VLC – pour « *visible light communications* ») qui se retrouve sous le consortium LiFi pour « *Light Fidelity* ». Cette dernière permet de transmettre de l'information en allumant et éteignant l'éclairage à des fréquences élevées, que l'œil humain ne peut pas le percevoir.

#### 2.2.1.2 *Ultrasons :*

Les ultrasons, tout comme la lumière visible, ne sont pas en mesure de traverser les murs ou la plupart des obstacles. Étant donné que la vitesse du son est moindre que celle de la lumière, 343 m/s, il n'est pas requis d'avoir des horloges très rapides pour calculer le temps d'arrivée du signal. Ce qui permet d'avoir une très grande précision. Cependant, la portée est très limitée. Aussi, la température et l'humidité affectent la propagation des ultrasons.

#### 2.2.1.3 *Radiofréquences :*

Les radiofréquences sont capables de traverser la plupart des matières. Ce qui les rendent plus aptes dans l'environnement intra-immeubles où des objets, personnes et murs s'y trouvent. Le signal se propage à la vitesse de la lumière. La précision rapportée n'est pas aussi bonne que celle des signaux infrarouges ou ultrasons, mais la portée est plus grande [3, 4]. Pour cette raison, les radiofréquences seront l'objet de ce travail.

Une fois que le signal RF est capté, la position peut être calculée à l'aide d'une des trois techniques de mesure (figure 2.1). Ces dernières consistent à calculer la distance,

l'angle ou la signature du signal reçu. Une combinaison des techniques peut aussi être employée. Ces dernières seront détaillées dans la section 2.2.3.

La méthode de positionnement qui exploite les radiofréquences est appelée radiolocalisation. Le fonctionnement général des systèmes de positionnement par radiolocalisation est illustré dans la figure 2.2, proposée par [11]. Le fonctionnement est le suivant. Un ou des capteurs captent le signal RF. Ils déduisent la puissance du signal (« *Received Signal Strength* » - RSS), l'angle d'arrivée (« *Angle Of Arrival* » - AOA) et/ou le temps ou différence de temps que le signal a mis pour arriver au capteur (« *Time Of Arrival* » - TOA/ « *Time Difference Of Arrival* » - TDOA). À partir de ces données, un algorithme approprié calcule la position estimée et la fournit au système d'affichage.

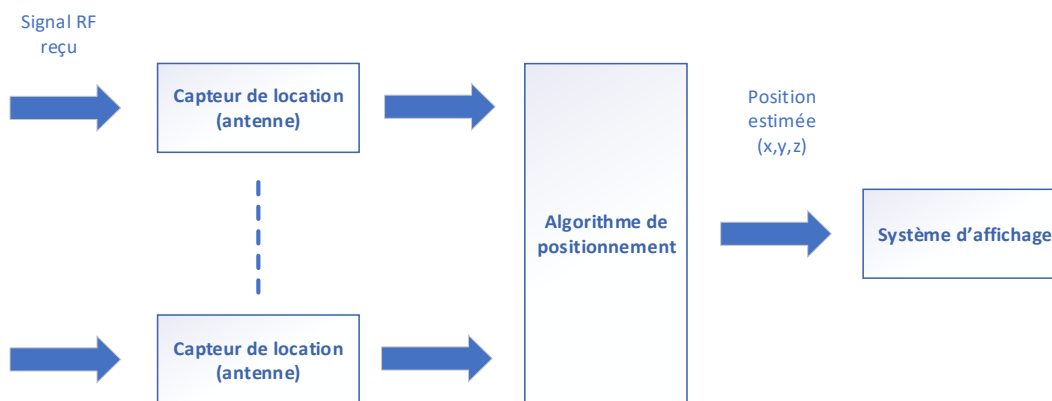


Figure 2.2 - Diagramme fonctionnel des systèmes de radiolocalisation

## 2.2.2 Approches utilisées en radiolocalisation :

Les systèmes de radiolocalisation peuvent employer des approches différentes pour localiser le mobile. Il y a l'approche ascendante qui est illustrée dans la figure 2.3 qui est aussi appelée approche basée sur le réseau. Dans cette approche, le mobile émet un

signal qui est ensuite capté par une ou plusieurs stations de base qui peuvent aussi être des points d'accès (« access points » - AP). Les paramètres qui serviront à la localisation sont mesurés et transmis au serveur central qui va les traiter selon l'algorithme de positionnement utilisé.

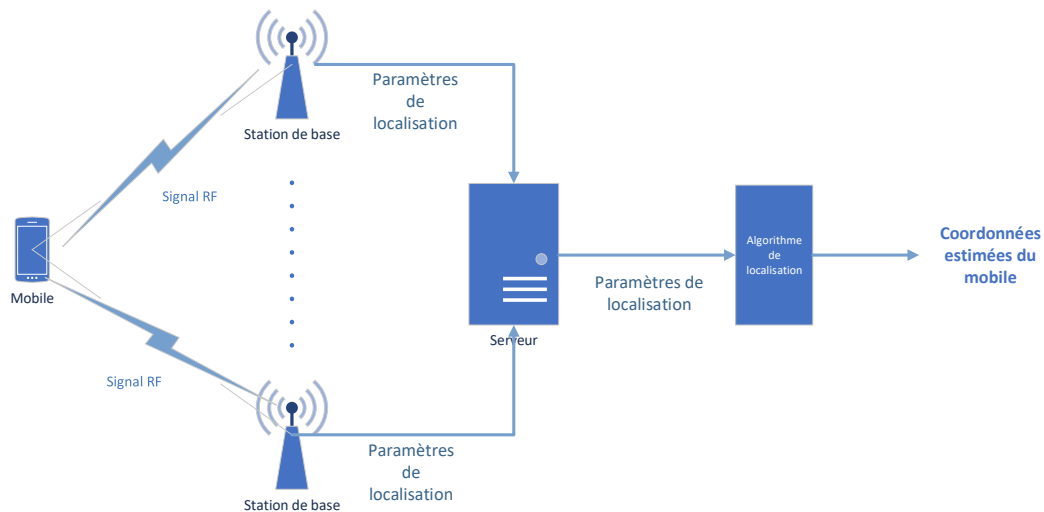


Figure 2.3 - Principe de radiolocalisation utilisant l'approche ascendante

L'autre approche qui est utilisée est l'approche descendante qui est centrée sur le mobile. Dans cette approche (figure 2.4), la station mobile ou terminal calcule sa position en fonction du signal d'une ou de plusieurs stations de base ou point d'accès. Le mobile mesure les paramètres de localisation qui seront utilisés par l'algorithme de localisation. Cette méthode requiert que le mobile soit en mesure de calculer sa propre position. Pour y arriver, il doit au moins connaître la position de la ou des stations de base et des paramètres de transmission.

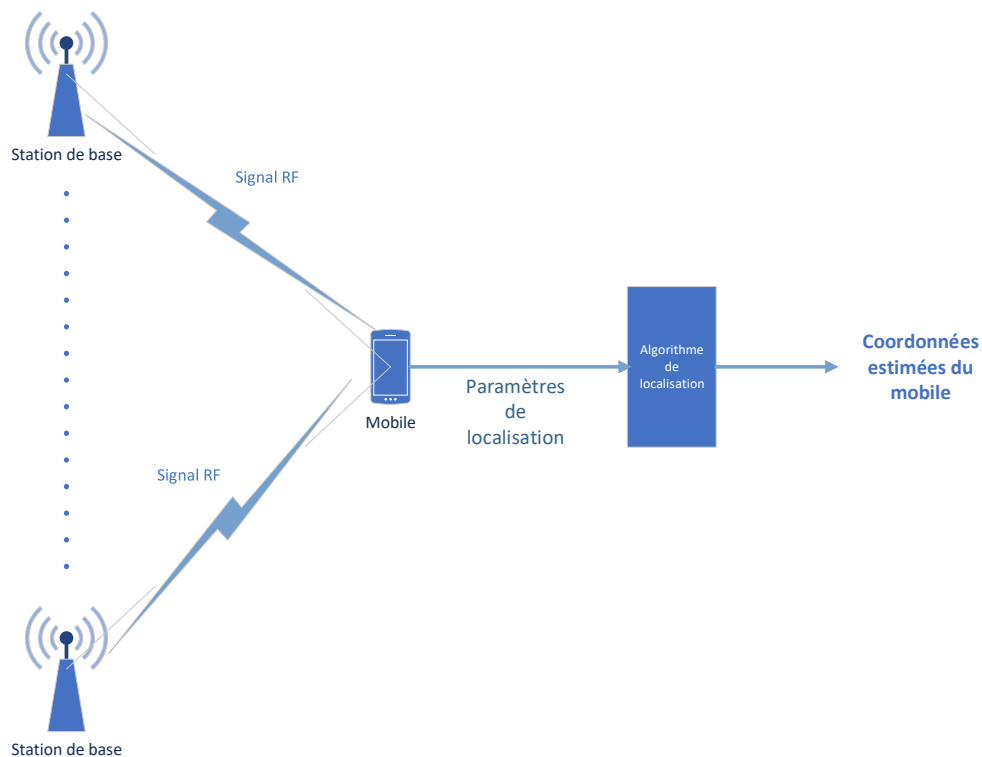


Figure 2.4 - Principe de radiolocalisation utilisant l'approche descendante

### 2.2.3 Techniques de radiolocalisation

Les techniques de mesure mentionnées précédemment, soit le calcul de l'angle, le calcul de la distance ou la signature du signal, peuvent être classées en deux catégories. La première catégorie consiste aux techniques de trilatération qui sont dites classiques et l'autre catégorie fait usage de la signature du signal après l'analyse du scénario. Les techniques classiques sont détaillées dans la section 2.2.3.1 et celle qui emploie la signature du signal est couverte dans la section 2.2.3.2.

### *2.2.3.1 Les techniques classiques*

Les techniques classiques ont recours à la trilatération ou à la triangulation. La trilatération consiste à déterminer un point d'après la mesure de ses distances par rapport à trois points connus [12]. Contrairement à la triangulation, la trilatération n'utilise pas les angles, juste les distances. Les techniques classiques utilisent les paramètres du signal RF qui sont la puissance du signal, l'angle d'arrivée et le temps ou différence de temps d'arrivée du signal. À l'aide de ces paramètres et connaissant les propriétés de propagation du signal dans le canal, il est possible d'estimer la position du mobile. Bien que ces techniques aient été développées pour les systèmes cellulaires, elles peuvent être utilisées dans les milieux intra-immeubles si on tient compte de quelques considérations propres au milieu [13]. Les techniques les plus utilisées seront détaillées dans cette sous-section.

Les signaux RF, étant des ondes radio, n'utilisent pas un canal câblé qui est stationnaire et prévisible [14]. Comme toute onde électromagnétique, les ondes radio se propagent en ligne droite et sont sujettes à certains phénomènes. Les trois principaux phénomènes sont la réflexion, la diffusion et la diffraction [15]. Lorsque le signal RF rencontre un obstacle qu'il ne peut pas traverser et que la surface est lisse, l'onde est réfléchié selon l'angle d'incidence. Lorsque toutes les ondes sont réfléchies dans la même direction, nous parlons de réflexion spéculaire. Dans le cas où la surface est rugueuse, il est toujours question de réflexion, mais dans ce cas-ci les ondes réfléchies iront dans un grand nombre de directions. Nous parlons de réflexion diffuse ou de diffusion. La



diffraction se produit lorsque les ondes radio changent de direction au coin d'un obstacle de sorte que le signal peut se rendre derrière ce dernier malgré l'obstruction.

En effet, le chemin de transmission des signaux RF peut varier d'une simple ligne directe (« *Line-of-sight* » - LOS) à un chemin qui est obstrué par des objets, personnes, murs, bâtiments et arbres, qui est souvent appelé NLOS pour « *Non-line-of-sight* ». Tous ces obstacles font en sorte que le signal arrive au récepteur par multiples voies avec des puissances différentes [16], phénomène qui est appelé multivoie « *Multipath* ». La figure 2.5 illustre le mécanisme de propagation radio dans un contexte NLOS.

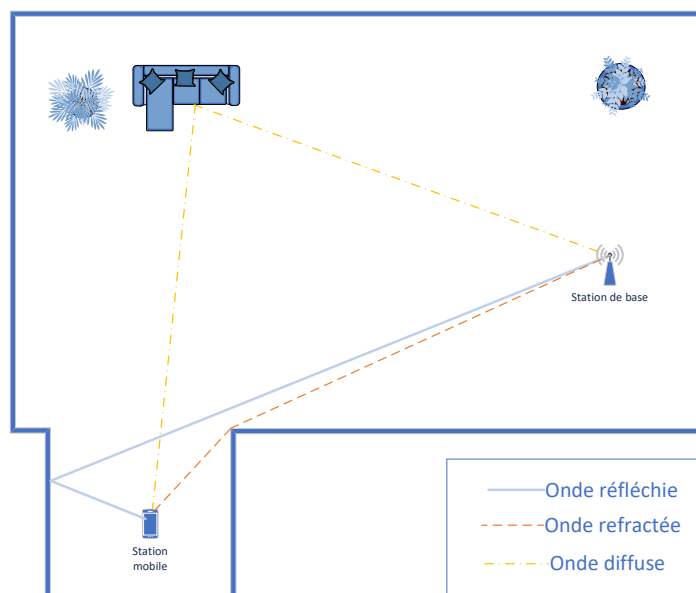


Figure 2.5 - Effet multivoie dans un milieu NLOS

Puisque certains de ces trajets sont plus longs que d'autres, chacun d'eux aura un temps d'arrivée proportionnel au trajet parcouru. Donc, pour prédire avec précision les paramètres du signal, il faut modéliser le canal. En revanche, cette tâche est l'une des plus difficiles dans la conception d'un système de radio mobile. Ce qui oblige l'emploi de

modèles de propagation afin de pouvoir estimer certains paramètres. Plusieurs modèles de propagation existent dans la littérature afin de pouvoir prédire la puissance moyenne du signal reçu [17].

Comme déjà mentionné, il faut utiliser un modèle de propagation afin de lier la puissance du signal à la distance entre l'émetteur et le récepteur. Dans le cas idéal où il n'y a pas d'obstacles entre l'émetteur et le récepteur, il s'agit d'une propagation dans l'espace libre modélisée par l'équation de Friis. Selon ce modèle, la puissance peut se calculer à l'aide de l'équation suivante :

$$P_r(d) = \frac{P_t G_t G_r \lambda^2}{(4\pi)^2 d^2 L} \quad (2.1)$$

où  $P_t$  est la puissance du signal transmis,  $G_t$  est le gain de l'antenne d'émission,  $G_r$  est le gain de l'antenne de réception,  $\lambda$  est la longueur d'onde du signal transmis,  $d$  est la distance en mètres qui sépare l'émetteur du récepteur,  $L$  représente les pertes dues au matériel.

Dans le cas où le matériel ne présente aucune perte,  $L$  prend la valeur de 1. Selon Pahlavan and Levesque [16], en définissant  $P_0 = P_r(1 \text{ m}) = P(d_0) = P_t G_t G_r (\lambda/4\pi)^2$  comme la valeur normalisée de la puissance reçue à  $d_0 = 1 \text{ m}$ , l'équation (2.1) devient:

$$P_r(d) = \frac{P_0}{d^2} \quad (2.2)$$

D'après l'équation (2.2), nous pouvons constater que la puissance décroît selon le carré de la distance qui sépare l'émetteur et le récepteur. Sous forme logarithmique l'équation devient :

$$10 \log_{10} P_r(d) = 10 \log_{10} P_0 - 20 \log_{10} d \quad (2.3)$$

Ce qui implique que la puissance reçue diminue de 20 dB par décade. Donc, la puissance du signal à 10m sera 20 dB plus faible que celle de 1m. Et celle de à 100m sera 40 dB plus faible que celle de à 1m.

Dans le cas où il n'est pas question d'espace libre, mais de situations réelles, l'équation (2.2) peut être généralisée par l'équation (2.4), avec le gradient des pertes  $\alpha$  ayant comme valeur 2 pour l'espace libre et généralement une valeur plus grande pour les autres milieux où il n'y a pas de LOS et  $d_0$  représente la distance de référence.

$$P_r(d) = \frac{P_0}{\left(\frac{d}{d_0}\right)^\alpha} \quad (2.4)$$

Donc, sous forme logarithmique, la puissance reçue s'exprime par (2.5):

$$10 \log_{10} P_r(d) = 10 \log_{10} P_0 - 10\alpha \log_{10} \left(\frac{d}{d_0}\right) \quad (2.5)$$

L'utilisation de décibels pour la puissance des signaux permet de simplifier l'équation (2.5), ce qui s'exprime par l'équation (2.6)

$$P_r[dBm] = P_0[dBm] - 10\alpha \log_{10} \left(\frac{d}{d_0}\right) \quad (2.6)$$

L'affaiblissement de parcours « *path loss* » correspond à l'atténuation du signal en dB. Il se définit par la différence de puissance entre le signal transmis et celui reçu. Dans l'espace libre, il se calcule à l'aide de la formule (2.7).

$$L_F[dB] = 10 \log_{10} \left(\frac{P_t(d)}{P_r(d)}\right) \quad (2.7)$$

En substituant  $P_r(d)$  par son expression en fonction de  $P_0$  selon l'équation (2.4) et en introduisant les notions d'affaiblissement de parcours à la distance de référence comme  $L_0 = L_F(d_0) = 10 \log_{10} P_t(d) - 10 \log_{10} P_0$ . Aussi, en ajoutant la variable aléatoire  $X_\sigma$  qui suit une distribution normale centrée sur zéro ayant un écart type de  $\sigma$  qui représente la variation de la puissance du signal pour la distance donnée de 4 dB à 12 dB [18-21] connu sous le nom d'évanouissement. Cet évanouissement fait en sorte que la puissance du signal peut aussi varier de plus de 20 dB sur une distance aussi faible qu'une demi-longueur d'onde [22]. L'équation (2.7) peut aussi s'exprimer de la manière suivante (2.8):

$$L_F(d)[dB] = L_0 + 10\alpha \log_{10} \left( \frac{d}{d_0} \right) + X_\sigma \quad (2.8)$$

À l'aide des équations précédentes, nous pouvons calculer la puissance logarithmique en décibels à une distance donnée par :

$$P_r(d)[dBm] = P_t(d)[dBm] - L_F(d)[dB] \quad (2.9)$$

#### 2.2.3.1.1 Technique basée sur le niveau de puissance des signaux reçus (RSS)

Cette technique permet d'estimer la position à partir de la puissance du signal reçu. Une fois qu'il est possible d'estimer la distance à l'aide de la puissance, il est possible de positionner le terminal autour de la station de base sur un cercle ou une sphère dans le cas tridimensionnel. Il est nécessaire d'avoir recours à au moins trois stations pour le localiser. La figure 2.6 explique le fonctionnement de base de la technique. Il existe plusieurs méthodes pour trouver la position selon la puissance reçue. Parmi les plus

performantes, il y a celle des moindres carrés non-linéaires, la méthode des lois de probabilités discrètes et celle du maximum de vraisemblance [23].

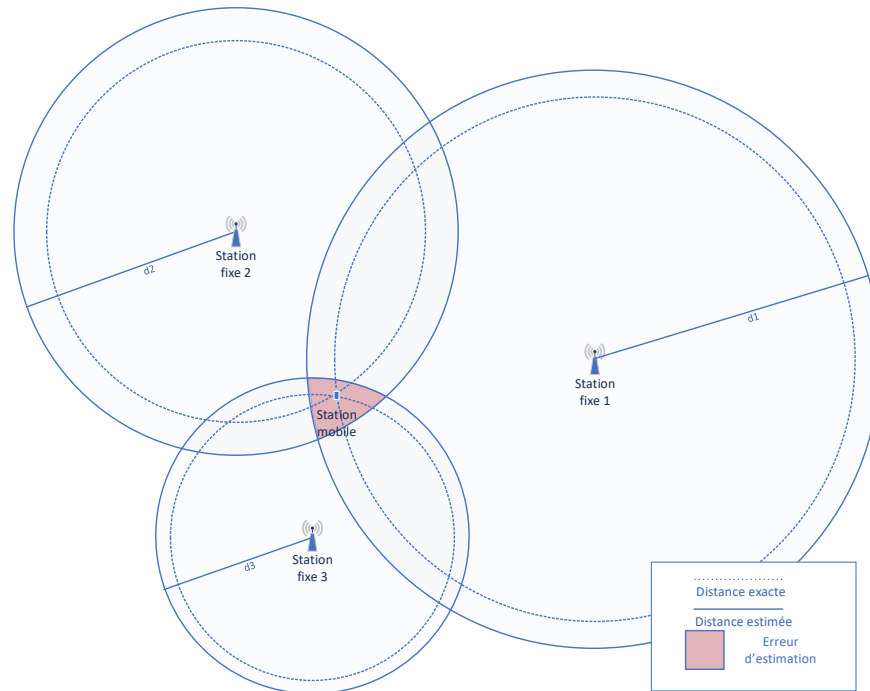


Figure 2.6 - Estimation de la position à l'aide des distances

Puisque la puissance varie avec le temps pour une même distance donnée et avec de courtes distances de propagation, une marge d'erreur est inévitable. Cette marge d'erreur fera en sorte qu'il y aura une erreur d'estimation comme présentée dans la figure 2.6. Le cercle en pointillé représente la distance exacte et le cercle plein représente la distance calculée suite aux erreurs induites par les mesures, le modèle utilisé et le phénomène multivoie. Plus ce dernier est présent, plus grande sera la marge, car la puissance de chaque signal contribue à la puissance reçue.

Aussi, à certains endroits dans le milieu, l'émetteur et le récepteur n'ont pas de LOS. Ce qui peut faire en sorte que la puissance sera plus faible que ce que le modèle

prédit. Certaines techniques comme la diversité fréquentielle, de polarisation, de champ, temporelle ou spatiale [21] permettent de diminuer l'erreur d'estimation due à l'évanouissement. Grover, et al. [24] ont démontré qu'en augmentant l'ordre de diversité spatiale, la mesure estimée converge vers la distance réelle.

#### 2.2.3.1.2 Technique basée sur la direction ou l'angle d'arrivée des signaux reçus (DOA/AOA)

Cette technique a recours à la triangulation. Il est nécessaire d'avoir au moins deux ou trois stations de base qui déterminent la direction du signal reçu pour estimer la position en 2D ou 3D, respectivement [4]. Pour que cette technique fonctionne, on exige que les stations de base reçoivent le signal en LOS du mobile. Afin de localiser le signal, les stations de base disposent de deux méthodes pour mesurer l'angle d'arrivée [25]. La plus courante est l'utilisation de réseaux d'antennes qui à l'aide du traitement de signal déduira la direction du signal. Les antennes sont placées de manière à avoir des signaux décorrélés. Puisque toutes les antennes ne reçoivent pas signal en même temps, C'est à l'aide de cette différence qu'il est possible de calculer la direction du signal.

L'autre méthode consiste à effectuer un balayage sur l'azimut avec le lobe principal de manière mécanique comme le fait le radar ou de manière électronique en tournant le faisceau du réseau d'antennes avec la commande en phase [26]. Afin d'avoir des angles qui permettent de bien positionner le mobile, il est important de s'assurer que les stations de base et le mobile ne soient pas tous dans le même axe. De plus, l'angle calculé possède une certaine précision qui est accompagnée d'une marge d'erreur. Puisqu'il est question d'angles, plus le mobile est éloigné des stations de base, plus

l'erreur de localisation sera grande. La figure 2.7 illustre le fonctionnement de la technique.

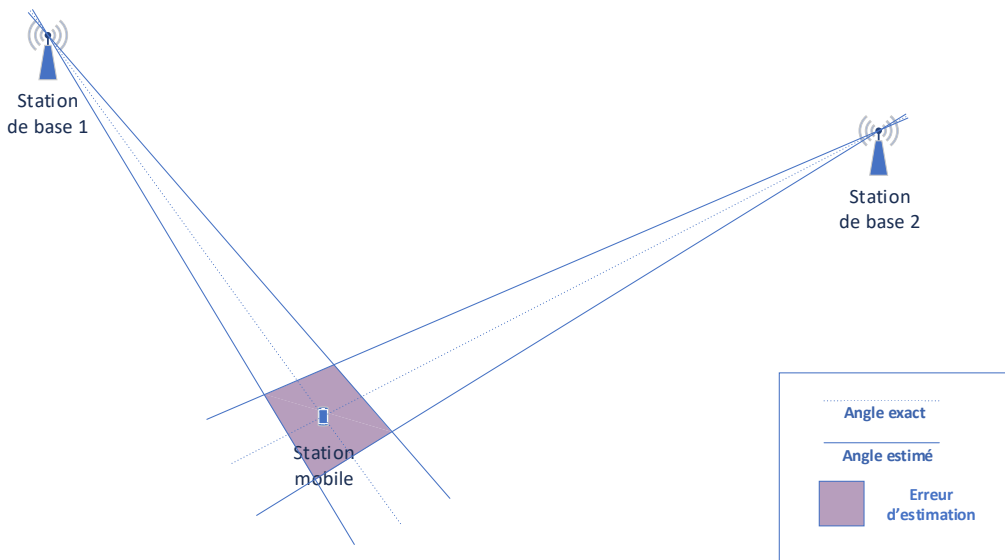


Figure 2.7 - Estimation de la position à l'aide des angles d'arrivée

### 2.2.3.1.3 Technique basée sur le temps / la différence de temps d'arrivée des signaux reçus (TOA/TDOA)

Cette technique calcule la distance entre le mobile et les stations de base d'après le temps de propagation du premier signal à arriver au capteur qui répond à un certain seuil [27]. Comme déjà mentionné, les signaux RF se propagent à la vitesse de la lumière. La distance se calcule à l'aide de la formule (2.10), où  $\tau$  est le temps de propagation du signal et  $c$  est la vitesse de la lumière.

$$d = \tau c \quad (2.10)$$

Afin de calculer le temps de propagation dans l'air, il est généralement requis d'avoir une synchronisation entre les transmetteurs et les récepteurs. Pour positionner le mobile en 2D, trois stations de base sont requises, voir Figure 2.6. Pour une localisation

en 3D, quatre sont nécessaires [28]. Une fois que les distances ont été calculées, la technique pour positionner le mobile est la même que celle utilisée avec les puissances reçues. La précision dépend de la résolution temporelle et de la synchronisation. La vitesse de la lumière étant  $c \approx 3 * 10^8 m/s$ , ce qui fait qu'une différence de 1 ms entraîne une erreur de 300 m. Idem lorsque les horloges sont parfaitement synchronisées, la très grande vitesse de propagation exige aussi d'avoir recours à un très haut taux d'échantillonnage afin de diminuer la marge d'erreur [28].

Afin d'éviter une synchronisation stricte entre les stations de base et le mobile, il est possible d'employer la technique de différence de temps d'arrivée (TDOA). Cette technique consiste à mesurer le TDOA de toutes les paires possibles de stations de base à l'aide d'une corrélation croisée [29]. Elle permet ainsi de calculer la différence de temps de deux stations de base, cette différence de temps se traduit en différence de distance avec les stations de base. Toutes les positions possibles dont la différence des distances est la même avec les stations de base correspondent à une hyperbole. En utilisant une autre paire de stations de base, il est possible de trouver une autre hyperbole où le mobile peut se trouver, et le croisement de deux hyperboles permet de positionner le mobile en 2D. La figure 2.8 montre la technique avec la différence des distances entre les stations de base 1-2 et 1-3.



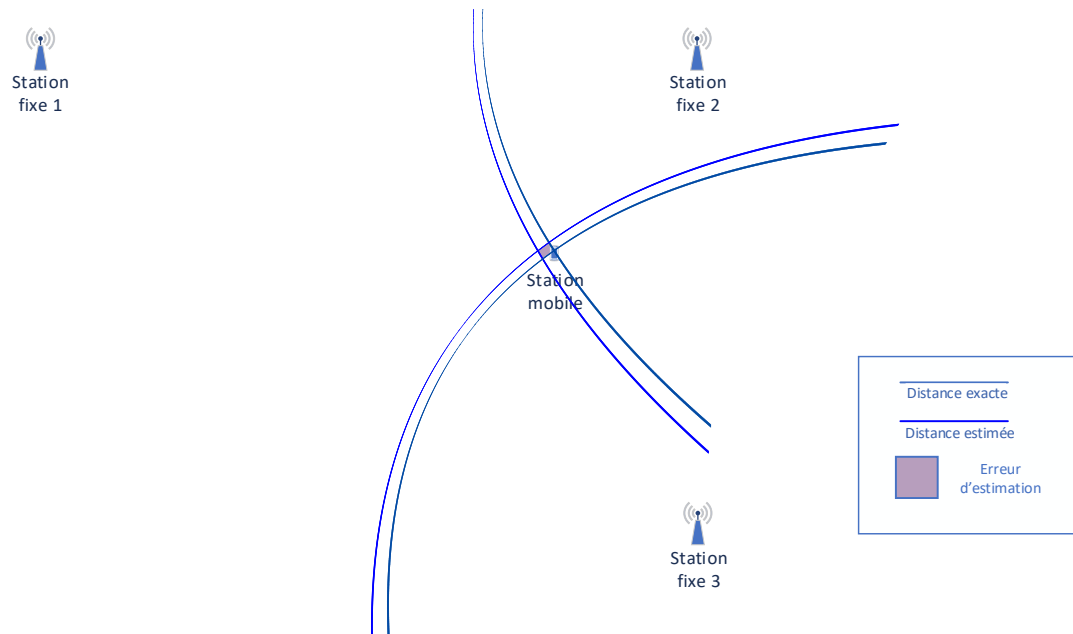


Figure 2.8 - Estimation de la position à l'aide de la différence de temps d'arrivée

Avec TOA/TDOA lorsque des satellites sont utilisés, trois satellites permettent d'avoir une position 3D. En ce qui est des systèmes intra-immeubles, pour avoir une position en 3D une station de base supplémentaire est requise afin de résoudre le temps inconnu additionnel [30], car contrairement aux systèmes de géolocalisation par satellites géostationnaires, la surface de la Terre ne peut pas être utilisée pour éliminer toute ambiguïté entre les deux positions possibles.

Il est connu que le milieu intra-immeuble est grandement affecté par le phénomène multivoie. Afin de diminuer les erreurs induites par cet environnement multivoie, on augmente la bande passante du système [27]. Pour ces raisons il y a un certain engouement pour les systèmes ultra large bande (ULB) (« *ultra-wideband* » - UWB). L'ULB permet une géolocalisation avec une plus grande précision [31].

### 2.2.3.2 Les techniques basées sur l'approche des signatures

L'effet multivoie est omniprésent dans un milieu intra-immeuble. La précision des méthodes classiques sera sujette à des sources d'erreur induites par les multiples trajets. À la fin du millénaire, des chercheurs ont décidé d'exploiter les trajets multiples du signal afin de créer une signature, aussi appelée empreinte [32-38]. Il s'agit de créer des signatures selon la position réelle en utilisant le phénomène multivoie comme information constructive. Cette technique consiste à faire une analyse du scénario en deux phases.

La première phase de la technique est la phase « hors ligne » appelée phase d'apprentissage, elle consiste à collecter les signatures du signal selon la position du mobile et à les enregistrer sous forme de base de données des signatures. Cette base de données est aussi appelée carte radio (« *radio map* »). Cette phase est inévitable et laborieuse, au point qu'il y a eu des travaux pour essayer d'alléger l'ampleur du travail [39] afin de réduire de moitié le nombre de signatures avec une marge d'erreur de moins de 6.6%. Il existe une autre technique qui permet d'éviter de faire la collecte de signature, il s'agit de modéliser le milieu afin de calculer la signature à une position donnée. Peu importe la manière dont les signatures sont obtenues, un algorithme de jumelage est utilisé pour obtenir la corrélation entre la signature et une position donnée. Les signatures peuvent être créées à l'aide des informations suivantes :

- Information basée sur les niveaux de puissance des signaux reçus (« *Received Signal Strength* » – RSS);

- Information basée sur la distribution angulaire de la puissance du signal reçu (*« Power Angular Profile »* – PAP);
- Information basée sur le profil du retard de puissance, appelé aussi profil multivoie (*« Power Delay Profile »* – PDP);
- Information basée sur la réponse impulsionnelle du canal (*« channel impulse response »* - CIR).

La deuxième phase consiste à faire la localisation, aussi connue sous la phase « en ligne ». Lors de cette étape, le signal mesuré est utilisé par l’algorithme de jumelage pour le comparer avec les signatures recueillies précédemment. Une fois jumelé à une signature, il peut être associé à une position. Il existe au moins cinq types d’algorithmes de jumelage [4], à savoir :

- Les méthodes probabilistes;
- La méthode du voisin le plus proche (kNN);
- Les algorithmes basés sur des réseaux de neurones;
- La technique de machine à vecteur de support (SVM);
- Le plus petit polygone M-Vertex (SMP).

La précision des techniques utilisant les signatures dépend de deux caractéristiques importantes. Elles doivent être uniques et répétitives, et doivent être différentes à chaque point de mesure et ne doivent pas changer dans le temps. Ceci évitera de confondre une signature prise à une position avec celle prise à une autre position. Il est difficile de rencontrer ces exigences, car, la précision de localisation dépend

du pas de maillage. Plus ce dernier est serré, plus les signatures se ressemblent, surtout si seule la puissance du signal est utilisée pour créer l’empreinte.

Ainsi, si le pas de maillage est trop serré, les signatures risquent d’être les mêmes. Aussi, l’évanouissement fait en sorte que la puissance varie selon le temps ou sur de courtes distances. Ce Phénomène affecte l’unicité et la reproductivité des signatures en faisant en sorte que les signatures soient décorréélées. La géométrie et l’emplacement des antennes pourraient faire en sorte qu’il y a corrélation entre des signatures provenant de positions différentes.

Un autre phénomène qui affecte la technique des signatures est le fait que le canal n’est pas stationnaire. En effet, il y a des objets ou personnes qui peuvent se déplacer, des portes qui s’ouvrent et se ferment, etc. Toutes ces activités changent la géométrie de l’environnement, ce qui a comme conséquence que le phénomène multivoie sera non-stationnaire. De plus, Bahl and Padmanabhan [33] ont remarqué dans leurs expérimentations que le corps humain pouvait atténuer le signal de 5 dB lorsqu’il se retrouve entre le mobile et le point d’accès WiFi. Dans un milieu intra-immeuble, le canal est loin d’être stationnaire. Wu, et al. [40] proposent des empreintes de gradient spatial qui ont comme caractéristiques d’être plus distinctives dans l’espace et plus stables dans le temps.

### *2.2.3.3 Récapitulatif*

Le tableau 2.1 résume les différentes techniques de radiolocalisation qui ont été présentées dans cette section. Les avantages et inconvénients de chacune y figurent.

Tableau 2.1 - Résumé de différentes techniques de radiolocalisation

Technique de radiolocalisation	Avantages	Inconvénients
Technique RSS	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Implantation à moindre coût;</li> <li>- Implémentation facile;</li> <li>- Modèles d'atténuation connus.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Nécessite plusieurs stations de base;</li> <li>- Nécessite milieu LOS;</li> <li>- Faible précision.</li> </ul>
Technique AOA	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Algorithme de positionnement simple;</li> <li>- Deux stations de base suffisent.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Nécessite milieu LOS;</li> <li>- Faible précision;</li> <li>- Coût élevé.</li> </ul>
Technique TOA/TDOA	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Bonne précision à l'intérieur;</li> <li>- Algorithme simple.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Nécessite une synchronisation d'horloge;</li> <li>- Nécessite milieu LOS;</li> <li>- Coût élevé;</li> <li>- Nécessite plusieurs stations de base.</li> </ul>
Technique des signatures (empreintes)	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Précision élevée à l'intérieur;</li> <li>- Prends en compte l'effet multivoie.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- La performance dégrade si le canal n'est pas stationnaire;</li> <li>- Les signatures ne sont pas toujours uniques ou répétitives;</li> <li>- Calibration (phase hors ligne) laborieuse;</li> <li>- Limitée à la zone calibrée.</li> </ul>

## 2.3 Revue des travaux de la littérature

Plusieurs systèmes ont été proposés pour satisfaire le besoin de localisation en milieu intra immeuble [3, 4, 41, 42]. Les systèmes peuvent être classés en deux catégories, les systèmes actifs où l'objet à localiser doit avoir un émetteur et/ou récepteur et les systèmes passifs où l'objet n'en a pas besoin. Voici une liste de quelques systèmes

exploitant les radios fréquences qui ont été proposés dans la littérature. Le tableau 2.2 permet de comparer les différentes techniques expliquées ci-dessous.

### 2.3.1 Concept de microcellules

On utilise beaucoup de cellules pour couvrir la zone d'intérêt. La position est celle de la station de base qui dessert le mobile. La précision dépend de la distance entre les cellules [43].

### 2.3.2 Systèmes classiques

Voici quelques systèmes qui exploitent les techniques classiques. Par défaut, tous ces systèmes sont actifs. Lorsque ce ne sera pas le cas, cela sera mentionné. La précision sera donnée de la manière suivante 1.6m 60%, ce qui représente que 60% des mesures étaient dans une marge d'erreur de 1.6m.

1. Ubisense [44], utilise UWB et AOA avec TDOA.
2. SpotOn [45], RSS des balises RFID.
3. VIRE [46], RSS des balises RFID et grille virtuelle afin d'améliorer le concept de LANDMARC [47], l'amélioration serait de 17% à 73%.
4. PinPoint 3D-iD [3, 48], utilise le même concept que le GPS, mais avec une infrastructure propriétaire et avec des balises abordables en milieu intra-immeuble. Il a évolué en passant par le UHF, le WiFi et le ZigBee. La précision est de 1m pour 50% des mesures.
5. SpotFi [49], utilise les antennes des points d'accès WIFI et l'information de l'état du canal (« channel state information » – CSI) pour déterminer l'angle d'arrivée

- du signal et sa puissance. Il a besoin de 3 antennes par point d'accès pour obtenir une précision médiane (50%) de 40 cm. L'erreur monte à 1.8m pour 80% des mesures.
6. Chronos [50] utilise un seul point d'accès WiFi pour calculer la distance, il exploite les antennes du point d'accès pour obtenir la direction du signal. En regroupant le CSI de tous les canaux des bandes 2.4 GHz et 5 GHz, il est capable de calculer le temps d'arrivée du signal. L'erreur médiane rapportée est de 65 cm avec LOS et de 98 cm en NLOS.
  7. MaTrack [51] emploie deux paires émetteur-récepteur pour localiser une personne de manière passive. À l'aide du CSI, il calcule le TOA de chaque signal mobile. Afin de déterminer l'AOA du signal réfléchi par la personne, il utilise l'algorithme Dynamic-MUSIC. La précision est de 0.60m pour 50% des mesures.
  8. Ichnaea [52] utilise plusieurs mobiles pour surveiller le signal de plusieurs points d'accès. Il utilise la détection statique d'anomalies et des filtres particulières pour détecter et suivre le mouvement humain de manière passive. Il rapporte avoir une erreur médiane maximale de 2.5m.

### 2.3.3 Systèmes utilisant des signatures.

Il y a trois types de techniques pour les signatures.

### *2.3.3.1 Signatures créées à l'aide de plusieurs antennes dans la station de base.*

1. Système RadioCamera de U.S. Wireless envisagé pour le E911 [53] utilise l'approche ascendante qui exploite la puissance et la distribution angulaire [36]
2. Nezafat, et al. [54], [55] ont fait l'usage des propriétés multivoies du canal. Ils emploient la méthode du lancer de rayon pour exploiter l'angle d'arrivée comme signature.

### *2.3.3.2 Signatures créées à l'aide de plusieurs stations de base.*

3. Système RADAR [33, 34] est une approche ascendante qui utilise le WiFi avec au moins 3 points d'accès. Il utilise les profils de puissance comme signature et l'algorithme de jumelage est la méthode des k plus proches voisins pour leur première version et un algorithme basé sur celui de Viterbi pour l'amélioration.
4. Système DCM [35, 38] utilise les puissances de la cellule qui dessert le mobile et ces six cellules voisines. L'algorithme qui est associé est du type à corrélation pour le jumelage.
5. Projet WILMA [56-59] emploie une technique similaire au système RADAR avec la différence dans l'algorithme de jumelage. On utilise un réseau de neurones artificiels.
6. Système Horus [60] utilise les probabilités pour déterminer la position. On prend en considération les variations temporelle et spatiale de la puissance en considérant 300 échantillons par point de mesure pour établir une corrélation



- entre eux et emploie une technique de perturbation pour gérer la variation spatiale à courte échelle (évanouissement).
7. Système FILA [61, 62], modèle probabiliste, utilise la puissance des paquets au lieu du RSSI. À l'aide du OFDM, on se sert de la diversité fréquentielle pour améliorer la stabilité dans le domaine temporel. La puissance est obtenue à l'aide du CSI de chaque sous-canal de la norme 802.11N. les auteurs utilisent l'information de 3 meilleurs points d'accès pour les signatures. Selon eux leur système est 24% plus performant que Horus [61].
  8. PinLoc [63] utilise le CSI du WiFi pour obtenir la réponse fréquentielle du canal (CFR). Les CFR forment la base des signatures. Les positions sont regroupées en spots de 1m x 1m et le jumelage se fait à l'aide de regroupement gaussien pour déterminer dans quel spot on se trouve. Le taux de réussite est de 89% sur 100 spots. Il est possible de l'utiliser avec une seule station de base, mais la précision chute à 85%.
  9. Shi, et al. [64] ont développé un système passif. Il a besoin de 4 émetteurs et de 3 récepteurs pour créer 12 liens dont le CSI du WiFi forme les signatures. Le jumelage se fait à l'aide du classificateur de Bayes. Ils ont un taux de réussite de 90% avec des cellules de 0.75m x 0.75m.
  10. Le système passif Pilot [65] utilise la corrélation croisée des CSI afin de détecter les anomalies qui servent comme base de données pour les signatures. Il emploie des liens entre les émetteurs et les récepteurs pour avoir plusieurs CSI pour

chaque position. Le jumelage se fait à l'aide du classificateur de Bayes. La précision est de 90% avec des cellules de 4m x 4m avec 2 liens ou de 98% avec 4 liens.

11. Zhang, et al. [66] ont développé un système qui utilise le RSSI de centaines de points d'accès pour créer la base de données. Le jumelage utilise l'apprentissage profond. À l'aide de 163 points d'accès et de cellules de 1.8m x 1.8m, ils obtiennent une précision de plus de 90%.

### 2.3.3.3 Signatures créées à partir d'une seule antenne/station de base

12. Système WBNN-Locate [67], utilise les impulsions large bande et les réseaux de neurones.
13. PinLoc [63]. La version avec une seule station de base a une précision de 85%.
14. Ding, et al. [68] ont proposé un système exploitant les PDP du canal qui apporte une amélioration par rapport à l'utilisation de RSS avec l'algorithme WKNN.
15. Wang, et al. [69] ont proposé un systèmes qui utilise la phase obtenue à l'aide du CSI. Comme algorithme de jumelage, ils utilisent l'apprentissage profond.

Tableau 2.2 - Liste de différentes techniques de radiolocalisation intra-immeuble

Nom du système ou auteurs	Technique de radio localisation	Type de signal radio	Algorithme de positionnement	Nb minimal de BS ou AP requis	Précision rapportée (marge d'erreur avec pourcentage des mesures dans la marge)
SpotOn	RSS	RFID	Trilatération Adhoc	2 par groupement	Varie selon la taille du groupement
VIRE	RSS	RFID	Balises de référence avec grille virtuelle.	4	< 1.50m

Nom du système ou auteurs	Technique de radio localisation	Type de signal radio	Algorithme de positionnement	Nb minimal de BS ou AP requis	Précision rapportée (marge d'erreur avec pourcentage des mesures dans la marge)
			Méthode des k plus proches voisins		
Ubisense	AOA et TDOA	UWB	Moindre carré	4-7 capteurs par cellule	0.15m < 0.30m 99%
SpotFi	AOA et RSS	WiFi	MUSIC	Plusieurs avec 3 antennes par AP	0.40m 50% 1.8m 80%
Chronos	AOA et TOA	WiFi	À base de transformées de Fourier non uniformes.	1 avec 3 antennes (le client aussi doit avoir 3 antennes)	LOS 0.6 m 50% NLOS 0.98m 50%
MaTrack	AOA et TOA	WiFi	Dynamic-MUSIC	2 avec 3 antennes chaque, passif	0.60m 50%
Ichnaea	RSSI	WiFi	Détection statique d'anomalies et filtrage des particules	2 terminaux pour surveiller 2 points d'accès, passif	2.5m 50%
3D-iD	TOA/TDOA	UHF, WiFi, ZigBee	Moindre carré non linéaire	3	1-3m 1 m50%
RADAR	Signature RSS	WiFi	Méthode des k plus proches voisins pour l'original et du genre de Viterbi pour l'amélioration	3	2.37-2.65m 50% 5.93-5.97m 90%
Projet WILMA	Signature RSS	WiFi	Réseau de neurones artificiels	3	1.69m 50%

Nom du système ou auteurs	Technique de radio localisation	Type de signal radio	Algorithme de positionnement	Nb minimal de BS ou AP requis	Précision rapportée (marge d'erreur avec pourcentage des mesures dans la marge)
Horus	Signature RSS	WiFi	Probabiliste pondéré	3	Testbed 1 0.39m 50% 0.86m 90% Testbed 2 0.51m 50% 1.32m 90%
FILA	Signature RSS	WiFi	Corrélation de Pearson	3	0.6m 50% 1.3m 90%
Ding <i>et al.</i>	Signature PDP	Signal a bande étroite	Basé sur vecteur cosinus	1	< 4m 90.5%
WBNN-Locate	Signature CIR	Possibilité de plusieurs technologies	Réseau de neurones	1	1-2m 90%
PinLoc	Signature CFR	WiFi	Groupement gaussien	1	85% avec 1 AP 89% avec 4 AP Spots de 1m x 1m
Shi, <i>et al.</i>	Signature CSI	WiFi	Classificateur de Bayes	4 émetteurs 3 récepteurs (12 liens), passif	90% avec des cellules de 0.75m x 0.75m
Wang, et al.	Signature Phase	WiFi	Apprentissage profond	1	< 0.9m 50% < 1.5m 80%
Pilot	Signature CSI	WiFi	Classificateur de Bayes	1 lien (émetteur-récepteur), passif	Cellules de 4m x 4m 90% avec 2 liens ou 98% avec 4 liens
Zhang, et al.	Signature RSS	WiFi	Apprentissage profond	163 points d'accès	Cellules de 1.8m x 1.8m 90%

## 2.4 Conclusion du chapitre

Dans ce chapitre, il a été question de techniques de localisation, surtout celles exploitant les ondes radio dans un milieu intra-immeuble. Nous avons les systèmes dits classiques ainsi que ceux utilisant des signatures pour créer des bases de données. Nous avons vu que plusieurs systèmes ont été développés mais que très peu fonctionnent dans un milieu NLOS tout en ayant une précision de moins d'un mètre.

## Chapitre 3

# Système de radiolocalisation et mesures expérimentales

---

### 3.1 Introduction

Ce chapitre comporte trois parties. La première explique la technique de radiolocalisation utilisée et les raisons du choix effectué. Elle détaille les classificateurs utilisés ainsi que le choix de la signature. La deuxième partie décrit les environnements créés pour faire la radiolocalisation, elle décrit aussi le matériel utilisé pour les prises de mesures. La troisième partie couvre les campagnes de prises de mesures.

### 3.2 Technique de radiolocalisation utilisée

Puisque l'objectif de ce travail est de vérifier la possibilité de localiser un petit objet de manière passive avec seulement un lien radio, les techniques classiques ne peuvent pas être employées étant donné que l'émetteur et le récepteur ne se déplacent pas. De plus, le fait de n'avoir qu'une seule antenne à chaque extrémité du lien empêche la possibilité de calculer l'angle d'arrivée du signal. Sous de telles contraintes, seule la technique des signatures est envisageable.

Afin d'atteindre l'objectif de localisation que nous nous sommes donnés, nous avons dû développer une technique qui permettra d'avoir des signatures différentes à chaque position dans le but de constituer une base de données pour s'en servir dans la technique des signatures. De plus, il a été nécessaire de développer un algorithme de jumelage afin d'associer chaque signature à une seule position et vice-versa. Puisqu'il est difficile de faire toutes les positions possibles, l'algorithme de jumelage devait être en mesure d'étendre sa base de données pour tenir compte des positions manquantes. En d'autres mots, il doit être capable de bien généraliser, c'est-à-dire, de bien positionner un objet même lorsque sa signature n'a jamais été rencontrée.

Pour y arriver, nous avons étudié en premier lieu le canal et analysé les perturbations causées par les objets à différentes positions afin de déterminer ce qui pourrait servir comme signatures. Par ailleurs, cela nous a permis de déterminer le type d'apprentissage supervisé à envisager, soit de classification ou de régression. Par la suite, les données d'entraînement et de validation ont été prises (campagne de prise de mesures). Puisqu'il n'y avait pas d'autres travaux de radiolocalisation à cette échelle, nous avons testé plusieurs algorithmes de jumelage afin de voir si la régression ou la classification sera en mesure de répondre à notre besoin de précision.

### 3.2.1 Signature

Puisque la technique de signatures s'est imposée comme seule solution avec les restrictions de l'environnement, il est important de trouver des signatures qui soient uniques et répétitives, c'est-à-dire qu'elles doivent être différentes (décorrélées) à

chaque position tout en étant reproductibles dans le temps. Ce qui implique que le canal doit être stationnaire ou du moins quasi-stationnaire. Puisque dans un milieu intra-immeuble les composantes multivoies sont très présentes et que ces dernières affectent le canal en introduisant des dispersions temporelles dues aux réflexions sur les murs, plafonds, planchers et objets, il est aussi possible que le signal soit réfracté sur un objet [14, 16]. Toutes ces composantes n'empruntent pas le même parcours pour se rendre au récepteur, ce qui occasionne des « copies » avec du retard. Donc, lors de l'envoi d'une impulsion, d'autres avec des amplitudes différentes peuvent arriver plus tard étant donné qu'elles ont eu à parcourir plus de distance. C'est ce qu'on appelle la réponse impulsionnelle du canal (CIR). Cette dernière reste constante si rien ne bouge dans le canal. Cependant, si les antennes ou des objets dans le canal se déplacent, le CIR risque d'être différent. C'est bien cette particularité qui a été exploitée comme choix de signature.

Nous avons vu qu'il est aussi possible d'utiliser le profil du retard de puissance (profil multivoie) pour la création de signatures. Ce dernier s'obtient à l'aide du CIR. Il correspond à l'amplitude au carré de la réponse impulsionnelle. À l'aide du profil multivoie, plusieurs caractéristiques du canal peuvent être obtenues comme [70] : l'étalement efficace du retard  $\tau_{rms}$ , le délai moyen relatif  $\tau_m$ , l'étalement maximal du retard  $\tau_{max}$ , la puissance relative totale des trajets multiples  $P$ , le nombre total de composantes multivoie, la puissance et le temps d'arrivée du premier trajet multivoie. Plusieurs travaux ont réussi à obtenir des signatures uniques à l'aide de ces paramètres [67, 71, 72]. Cependant, tous ces travaux ont un point en commun non négligeable. Ils



utilisent tous des approches actives, en déplaçant le récepteur, c'est comme si tous les objets ont bougé, l'impact sur la réponse impulsionnelle est plus grand que dans le cas où un seul objet de petite taille se déplace. Les délais restent sensiblement les mêmes, la variation se fait principalement au niveau des puissances des composantes multivoies. Ces paramètres ont été testés, mais ils n'ont pas donné de signatures uniques, ce qui n'a pas permis d'avoir un taux de réussite avec les classificateurs testés de plus de 15%. Nous reviendrons sur les classificateurs dans la prochaine section lors du choix d'algorithme de jumelage.

Donc, seule la réponse impulsionnelle a été utilisée comme signature. Il existe trois techniques pour trouver la réponse impulsionnelle [14, 16]. La première consiste à utiliser un système RF à impulsion directe. Ce système envoie une série d'impulsions périodiques et la réponse impulsionnelle est obtenue à la réception. La deuxième technique consiste à faire un sondage du canal avec corrélateur glissant à étalement spectral. Le signal est étendu sur une large bande en le mélangeant avec une séquence binaire pseudo-aléatoire. En corrélant le signal reçu avec la série de bits pseudo-aléatoire, on obtient la réponse impulsionnelle. La troisième technique consiste à sonder le canal dans le domaine fréquentiel à l'aide d'un analyseur de réseau. Il s'agit de balayer une bande de fréquence à intervalles constants. Pour chacune des fréquences, l'analyseur détermine la réponse fréquentielle complexe (amplitude et phase) du canal, la fonction de transfert du canal. La réponse impulsionnelle[14], est obtenue à l'aide de la transformée de Fourier inverse de cette dernière.

Ayant eu accès à des analyseurs de réseau vectoriels (« *Vector Network Analyzer* » - VNA), nous avons employé la troisième technique pour calculer la réponse impulsionnelle. Avec cette technique, la résolution temporelle dépend du nombre d'intervalles de fréquences. Cependant, le temps de balayage y est directement lié. Si ce dernier est trop long, la réponse impulsionnelle peut être erronée lorsque le canal varie dans le temps. Il faut faire un compromis entre résolution temporelle et exactitude de la réponse impulsionnelle. Puisque nous avons comme objectif de travailler avec de courtes distances et de petits objets, nous avons décidé d'acquérir 801 points par balayage. La bande ISM 5.8 GHz a été utilisée, car elle est libre d'accès pour un usage industriel, scientifique et médical. Et puisque sa longueur d'onde étant de seulement 5.16 cm, elle est plus susceptible d'être affectée par des objets de quelques centimètres.

Afin de contrecarrer les effets indésirables qui pourraient être captés lors des balayages sur la réponse fréquentielle du canal, la moyenne de 3 mesures a été utilisée pour obtenir cette réponse. À chaque mesure, un lissage sur neuf points est effectué pour réduire les effets du bruit. Étant donné que le balayage s'est fait sur une bande de fréquence finie, un fenêtrage doit être utilisé afin d'éliminer les lobes adjacents. Les fenêtrages de Hann et de Kaiser ont été utilisés. Un exemple de réponse impulsionnelle obtenue avec cette technique et un fenêtrage de Hann est sur la figure 3.1. Veuillez noter que la réponse impulsionnelle a été calculée à l'aide de MATLAB en utilisant la même méthode que dans [73]. Cette méthode consiste à faire la transformée inverse de Fourier à l'aide d'une fenêtrage de Hann et la transformée en Chirp-Z. Pour la signature finale, le

délat maximal a été défini à 50ns afin de se limiter aux impulsions causées par l'environnement immédiat. Le code utilisé est sur l'annexe A.1.

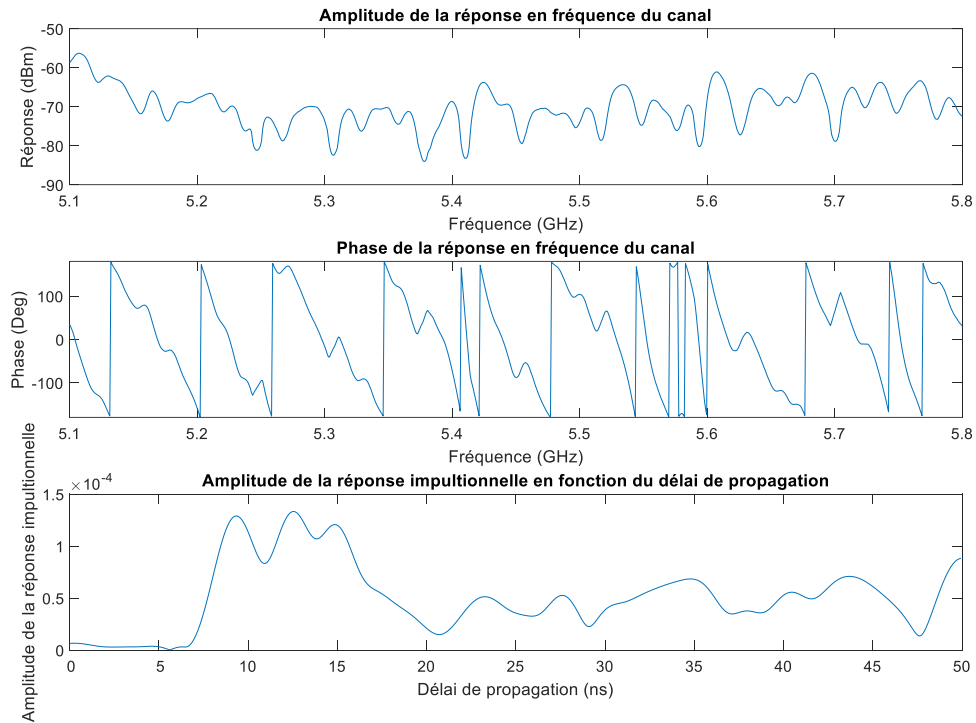


Figure 3.1 - Réponse impulsionnelle avec fenêtre de Hann

La figure 3.2 est la représentation de la réponse impulsionnelle obtenue à l'aide d'une fenêtre de Kaiser ayant un bêta de 0.5. La fenêtre de Hann étend le signal sur une plus grande durée. Ce qui a comme effet de diminuer son amplitude et de rapprocher les composantes multivoies du canal. D'une part, la fenêtre de Kaiser permet d'isoler plus facilement les composantes multivoies, mais d'autre part elle amplifie le bruit. L'impact qu'a le type de fenêtre sur la localisation sera discuté dans l'analyse des résultats.

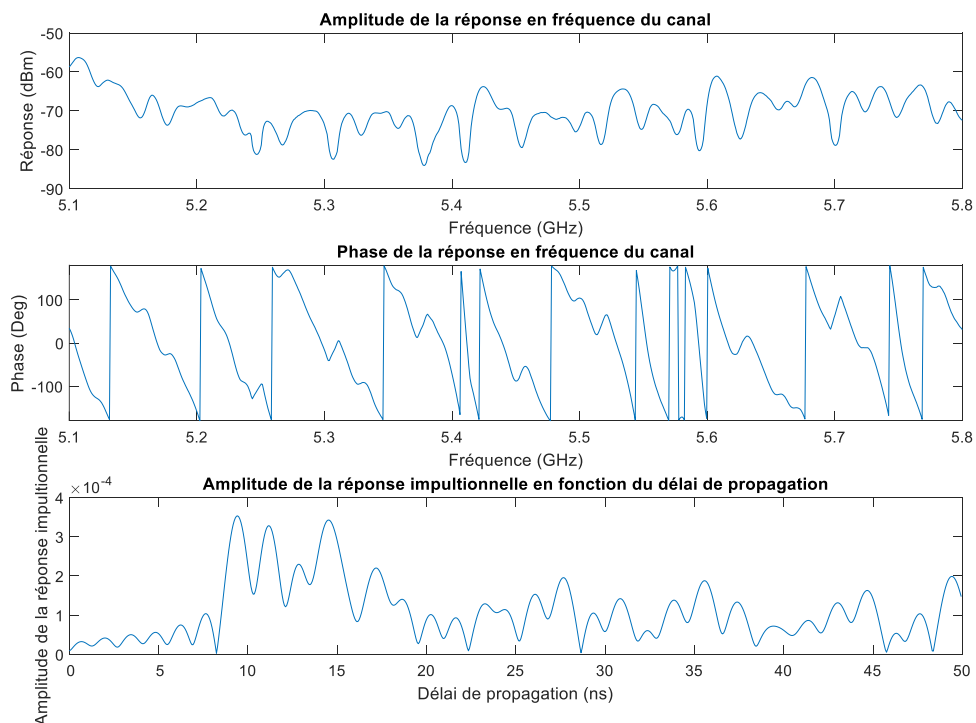


Figure 3.2 - Réponse impulsionnelle avec fenêtre de Kaiser

Afin de vérifier si cette méthode de procéder donne des réponses impulsionnelles constantes dans le temps malgré le fait qu'il y a des interférences dues à l'activité humaine dans les locaux adjacents et des bornes WiFi dans le corridor à l'extérieur du local, nous avons calculé la réponse impulsionnelle sur un des montages utilisés durant une période de huit heures à des intervalles variables. Nous pouvons constater que cette dernière varie très peu dans le temps. La figure 3.3 nous permet de constater que le canal est quasi-stationnaire; propriété importante pour avoir des signatures reproductibles dans le temps.

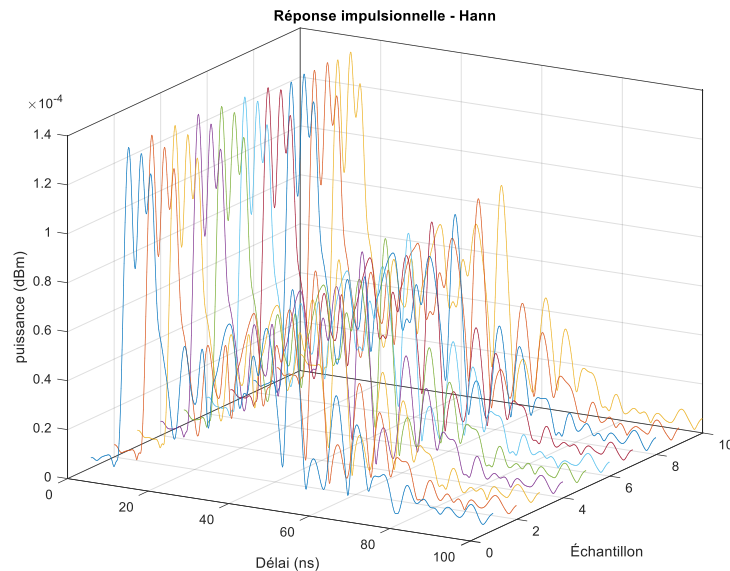


Figure 3.3 - Variation de la CIR dans le temps

### 3.2.2 Algorithmes de jumelage

L'algorithme de jumelage est la partie qui associe une signature à une position donnée. Cet algorithme consiste à une technique d'apprentissage supervisé qui sera entraîné avec des données étiquetées, c'est-à-dire, des données avec la bonne réponse. Dans notre cas il s'agit du CIR avec la position qui lui est associée. L'algorithme est par la suite appelé à prédire une position à l'aide d'une nouvelle signature qui peut ne pas avoir été rencontrée auparavant. Un algorithme qui aura été bien entraîné sera en mesure de bien généraliser quitte à faire quelques erreurs avec les données d'entraînement afin de s'assurer qu'il ne fait pas du surapprentissage[74]. Par surapprentissage, nous voulons dire qu'il s'ajuste très bien aux données d'apprentissage afin de réduire l'erreur, mais commet des erreurs avec de nouvelles données.

Il existe deux types d'apprentissages supervisés, à savoir, la régression qui consiste à prédire une valeur qui fait partie des nombres réels, par exemple la température qu'il fera dans quelques jours. Et la classification où la prédiction fait partie d'une classe ou d'un ensemble d'entiers, par exemple classer les animaux. Dans ce travail, le problème de localisation est traité comme un problème de classification, car il est impossible de trouver une corrélation avec le profil de puissance et les positions, car les signatures n'étaient pas uniques.

Trois classificateurs différents sont testés : un de type probabiliste, le classificateur naïf de Bayes. Un autre non probabiliste qui est la machine à vecteurs de support (« *support-vecteur machines* » - SVM), aussi appelés séparateurs à vaste marge. À la base c'est un classificateur linéaire, mais il peut être adapté pour les cas non linéaires. Le dernier classificateur est à base de réseau de neurones convolutif, c'est un algorithme qui fait partie du domaine de l'apprentissage profond ayant la capacité d'extraire par lui-même des caractéristiques. Le code utilisé pour les entraîner et tester se retrouve dans l'annexe A.2.

### *3.2.2.1 Classificateur naïf de Bayes*

Le classificateur naïf de Bayes est un classificateur basé sur le théorème de Bayes. C'est-à-dire qu'il emploie les probabilités conditionnelles afin de trouver à quelle classe une observation donnée appartient. La probabilité conditionnelle consiste à trouver la probabilité qu'un événement se produise en sachant qu'un autre a eu lieu. Si nous

prenons par exemple les événements A et B, nous pouvons écrire la probabilité de A sachant B à l'aide de l'équation (3.1).

$$P(A|B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)} \quad (3.1)$$

De la même manière la probabilité de B sachant A se définit par (3.2)

$$P(B|A) = \frac{P(A \cap B)}{P(A)} \quad (3.2)$$

À l'aide de (3.2) nous trouvons que  $P(A \cap B) = P(B|A)P(A)$ , en le remplaçant dans l'équation (3.1) nous obtenons l'équation (3.3) qui correspond au théorème de Bayes.

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)} \quad (3.3)$$

Les probabilités de  $P(A)$ ,  $P(B)$  et celle de  $P(B|A)$  sont déduites d'après les données d'entraînement. Ce modèle peut être étendu à plusieurs variables. Dans le cas de plusieurs classes, c'est la classe ayant la plus grande probabilité qui sera assignée à l'observation B. Les avantages de ce type de classificateur sont qu'il n'a pas besoin d'un grand ensemble d'entraînement et qu'il est très rapide pour la classification.

### 3.2.2.2 Machine à vecteurs de support (SVM)

Le classificateur SVM repose sur le principe de trouver la marge maximale qui sépare les classes. La marge correspond à la distance perpendiculaire entre la frontière de décision et les points les plus proches de cette dernière. La figure 3.4 représente un exemple à deux classes, les cercles et les triangles, avec deux variables (dimensions).

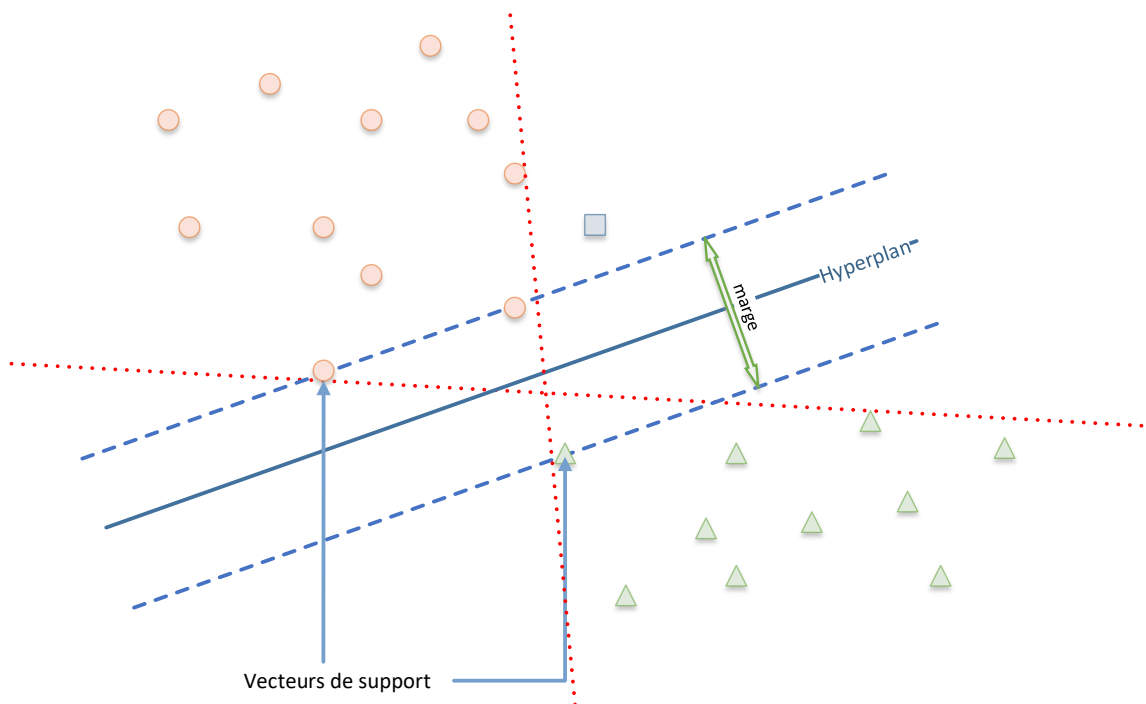


Figure 3.4 - Machine à vecteurs de support

La frontière de décision peut être une droite, un plan ou un hyperplan selon le nombre de dimensions. Dans notre figure les droites en pointillé rouge auraient pu très bien être utilisées comme frontières pour séparer les classes, mais n'étant pas optimales, elles risquent de mal classer un nouvel échantillon, appartenant aux cercles rouges, représenté par le carré bleu qui se retrouve juste de l'autre côté d'une des possibles frontières. Les vecteurs de support sont constitués par des données d'entraînement qui maximisent la marge entre les classes. Ce qui réduit le risque de mal classer une nouvelle donnée qui serait légèrement à l'extérieur des vecteurs de support.

Pour rappel, l'équation réduite d'une droite est donnée par (3.4).

$$y = p \cdot x + d \quad (3.4)$$

Elle peut être représentée de manière vectorielle par



$$w_1 \cdot x_1 + w_2 \cdot x_2 + b = 0 \quad (3.5)$$

De manière similaire la notation vectorielle d'un plan est donnée par l'équation (3.6).

$$\bar{\mathbf{w}}^T \mathbf{x} + b = 0 \quad (3.6)$$

Où  $\bar{\mathbf{w}}^T \mathbf{x}$  équivaut à  $\sum_i w_i \cdot x_i$

Dans cette équation,  $\bar{\mathbf{w}}$  correspond au vecteur normal au plan. Si nous choisissons les limites supérieure et inférieure comme étant les plans définis par  $\bar{\mathbf{w}}^T \mathbf{x} + b = 1$  et  $\bar{\mathbf{w}}^T \mathbf{x} + b = -1$ , la distance qui les sépare s'exprime par l'équation (3.7)

$$\frac{2}{\|\bar{\mathbf{w}}\|} \quad (3.7)$$

En clair, il suffit de minimiser la valeur de  $\|\bar{\mathbf{w}}\|$  pour maximiser la marge. Malheureusement, la tâche n'est pas toujours simple. Si la fonction est convexe, C'est-à-dire que toutes tangentes sont à l'extérieur de sa représentation graphique, le minimum sera unique et sa pente sera toujours en dessous de la représentation graphique. Dans le cas contraire, il se peut qu'il y a plusieurs solutions et que l'algorithme ne donne pas une solution unique.

Les SVM peuvent être adaptés aux problèmes non-linéaires à l'aide du changement de l'espace de dimension. Il se peut que les classes soient linéairement séparables dans une autre dimension. Cette technique porte le nom d'astuce du noyau. Il est aussi possible d'adapter les SVM aux problèmes de classification à plusieurs classes.

Parmi les avantages de la machine à vecteurs de support est qu'elle est moins susceptible à faire du surentraînement. Un autre avantage est qu'elle fonctionne bien avec peu de données d'entraînement et même avec des données erronées. Le plus grand désavantage est qu'elle nécessite beaucoup de temps de calcul pour l'entraînement, surtout dans le cas des problèmes avec plusieurs classes.

### 3.2.2.3 Réseau neuronal convolutif (CNN)

Les réseaux de neurones artificiels (RN) s'inspirent du fonctionnement des neurones biologiques. Les neurones qui font le traitement sont connectés entre eux par des synapses. Dans les RN, les neurones biologiques sont simulés par une fonction d'activation, aussi appelée fonction de transfert qui change d'état une fois que l'entrée atteint une certaine valeur (biais ou seuil). En général, le biais est défini à +1. Le neurone effectue une somme pondérée de ses entrées (qui peuvent être la sortie d'un autre neurone). Cette pondération est appelée poids synaptique ou poids de connexion. Leur somme est ensuite transmise à la fonction d'activation qui a comme objectif d'introduire une non-linéarité dans le fonctionnement du neurone.

Le neurone de base est appelé perceptron. La représentation est illustrée dans la figure 3.5. À chaque entrée ( $x_i$  et biais) est associé un poids synaptique ( $w_i$  ou  $b$ ). La fonction d'activation est représentée par  $\varphi$ .

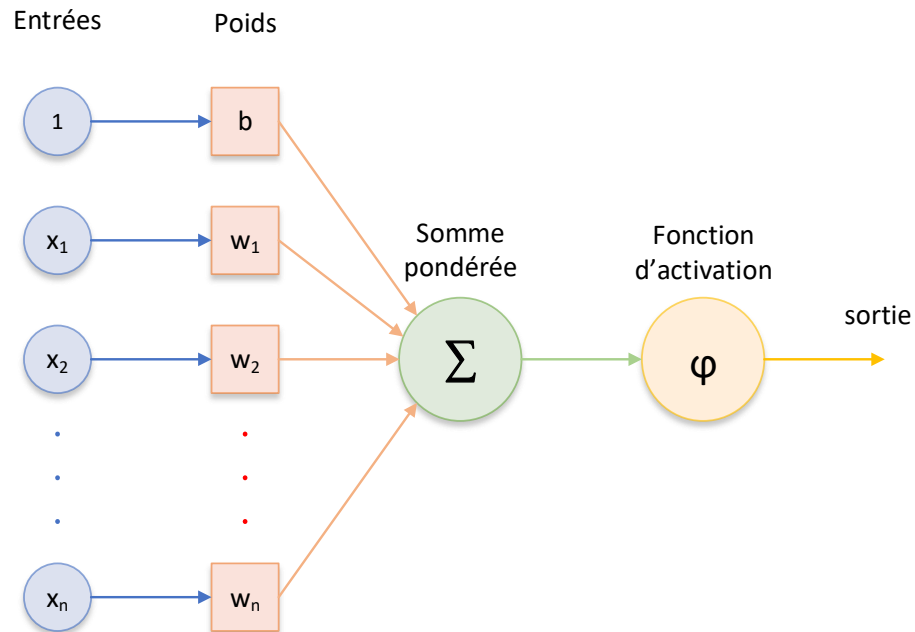


Figure 3.5 - Perceptron

L'équation (3.8) définit l'hyperplan qui sépare les deux classes.

$$\varphi\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i + b\right) = 0 \quad (3.8)$$

Contrairement au SVM, le perceptron ne cherche pas la solution optimale. Il apprend la frontière de décision de manière itérative en utilisant les données d'entraînement une à la fois et en utilisant la propagation arrière de l'erreur. Si les classes sont linéairement séparables, il convergera. Sinon, il itérera indéfiniment. Pour ne pas boucler sans fin, le nombre d'époques maximal est défini. Une époque consiste à avoir utilisé une fois toutes les données d'entraînement. Afin de pouvoir gérer les cas non-linéaires, plusieurs couches peuvent être ajoutées au perceptron, chacune d'elles créera un hyperplan. C'est ce qu'on appelle un perceptron multicouche (« *Multi-Layer*

*Perceptron* » - MLP). Dans le cas du perceptron multicouche, les couches intermédiaires sont appelées couches cachées.

En général, toutes les couches d'un réseau de neurones sont complètement connectées. Donc, la valeur d'un neurone dépendra de la valeur de tous les neurones de la couche précédente. Lorsque le réseau comporte plusieurs couches et entrées, le nombre de connexions devient élevé. Prenons par exemple un réseau MLP (figure 3.6) qui prend deux entrées avec une couche cachée ayant quatre neurones pour classifier un problème à 3 classes. Rien que pour la couche cachée, il faudra 12 paramètres (huit pour les poids synaptiques et quatre pour les biais). Il en faudra 15 autres pour la couche de sortie (dix poids synaptiques et cinq biais). Plus le réseau devient complexe, plus il en a besoin de données d'apprentissage pour éviter le surapprentissage.

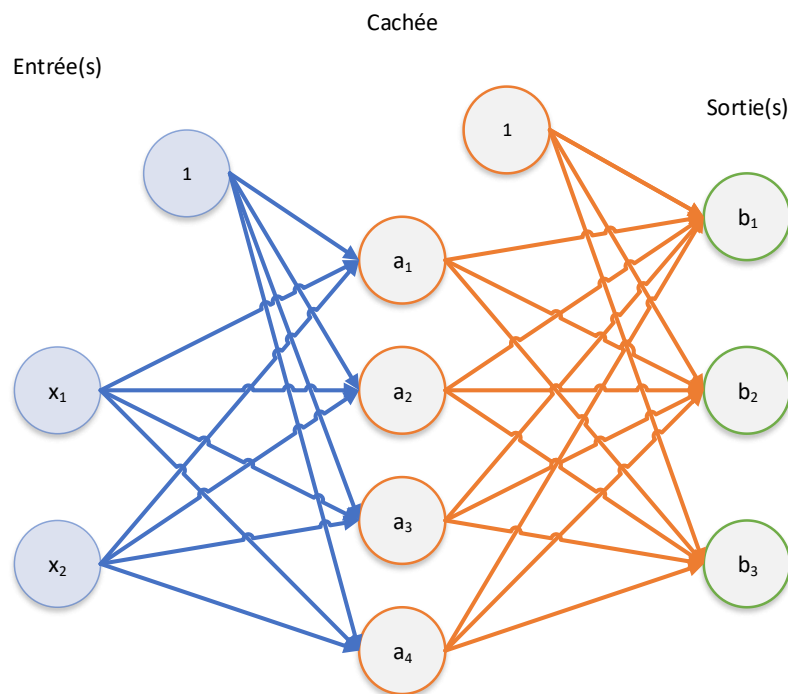


Figure 3.6 - Schéma d'un perceptron multicouche

Nous avons 801 entrées dans notre signature, ce qui aurait demandé un nombre considérable de données d'entraînement pour éviter le surapprentissage. Il existe une version des MLP qui permet de prétraiter les données entre les couches afin qu'elles soient vues comme des ensembles plus petits pour limiter le nombre de connexions et de partager les paramètres et réduire ainsi leur nombre [75]; il s'agit des réseaux à convolution aussi connus sous réseau neuronal convolutif (« *Convolutional Neural Networks* » - CNN). Puisque les CNN partagent les paramètres, on n'a pas besoin d'une aussi grande quantité de données d'entraînement.

Le réseau de neurones à convolution est en mesure de déduire par lui-même des caractéristiques pour lui permettre de traiter un problème donné. Il est constitué d'un empilage de plusieurs couches, c'est un des algorithmes utilisé pour l'apprentissage profond. Les couches ne sont pas toutes du même type ni ont la même fonction. Parmi les types de couches qui font partie d'un CNN, il y a les suivantes :

- Couche de convolution (CONV), c'est une couche qui permet de sortir des caractéristiques;
- Couche de pooling (POOL), elle permet de remplacer une zone par une valeur unique;
- Couche de correction (ReLU), il s'agit d'une couche d'activation qui brise la linéarité;
- Couche entièrement connectée (FC), couche de type MLP.

Puisque les réseaux à convolution exigent des données sous format 2D, nous allons utiliser une technique similaire à celle utilisée dans la documentation MathWorks [76] pour obtenir le spectrogramme de la réponse impulsionnelle. Le spectrogramme utilisé est composé de 65 fréquences avec des intervalles de 85 intervalles de temps. Ce qui nous donne des images de 65x85 pixels à une couleur. La figure 3.7 est un exemple de spectrogramme qui est utilisé pour les CNN.

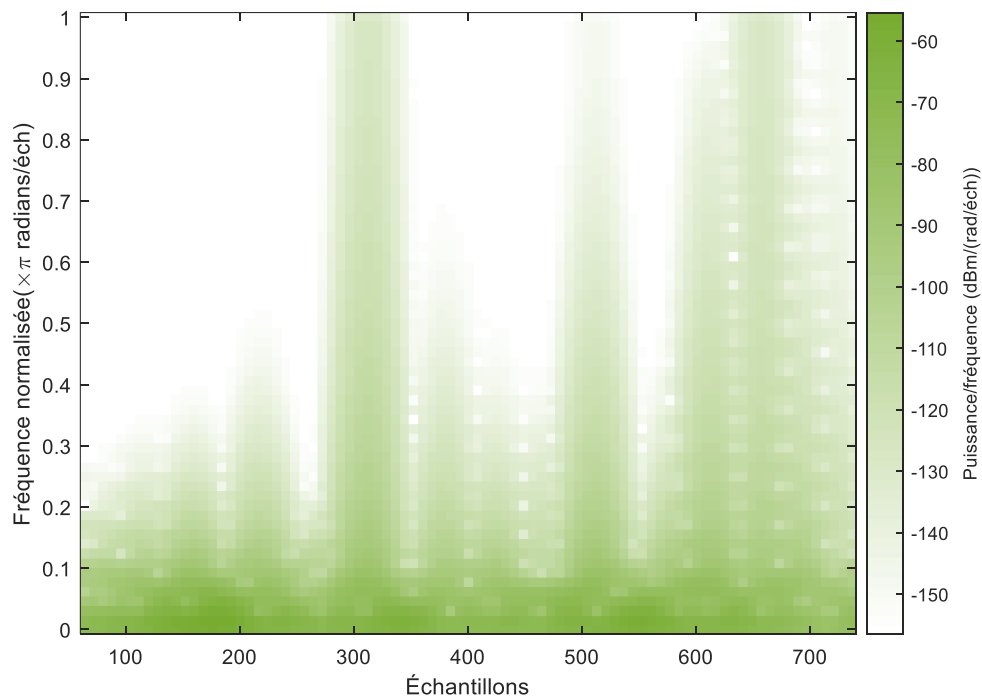


Figure 3.7- Spectrogramme obtenu à partir d'une CIR

### 3.3 Environnements de mesures

Afin de valider le concept, nous avons fait des expérimentations dans deux environnements au pavillon Lucien-Brault. Le premier scénario, salle d'étude B2009, consiste en un environnement où l'objet à localiser est toujours en ligne de vue avec les

deux antennes. Dans le deuxième scénario, salle de réunion A2112, l'objet en question peut être obstrué pour une des deux antennes dans certaines zones.

### 3.3.1 Scénario 1 – salle d'étude

Nous avons pris une surface de 80cm x 60cm. Elle a été divisée en 48 zones de 10cm x 10cm chacune. Afin d'avoir un certain contrôle sur la réponse impulsionnelle, des boîtes de carton de 6cm x 18cm x 11cm, dont les surfaces (A, B, C et D) sont recouvertes de papier aluminium et placées entre les antennes et le long d'une arête de la surface afin de bloquer ou réfléchir le signal. La figure 3.8 est une représentation du montage effectué. Veuillez noter que nous avons évité toute symétrie dans le montage afin d'empêcher d'avoir des signatures ayant le même profil multivoie. La figure 3.9 montre le montage réel qui est utilisé lors de l'expérimentation. Ce dernier réalisé sur une table d'un espace de bureaux où on trouve des paravents de séparation.

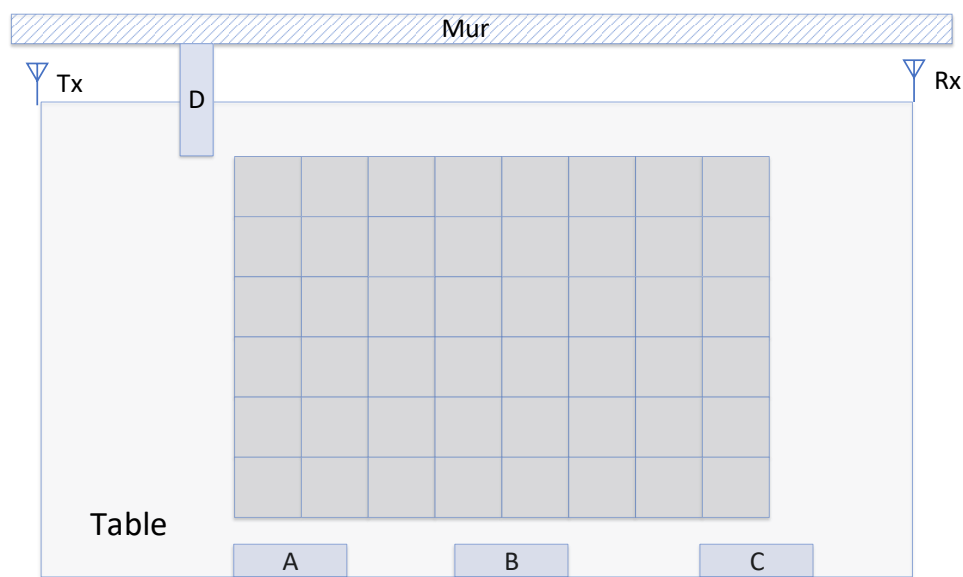


Figure 3.8 - Diagramme du premier montage

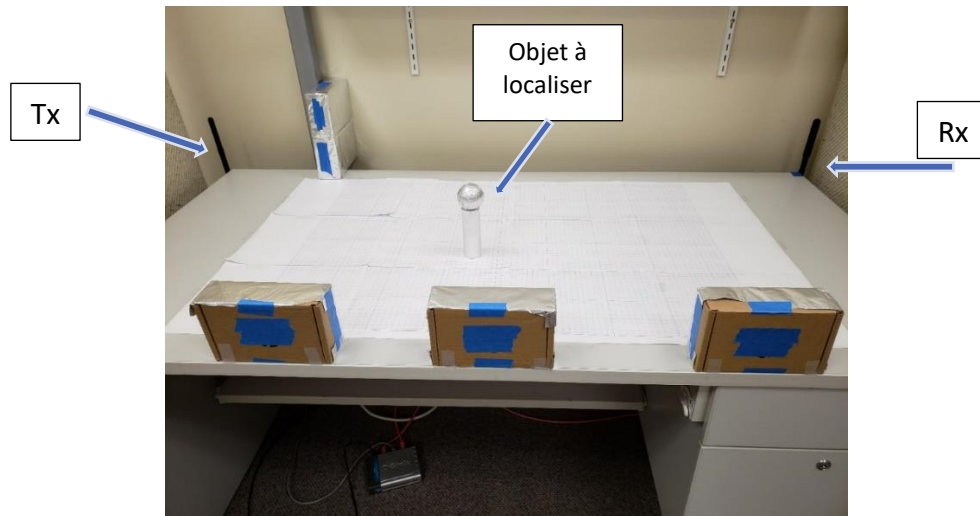


Figure 3.9 - Montage réel du premier environnement

L'objet à localiser est un cylindre en carton recouvert de papier aluminium ayant un diamètre de 3.5cm et une hauteur de 10.5cm. Ce cylindre est chevauché par une sphère de plastique de diamètre 5.5cm qui était également recouverte de papier aluminium. L'objet en question est sur la figure 3.10. Le même objet a été utilisé dans les deux environnements.

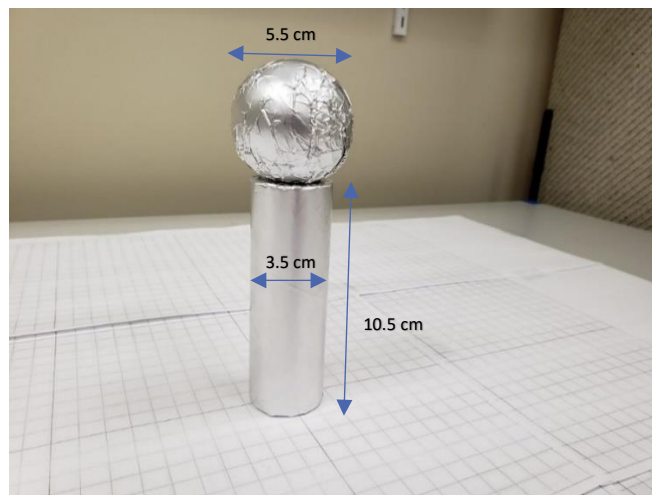


Figure 3.10 - Objet à localiser



### 3.3.2 Scénario 2 – salle de réunion

Le deuxième environnement consiste en une surface de 100cm x 80 cm représenté sur la figure 3.11. Cette dernière aussi est divisée en zones de 10cm x 10cm. Puisqu'il fallait s'assurer que l'objet à localiser ne soit pas toujours en LOS avec les antennes, des obstacles sont placés sur la surface aux positions (B, C et D), capables de bloquer quatre zones. Un total de 76 zones recouvrait la surface. Tout comme dans le cas du premier environnement, des objets sont placés autour de la surface de travail aux endroits (A, E et F). Le montage réel est sur la figure 3.12. Ce dernier est effectué dans une salle de réunion. Le même objet à localiser que dans le premier environnement est utilisé.

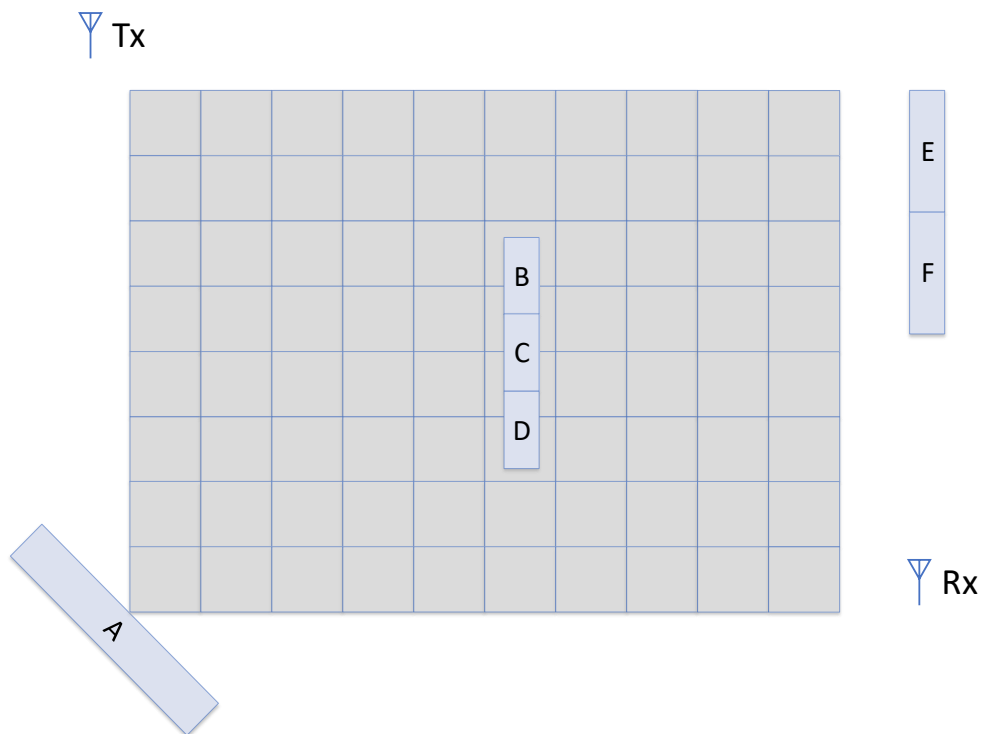


Figure 3.11 - Diagramme du deuxième montage

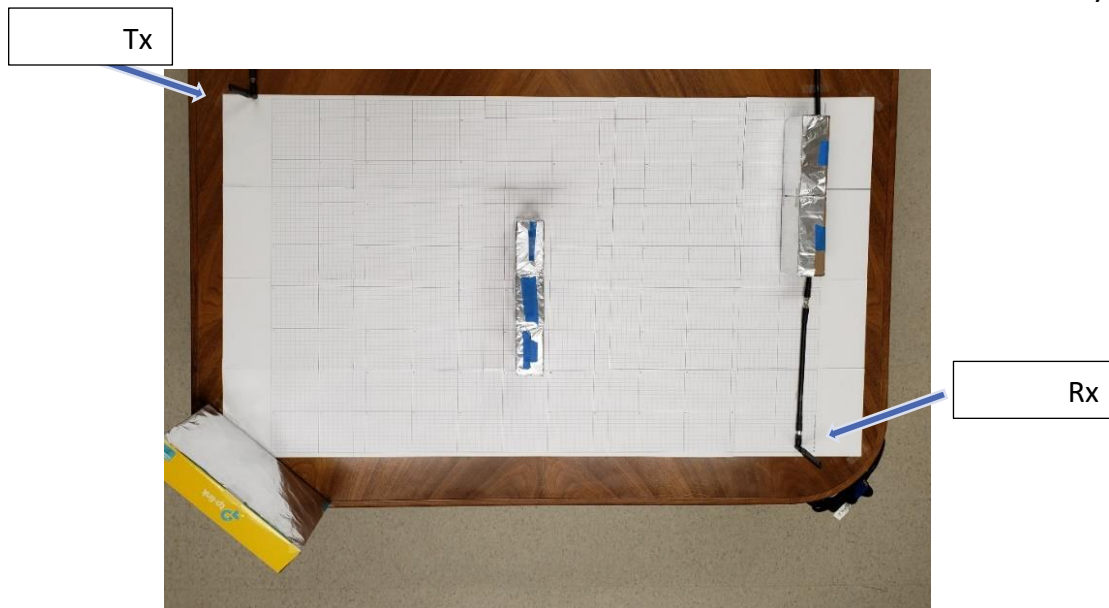


Figure 3.12 - Montage réel du deuxième environnement

### 3.3.3 Équipement utilisé

La liste de l'équipement qui a servi à prendre les mesures est détaillée dans le tableau 2.1. La même configuration est utilisée sur les deux analyseurs de réseau vectoriels, les paramètres de configuration sont dans le tableau 3.2. Puisque le FieldFox est un VNA portatif, son interface n'est pas adaptée à faire rapidement des tâches répétitives. Pour cette raison, les interactions sont faites à l'aide de MATLAB. Le code utilisé est sur l'annexe A.3.

Tableau 3.1 - Équipement pour les prises de mesures

Matériel utilisé pour la prise des mesures	
VNA Scénario 1	Agilent N5232A PNA 300 KHz à 20 GHz
VNA Scénario 2	Keysight N9914A FieldFox 30 KHz à 6.5 GHz
Câbles	2x 5.18 m LMR-400
Antennes	2x Lysignal Omnidirectionnelles avec Gain de 8 dBi, double bande 2.4 à 2.5GHz et 5.15 à 5.85GHz

Tableau 3.2 - Configuration des VNA

Configuration des analyseurs réseau vectoriels	
Balayage	5.1 à 5.8 GHz, 801 points
Lissage	1% avec 9 points
Moyenne	3 balayages
Puissance	0 dBm

La raison de l'usage de deux VNAs différents est due à leur disponibilité lors du lancement des campagnes de mesures.

### 3.4 Prise des mesures

La réponse fréquentielle est prise de la même manière dans les deux environnements, la bande de fréquence de 5.1 à 5.8 GHz a été balayée 3 fois afin de prendre la moyenne. De plus, à chaque balayage, le signal a été lissé avec une moyenne glissante sur 9 points. 801 points ont été pris, c'est-à-dire que l'amplitude et la phase des 801 fréquences sont distribuées uniformément sur la bande.

#### 3.4.1 Scénario 1 – salle d'étude

La prise des mesures pour le premier environnement est faite de la manière suivante : neuf mesures prises dans chacune des zones, où la base du cylindre est en tout temps complétement dans la zone. Cela nous a donné un total de 432 mesures. À l'aide des mêmes signatures 100 ensembles aléatoires sont créés. Pour chacune des zones, une des signatures est choisie aléatoirement pour qu'elle fasse partie de l'ensemble de test et ne fait pas partie de l'ensemble d'entraînement. En d'autres mots, 48 mesures pour les tests et 384 pour l'entraînement peu importe l'ensemble. Les positions où les signatures sont

prises sont indiquées sur la figure 3.13. Un dernier ensemble est fait avec la position centrale comme mesure de test.

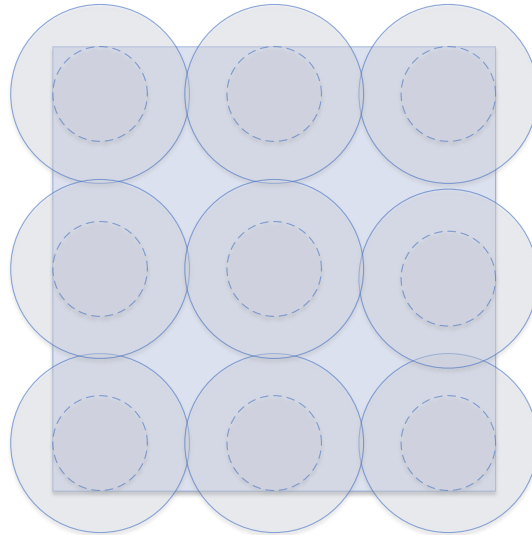


Figure 3.13 - Positions à l'intérieur de la zone de 10cm x 10cm – Scénario 1

### 3.4.2 Scénario 2 – salle de réunion

Pour ce qui est du deuxième environnement, seulement cinq positions sont mesurées. Cependant quatre mesures différentes sont prises à chacune des positions. Ce qui nous donne un total de 20 mesures par zone. Cette fois-ci, étant donné qu'il y a moins de positions, l'objet à localiser est en tout temps à l'intérieur de la zone. Les positions sont visibles dans la figure 3.14; il s'agit des quatre coins et du centre de la zone. Nous avons un total de 1520 mesures dont 304 sont utilisées pour les tests. Dans ce scénario aussi 100 ensembles aléatoires sont créés afin de s'assurer que le classificateur est en mesure de généraliser. À noter que dans chacun des ensembles toutes les mesures d'une position sont gardées pour tester les classificateurs. Un dernier ensemble où toutes les positions centrales sont utilisées pour les tests est créé.

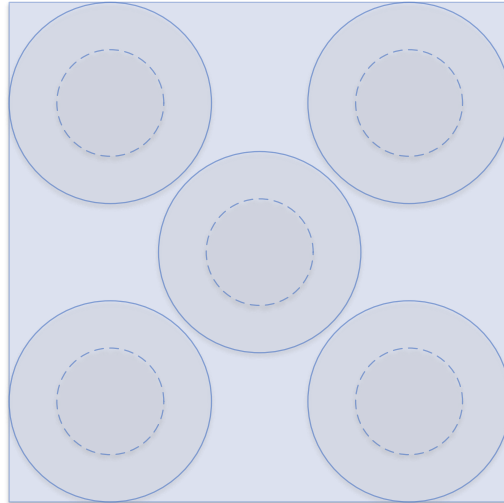


Figure 3.14 - Positions à l'intérieur de la zone de 10cm x 10cm – Scénario 2

La raison pour laquelle plus de mesures par position sont prises dans le deuxième environnement est que les réponses impulsionnelles étaient moins stables dans la salle de réunion. La principale cause derrière ce phénomène peut être due au fait que l'opérateur de l'équipement était toujours en LOS avec les deux antennes. Puisqu'il a déjà été démontré que la respiration peut perturber le canal [77], combiné avec les temps des prises de mesures de plus de 500ms et les mouvements des gens aux alentours. Aussi subtile que les perturbations puissent être, elles sont alors captées lors des balayages.

### 3.5 Conclusion du chapitre

Ce chapitre a présenté la technique de radiolocalisation utilisée, les raisons du choix de la signature, les algorithmes de jumelages utilisés et détails sur les environnements où le concept est validé. Les différentes mesures qui sont prises sont aussi présentées tout comme l'équipement et la technique employée pour arriver à la forme finale de la signature.

# Chapitre 4

## Analyse des résultats et discussion

---

### 4.1 Introduction

Les mêmes algorithmes de jumelage ont été utilisés dans les deux scénarios et sans importance du type de fenêtre utilisée pour obtenir la réponse impulsionnelle. Le paramétrage des algorithmes est resté le même lorsque la réponse impulsionnelle est utilisée directement. Pour ce qui est du classificateur de Bayes, ces derniers se retrouvent dans le tableau 4.1. Le tableau 4.2 contient les paramètres de la machine à vecteurs de support. Dans le cas de l'apprentissage profond, où nous l'avons converti la réponse impulsionnelle en image 2D à l'aide du spectrogramme, nous avons adapté chaque réseau à convolution pour chaque cas. Les détails sont dans le tableau 4.3.

Tableau 4.1 - Paramètres des classificateurs de Bayes

Paramètres des classificateurs de Bayes	
Type de distribution	Gaussienne

Tableau 4.2 - Paramètres des machines à vecteurs de support

Paramètres des machines à vecteurs de support	
Type de noyau	Polynomial 2 <sup>e</sup> degré
Codage	Un contre TOUS (One vs All)
Normalisation	Oui

Tableau 4.3 - Paramètres des réseaux neuronaux convolutifs

Paramètres des réseaux neuronaux convolutifs				
	Scénario 1		Scénario 2	
Type de fenêtre	Hann	Kaiser	Hann	Kaiser
Nombre d'époques	30	30	25	25
Nb de couches de convolution	3	2	3	2
Nb de couches total	15	11	15	11

Étant donné que les réseaux à convolution sont constitués de plusieurs couches ayant toutes une fonction particulière avec chacune ses propres paramètres, plusieurs combinaisons ont été essayées, et il est possible que celle qu'on utilise ne soient pas la plus optimale. Le tableau 4.4 présente l'architecture utilisée pour le 2<sup>e</sup> scénario avec le fenêtrage de Hann. Concernant la fenêtre de Kaiser, les couches 9 à 12 n'étaient pas requises car elles n'amélioreraient pas assez les résultats. Pour ce qui est du 1<sup>er</sup> scénario, étant donné qu'il y avait juste 48 classes au lieu de 76, les couches 9 et 13 ont dû être adaptées dans le cas des fenêtres de Kaiser et de Hann respectivement. Le code pour générer chaque réseau à convolution est en annexe A.2. L'entraînement est fait de la même manière, la seule différence est dans le nombre maximal d'époques. Les données du premier environnement prenaient plus de temps à afin de trouver une solution qui minimise le taux d'erreur.

Tableau 4.4 - Architecture du réseau neuronal convolutif à 15 couches à 76 classes

	Type	Description
1	Image Input	image de 65x85 pixel à une couleur avec 'zerocenter' normalization
2	Convolution	8 filtres de convolution 3x3x1 avec stride [1 1] et padding 'same'
3	Batch Normalization	Normalisation de chacun des 8 canaux
4	ReLU	La correction Unité Linéaire Rectifiée
5	Max Pooling	2x2 max pooling with stride [2 2] and padding [0 0 0 0]
6	Convolution	16 filtres de convolution de 3x3x8 avec stride [1 1] et padding 'same'
7	Batch Normalization	Normalisation de chacun des 16 canaux
8	ReLU	La correction Unité Linéaire Rectifiée
9	Max Pooling	2x2 max pooling with stride [2 2] and padding [0 0 0 0]
10	Convolution	32 filtres de convolution de 3x3x16 avec stride [1 1] et padding 'same'
11	Batch Normalization	Normalisation de chacun des 32 canaux
12	ReLU	La correction Unité Linéaire Rectifiée
13	Fully Connected	Couche entièrement connectée à 76 sorties
14	Softmax	Couche de perte pour entraîner à prédire d'une seule classe parmi toutes
15	Classification Output	Classification

## 4.2 Résultats obtenus

Puisque certains classificateurs ne génèrent pas toujours le même résultat malgré le fait que les données d'entraînement soient les mêmes, nous avons entraîné 100 classificateurs afin d'obtenir des statistiques plus représentatives dans le cas de la position centrale. Concernant les autres positions, étant donné qu'à chaque classificateur nous avons un ensemble différent, nous avons entraîné dix cas avec le même ensemble et avons choisi le meilleur pour représenter ce dernier. Donc, un total de 1000



classificateurs est entraîné pour le cas des positions aléatoires. Tous les détails des résultats sont dans l'Annexe B. Dans ce chapitre nous allons aborder les points saillants et faire l'analyse des résultats obtenus. Puisque nous cherchons à voir le potentiel de chaque classificateur sous une configuration particulière, nous avons choisi celui de la moyenne des résultats pour chacun d'eux.

## 4.3 Analyse des résultats

### 4.3.1 Scénario 1 – salle d'étude

Il s'agissait du cas où l'objet à localiser est toujours en LOS avec les antennes. Dans cet environnement, deux choses pouvaient varier dans chaque classificateur. Soit le type de fenêtre utilisée dans la transformée de Fourier inverse pour obtenir la réponse impulsionnelle et la position dans la zone de 10cm x 10cm de la mesure utilisée pour valider le classificateur.

Tableau 4.5 - Classificateur Naïf de Bayes - Impact de la fenêtre et de la position de validation

Fenêtre	Position de test	Taux d'erreur (%)				Marge d'erreur du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
		Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	
Hann	Centrale	64.583	64.583	64.583	64.583	10
Kaiser	Centrale	50	50	50	50	22.361
Hann	Aléatoire	46.417	45.833	58.333	31.25	20
Kaiser	Aléatoire	42.458	43.75	62.5	25	22.361

À l'aide du tableau 4.5 nous pouvons constater que le type de fenêtre utilisée pour la transformée de Fourier inverse a un impact sur l'efficacité du CNB. Dans ce cas-ci, la fenêtre de Hann offre de meilleurs résultats que celle de Kaiser avec un bêta de 0.5.

Le paramètre bêta permet de trouver un équilibre entre les lobes secondaires et le lobe principal. On peut aussi souligner un autre constat, à savoir, pour les positions prises uniformément dans la zone, les données qui entraînent mieux le système à reconnaître des positions, a priori non rencontrées, sont celles qui délimitent la zone. C'est-à-dire celles qui se trouvent le long des frontières des zones. En procédant de la sorte, le classificateur est exposé à un plus grand étendu de variation de signatures dans chacune des classes.

Il ne faut pas oublier que les classes sont définies de manière arbitraire. Il ne s'agit pas de classes bien définies comme le fait de classer des animaux. Puisque le but est de localiser un objet avec une certaine précision, un mauvais classement n'est pas toujours mauvais, surtout s'il s'agit de la zone adjacente. Pour cette raison qu'une marge d'erreur est acceptée. Pour cette raison, nous avons calculé la distance entre le centre de la zone où l'objet se trouve et le centre de la zone prédite par le classificateur. Étant donné que les zones sont de 10cm x 10cm, une marge d'erreur de 14.14cm correspond à avoir localisé l'objet dans une des zones adjacentes.

Pour CNB avec les données de validation centrales et la fenêtre de Hann, 75% des erreurs de localisation se situent dans une marge de 10cm, voire, même que plus de 82% des prédictions sont dans la bonne position ou celle qui y est adjacente (Figure B.4).

Les résultats avec la machine à vecteurs de support sont donnés dans le tableau 4.6. Les résultats sont légèrement différents avec ce classificateur. Dans tous les cas, il réussit mieux que le CNB. Contrairement au CNB, ce dernier fait des meilleures

prédictions avec la réponse impulsionnelle ayant été obtenue avec la fenêtre de Kaiser. Son taux de réussite est toujours supérieur à 80%, de plus, jusqu'à 93% des prédictions sont dans une marge d'erreur de moins de 10cm (Figure B.24).

Tableau 4.6 - Machine à vecteurs de support - Impact de la fenêtre et de la position de validation

Fenêtre	Position de test	Taux d'erreur (%)				Marge d'erreur du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
		Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	
Hann	Centrale	78.187	78.125	81.25	75	0
Kaiser	Centrale	83.562	83.333	87.5	81.25	0
Hann	Aléatoire	60.875	60.417	77.083	41.667	14.142
Kaiser	Aléatoire	71.104	70.833	83.333	58.333	10

De la même manière, les résultats obtenus à l'aide des réseaux à convolutions sont dans le tableau 4.7. Tout comme pour les SVM, le CNN a mieux performé avec des signatures obtenues avec la fenêtre de Kaiser et les tests avec la position centrale. La précision dépasse même 80% (Figure B.40).

Tableau 4.7 - Réseau à convolutions - Impact de la fenêtre et de la position de validation

Fenêtre	Position de test	Taux d'erreur (%)				Marge d'erreur du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
		Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	
Hann	Centrale	54.583	54.167	66.667	43.75	22.361
Kaiser	Centrale	72.021	72.917	81.25	62.5	10
Hann	Aléatoire	44.375	43.75	60.417	33.333	22.361
Kaiser	Aléatoire	49.354	48.958	64.583	35.417	22.361

En comparant le taux d'erreur par zone de la meilleure configuration de chaque classificateur à l'aide des figures B.1, B.21 et B.37, nous pouvons constater que les trois

classificateurs font face à des problèmes avec les classes 3, 5, 37 et 45. En étudiant en détail les matrices de confusion, les figures B.3, B.23 et B.39, nous nous apercevons que chacun des classificateurs ne confond pas ces classes avec les mêmes que les autres classificateurs, ce qui peut laisser croire que le problème n'est pas dans l'unicité des signatures, mais qu'il se trouve ailleurs. Par exemple, la signature peut différer de manière significative par rapport aux autres de la zone, ce qui fait en sorte que les trois classificateurs les classent dans une autre classe.

#### 4.3.2 Scénario 2 – salle de réunion

Contrairement au premier scénario, dans ce cas-ci nous avons pris plus de mesures par position au détriment de moins de positions par zone. Puisque nous avons plus de mesures, nous pouvons analyser l'impact qu'a le fait d'utiliser toutes les mesures d'une position ou de seulement utiliser la moyenne de ces mesures comme signature par position. Pour rappel, il y a cinq positions par zone avec quatre mesures par position. Dans le cas où toutes les signatures sont utilisées, nous avons quatre prédictions par position. Cela nous permet de voir si la prédiction à l'aide d'une seule mesure est préférable au vote de toutes les prédictions à l'aide de quatre mesures. Ce qui est pratique pour savoir si la mesure ponctuelle est préférable à celle obtenue à l'aide de plusieurs mesures consécutives.

Dans ce scénario aussi il est possible de voir l'impact qu'ont le type de fenêtre choisi et le choix de la position de validation sur la précision de localisation. Puisqu'il y a des positions sans LOS avec une des antennes et qu'il y a un plus grand nombre de zones,

76 au lieu de 48, tous les classificateurs ont moins bien performé que dans ce premier scénario. Ce qui est prévisible étant donné que l'environnement est plus hostile, car il y a interférence de présence humaine dans les lobes de rayonnement des antennes omnidirectionnelles qui ont été utilisées et que les mesures sont prises en journée avec toutes les activités courantes que cela implique.

Les résultats obtenus à l'aide du classificateur naïf de Bayes sont dans le tableau 4.8. Les mêmes mesures de performance sont évaluées que dans le 1<sup>er</sup> scénario. Nous pouvons remarquer qu'un fenêtrage de Hann n'est plus le plus optimal pour ce classificateur. Nous observons que nous obtenons de meilleurs résultats avec plus de mesures par position. De plus, passer au vote la prédiction à l'aide des prédictions de chaque mesure améliore presque toujours le taux de réussite du classificateur. Par passer au vote nous voulons dire choisir la prédiction la plus courante parmi les quatre qui ont été faites à l'aide des quatre mesures. La seule exception est avec le cas optimal, c'est-à-dire, celui avec la fenêtre de Kaiser et les tests avec la position centrale. Ce dernier cas permet d'avoir 75% des prédictions avec une marge d'erreur de 14.14cm, ce qui correspond à un rayon couvrant les zones adjacentes.

Tableau 4.8 - Classificateur Naïf de Bayes - Impact de la fenêtre, des mesures et de la position de validation

Fenêtre	Position de test	Mesures utilisées	Taux d'erreur (%)				Marge d'erreur du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
			Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	
Hann	Centrale	Toutes	44.079	44.079	44.079	44.079	22.361
		Vote	52.632	52.632	52.632	52.632	17.071
		Moyenne	27.632	27.632	27.632	27.63	36.056
Kaiser	Centrale	Toutes	56.908	56.908	56.908	56.908	14.142
		Vote	56.579	56.579	56.579	56.579	17.071
		Moyenne	40.789	40.789	40.789	40.789	22.361
Hann	Aléatoire	Toutes	27.395	27.632	36.513	20.066	28.284
		Vote	30.421	30.263	43.421	19.737	22.361
		Moyenne	23.25	23.684	34.211	15.789	31.623
Kaiser	Aléatoire	Toutes	30.839	30.428	45.724	22.697	22.361
		Vote	32.092	31.579	50	23.684	22.361
		Moyenne	23.026	23.026	28.947	14.474	31.623

Le tableau 4.9 illustre les résultats obtenus à l'aide des SVM. Tout comme dans le premier scénario, les SVM ont mieux performé avec l'emploi de la fenêtre de Kaiser utilisé sur des positions de test bien centrées sur la zone. Ce classificateur n'a pas bénéficié des mesures supplémentaires, il a obtenu les meilleurs résultats avec les moyennes qu'avec le vote ou toutes les mesures. Même si les SVM ont des meilleurs taux de réussite que le CNB, nous pouvons conclure qu'il est moins performant puisque car les erreurs de localisation sont grandes. Le SVM classe 75% de mesures dans un rayon de 20 cm, alors que le CNB le fait dans un rayon de 14.142 cm.

Tableau 4.9 - Machine à vecteurs de support - Impact de la fenêtre, des mesures et de la position de validation

Fenêtre	Position de test	Mesures utilisées	Taux d'erreur (%)				Marge d'erreur du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
			Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	
Hann	Centrale	Toutes	39.595	39.474	40.789	38.487	31.623
		Vote	48.737	48.684	52.632	46.053	31.623
		Moyenne	38.908	39.474	43.421	35.526	31.623
Kaiser	Centrale	Toutes	51.569	51.645	53.289	50	22.361
		Vote	56.632	56.579	60.526	53.947	22.361
		Moyenne	58.263	59.211	63.158	53.947	20
Hann	Aléatoire	Toutes	24.5	25	32.237	14.803	36.056
		Vote	28.632	28.947	40.789	14.474	31.623
		Moyenne	27.395	27.632	35.526	18.421	31.623
Kaiser	Aléatoire	Toutes	30.276	29.605	40.132	22.697	28.284
		Vote	34	34.211	46.053	25	22.361
		Moyenne	34.5	34.211	44.737	19.737	22.361

Les résultats des réseaux à convolution sont donnés sur le tableau 4.10. Encore une fois, le fenêtrage de Kaiser permet d'avoir de meilleurs résultats. Dans notre environnement, il est le classificateur qui a profité des mesures supplémentaires. Les taux de réussite sont améliorés de près de 3% et. 75% des prédictions ont une marge d'erreur d'au plus 10 cm, voire même, que 85% des prédictions sont soit dans la bonne position ou dans la zone adjacente.

Tableau 4.10 - Réseau à convolutions - Impact de la fenêtre, des mesures et de la position de validation

Fenêtre	Position de test	Mesures utilisées	Taux d'erreur (%)				Marge d'erreur du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
			Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	
Hann	Centrale	Toutes	34.158	34.211	41.118	28.289	31.623
		Vote	36.592	36.842	47.368	26.316	28.284
		Moyenne	38.434	38.158	46.053	30.263	28.284
Kaiser	Centrale	Toutes	57.839	57.895	62.5	51.974	14.142
		Vote	60.592	60.526	67.105	52.632	10
		Moyenne	57.789	57.895	64.474	51.316	14.142
Hann	Aléatoire	Toutes	25.303	25	32.895	18.421	31.623
		Vote	27.934	27.632	38.158	19.737	30
		Moyenne	29.487	28.947	43.421	21.053	30
Kaiser	Aléatoire	Toutes	31.757	31.579	41.776	17.763	22.361
		Vote	33.447	32.895	43.421	18.421	22.361
		Moyenne	33.618	34.211	43.421	22.368	22.361

## 4.4 Discussion

Après avoir analysé les deux scénarios, nous pouvons constater que tous les classificateurs sont en mesure de résoudre notre problème de localisation tant et aussi longtemps que le bon type de fenêtrage est choisi et que les mesures soient prises dans des positions représentatives des zones, c'est-à-dire, entraîner les classificateurs avec les mesures dans l'extrémité de la zone.

En général, puisque nous voulons avoir des signatures où les contributions multivoies sont bien présentes, le fenêtrage de Kaiser donne de meilleurs résultats malgré le fait qu'il renforce le bruit dans le signal. Le récapitulatif des résultats des meilleures performances des classificateurs sont dans le tableau 4.11. Nous y trouvons le



pourcentage des mesures ayant une marge d'erreur moindre ou égale à 14.142cm, l'appréciation du temps de calcul pour entraîner les classificateurs et localiser l'objet à l'aide de notre machine de test (MATLAB 2019a avec Parallel Computing Toolbox, sur un Dell XPS 9560, i7-7700HQ 16Go RAM, GeForce GTX 1050 sous Win10) et finalement la complexité pour mettre en place le classificateur.

Tableau 4.11 - Tableau récapitulatif

	CNB	SVM	CNN
1 <sup>er</sup> scénario – marge 14.142cm	83%	93%	82%
2 <sup>e</sup> scénario – marge 14.142cm	75%	72%	85%
Temps de calcul	-	+++	++
Données requises pour meilleurs résultats	+	-	++
Complexité	-	++	+++

## 4.5 Conclusion du chapitre

Dans ce chapitre, nous avons comparé trois classificateurs avec plusieurs combinaisons de paramètres d'entrée afin d'évaluer l'impact de chacun sur la précision de localisation. Ils ont tous relativement bien performé, cependant, les performances des machines à vecteurs de support et les réseaux de neurones à convolution sont stables et consistantes. Et ceci est vérifié dans les deux scénarios.

# Chapitre 5

## Conclusion

---

### 5.1 Récapitulatif

Ce mémoire traite principalement de la radiolocalisation passive dans un milieu intra-immeuble. Le travail de recherche ainsi développé est motivé par le besoin de localiser un petit objet à l'aide de seuls deux antennes, une pour l'émission (Tx) et l'autre pour la réception (Rx) en exploitant la bande ISM 5.8 GHz. Le principal défi est de trouver une technique capable de localiser l'objet avec une précision de quelques décimètres, car selon nos recherches, le problème n'avait jamais été abordé ni à grande échelle, précision de quelques mètres, ni de manière passive. Aucun des systèmes passifs pour localiser des objets fonctionne avec seulement un lien RF. Quelques systèmes sont en mesure de localiser avec un seul lien RF; WBNN-Locate [67], Ding, et al. [68], Wang, et al. [69] et PinLoc [63], cependant, ils sont tous des systèmes actifs.

En premier lieu, nous avons analysé le canal afin de trouver une signature qui soit unique et constante dans le temps. Par la suite, nous avons identifié une technique d'apprentissage qui soit en mesure de bien localiser un objet dans une position ayant une nouvelle CIR en l'ayant préalablement entraîné le classificateur avec les CIR des autres positions dans la zone.

Nous avons démontré dans ce mémoire qu'à l'aide de la réponse impulsionnelle, il est possible de localiser un petit objet de façon passive dans une zone de 10cm x 10cm avec un taux de réussite de plus de 87% avec les machines à vecteurs de support (SVM) dans un milieu où l'objet est en LOS avec les antennes, et de plus 67% avec les réseaux de neurones à convolution (CNN) dans un milieu où l'objet peut être en NLOS avec les antennes. La précision de notre système dépend de plusieurs facteurs. La prochaine sous-section récapitule les facteurs sous notre contrôle.

## 5.2 Facteurs affectant les performances.

Les paramètres affectant la précision de notre système sont discutés ci-dessous :

### 5.2.1 Choix du type de fenêtrage

Étant donné que la réponse impulsionnelle est utilisée comme signature et que cette dernière est déduite de la réponse fréquentielle limitée dans le spectre de fréquences, un fenêtrage est alors appliqué à la transformée de Fourier inverse. Un fenêtrage de type Kaiser s'est avéré plus performant, car il a tendance à moins lisser le signal.

### 5.2.2 Choix des positions de test

Étant donné que nous avons créé les classes de manière arbitraire (zones de 10cm x 10cm), le choix des données d'entraînement a un impact considérable sur les performances du système. Le système a mieux performé lorsque les tests se faisaient avec les mesures centrales des zones et que l'entraînement se faisait avec les autres mesures.

### 5.2.3 Nombre de mesures par position

Dans la majorité des cas, l'entraînement du système se déroule mieux en utilisant plusieurs mesures par position que seulement une seule. Il est préférable de laisser le classificateur gérer les légères variations dans les signatures que de lui donner une moyenne des signatures, cela lui permet de mieux classer une signature légèrement bruitée.

### 5.3 Limitations dues à la stationnarité du canal :

Étant donné que notre système utilise les réponses impulsionnelles du canal qui n'est pas stationnaire, la précision est alors affectée. Cette dernière peut être complètement dégradée si la géométrie du canal change de sorte que les réponses impulsionnelles soient très différentes dans le temps. Par conséquent, l'objet à localiser doit avoir un impact similaire à celui dégagé lors de l'entraînement du système.

### 5.4 Contribution de ce travail de recherche

Ce travail de recherche se démarque des autres travaux de la littérature par les faits suivants :

1. Notre système de radiolocalisation passive offre une précision de quelques décimètres comparé aux autres systèmes qui n'atteignent pas cette précision.
2. Quelques systèmes ont utilisé l'apprentissage profond [66, 69], mais ces derniers sont limités à 4 couches de type perceptron tout en étant des systèmes actifs.

Nous sommes les premiers à utiliser un réseau de neurones à convolution que ce soit pour localiser de manière active ou passive.

3. Concernant les systèmes passifs [52, 64, 65], ils utilisent tous plusieurs points d'accès et sont adaptés à des personnes. C'est-à-dire qu'ils sont conçus pour localiser un objet de plus de 150cm tout en utilisant plusieurs liens RF. Nous sommes en mesure de localiser un objet de 5.5cm de large par 11cm de haut 85% du temps dans une marge d'erreur de 14.14cm.

## 5.5 Travaux futurs

Comme perspective de travaux futurs, nous pensons qu'il est possible d'entraîner un seul réseau de neurones à convolution à être en mesure de localiser des objets à géométrie différente. Par ailleurs, il serait aussi souhaitable d'ajouter à ce système le pouvoir localiser des objets qui se présentent pour la première fois pour les raisons suivantes :

1. Une grande quantité de matériaux affectent la réponse impulsionnelle du canal.
2. Les CNN sont en mesure de trouver par eux-mêmes des caractéristiques permettant de faire la différenciation entre les classes.
3. Les CNN performant mieux avec une base de données plus grande.

## 5.6 Publications

1. Silipar: Single Link Passive Radio Localization System Using Channel Impulse Response and Machine Learning, Soumis pour publication à **7th Annual IEEE**

**International Conference on Wireless for Space and Extreme Environments**

**(WISEE 2019)** - Ottawa.

2. Deep Learning Applied to Single Link Passive Radio Localization System, à soumettre dans un journal.

# Annexe A

## Codes MATLAB

---

### A.1 Code pour calculer la réponse impulsionnelle

```

function [tz, amph] = foncReponseImpulse(Freq,Amp,Pha,DelaisMax)
%FONCREPONSEIMPULSE Retourne la réponse Impulsionnelle du canal d'après le S21.
% Les parametres d'entrée est la réponse fréquentielle du canal(S21) et
% la limite maximale du delai à calculer
% Elle retourne en sortie l'aplitude et le temps du CIR
%
% Écrit par Amilcar Batres
% Adapté de C. Nerguizian, "Radiolocalisation en milieu minier souterrain",
% Thèse de doctorat, INRS-SEMT, 2003.

linamp = db2mag(Amp);           % Vecteur de H(f) en valeur absolue, Amp=20log10(linamp)

Nf = length(Freq);             % Nombre d'échantillons fréquentiels, Nf = 201
fstart = Freq(1);              % Fréquence du début pendant les mesures
fstop = Freq(Nf);              % Fréquence de la fin pendant les mesures
Fs = (fstop-fstart)/(Nf-1);    % Séparation fréquentielle entre 2 échantillons
Ts = 1/Fs;                     % Temps maximum dans le calcul de ifft sans chevauchement.
% Il ne faut pas que le délai maximal des trajets soit > à Ts

% préparation des données pour le passage temporel
cmp_amp = linamp.*exp(1i*Pha*pi/180);
% Conversion de |H(f)| et <H(f) en forme complexe exponentielle

%fenetre = hann(Nf);           % Définition de la fenêtre de Hann
fenetre = kaiser(Nf,0.5);      % Définition de la fenêtre de Kaiser

% fenêtrage de la fonction de transfert complexe H(f)
cmp_han=cmp_amp.*fenetre';

% Paramètres temporels pour la fonction ChirpZ
t1 = 0;                        % ChirpZ Temps de debut (ns)
t2 = DelaisMax;                % ChirpZ Temps de fin (ns) qui peut etre changé suivant le
canal

% Définition du pas d'échantillonnage temporel et application de ifft en utilisant la
fonction czt

Nt = Nf;                       % Nombre d'échantillons temporels, Nt = 801

```

```

m = Nt; % Longueur de la transformée en Z
w = exp(-1i*2*pi*(t2-t1)/(m*Ts));
% Rapport complexe entre les points du contour Z
a = exp(1i*2*pi*t1/Ts); % Point de départ du contour de Z
tz_han = (45/23)*conj((1/m)*czt(conj(cmp_han),m,w,a));
% Réponse impulsionnelle complexe h(t)
% (45/23) est une constante due au fenêtrage de Hann
tz = (((0:length(tz_han)-1)*(t2-t1)/length(tz_han)) + t1)';
% Délais des trajets multiples (allant de t1 à t2)
amph=abs(tz_han); % Amplitude de la réponse impulsionnelle |h(t)|

end

```

## A.2 Code pour entraîner et tester les algorithmes de jumelage

```

% Ce programme permet d'entraîner tous les classificateurs utilisés et de le
% tester avec les données de test afin de générer les données à analyser.
%
% Écrit par Amilcar Batres

clear;
clc;

% 1 pour mesures du projet de mémoire
% 2 pour nouvelles mesures
scenario = 2;

posCentrale = 1; % tester avec la position centrale

moyennes = 1 ; % Si plusieurs mesures prendre la moyenne

typeDeFenetre = 2; % 1 Hann - 2 Kaiser

techniqueApprentissage = 2; % 1 = SVM, 2 = Apprentissage profond 3 = Naive Bayes

% paramètres pour apprentissage profond
largeurConv = 1;

nomFichier = '';

if(scenario==1)
    nomFichier = strcat(nomFichier,'Scenario1_');
    numEpoques = 30;
else
    if(moyennes==1)
        nomFichier = strcat(nomFichier,'Scenario2_Moy_');
    else
        nomFichier = strcat(nomFichier,'Scenario2_Tout_');
    end
    numEpoques = 25;
end
end

```



```

if(typeDeFenetre==1)
    nomFichier = strcat(nomFichier,'Hann_');
    numConvLayers = 3;
else
    nomFichier = strcat(nomFichier,'Kaiser_');
    numConvLayers = 2;
end

if(techniqueApprentissage==1)
    nomFichier = strcat(nomFichier,'SVM_');
elseif(techniqueApprentissage==2)
    if(numConvLayers == 2)
        nomFichier = strcat(nomFichier,'DL_2Conv_');
    else
        nomFichier = strcat(nomFichier,'DL_3Conv_');
    end
    if(largeurConv == 1)
        nomFichier = strcat(nomFichier,'1L_');
    else
        nomFichier = strcat(nomFichier,'2L_');
    end
else
    nomFichier = strcat(nomFichier,'CNB_');
end

if(posCentrale==1)
    nomFichier = strcat(nomFichier,'centre.mat');
else
    nomFichier = strcat(nomFichier,'mixte.mat');
end

nbPasses = 100;

% si on prend une position aléatoire, faire plusieurs itérations afin de
% trouver le meilleur réseau, car à chaque itération c'est différent et
% chaque passe à des données d'entraînement différentes aussi
if (posCentrale == 1)
    nbIter =1;
else
    nbIter =10;
end

% Chargement des signatures

if (scenario==1)
    % mesures dans le local où pas de LOS entre les antennes
    if(typeDeFenetre == 1)
        load('mesures_CIR_nuit_hann.mat'); % 48 pos
    else
        load('mesures_CIR_nuit_kaiser.mat');
    end

    load('classification1-48.mat');
    Y = Ytrain;
elseif(scenario==2)
    % mesures dans la salle de conf avec NLOS entre antennes et pas LOS

```

```

% avec l'objet à localiser
if(typeDeFenetre == 1)
    load('mesures_CIR_hann.mat');
else
    load('mesures_CIR_kaiser.mat');
end

load('positions88.mat');
else
    load('mesures_PDP_nuit_Kaiser.mat')
    load('classification1-48.mat');
    Y = Ytrain;
end

numZones = numel(unique(Y));

% boucler sur le nombre de passes souhaitées pour les statistiques
for k = 1:nbPasses

    BestError = 1;
    BestAccuracy = 0;

    if(moyennes == 1) && (scenario == 2)
        % Moyennes des mesures valide seulement pour salle de conf car 4
        % mesures par position, dans le local une seule mesure par position

        n = 1;
        Ytrain = [];
        for i=1:4:size(donneesImpulsions,1)
            Xtrain(n,:) = mean(donneesImpulsions(i:i+3,:),1);
            Ytrain(n,:) = mean(Y(i:i+3),1);
            n = n+1;
        end

        Ytest = [];

        n = 1;
        for i=1:3:size(donneesImpulsionsTest,1)
            Xtest(n,:) = mean(donneesImpulsionsTest(i:i+2,:),1);
            n = n+1;
        end

        % remplacer les données de tests par quelques-unes d'entrainement
        % car les données qu'y figurent sont erronées

        [numRows numCols] = size(Xtrain);

        idxTest = 1:5:numRows; % 5 positions différentes
        if(posCentrale == 1)
            idxTest = idxTest + 4;
        else
            idxTest = idxTest + randi([0 4],1,numel(idxTest));
        end

        Xtest = Xtrain(idxTest,:);
        Ytest = Ytrain(idxTest,:);
        Xtrain(idxTest,:) = [];
    end
end

```

```

Ytrain(idxTest,:) = [];

% fin du remplacement

elseif(scenario == 1 || scenario == 2)
    Xtrain = donneesImpulsions;
    Xtest = donneesImpulsionsTest;
    Ytrain = Y;

% début du remplacement données de test
Xtest = [];
Ytest = [];

numRows = length(Xtrain(:,1));
if(scenario==1)
    idx = 1:9:numRows; % indices du début de la 1ere position parmi les 9

    if(posCentrale == 1)
        saut = 8;
    else
        saut = randi([0 8],1,numel(idx));
    end

    idx = idx+ saut;
else
    idx = 1:20:numRows; % indices du début de la 1ere position
    if(posCentrale == 1)
        saut = 16;
    else
        saut = 4.*randi([0 4],1,numel(idx));
    end

    idx = idx + saut;
end

idxTest = []; % vecteur pour tous les indices de mesures de la dernière
position

if(scenario==1)
    idxTest = idx;
else
    for i = idx
        idxTest = [idxTest i:(i+3)];
    end
end

Xtest = Xtrain(idxTest,:);
Ytest = Ytrain(idxTest,:);
Xtrain(idxTest,:) = [];
Ytrain(idxTest,:) = [];

% fin du remplacement

else
    % différents objets

```

```

Xtrain = donneesImpulsions;
Ytrain = Y;

numRows = length(Xtrain(:,1));
idx = 1:9:numRows; % indices du début de la 1ere position parmi les 9

if(posCentrale == 1)
    saut = 8;
else
    saut = randi([0 8],1,numel(idx));
end

idx = idx+ saut;

Xtest = Xtrain(idx,:);
Ytest = Ytrain(idx,:);
Xtrain(idx,:) = [];
Ytrain(idx,:) = [];

end

Data = [Xtrain Ytrain];

switch techniqueApprentissage
case 1
    % SVM
    for j = 1:nbIter

        % Utiliser le bon classificateur car le nb de classes
        % varie dans chaque scénario
        if(scenario==1)
            [trainedClassif, validationAccuracy] = trainSVMClassif2(Data);
        else
            [trainedClassif, validationAccuracy] = trainSVMClassif(Data);
        end

        percentErrors = loss(trainedClassif.ClassificationSVM,Xtest,Ytest)

        if (percentErrors < BestError)
            BestError = percentErrors;
            BestSVM = trainedClassif;
        end
    end
    yfit = BestSVM.predictFcn(Xtest);

case 2
    % Apprentissage profond

    % Création des spectrogrammes afin d'avoir des données 2D
    for i = 1:length(Xtrain(:,1))
        if(typeDeFenetre == 1)
            s = spectrogram(Xtrain(i,:),hann(128),120,128,'yaxis');
        else
            s = spectrogram(Xtrain(i,:),kaiser(128,18),120,128,'yaxis');
        end
        TrainData(:,:,i) = abs(s);
    end
end

```

```

for i = 1:length(Xtest(:,1))
    if(typeDeFenetre == 1)
        s = spectrogram(Xtest(i,:),hann(128),120,128,'yaxis');
    else
        s = spectrogram(Xtest(i,:),kaiser(128,18),120,128,'yaxis');
    end
    TestData(:,:,i) = abs(s);
end

Ytrain = categorical(Ytrain);
Ytest = categorical(Ytest);

if(numConvLayers==2)
    layers = [
        imageInputLayer([65 85])

        convolution2dLayer(3,8*largeurConv,'Padding','same')
        batchNormalizationLayer
        reluLayer

        maxPooling2dLayer(2,'Stride',2)

        convolution2dLayer(3,16*largeurConv,'Padding','same')
        batchNormalizationLayer
        reluLayer

        fullyConnectedLayer(numZones)
        softmaxLayer
        classificationLayer];
else
    layers = [
        imageInputLayer([65 85])

        convolution2dLayer(3,8*largeurConv,'Padding','same')
        batchNormalizationLayer
        reluLayer

        maxPooling2dLayer(2,'Stride',2)

        convolution2dLayer(3,16*largeurConv,'Padding','same')
        batchNormalizationLayer
        reluLayer

        % une convolution supplémentaire est requise avec Hann pour
        % avoir de meilleurs résultats
        maxPooling2dLayer(2,'Stride',2)

        convolution2dLayer(3,32*largeurConv,'Padding','same')
        batchNormalizationLayer
        reluLayer

        fullyConnectedLayer(numZones)
        softmaxLayer
        classificationLayer];
end

options = trainingOptions('sgdm', ...
    'InitialLearnRate',0.01, ...

```

```

        'MaxEpochs', numEpoches, ...
        'Shuffle', 'every-epoch', ...
        'ValidationData', { TestData, Ytest }, ...
        'ValidationFrequency', 10, ...
        'Verbose', false, ...
        'Plots', 'none');

% trouver le meilleur réseau
for j = 1:nbIter
    net = trainNetwork(TrainData, Ytrain, layers, options);

    YPred = classify(net, TestData);

    yfit = str2double(cellstr(YPred));

    accuracy = sum(YPred == Ytest)/numel(Ytest)

    if (accuracy > BestAccuracy)
        BestAccuracy = accuracy;
        BestNet = net;
        BestFit = yfit;
    end
end

yfit = BestFit;
Ytest = str2double(cellstr(Ytest));

BestError = 1 - BestAccuracy;

case 3
    % Naive Bayes
    for j = 1:1
        Mdl1 = fitcnb(Xtrain, Ytrain);
        percentErrors = loss(Mdl1, Xtest, Ytest)

        if (percentErrors < BestError)
            BestError = percentErrors;
            BestCNB = Mdl1;
        end
    end

    yfit = predict(Mdl1, Xtest);
end

% sauvegarder les valeurs prédites
Analyse1(:,k) = yfit;

% calcul de la distance d'erreur

posPred = Class2pos(yfit,:);

E2 = posPred - (Class2pos(Ytest,:));
DistErr = sqrt(sum(E2.^2,2));

% sauvegarder l'erreur de localisation
Analyse2(:,k) = DistErr;
end

```

```
% enregistrer les résultats pour les analyser plus tard
save(nomFichier,'Analyse1','Analyse2','Ytest')
```

### A.3 Code pour communiquer avec le FieldFox

```
function [myBinStimulusData, MagData, PhaseData, Error] =
getS21fromFieldFox(nbPoints,fileName)
%GETS21FROMFIELDFOX Cette fonction retourne les paramètres S21 Mag/Pha à
% l'aide d'une connexion avec le FieldFox et garde une copie dans le
% stockage du FieldFox. Elle créé deux traces, une pour l'amplitude et
% l'autre pour la phase.
%
% Entrées:  nbPoints: points du balayage 801
%          filename: nom du fichier où les mesures seront stockées
% Sorties: myBinStimulusData: Liste des fréquences balayées
%          MagData: Amplitudes de chacune des fréquences
%          PhaseData: Phase de chacune des fréquences
%          Error: Résultat de la commande 0 - pas d'erreur
%                               1 - une erreur est arrivée
% Écrit par Amilcar Batres à partir de l'exemple de Keysight

Error = 0;

% Instantiate connection to Keysight FieldFox via LAN as Socket at Port 5025
% Alter the TCP/IP address to match your targeted FieldFox IP address.
fieldFox = tcpip('192.168.0.100',5025);
%Set input and output buffer default sizes
set(fieldFox, 'InputBufferSize', 8096);
set(fieldFox, 'OutputBufferSize', 8069);
% Default binary data read is BigEndian resulting in corrupt data.
% Modify return of binary data from default BigEndian to LittleEndian
% via MathWorks SET command
set(fieldFox,'ByteOrder', 'littleEndian','Timeout',300);
% Open session to fieldFox at address / port as noted above.
fopen(fieldFox);
% 'Hello World' equivalent, i.e. Identification Query String
fprintf(fieldFox,'*IDN?\n');
myId = fscanf(fieldFox,'%c')
% Clear the status registers and all potential error indications within the
% error queue prior to starting applications. Also, check the error queue via
% 'SYST:ERR?' error query and ensure the error indication is '0, "No Error".
fprintf(fieldFox,'*CLS\n');
fprintf(fieldFox,'SYST:ERR?\n');
initErrCheck = fscanf(fieldFox,'%c')
% Preset all modes to User settings
fprintf(fieldFox,'SYST:UPR\n');
% Utiliser la calibration
fprintf(fieldFox,'SENS:CORR 1\n');

% Set Instrument and various other important items
% Instrument mode to Network Analyzer
fprintf(fieldFox,'INST:SEL ''NA''');
% Trigger mode to continuous off
fprintf(fieldFox,'INIT:CONT 0\n');
```

```

% Set start and stop frequencies. DUT is a wideband 177MHz bandpass filter (BPF).
fprintf(fieldFox,'FREQ:STAR 5100E6;STOP 5800E6\n');
% Set number of trace points
fprintf(fieldFox,'SWE:POIN %i\n',nbPoints);
% Set averaging to off
fprintf(fieldFox,'AVER:CLE\n');
% Set averaging to 3 sweeps
fprintf(fieldFox,'AVER:COUNt 3\n')

% Sets and returns the number of traces on the screen (2).
fprintf(fieldFox,'CALC:PAR:COUN 2\n');
% Trace 1 to measurement of S21 and select that measurement as active
fprintf(fieldFox,'CALC:PAR1:DEF S21;SEL\n');
fprintf(fieldFox,'CALC:SMO:APER 1\n');

% Hold off for operation complete to ensure settings
fprintf(fieldFox,'*OPC?\n')
done = fscanf(fieldFox,'%1d');

% Trigger three sweeps with hold off via *OPC? Operation Complete Query.
% For long sweeps times there may be a TCPIP hold off or time out setting that
% must be increased.
fprintf(fieldFox,'INIT;*OPC?\n');
trigComplete = fscanf(fieldFox,'%1d');

fprintf(fieldFox,'INIT;*OPC?\n');
trigComplete = fscanf(fieldFox,'%1d');

fprintf(fieldFox,'INIT;*OPC?\n');
trigComplete = fscanf(fieldFox,'%1d');

%Query FORMATTED data from fieldFox
% Set data format to real-32 bin block transfer
fprintf(fieldFox, 'FORM:DATA REAL,32\n');
fprintf(fieldFox,'CALC:DATA:FDATA?\n');
MagData = binblockread(fieldFox,'float');
% There will be a line feed not read, i.e. hanging. Read it to clear buffer.
% If you do not read the hanging line feed a -410, "Query Interrupted
% Error" will occur
hangLineFeed = fread(fieldFox,1);

%Query of x-axis stimulus
% Set data format to real-64 bin block transfer. Real 64 bit to ensure
% Hz resolution in GHz capable analyzers.
fprintf(fieldFox, 'FORM:DATA REAL,64\n');
fprintf(fieldFox,'SENS:FREQ:DATA?\n');
myBinStimulusData = binblockread(fieldFox,'double');
% There will be a line feed not read, i.e. hanging. Read it to clear buffer.
hangLineFeed = fread(fieldFox,1);
% Within the MatLab GUI display data and stimulus numbers and plot same
display myBinData
display myBinStimulusData

% MatLab plot related commands and efforts:

% Convert FieldFox returned frequency data to units of MHz
myStimulusDataMHz = myBinStimulusData/1E6;

```



```

%%%% Obtenir la 2eme trace %%%

% Set Instrument and various other important items
% Instrument mode to Network Analyzer
fprintf(fieldFox,'INST:SEL ''NA''')
% Trigger mode to continuous off
fprintf(fieldFox,'INIT:CONT 0\n')
% Set start and stop frequencies. DUT is a wideband 177MHz bandpass filter (BPF).
fprintf(fieldFox,'FREQ:STAR 5100E6;STOP 5800E6\n')
% Set number of trace points
fprintf(fieldFox,'SWE:POIN %i\n',nbPoints);
% Set averaging to off
fprintf(fieldFox,'AVER:CLE\n');
% Trace 2 to measurement of S21 and select that measurement as active
fprintf(fieldFox,'CALC:PAR2:DEF S21;SEL\n');
fprintf(fieldFox,'CALC:SMO:APER 1\n');

%Query FORMATTED data from fieldFox
% Set data format to real-32 bin block transfer
fprintf(fieldFox, 'FORM:DATA REAL,32\n');
fprintf(fieldFox,'CALC:DATA:FDATA?\n');
PhaseData = binblockread(fieldFox,'float');

% There will be a line feed not read, i.e. hanging. Read it to clear buffer.
% If you do not read the hanging line feed a -410, "Query Interrupted
% Error" will occur
hangLineFeed = fread(fieldFox,1);

% Within the MatLab GUI display data and stimulus numbers and plot same
display myBinData2
display myBinStimulusData

% MatLab plot related commands and efforts:

% Convert FieldFox returned frequency data to units of MHz
myStimulusDataMHz = myBinStimulusData/1E6;

%%%% fin de la 2e trace %%%

fprintf(fieldFox, 'MMEM:STOR:SNP "[USBDISK]:\\mesures FieldFox\\%s.s1p"\n', fileName);

% Check Error Queue. A "*CLS" was asserted at the beginning of the
% application. This will clear the entire error queue. Upon completion of
% the application the error queue is queried a final time. If the
% application is written correctly and there are no hardware failures the
% final error query check via 'SYST:ERR?' should return '0, "No Error" else
% the application is in error.
fprintf(fieldFox, 'SYST:ERR?')
finalErrCheck = fscanf(fieldFox, '%c')

% Vérifier si une erreur s'est produite et informer l'utilisateur
if(strncmpi(finalErrCheck(1), '0',1) == 0)
    Error = 1;
end
%Close session to instrument prior to completion
fclose(fieldFox);
end

```

## Annexe B

### Résultats détaillés

Afin de comparer l'impact de la technique ou du classificateur sur l'efficacité du système, plusieurs statistiques sur la précision ont été calculées pour tous les cas, même ceux qui donnent le même résultat à chaque itération. Les statistiques en question sont : moyenne, médiane, maximum, minimum, variance. Leur calcul est fait avec le taux de bon classement. Une dernière statistique est calculée seulement pour le cas moyen. C'est la marge d'erreur qui englobe 75% des mesures. Plus cette marge est moindre, mieux est le système. Qui a été choisie pour la raison que nous sommes prêts à accepter des erreurs de localisation, car si le mauvais positionnement n'est pas loin, il peut être considéré comme acceptable.

Nous avons généré les graphiques qui nous permettent de voir le taux d'erreur par zone, l'erreur moyenne de chacune d'elles, la matrice de confusion afin de voir si le système arrive à bien classifier et où sont commises les erreurs. Le dernier graphique est la distribution cumulative des erreurs. Le meilleur et le pire cas y sont présentés, ainsi que le cas moyen.

#### B.1 Scénario 1 – Salle d'étude

Les résultats dans la salle d'étude sont obtenus sur neuf positions différentes par zone avec un total de 48 zones. Les numéros des classes ont été attribués du bas vers le haut à partir de la droite vers la gauche.

#### B.1.1 Classificateur naïf de Bayes

##### B.1.1.1 Position centrale – Hann

Tableau B.1 - Statistiques - Scénario 1 - CNB - Centre - Hann

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
64.583	64.583	64.583	64.583	0	10

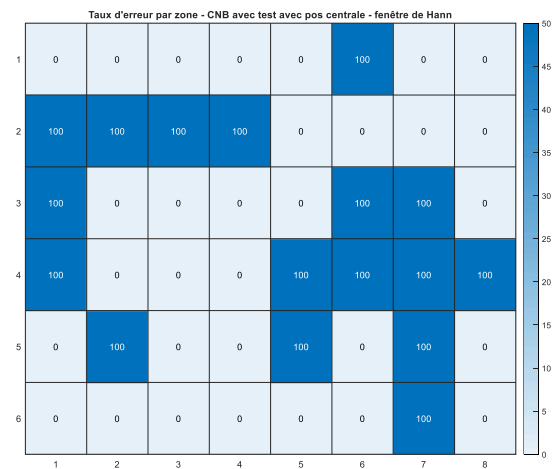


Figure B.1 - Taux d'erreur par zone - Scénario 1 - CNB - Centre - Hann



Figure B.2 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 1 - CNB - Centre - Hann

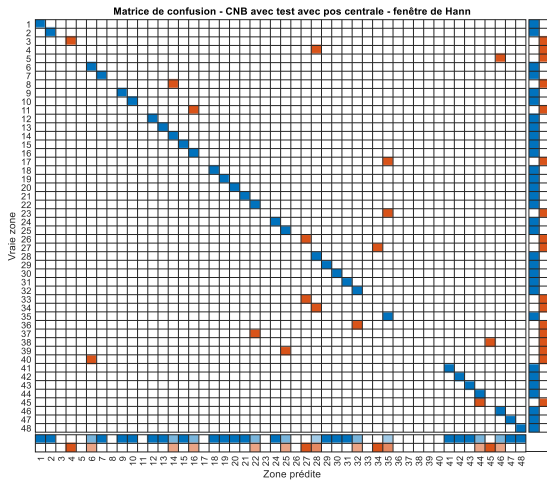


Figure B.3 - Matrice de confusion - Scénario 1 - CNB - Centre – Hann

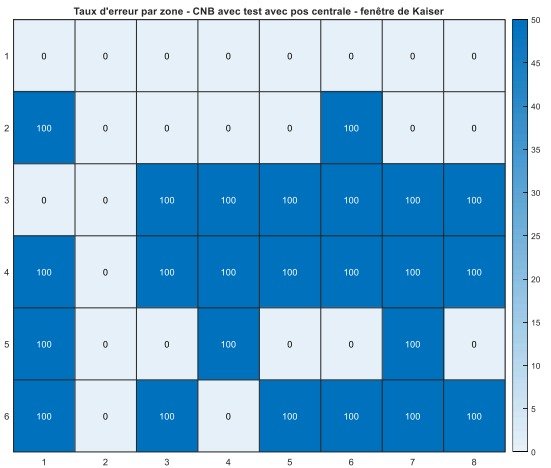


Figure B.5 - Taux d'erreur par zone - Scénario 1 - CNB - Centre - Kaiser

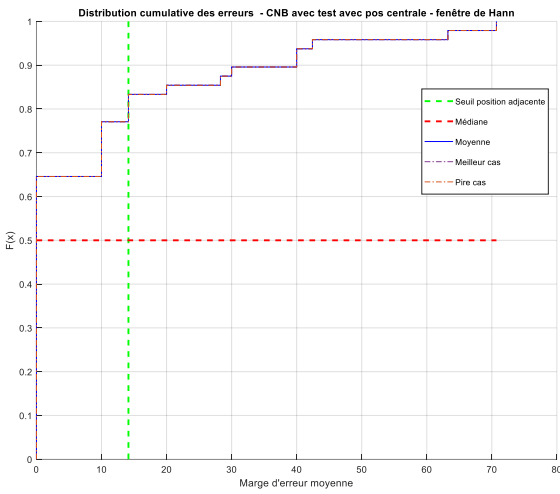


Figure B.4 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 1 - CNB - Centre - Hann

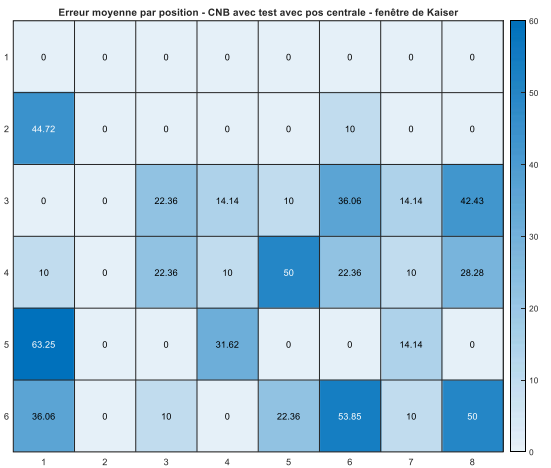


Figure B.6 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 1 - CNB - Centre - Kaiser

B.1.1.2 Position centrale – Kaiser

Tableau B.2 - Statistiques - Scénario 1 - CNB - Centre - Kaiser

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
50	50	50	50	0	22.361

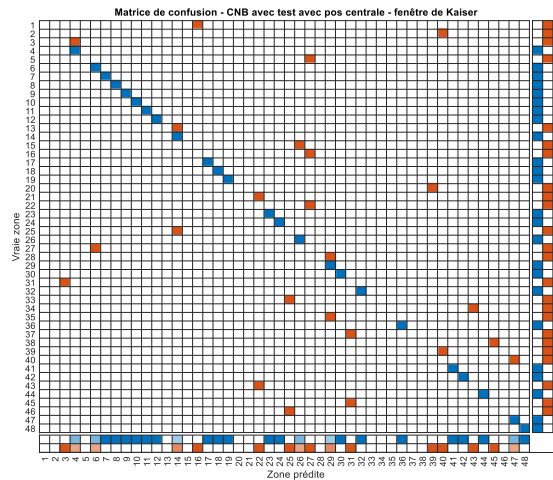


Figure B.7 - Matrice de confusion - Scénario 1 - CNB - Centre - Kaiser

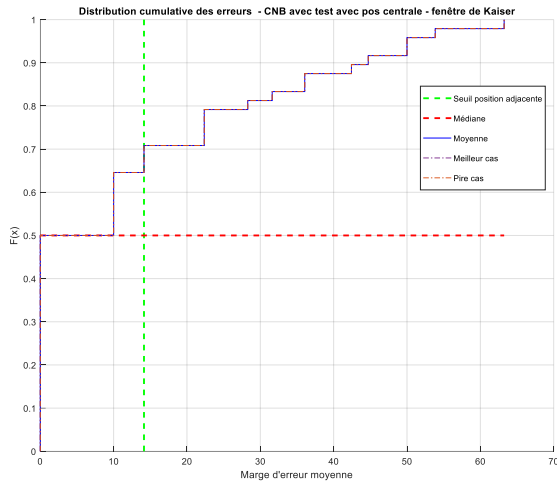


Figure B.8 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 1 - CNB - Centre - Kaiser



Figure B.10 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 1 - CNB - Aléatoire - Hann

B.1.1.3 Position aléatoire – Hann

Tableau B.3 - Statistiques - Scénario 1 - CNB - Aléatoire - Hann

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
46.417	45.833	58.333	31.25	38.061	20

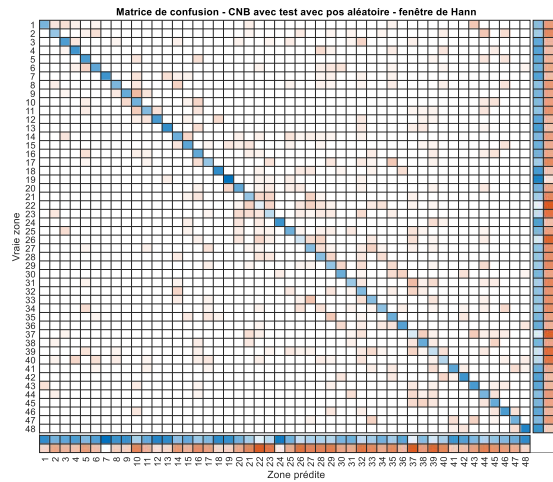


Figure B.11 - Matrice de confusion - Scénario 1 - CNB - Aléatoire - Hann

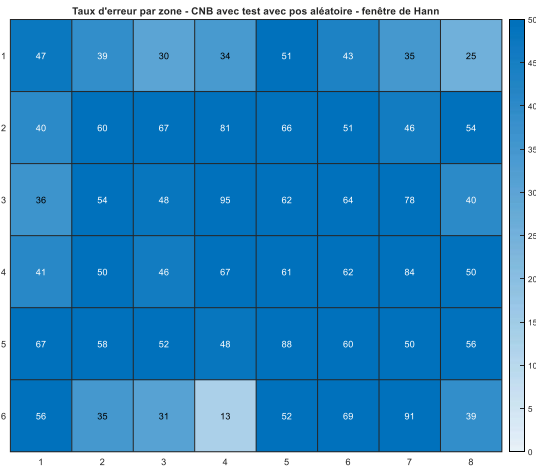


Figure B.9 - Taux d'erreur par zone - Scénario 1 - CNB - Aléatoire - Hann

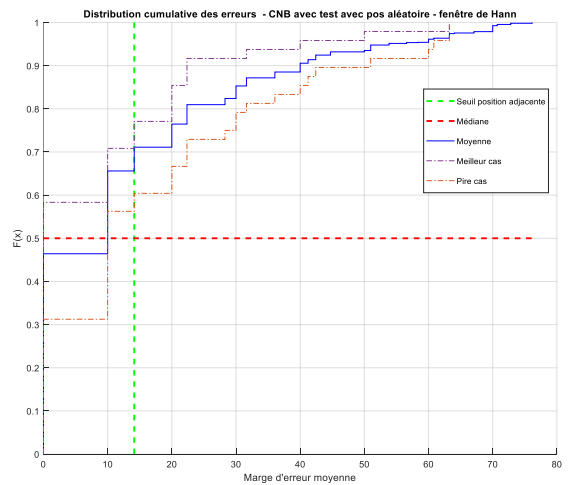


Figure B.12 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 1 - CNB - Aléatoire - Hann

B.1.1.4 Position Aléatoire – Kaiser

Tableau B.4 - Statistiques - Scénario 1 - CNB - Aléatoire - Kaiser

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
42.458	43.75	62.5	25	38.649	22.361

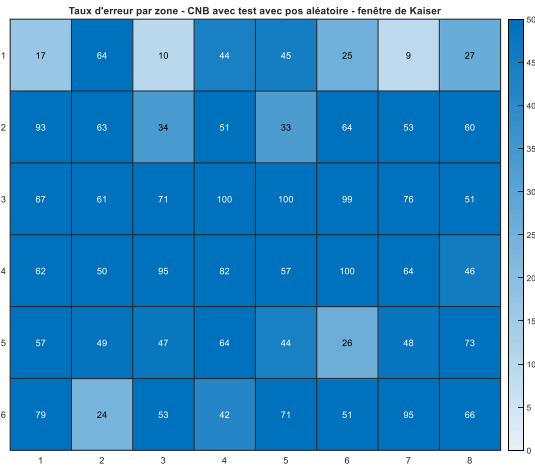
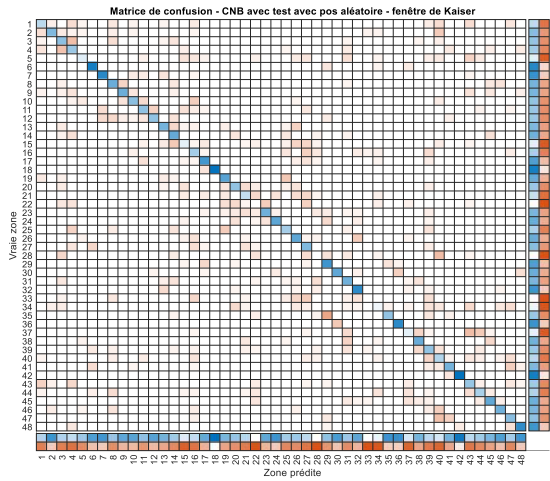


Figure B.13 - Taux d'erreur par zone - Scénario 1 - CNB - Aléatoire - Kaiser

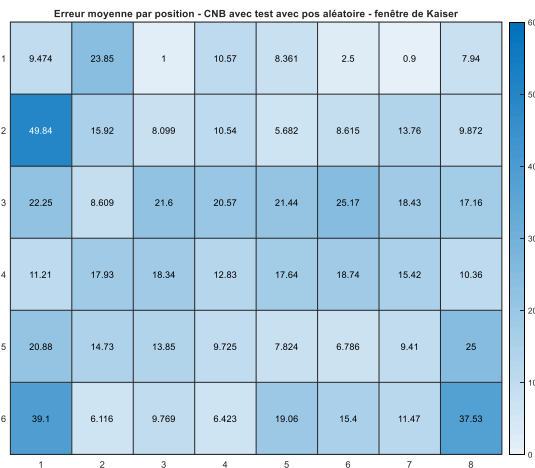


Figure B.14 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 1 - CNB - Aléatoire - Kaiser

Figure B.15 - Matrice de confusion - Scénario 1 - CNB - Aléatoire - Kaiser

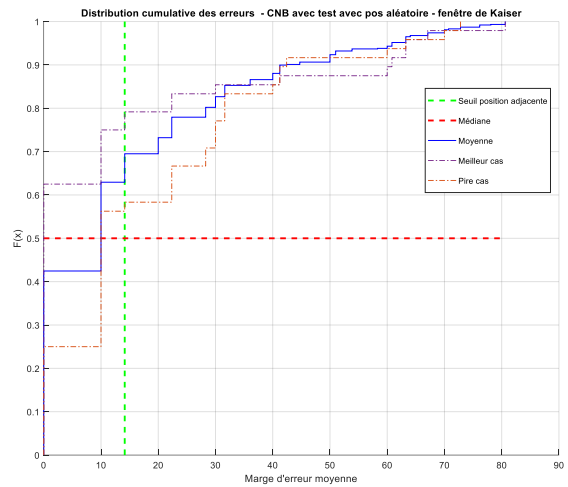


Figure B.16 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 1 - CNB - Aléatoire - Kaiser

B.1.2 Machines à vecteurs de support

B.1.2.1 Position centrale – Hann

Tableau B.5 - Statistiques - Scénario 1 - SVM - Centre - Hann

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
78.187	78.125	81.25	75	3.6349	0

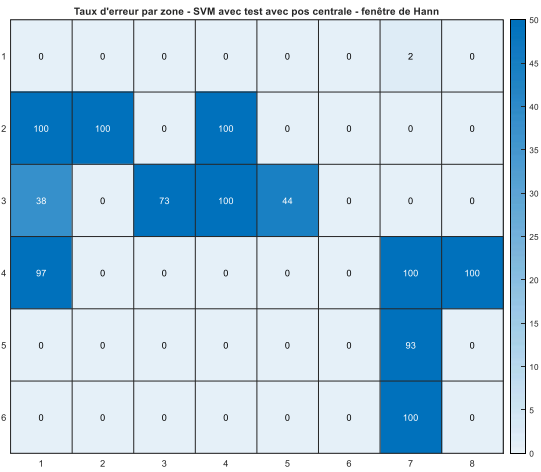


Figure B.17 - Taux d'erreur par zone - Scénario 1 - SVM - Centre - Hann

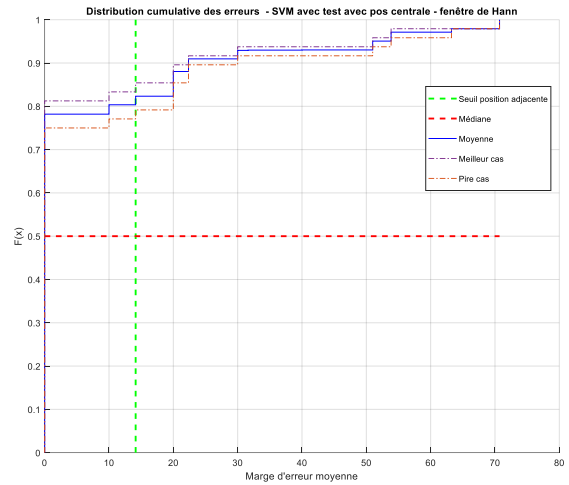


Figure B.20 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 1 - SVM - Centre - Hann

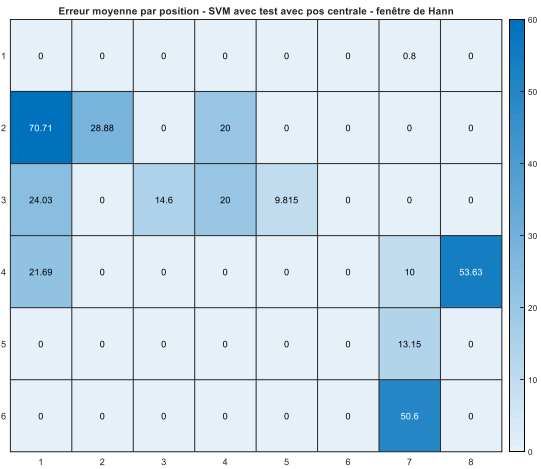


Figure B.18 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 1 - SVM - Centre - Hann

### B.1.2.2 Position centrale – Kaiser

Tableau B.6 - Statistiques - Scénario 1 - SVM - Centre - Kaiser

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
83.562	83.333	87.5	81.25	1.8321	0

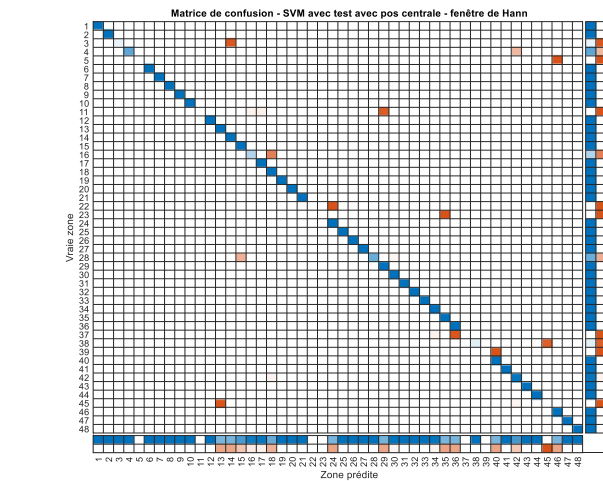


Figure B.19 - Matrice de confusion - Scénario 1 - SVM - Centre - Hann

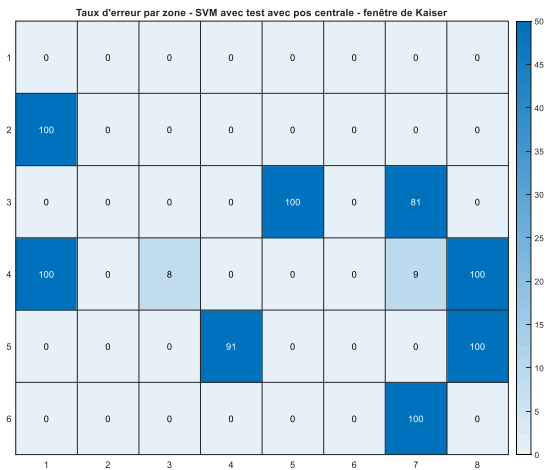


Figure B.21 - Taux d'erreur par zone - Scénario 1 - SVM - Centre - Kaiser

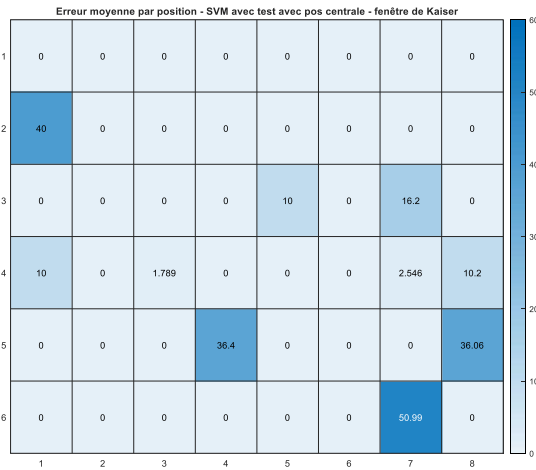


Figure B.22 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 1 - SVM - Centre - Kaiser

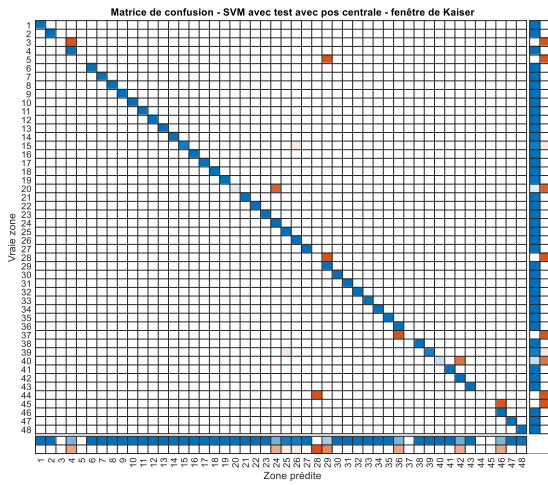


Figure B.23 - Matrice de confusion - Scénario 1 - SVM - Centre - Kaiser

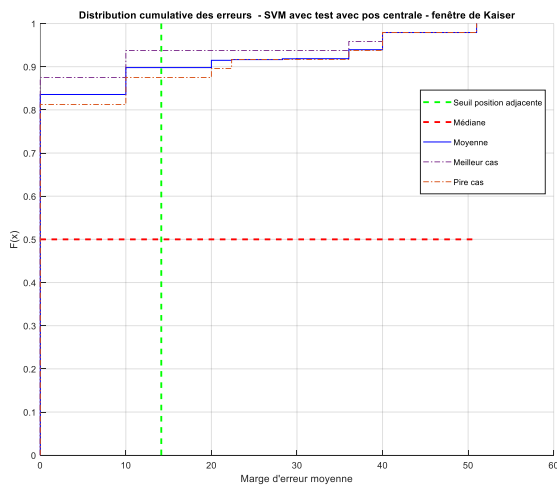


Figure B.24 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 1 - SVM - Centre - Kaiser

B.1.2.3 Position aléatoire – Hann

Tableau B.7 - Statistiques - Scénario 1 - SVM - Aléatoire - Hann

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
60.875	60.417	77.083	41.667	39.771	14.142



Figure B.25 - Taux d'erreur par zone - Scénario 1 - SVM - Aléatoire - Hann

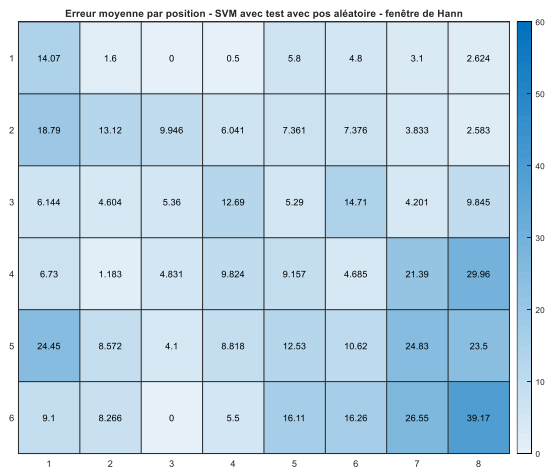


Figure B.26 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 1 - SVM - Aléatoire - Hann

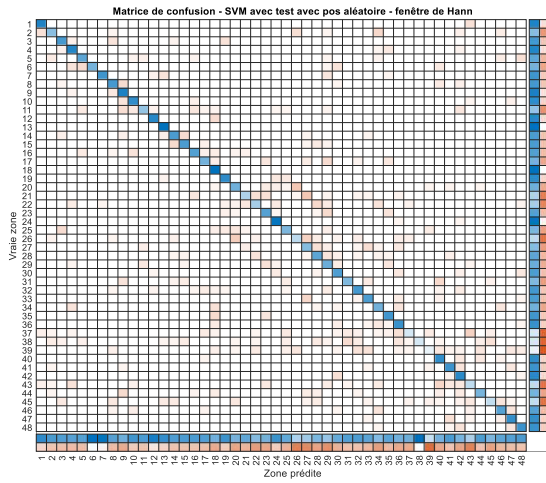


Figure B.27 - Matrice de confusion - Scénario 1 - SVM - Aléatoire - Hann

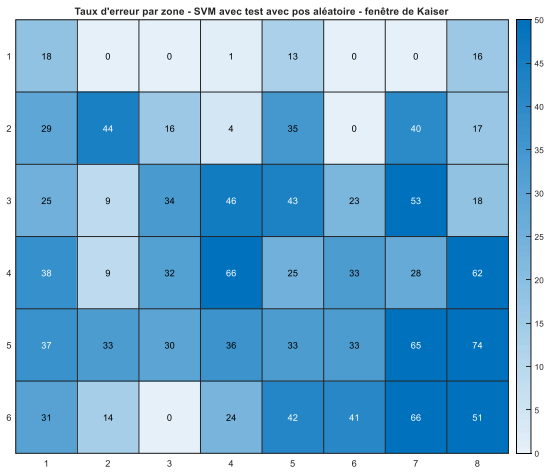


Figure B.29 - Taux d'erreur par zone - Scénario 1 - SVM - Aléatoire - Kaiser

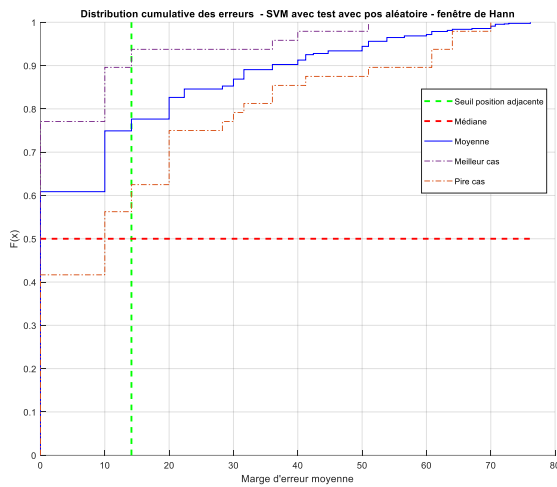


Figure B.28 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 1 - SVM - Aléatoire - Hann

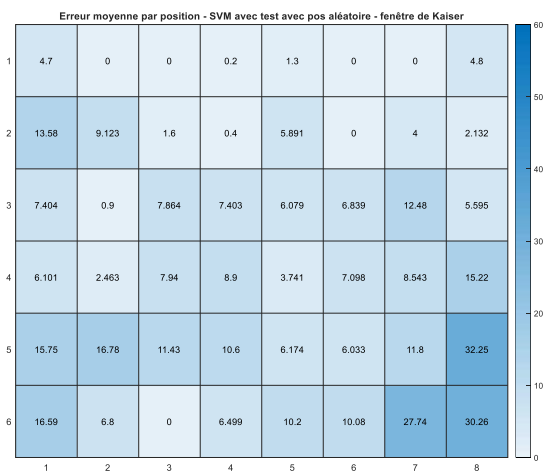


Figure B.30 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 1 - SVM - Aléatoire - Kaiser

B.1.2.4 Position Aléatoire – Kaiser

Tableau B.8 - Statistiques - Scénario 1 - SVM - Aléatoire - Kaiser

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
71.104	70.833	83.333	58.333	27.414	10

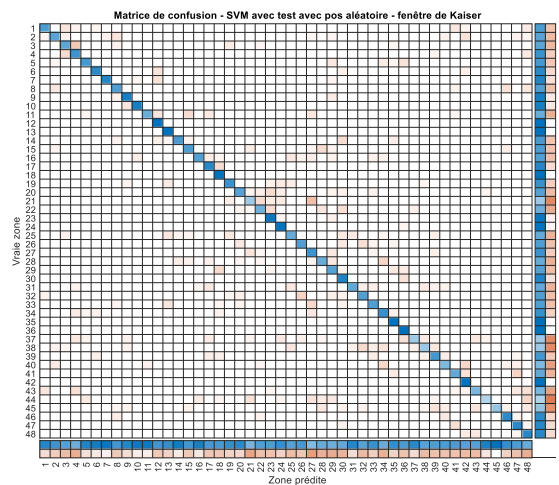


Figure B.31 - Matrice de confusion - Scénario 1 - SVM - Aléatoire - Kaiser



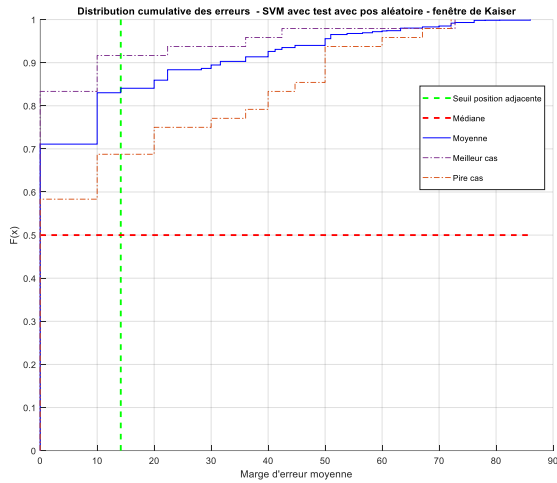


Figure B.32 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 1 - SVM - Aléatoire - Kaiser



Figure B.34 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 1 - Conv - Centre - Hann

## B.1.3 Apprentissage profond – Réseau à convolutions

### B.1.3.1 Position centrale – Hann

Tableau B.9 - Statistiques - Scénario 1 - Conv - Centre - Hann

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
54.583	54.167	66.667	43.75	21.131	22.361

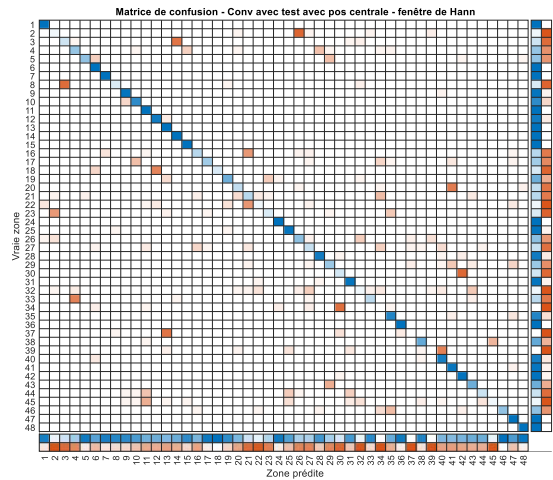


Figure B.35 - Matrice de confusion - Scénario 1 - Conv - Centre - Hann

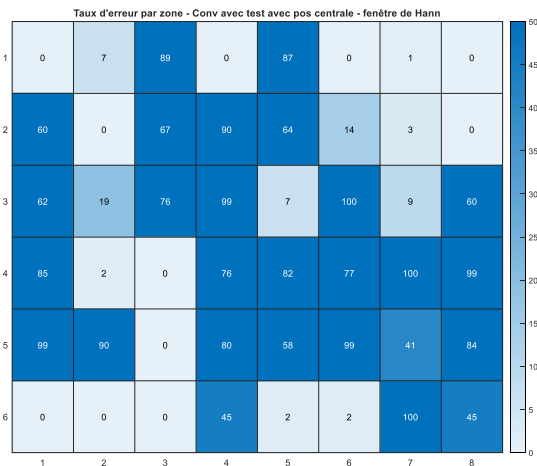


Figure B.33 - Taux d'erreur par zone - Scénario 1 - Conv - Centre - Hann

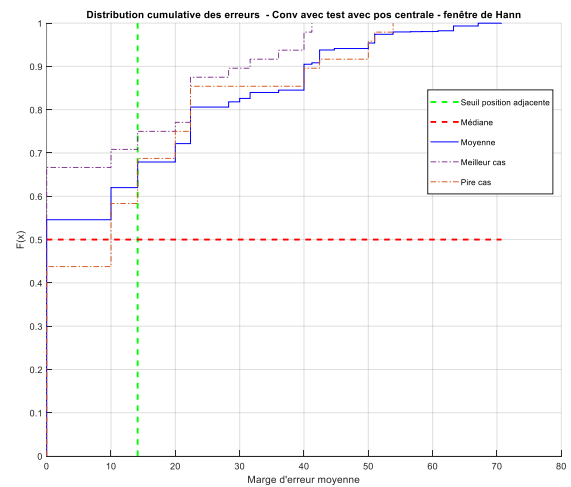


Figure B.36 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 1 - Conv - Centre - Hann

B.1.3.2 Position centrale – Kaiser

Tableau B.10 - Statistiques - Scénario 1 - Conv - Centre - Kaiser

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
72.021	72.917	81.25	62.5	17.997	10

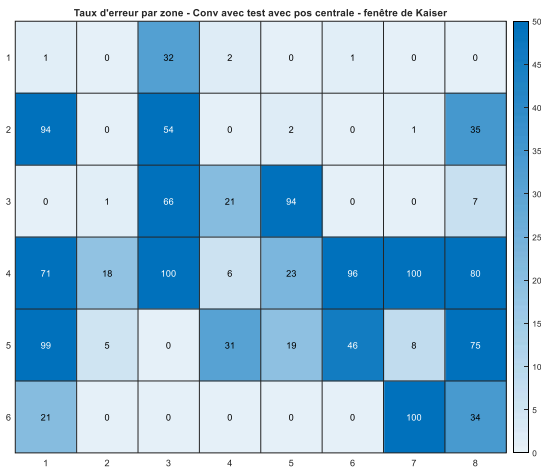


Figure B.37 - Taux d'erreur par zone - Scénario 1 - Conv - Centre - Kaiser

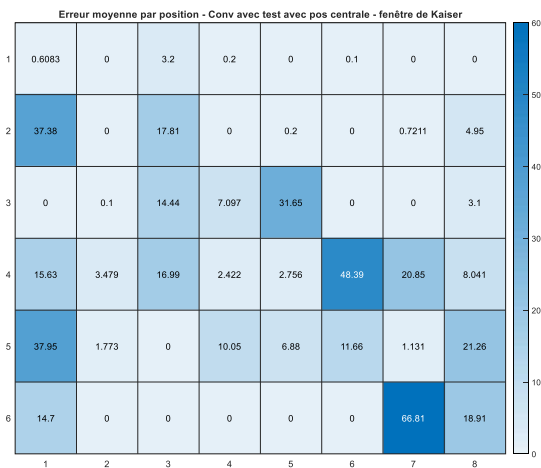


Figure B.38 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 1 - Conv - Centre - Kaiser

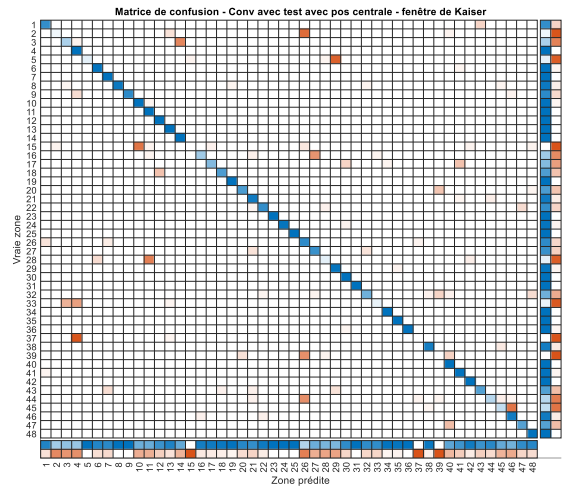


Figure B.39 - Matrice de confusion - Scénario 1 - Conv - Centre - Kaiser

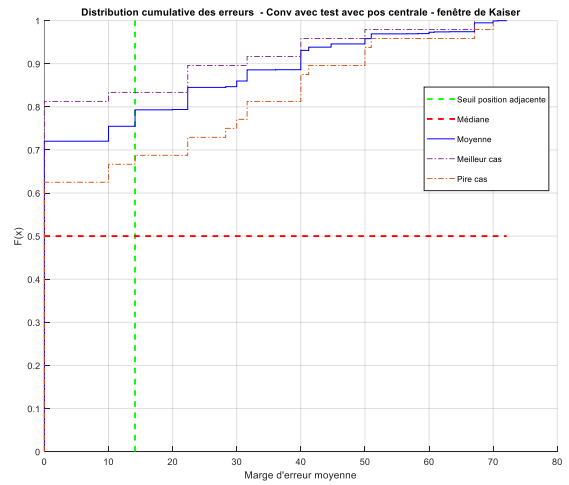


Figure B.40 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 1 - Conv - Centre - Kaiser

B.1.3.3 Position aléatoire – Hann

Tableau B.11 - Statistiques - Scénario 1 - Conv - Aléatoire - Hann

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
44.375	43.75	60.417	33.333	26.261	22.361

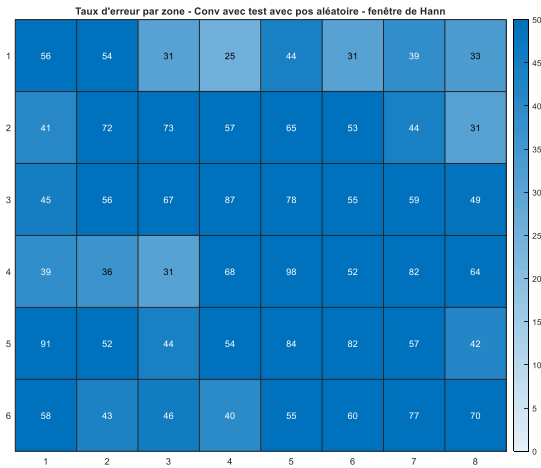


Figure B.41 - Taux d'erreur par zone - Scénario 1 - Conv - Aléatoire - Hann

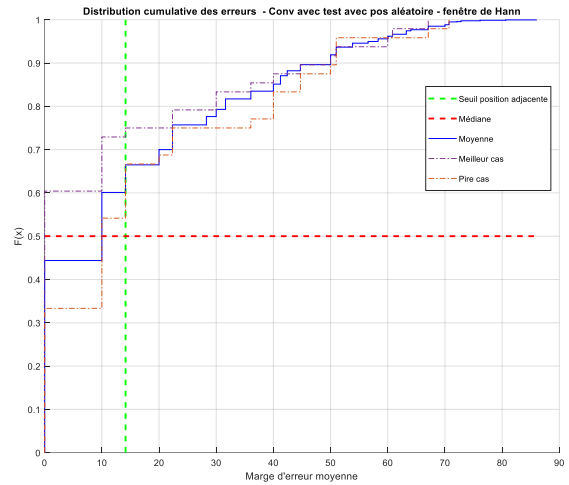


Figure B.44 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 1 - Conv - Aléatoire - Hann

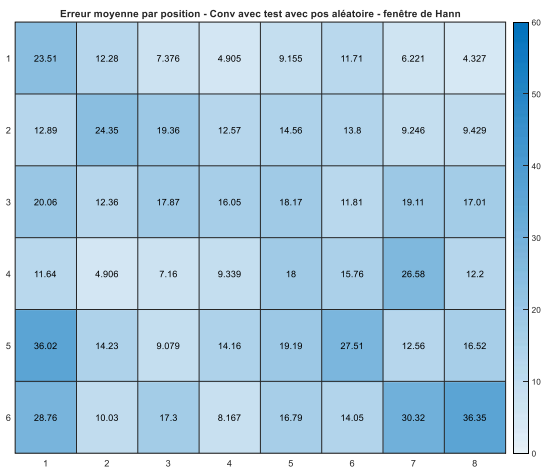


Figure B.42 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 1 - Conv - Aléatoire - Hann

B.1.3.4 Position Aléatoire – Kaiser

Tableau B.12 - Statistiques - Scénario 1 - Conv - Aléatoire - Kaiser

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
49.354	48.958	64.583	35.417	36.888	22.361

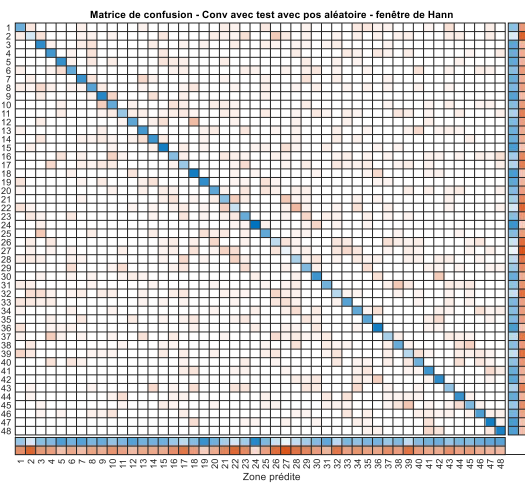


Figure B.43 - Matrice de confusion - Scénario 1 - Conv - Aléatoire - Hann

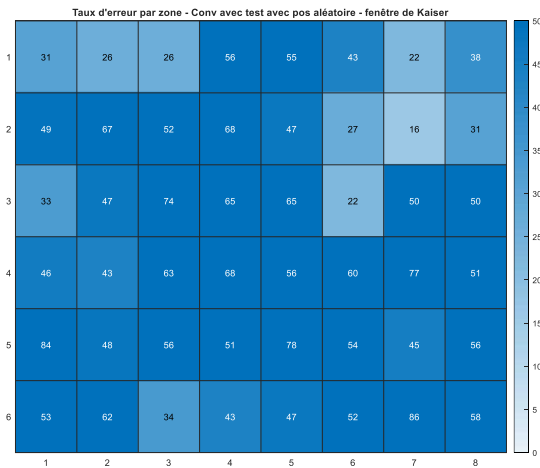


Figure B.45 - Taux d'erreur par zone - Scénario 1 - Conv - Aléatoire - Kaiser

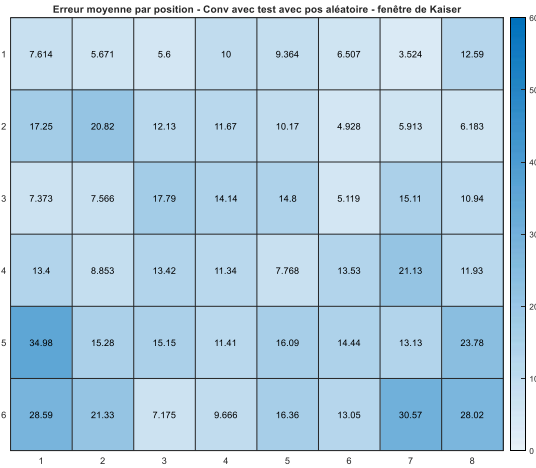


Figure B.46 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 1 - Conv - Aléatoire - Kaiser

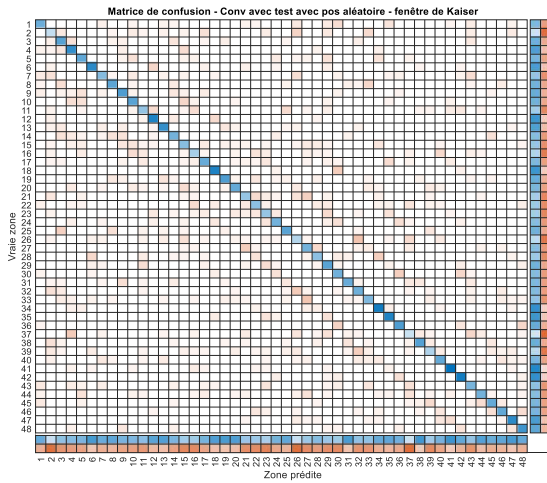


Figure B.47 - Matrice de confusion - Scénario 1 - Conv - Aléatoire - Kaiser

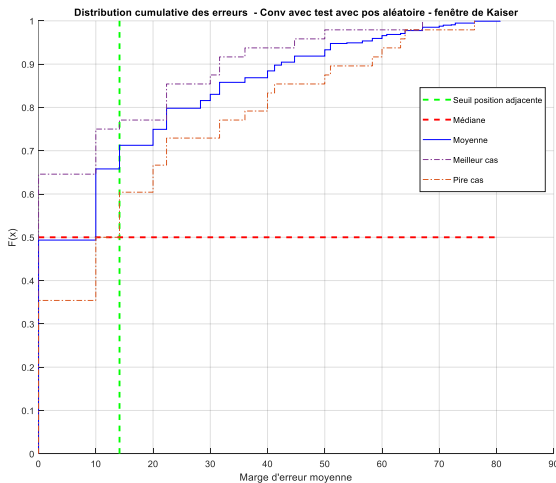


Figure B.48 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 1 - Conv - Aléatoire – Kaiser

## B.2 Scénario 2 – Salle de réunion

Les résultats dans la salle de réunion sont obtenus sur cinq positions par zone avec un total de 76 zones (quatre étant bloquées par des objets). Pour chacune des positions quatre mesures sont prises. Les mêmes métriques qu’au scénario 1 sont faites. Étant donné que nous avons plus de mesures par position, nous avons aussi analysé l’effet qu’a le fait de choisir la classe la plus présente (vote) parmi les quatre prédictions par rapport à les traiter indépendamment. Nous avons aussi testé les classificateurs avec la moyenne des quatre mesures. Les numéros des classes sont attribués différemment que dans le scénario 1. Ils ont été attribués du haut vers le bas à partir de la droite vers la gauche.

### B.2.1 Classificateur naïf de Bayes

#### B.2.1.1 Position centrale – Hann – toutes les mesures

Tableau B.13 - Statistiques - Scénario 2 - CNB - Tout - Centre - Hann

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
44.079	44.079	44.079	44.079	0	22.361

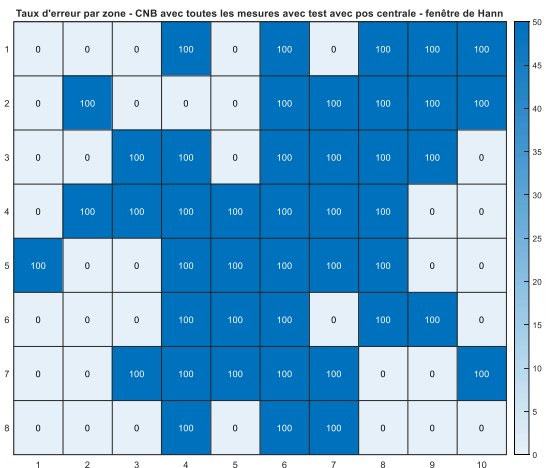


Figure B.49 - Taux d’erreur par zone - Scénario 2 - CNB - Tout - Centre - Hann

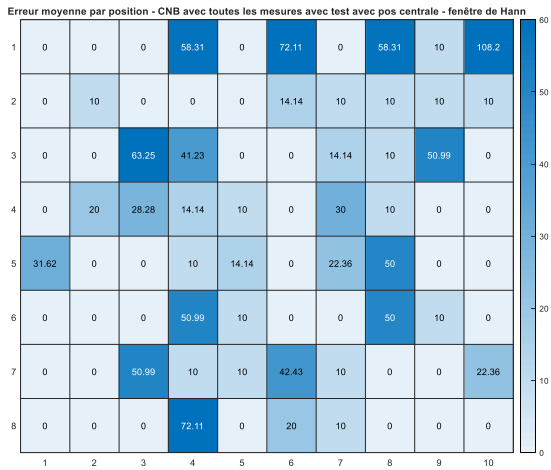


Figure B.50 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 2 - CNB - Tout - Centre - Hann

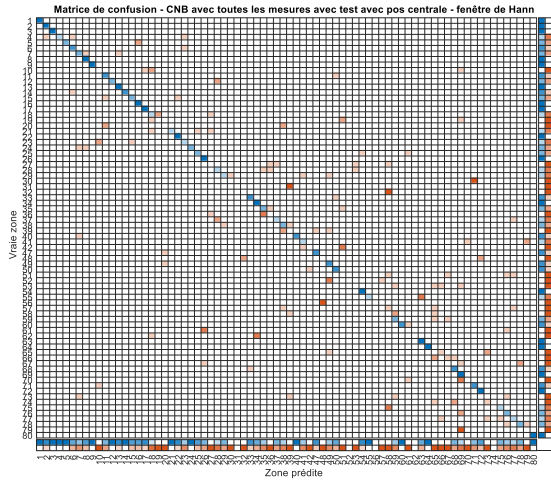


Figure B.51 - Matrice de confusion - Scénario 2 - CNB - Tout - Centre - Hann

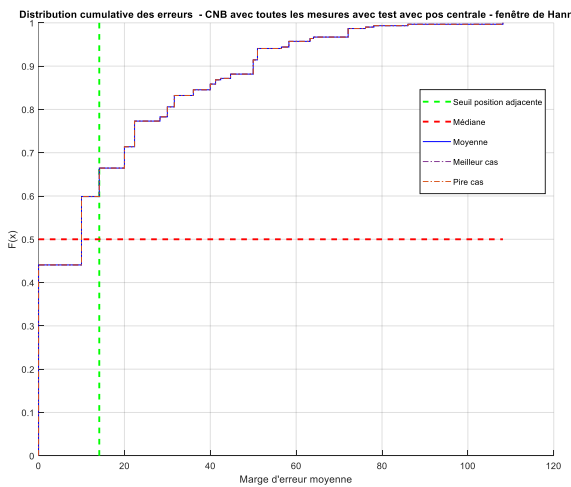


Figure B.52 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 2 - CNB - Tout - Centre - Hann

Après vote :

Tableau B.14 - Statistiques - Scénario 2 - CNB - Vote - Centre - Hann

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
52.632	52.632	52.632	52.632	0	17.071

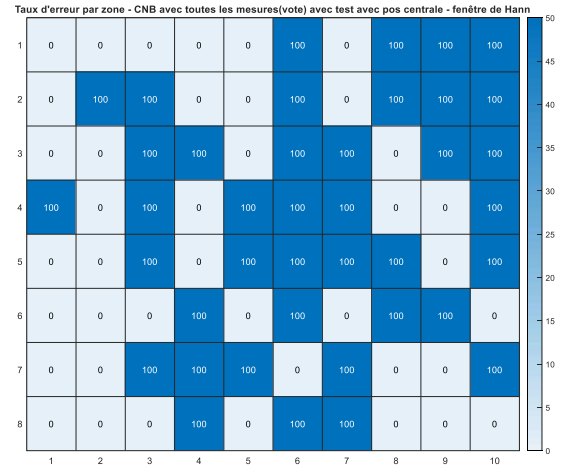


Figure B.53 - Taux d'erreur par zone - Scénario 2 - CNB - Tout - Centre - Hann

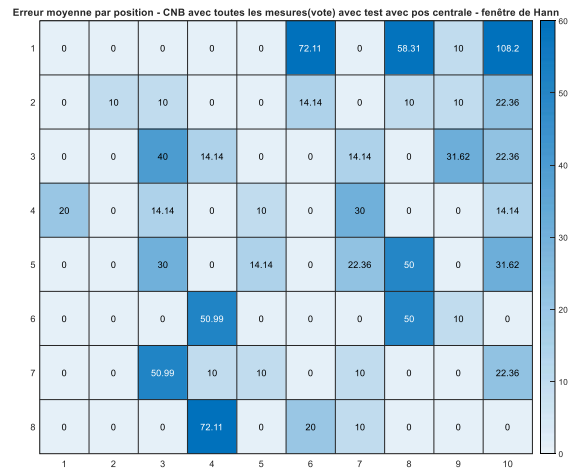


Figure B.54 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 2 - CNB - Tout - Centre - Hann

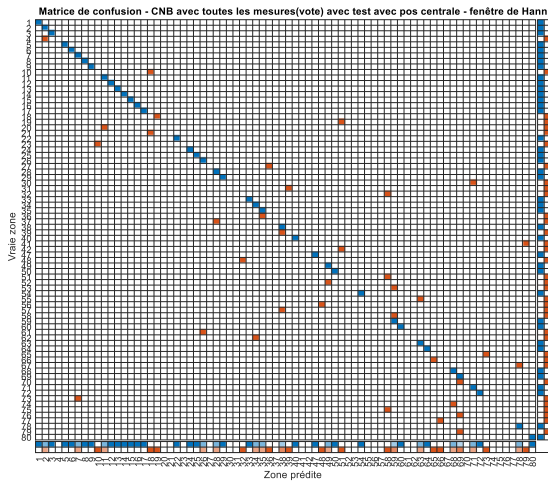


Figure B.55 - Matrice de confusion - Scénario 2 - CNB - Tout - Centre - Hann

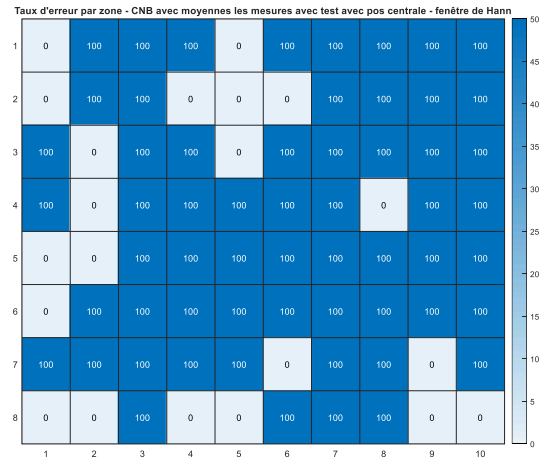


Figure B.57 - Taux d'erreur par zone - Scénario 2 - CNB - Moyenne - Centre - Hann

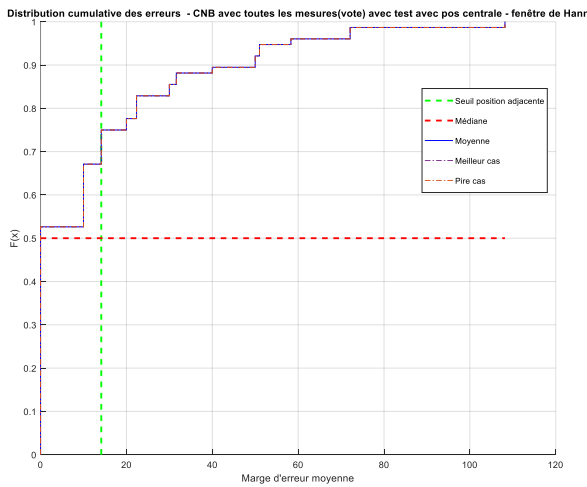


Figure B.56 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 2 - CNB - Tout - Centre - Hann

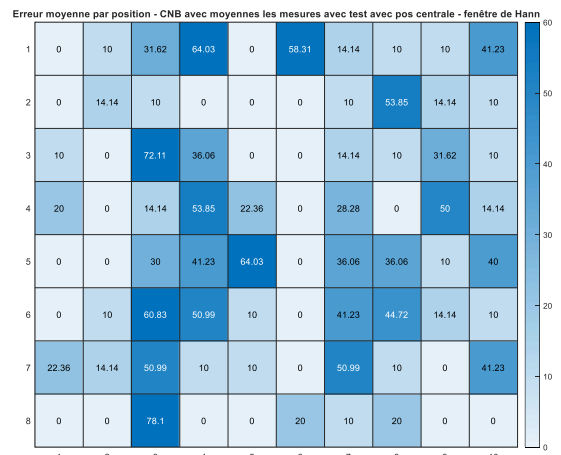


Figure B.58 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 2 - CNB - Moyenne - Centre - Hann

### B.2.1.2 Position centrale – Hann – les moyennes

Tableau B.15 - Statistiques - Scénario 2 - CNB - Moyenne - Centre - Hann

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
27.632	27.632	27.632	27.63	0	36.056

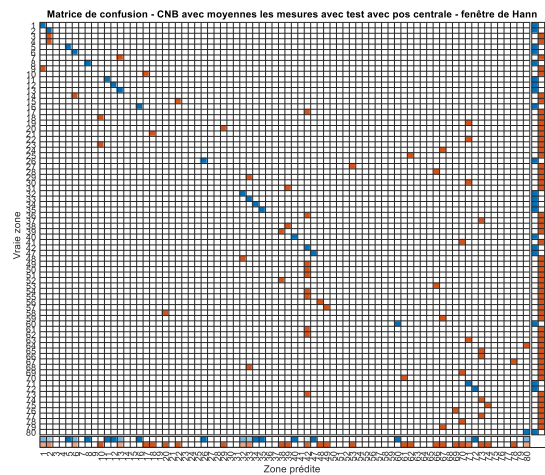


Figure B.59 - Matrice de confusion - Scénario 2 - CNB - Moyenne - Centre - Hann

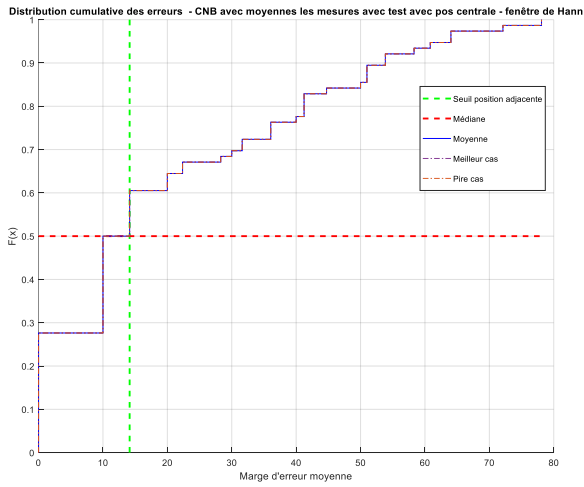


Figure B.60 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 2 - CNB - Moyenne - Centre - Hann

### B.2.1.3 Position centrale – Kaiser – toutes les mesures

Tableau B.16 - Statistiques - Scénario 2 - CNB - Tout - Centre - Kaiser

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
56.908	56.908	56.908	56.908	0	14.142

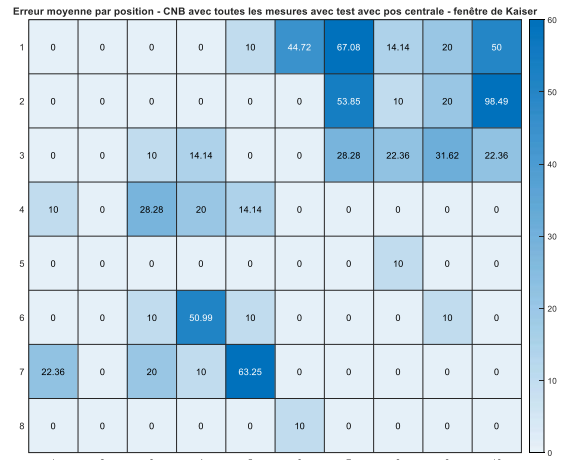


Figure B.62 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 2 - CNB - Tout - Centre - Kaiser

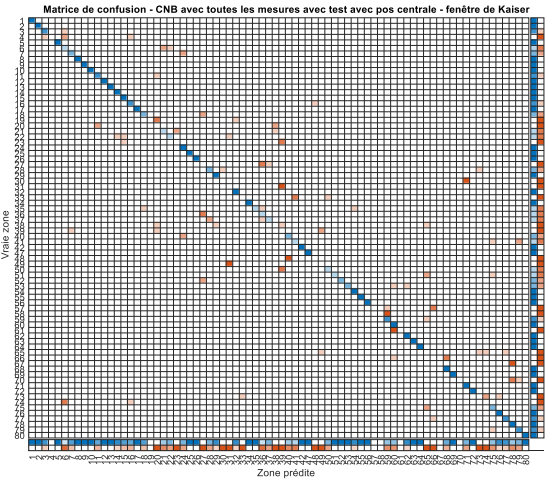


Figure B.63 - Matrice de confusion - Scénario 2 - CNB - Tout - Centre - Kaiser

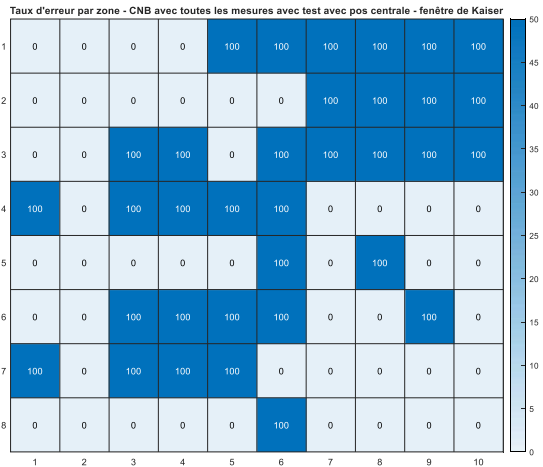


Figure B.61 - Taux d'erreur par zone - Scénario 2 - CNB - Tout - Centre - Kaiser

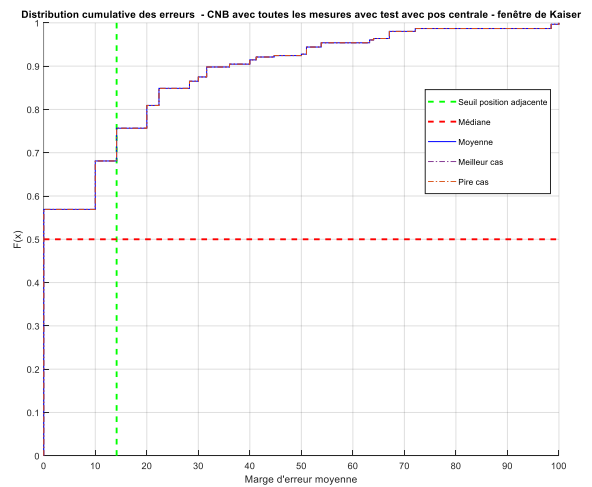


Figure B.64 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 2 - CNB - Tout - Centre - Kaiser

Après le vote :

Tableau B.17 - Statistiques - Scénario 2 - CNB - Vote - Centre - Kaiser

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
56.579	56.579	56.579	56.579	0	17.071

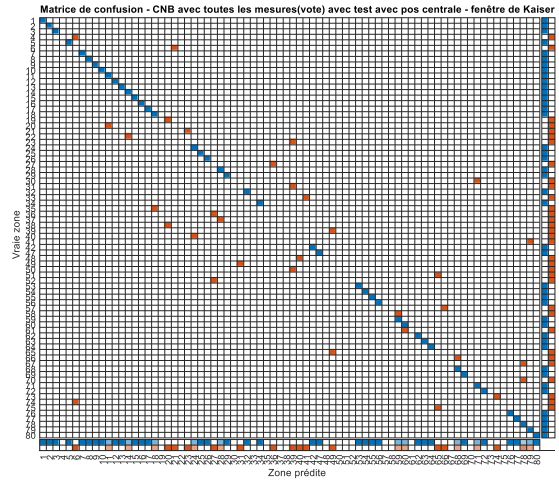


Figure B.67 - Matrice de confusion - Scénario 2 - CNB - Vote - Centre - Kaiser

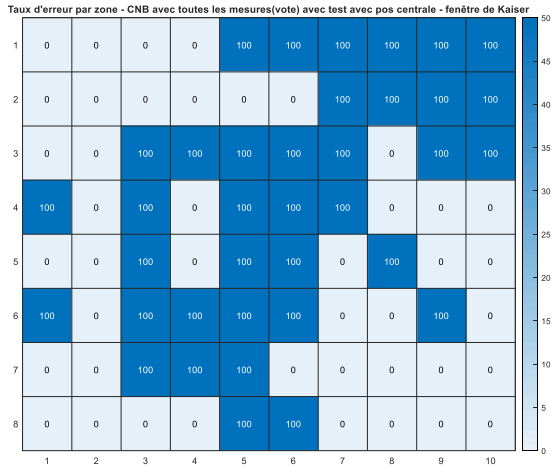


Figure B.65 - Taux d'erreur par zone - Scénario 2 - CNB - Vote - Centre - Kaiser

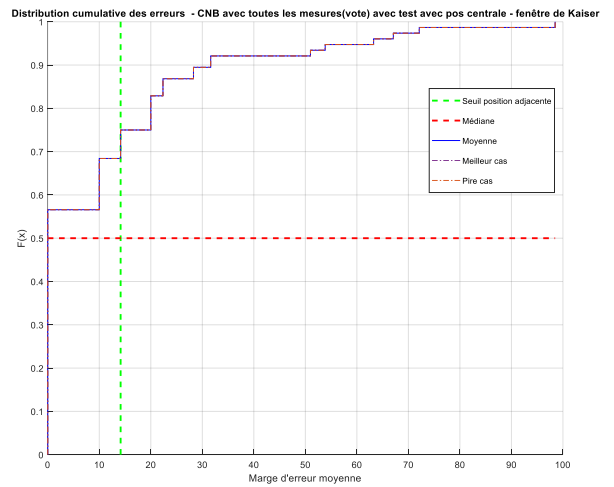


Figure B.68 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 2 - CNB - Vote - Centre - Kaiser

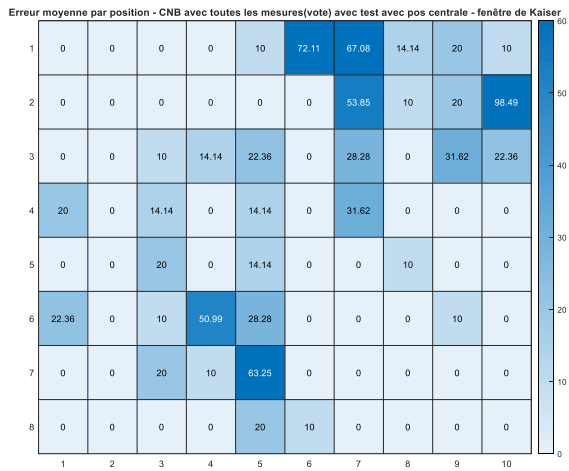


Figure B.66 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 2 - CNB - Vote - Centre - Kaiser

### B.2.1.4 Position centrale – Kaiser – les moyennes

Tableau B.18 - Statistiques - Scénario 2 - CNB - Moyenne - Centre - Kaiser

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
40.789	40.789	40.789	40.789	0	22.361



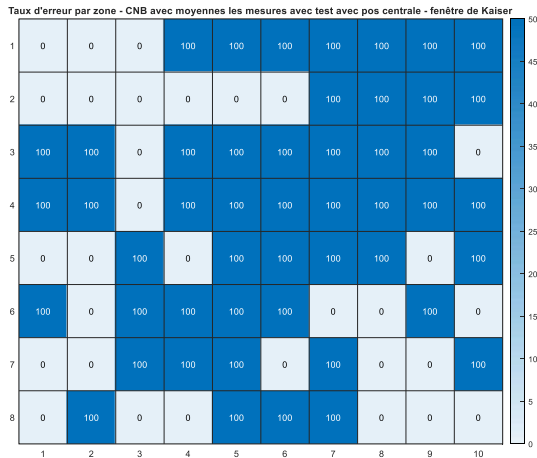


Figure B.69 - Taux d'erreur par zone - Scénario 2 - CNB - Moyenne - Centre - Kaiser

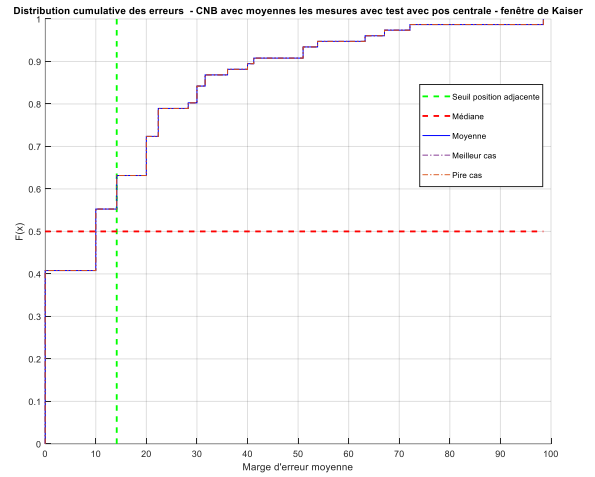


Figure B.72 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 2 - CNB - Moyenne - Centre - Kaiser

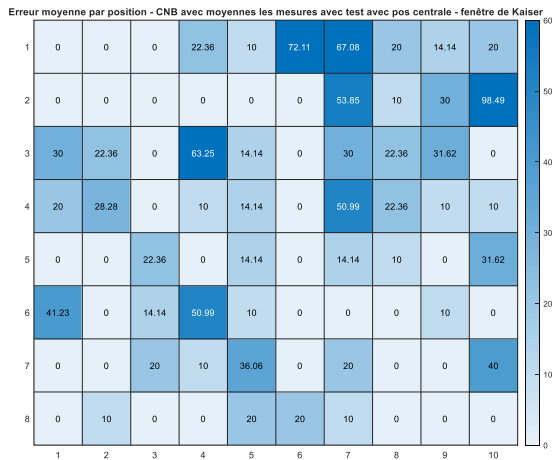


Figure B.70 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 2 - CNB - Moyenne - Centre - Kaiser

### B.2.1.5 Position aléatoire – Hann – toutes les mesures

Tableau B.19 - Statistiques - Scénario 2 - CNB - Tout - Aléatoire - Hann

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
27.395	27.632	36.513	20.066	10.298	28.284

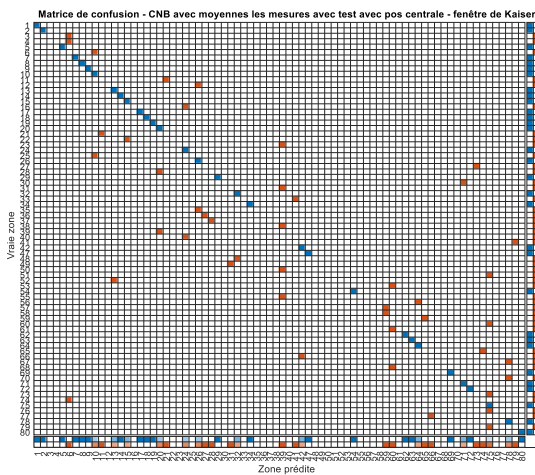


Figure B.71 - Matrice de confusion - Scénario 2 - CNB - Moyenne - Centre - Kaiser

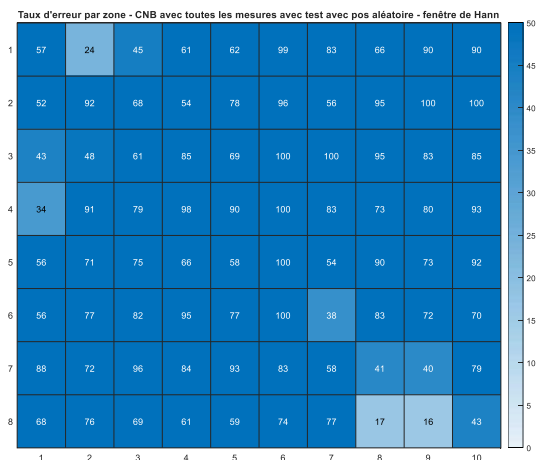


Figure B.73 - Taux d'erreur par zone - Scénario 2 - CNB - Tout - Aléatoire – Hann



Figure B.74 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 2 - CNB - Tout - Aléatoire - Hann

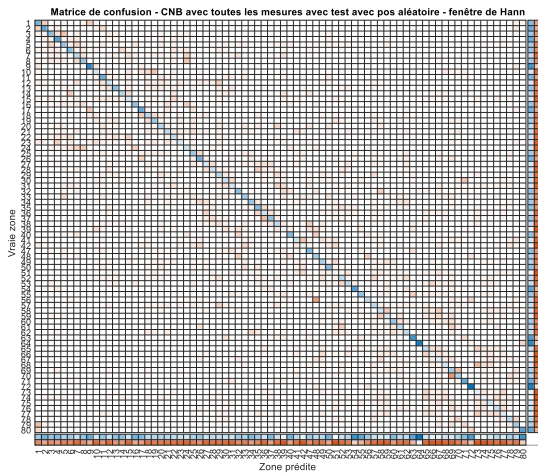


Figure B.75 - Matrice de confusion - Scénario 2 - CNB - Tout - Aléatoire - Hann

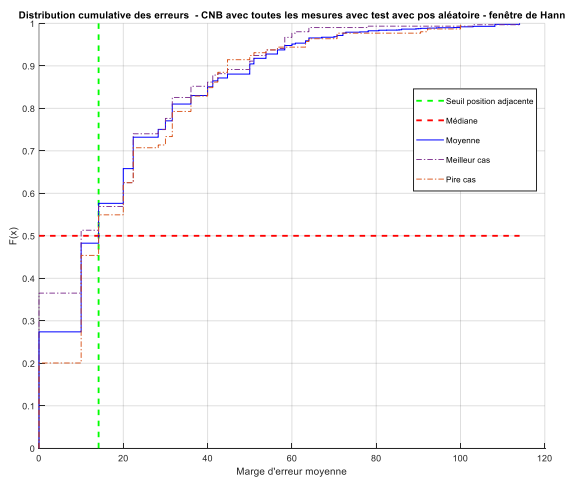


Figure B.76 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 2 - CNB - Tout - Aléatoire - Hann

Après vote :

Tableau B.20 - Statistiques - Scénario 2 - CNB - Vote - Aléatoire - Hann

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
30.421	30.263	43.421	19.737	20.611	22.361

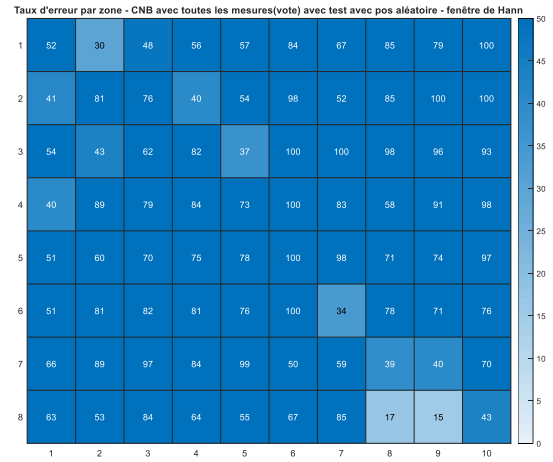


Figure B.77 - Taux d'erreur par zone - Scénario 2 - CNB - Vote - Aléatoire - Hann



Figure B.78 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 2 - CNB - Vote - Aléatoire - Hann

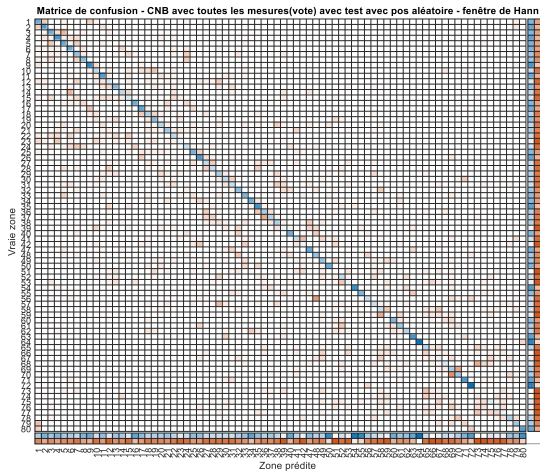


Figure B.79 - Matrice de confusion - Scénario 2 - CNB - Vote - Aléatoire - Hann

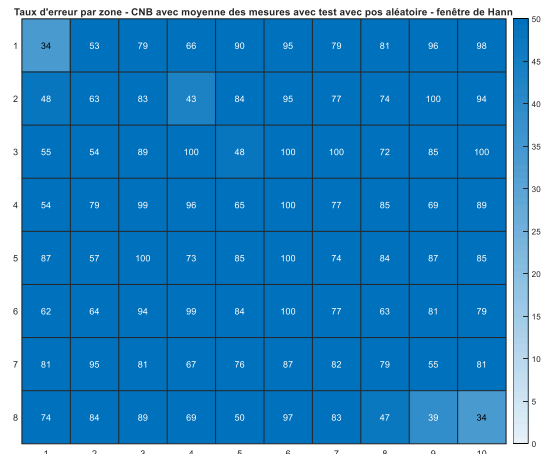


Figure B.81 - Taux d'erreur par zone - Scénario 2 - CNB - Moyenne - Aléatoire - Hann

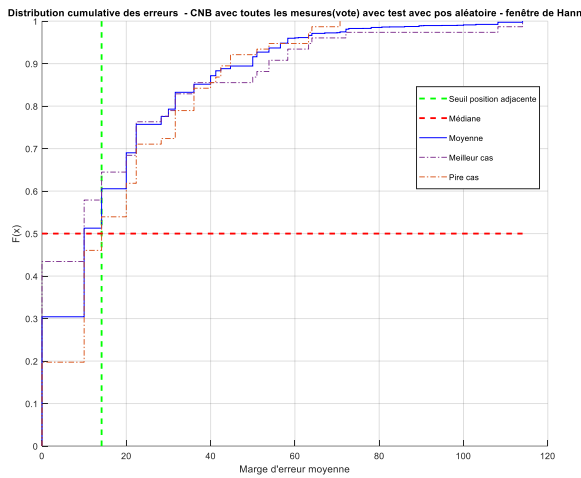


Figure B.80 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 2 - CNB - Vote - Aléatoire - Hann



Figure B.82 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 2 - CNB - Moyenne - Aléatoire - Hann

B.2.1.6 Position aléatoire – Hann – les moyennes

Tableau B.21 - Statistiques - Scénario 2 - CNB - Moyenne - Aléatoire - Hann

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
23.25	23.684	34.211	15.789	16.161	31.623

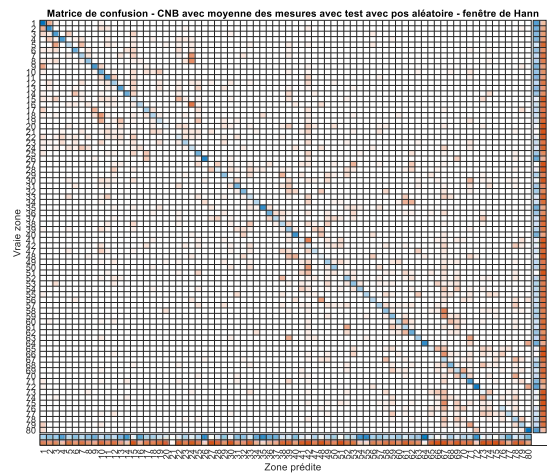


Figure B.83 - Matrice de confusion - Scénario 2 - CNB - Moyenne - Aléatoire - Hann

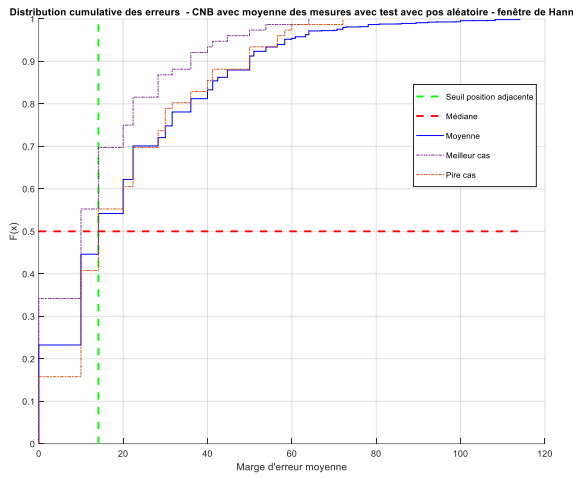


Figure B.84 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 2 - CNB - Moyenne - Aléatoire - Hann

B.2.1.7 Position Aléatoire – Kaiser – toutes les mesures

Tableau B.22 - Statistiques - Scénario 2 - CNB - Tout - Aléatoire - Kaiser

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
30.839	30.428	45.724	22.697	14.632	22.361

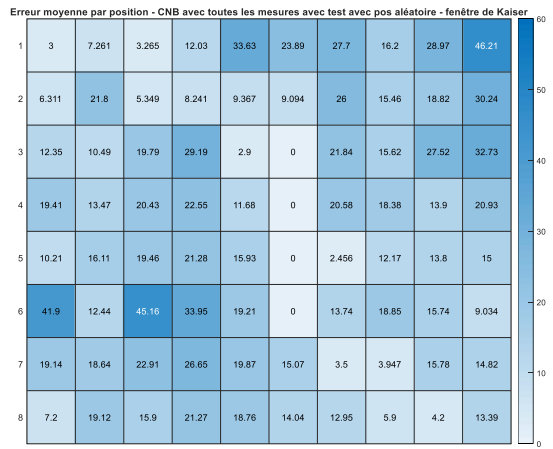


Figure B.86 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 2 - CNB - Tout - Aléatoire - Kaiser

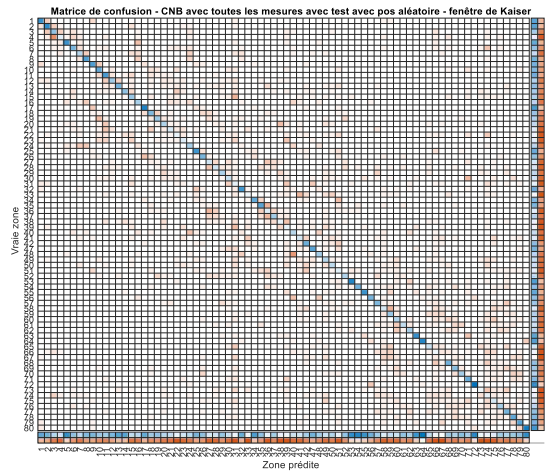


Figure B.87 - Matrice de confusion - Scénario 2 - CNB - Tout - Aléatoire - Kaiser

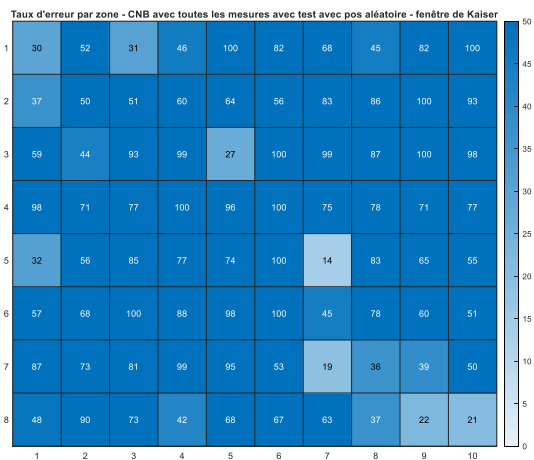


Figure B.85 - Taux d'erreur par zone - Scénario 2 - CNB - Tout - Aléatoire - Kaiser

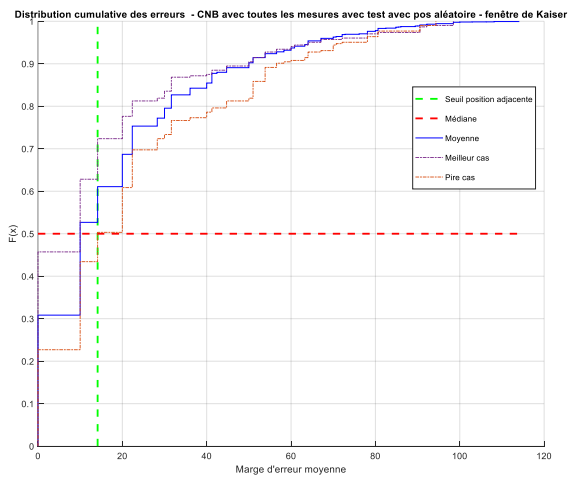


Figure B.88 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 2 - CNB - Tout - Aléatoire - Kaiser

Après vote :

Tableau B.23 - Statistiques - Scénario 2 - CNB - Vote - Aléatoire - Kaiser

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
32.092	31.579	50	23.684	21.541	22.361

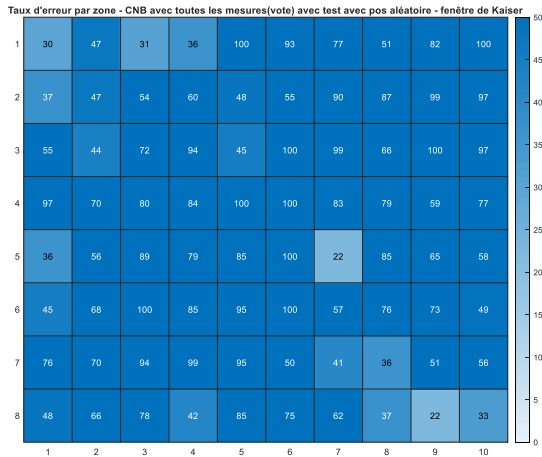


Figure B.89 - Taux d'erreur par zone - Scénario 2 - CNB - Vote - Aléatoire - Kaiser

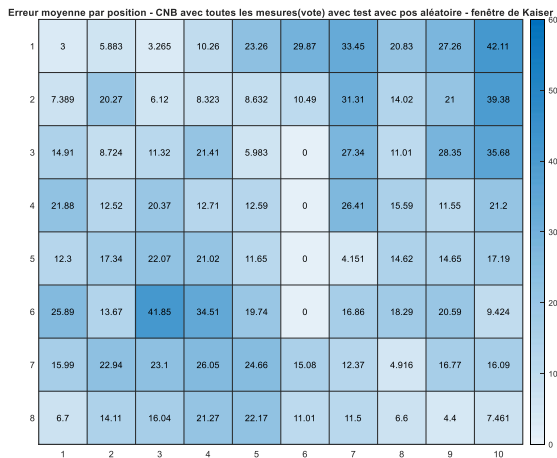


Figure B.90 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 2 - CNB - Vote - Aléatoire - Kaiser

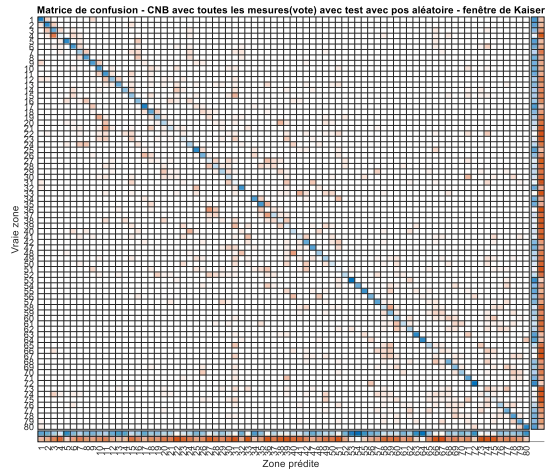


Figure B.91 - Matrice de confusion - Scénario 2 - CNB - Vote - Aléatoire - Kaiser

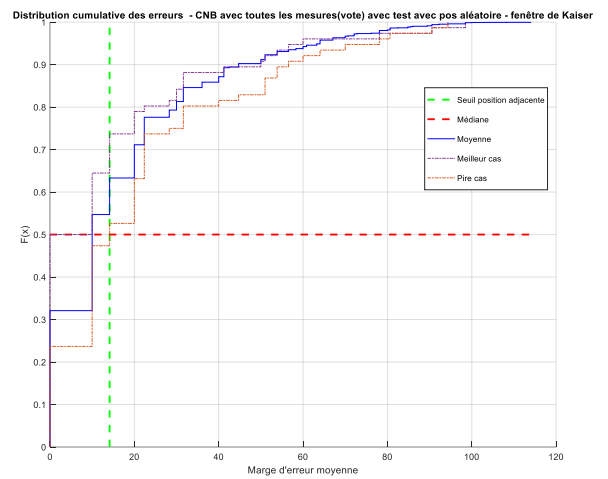


Figure B.92 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 2 - CNB - Vote - Aléatoire - Kaiser

### B.2.1.8 Position Aléatoire - Kaiser - les moyennes

Tableau B.24 - Statistiques - Scénario 2 - CNB - Moyenne - Aléatoire - Kaiser

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
23.026	23.026	28.947	14.474	11.594	31.623

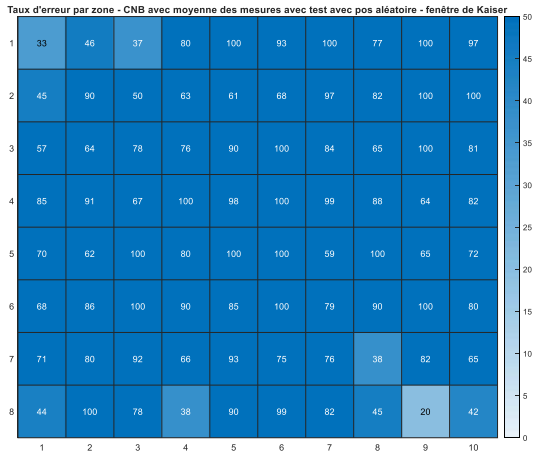


Figure B.93 - Taux d'erreur par zone - Scénario 2 - CNB - Moyenne - Aléatoire - Kaiser

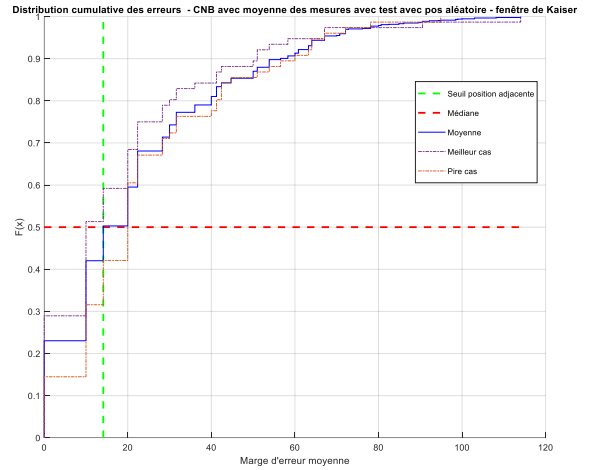


Figure B.96 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 2 - CNB - Moyenne - Aléatoire - Kaiser

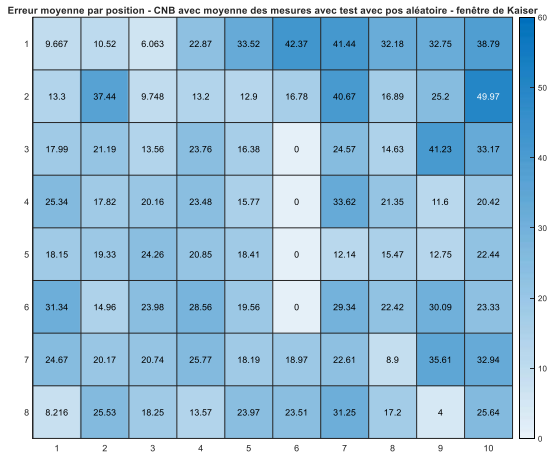


Figure B.94 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 2 - CNB - Moyenne - Aléatoire - Kaiser

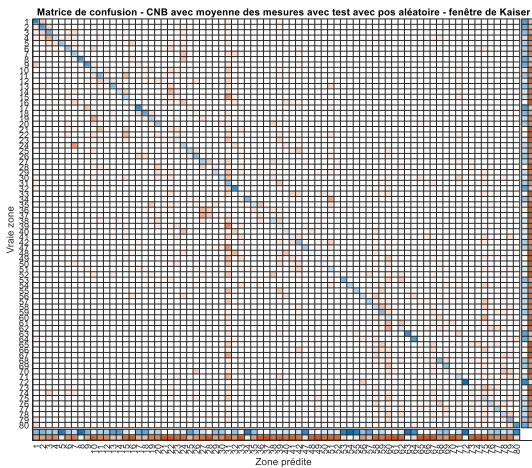


Figure B.95 - Matrice de confusion - Scénario 2 - CNB - Moyenne - Aléatoire - Kaiser

## B.2.2 Machines à vecteurs de support

### B.2.2.1 Position centrale – Hann – toutes les mesures

Tableau B.25 - Statistiques - Scénario 2 - SVM - Tout - Centre - Hann

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
39.595	39.474	40.789	38.487	0.30091	31.623

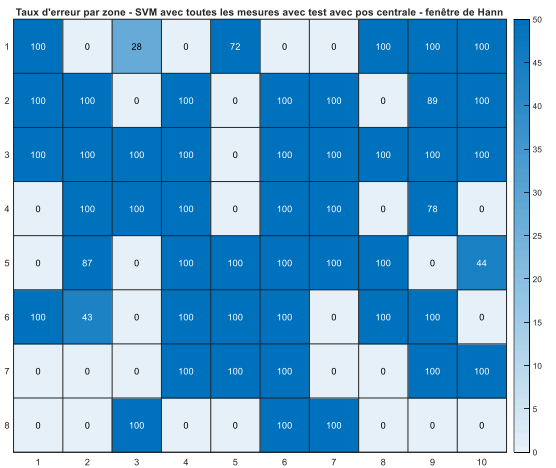


Figure B.97 - Taux d'erreur par zone - Scénario 2 - SVM - Tout - Centre – Hann

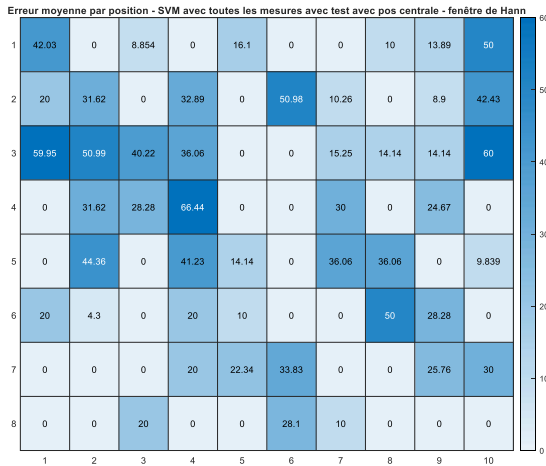


Figure B.98 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 2 - SVM - Tout - Centre - Hann

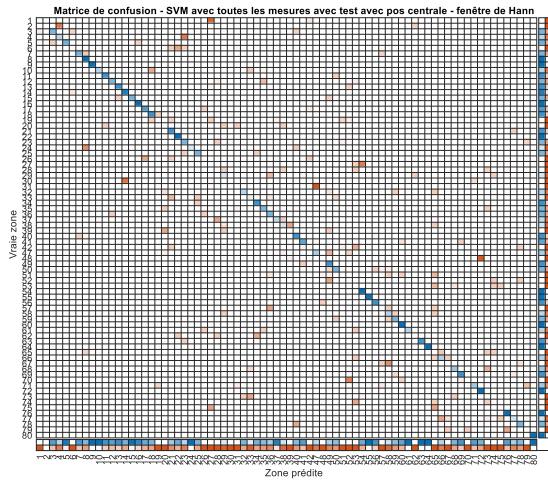


Figure B.99 - Matrice de confusion - Scénario 2 - SVM - Tout - Centre - Hann

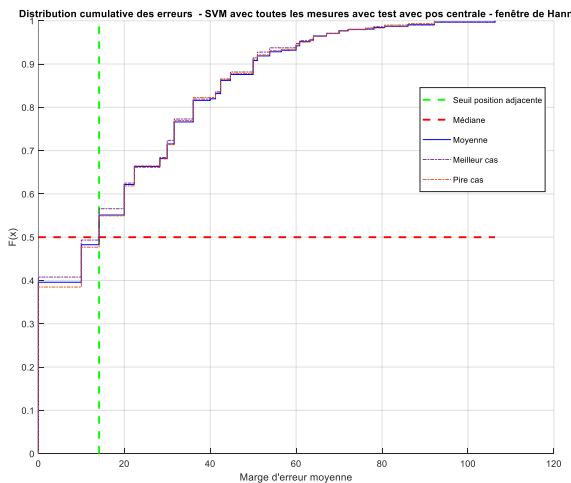


Figure B.100 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 2 - SVM - Tout - Centre - Hann

Suite au vote :

Tableau B.26 - Statistiques - Scénario 2 - SVM - Vote - Centre - Hann

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
48.737	48.684	52.632	46.053	2.3756	31.623

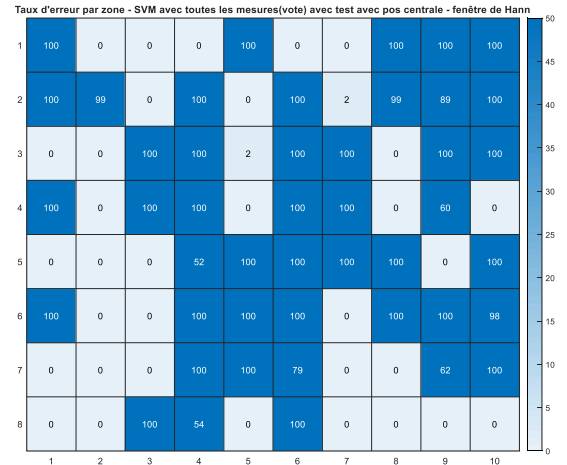


Figure B.101 - Taux d'erreur par zone - Scénario 2 - SVM - Vote - Centre - Hann

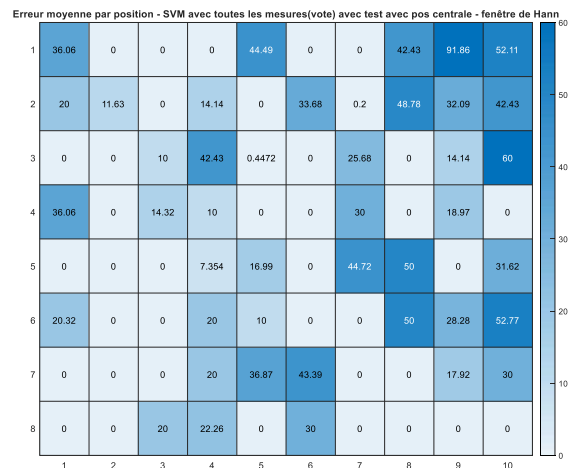


Figure B.102 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 2 - SVM - Vote - Centre - Hann

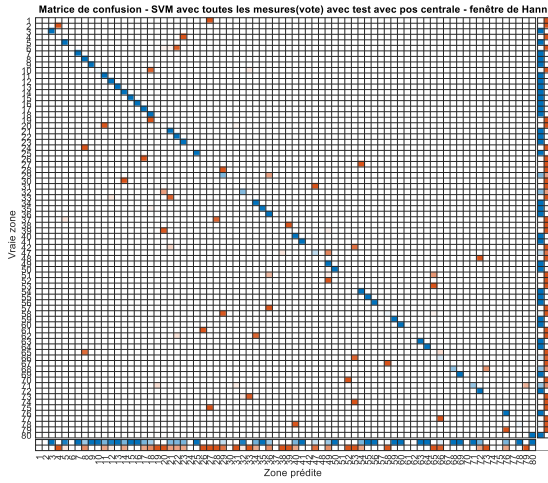


Figure B.103 - Matrice de confusion - Scénario 2 - SVM - Vote - Centre - Hann

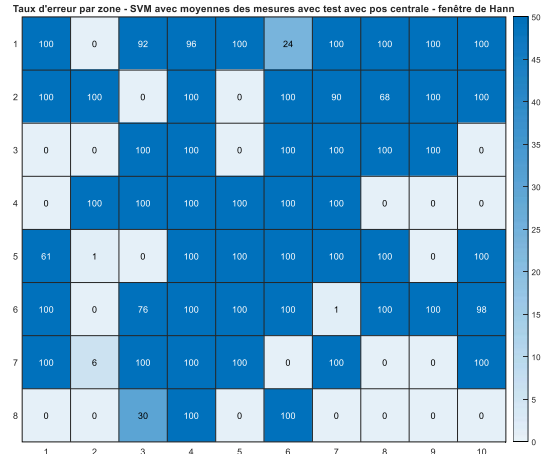


Figure B.105 - Taux d'erreur par zone - Scénario 2 - SVM - Moyenne - Centre - Hann

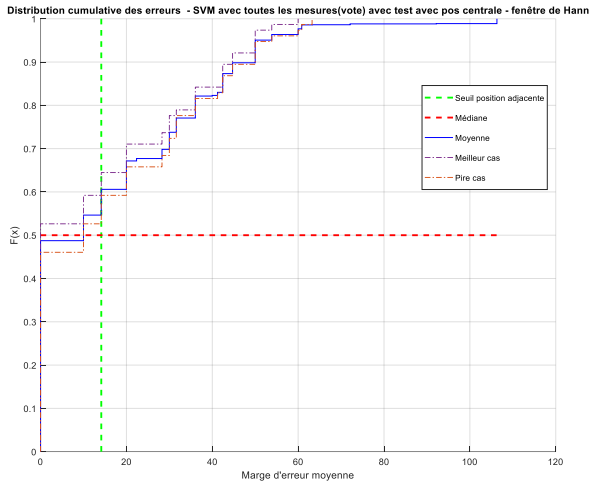


Figure B.104 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 2 - SVM - Vote - Centre - Hann

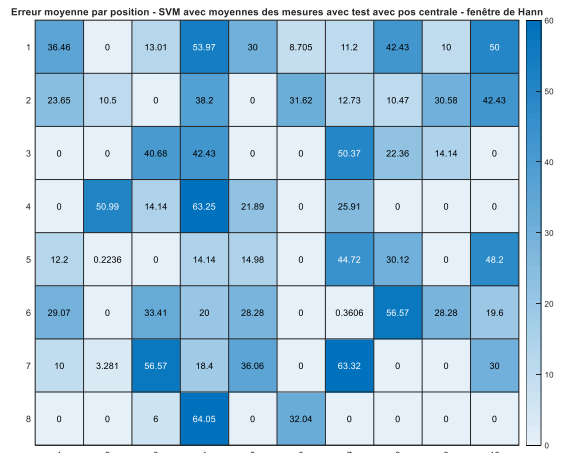


Figure B.106 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 2 - SVM - Moyenne - Centre - Hann

B.2.2.2 Position centrale – Hann – les moyennes

Tableau B.27 - Statistiques - Scénario 2 - SVM - Moyenne - Centre - Hann

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
38.908	39.474	43.421	35.526	2.3873	31.623

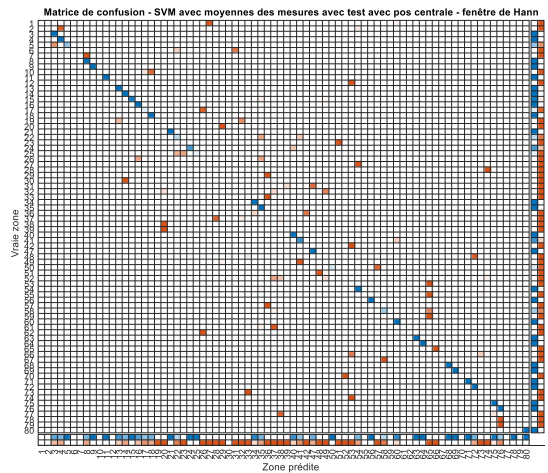


Figure B.107 - Matrice de confusion - Scénario 2 - SVM - Moyenne - Centre - Hann



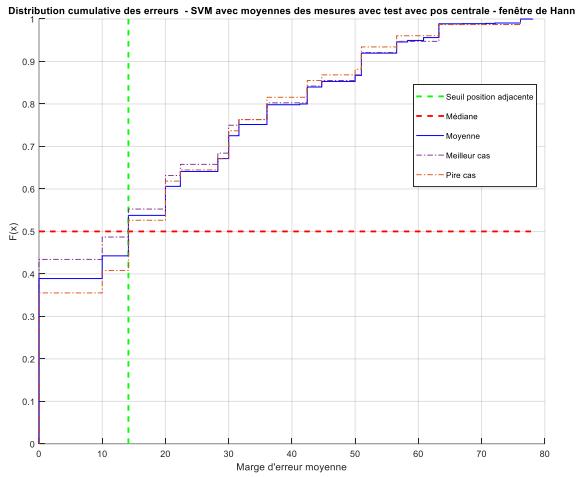


Figure B.108 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 2 - SVM - Moyenne - Centre - Hann

B.2.2.3 Position centrale – Kaiser – toutes les mesures

Tableau B.28 - Statistiques - Scénario 2 - SVM - Tout - Centre - Kaiser

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
51.569	51.645	53.289	50	0.64455	22.361

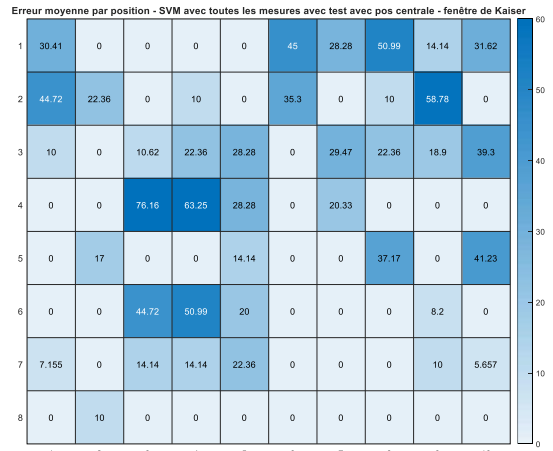


Figure B.110 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 2 - SVM - Tout - Centre - Kaiser

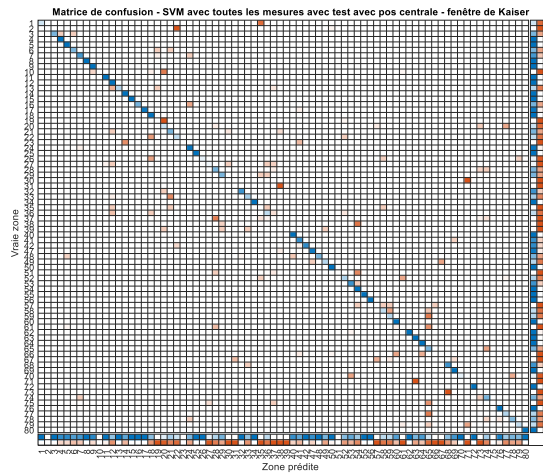


Figure B.111 - Matrice de confusion - Scénario 2 - SVM - Tout - Centre - Kaiser

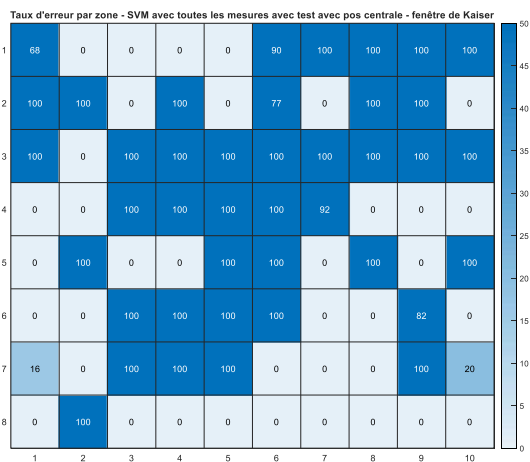


Figure B.109 - Taux d'erreur par zone - Scénario 2 - SVM - Tout - Centre - Kaiser

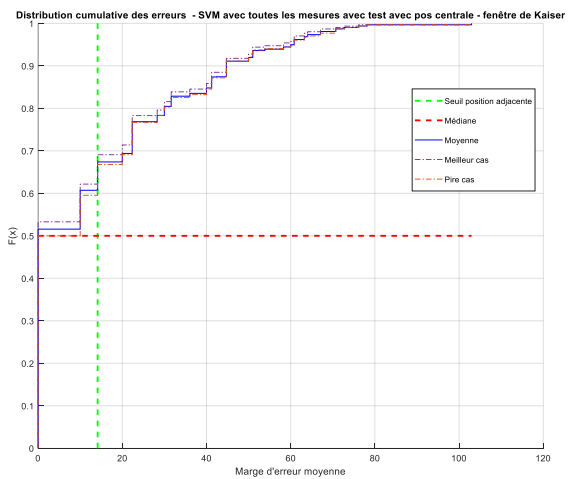


Figure B.112 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 2 - SVM - Tout - Centre - Kaiser

Après vote :

Tableau B.29 - Statistiques - Scénario 2 - SVM - Vote - Centre - Kaiser

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
56.632	56.579	60.526	53.947	2.4105	22.361

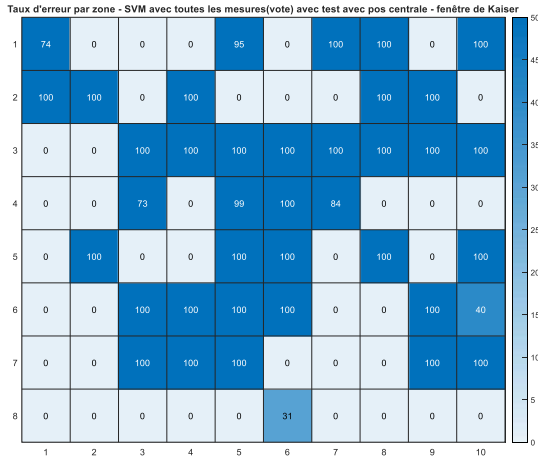


Figure B.113 - Taux d'erreur par zone - Scénario 2 - SVM - Vote - Centre - Kaiser

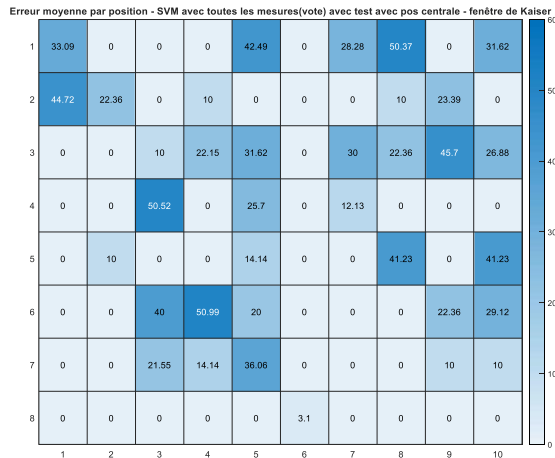


Figure B.114 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 2 - SVM - Vote - Centre - Kaiser

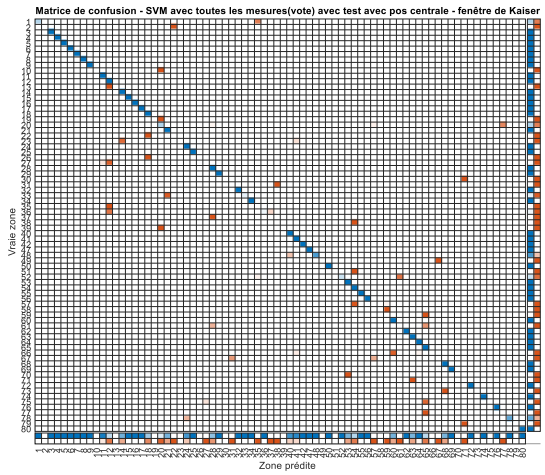


Figure B.115 - Matrice de confusion - Scénario 2 - SVM - Vote - Centre - Kaiser

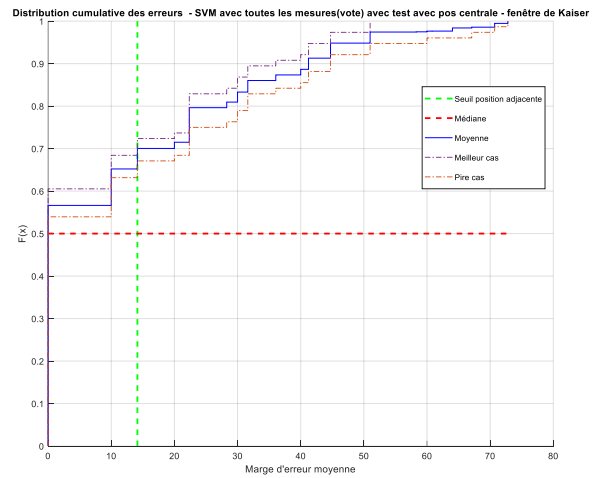


Figure B.116 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 2 - SVM - Vote - Centre - Kaiser

### B.2.2.4 Position centrale - Kaiser - les moyennes

Tableau B.30 - Statistiques - Scénario 2 - SVM - Moyenne - Centre - Kaiser

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
58.263	59.211	63.158	53.947	3.6053	20

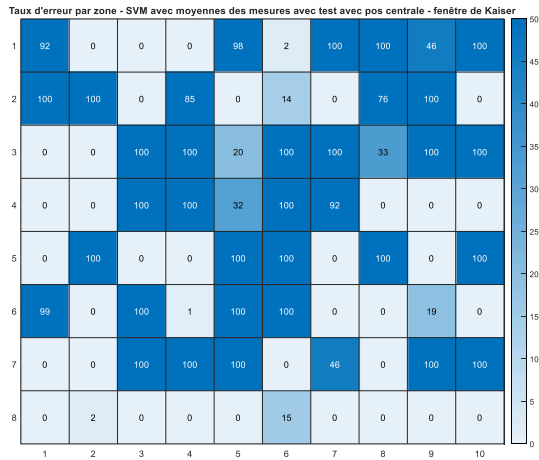


Figure B.117 - Taux d'erreur par zone - Scénario 2 - SVM - Moyenne - Centre - Kaiser

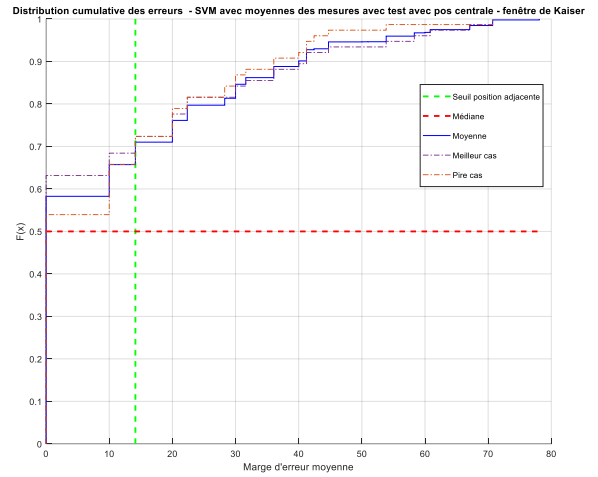


Figure B.120 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 2 - SVM - Moyenne - Centre - Kaiser

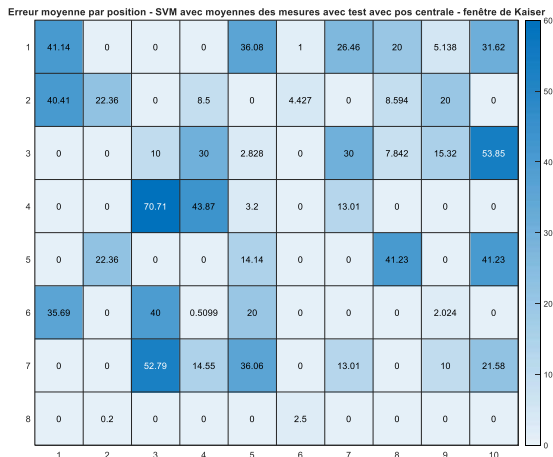


Figure B.118 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 2 - SVM - Moyenne - Centre - Kaiser

B.2.2.5 Position aléatoire – Hann – toutes les mesures

Tableau B.31 - Statistiques - Scénario 2 - SVM - Tout - Aléatoire - Hann

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
24.5	25	32.237	14.803	10.277	36.056

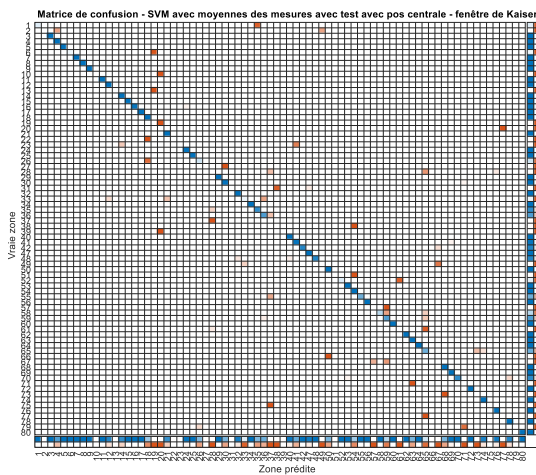


Figure B.119 - Matrice de confusion - Scénario 2 - SVM - Moyenne - Centre - Kaiser

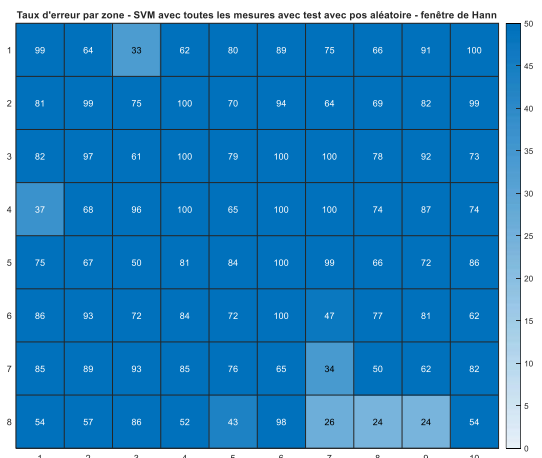
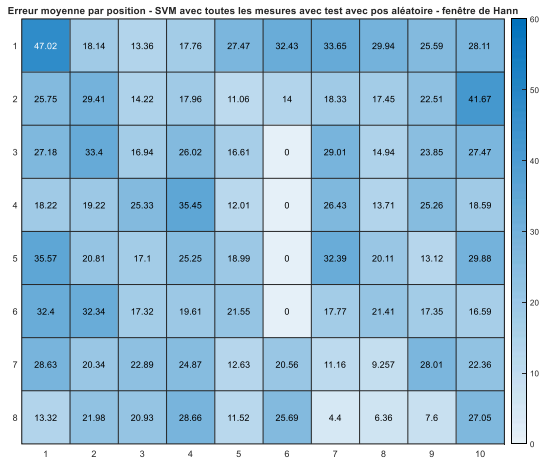


Figure B.121 - Taux d'erreur par zone - Scénario 2 - SVM - Tout - Aléatoire - Hann



Suite au vote :

Tableau B.32 - Statistiques - Scénario 2 - SVM - Vote - Aléatoire - Hann

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
28.632	28.947	40.789	14.474	21.829	31.623

Figure B.122 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 2 - SVM - Tout - Aléatoire - Hann

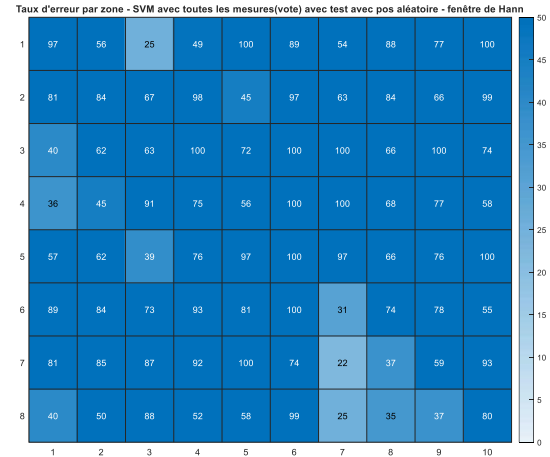


Figure B.125 - Taux d'erreur par zone - Scénario 2 - SVM - Vote - Aléatoire - Hann

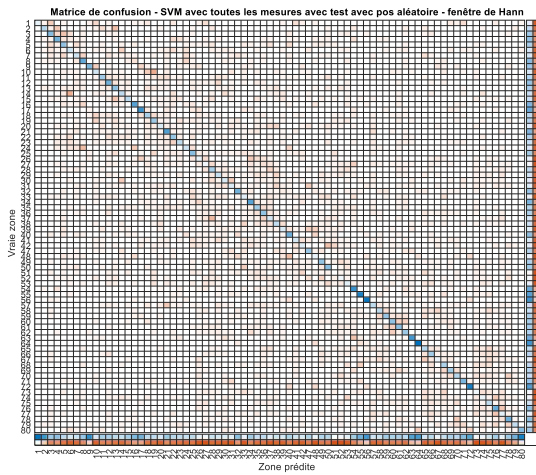


Figure B.123 - Matrice de confusion - Scénario 2 - SVM - Tout - Aléatoire - Hann

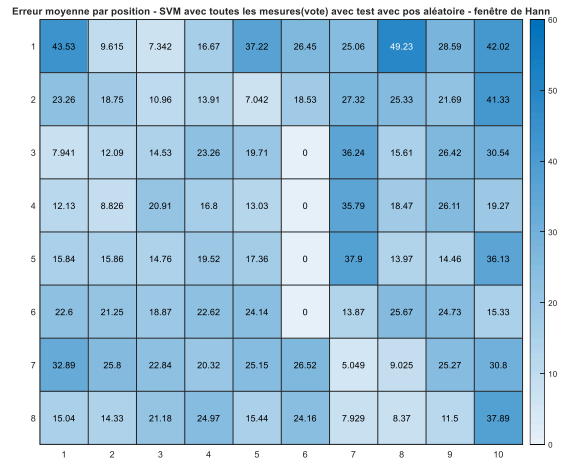


Figure B.126 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 2 - SVM - Vote - Aléatoire - Hann

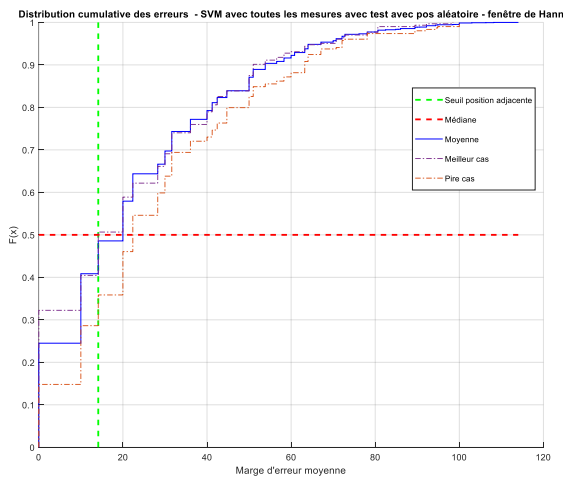


Figure B.124 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 2 - SVM - Tout - Aléatoire - Hann

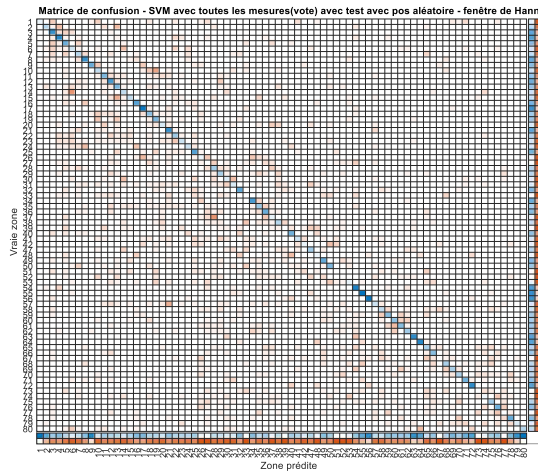


Figure B.127 - Matrice de confusion - Scénario 2 - SVM - Vote - Aléatoire - Hann

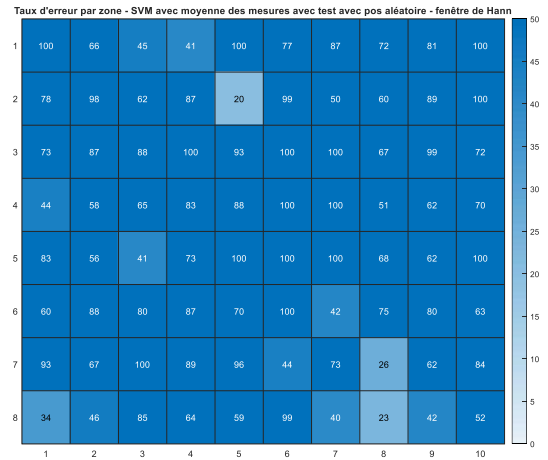


Figure B.129 - Taux d'erreur par zone - Scénario 2 - SVM - Moyenne - Aléatoire - Hann

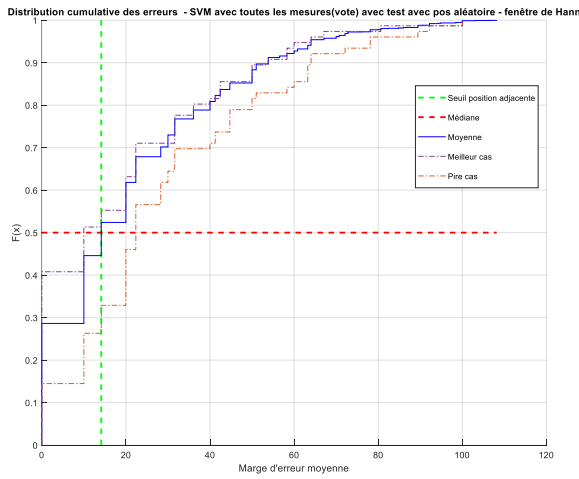


Figure B.128 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 2 - SVM - Vote - Aléatoire - Hann

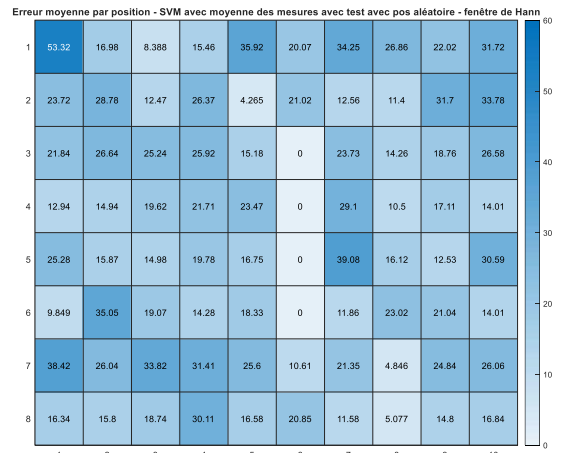


Figure B.130 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 2 - SVM - Moyenne - Aléatoire - Hann

B.2.2.6 Position aléatoire – Hann – les moyennes

Tableau B.33 - Statistiques - Scénario 2 - SVM - Moyenne - Aléatoire - Hann

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
27.395	27.632	35.526	18.421	14.948	31.623

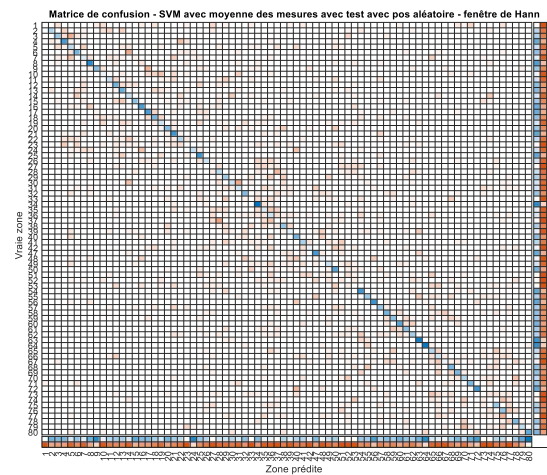


Figure B.131 - Matrice de confusion - Scénario 2 - SVM - Moyenne - Aléatoire - Hann

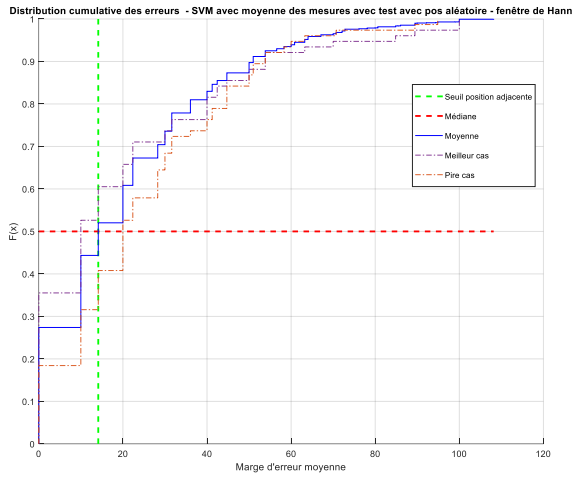


Figure B.132 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 2 - SVM - Moyenne - Aléatoire - Hann

B.2.2.7 Position Aléatoire – Kaiser – toutes les mesures

Tableau B.34 - Statistiques - Scénario 2 - SVM - Tout - Aléatoire - Kaiser

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
30.276	29.605	40.132	22.697	13.73	28.284

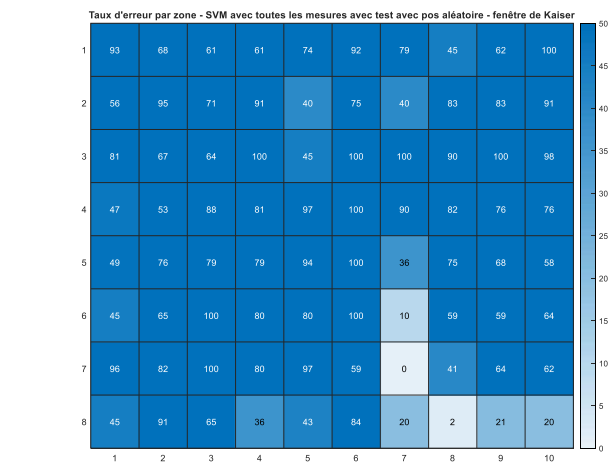


Figure B.133 - Taux d'erreur par zone - Scénario 2 - SVM - Tout - Aléatoire - Kaiser

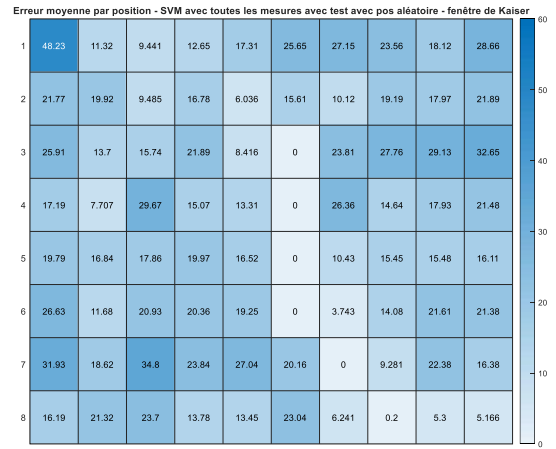


Figure B.134 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 2 - SVM - Tout - Aléatoire - Kaiser

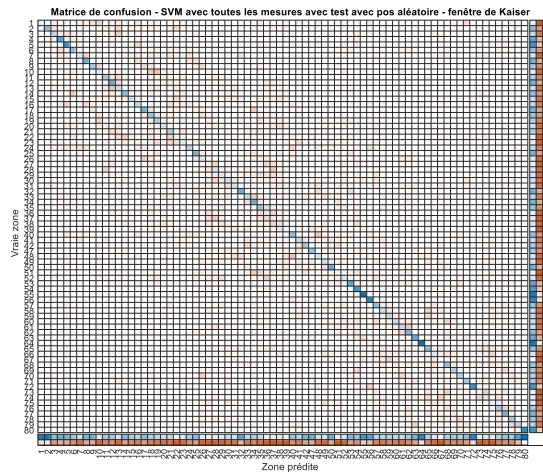


Figure B.135 - Matrice de confusion - Scénario 2 - SVM - Tout - Aléatoire - Kaiser

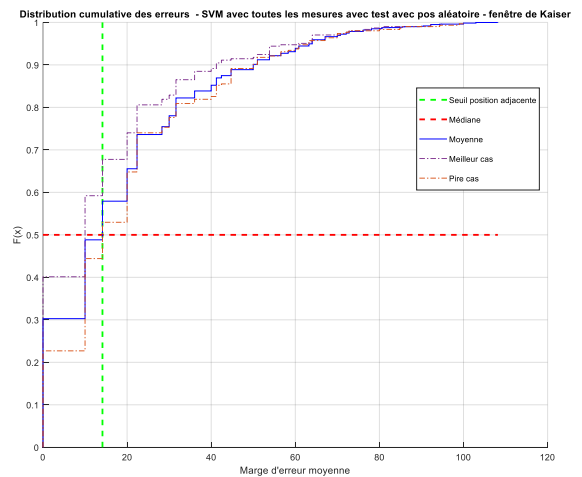


Figure B.136 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 2 - SVM - Tout - Aléatoire - Kaiser

Après vote :

Tableau B.35 - Statistiques - Scénario 2 - SVM - Vote - Aléatoire - Kaiser

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
34	34.211	46.053	25	22.27	22.361

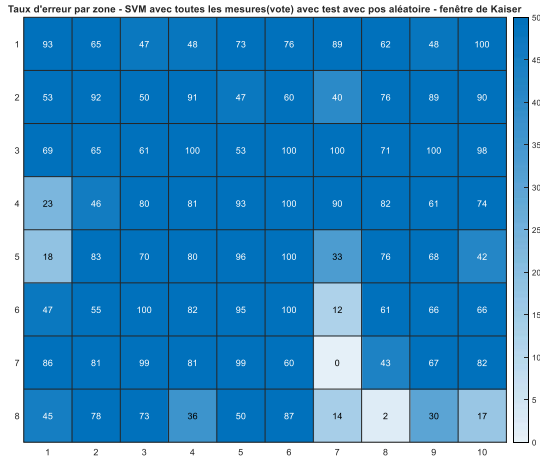


Figure B.137 - Taux d'erreur par zone - Scénario 2 - SVM - Vote - Aléatoire - Kaiser

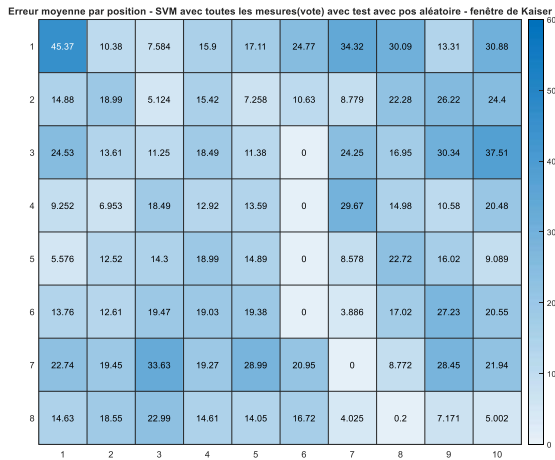


Figure B.138 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 2 - SVM - Vote - Aléatoire - Kaiser

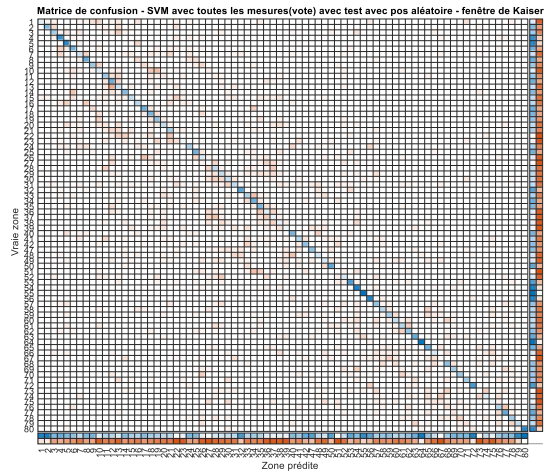


Figure B.139 - Matrice de confusion - Scénario 2 - SVM - Vote - Aléatoire - Kaiser

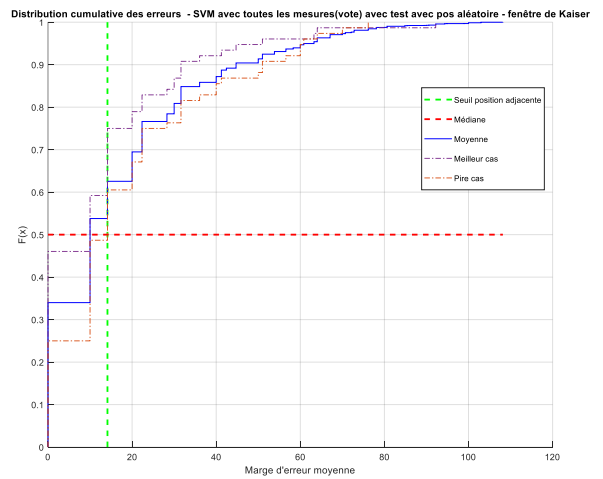


Figure B.140 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 2 - SVM - Vote - Aléatoire - Kaiser

### B.2.2.8 Position Aléatoire – Kaiser – les moyennes

Tableau B.36 - Statistiques - Scénario 2 - SVM - Moyenne - Aléatoire - Kaiser

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
34.5	34.211	44.737	19.737	20.481	22.361

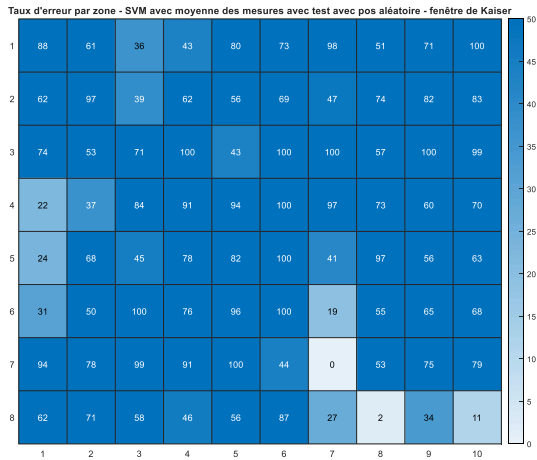


Figure B.141 - Taux d'erreur par zone - Scénario 2 - SVM - Moyenne - Aléatoire - Kaiser

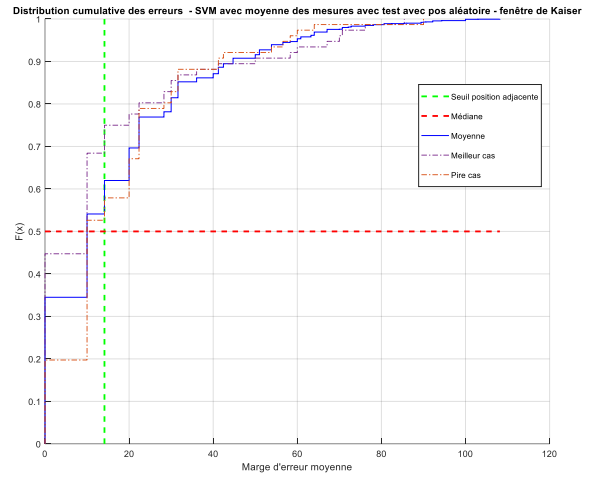


Figure B.144 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 2 - SVM - Moyenne - Aléatoire - Kaiser

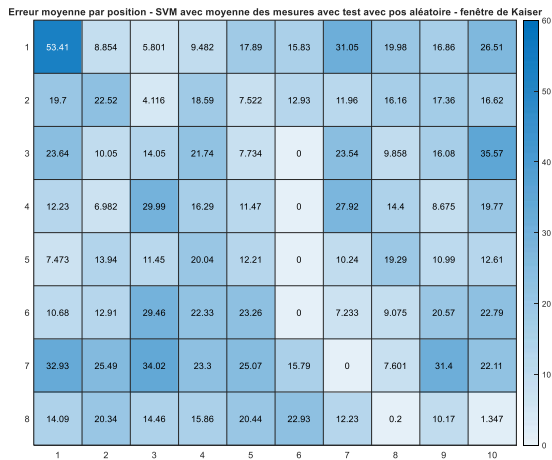


Figure B.142 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 2 - SVM - Moyenne - Aléatoire - Kaiser

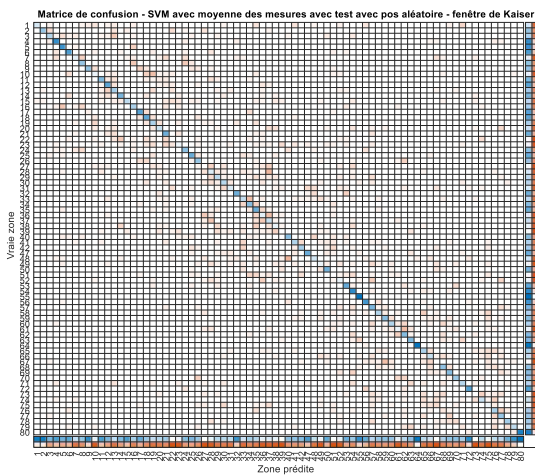


Figure B.143 - Matrice de confusion - Scénario 2 - SVM - Moyenne - Aléatoire - Kaiser

## B.2.3 Apprentissage profond – Réseau à convolutions

### B.2.3.1 Position centrale – Hann – toutes les mesures

Tableau B.37 - Statistiques - Scénario 2 - Conv - Tout - Centre - Hann

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
34.158	34.211	41.118	28.289	7.305	31.623

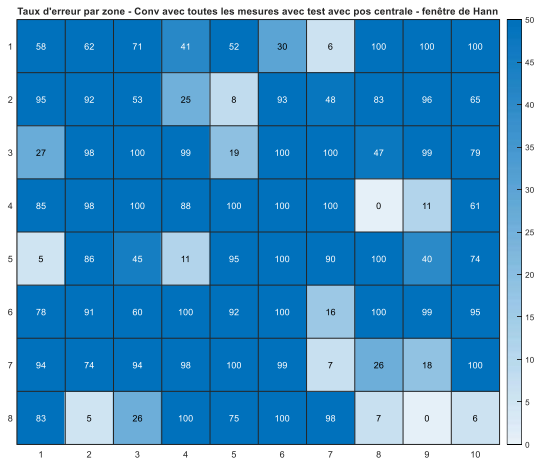


Figure B.145 - Taux d'erreur par zone - Scénario 2 - Conv - Tout - Centre - Hann



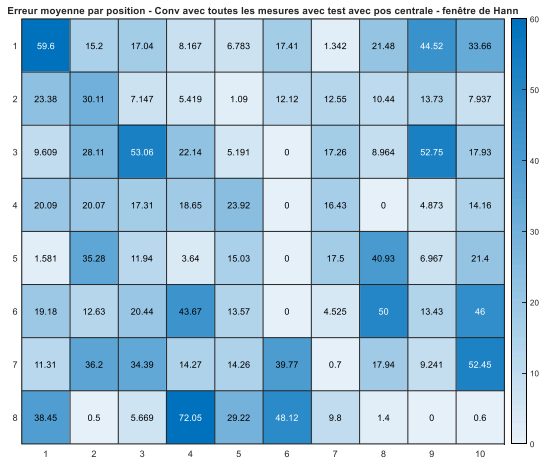


Figure B.146 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 2 - Conv - Tout - Centre - Hann

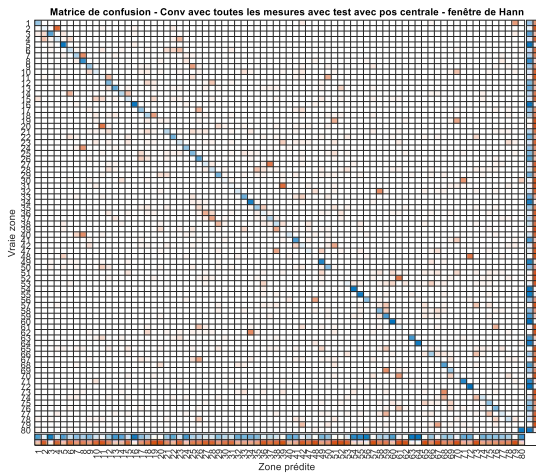


Figure B.147 - Matrice de confusion - Scénario 2 - Conv - Tout - Centre - Hann

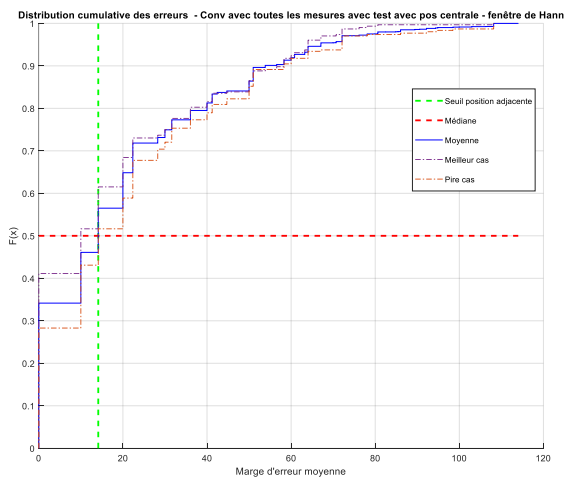


Figure B.148 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 2 - Conv - Tout - Centre - Hann

Après le vote :

Tableau B.38 - Statistiques - Scénario 2 - Conv - Vote - Centre - Hann

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
36.592	36.842	47.368	26.316	18.387	28.284

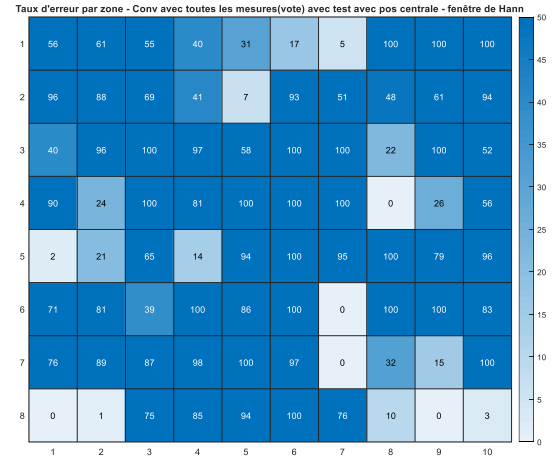


Figure B.149 - Taux d'erreur par zone - Scénario 2 - Conv - Vote - Centre - Hann



Figure B.150 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 2 - Conv - Vote - Centre - Hann

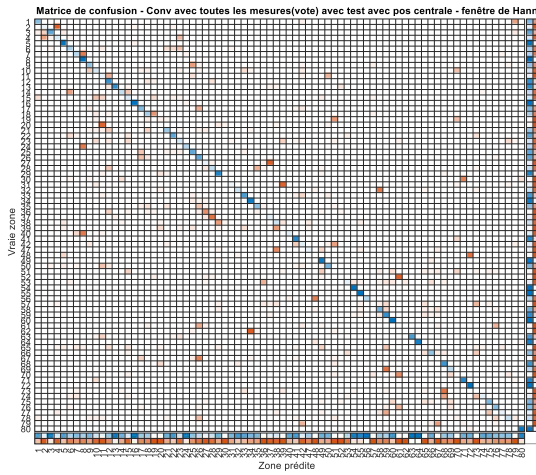


Figure B.151 - Matrice de confusion - Scénario 2 - Conv - Vote - Centre - Hann

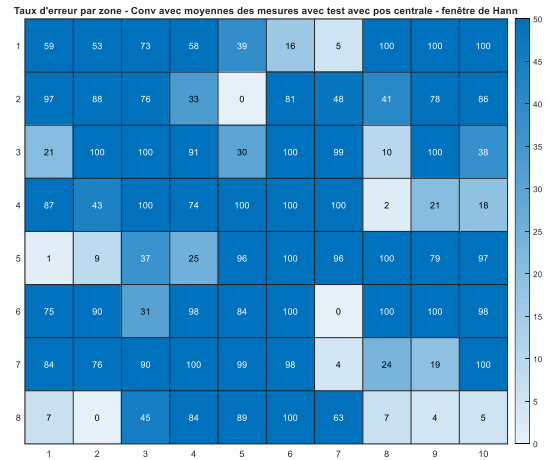


Figure B.153 - Taux d'erreur par zone - Scénario 2 - Conv - Moyenne - Centre - Hann

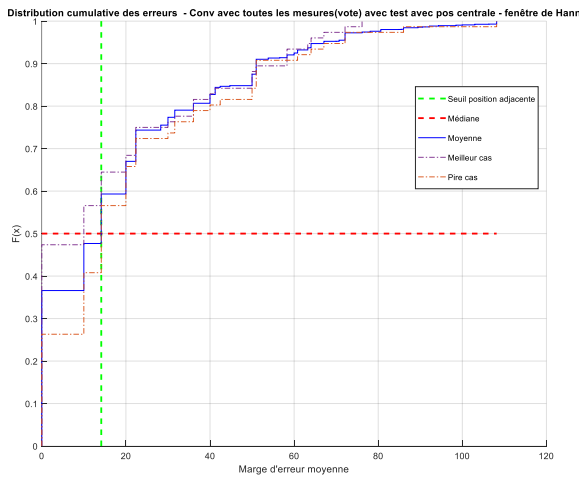


Figure B.152 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 2 - Conv - Vote - Centre - Hann

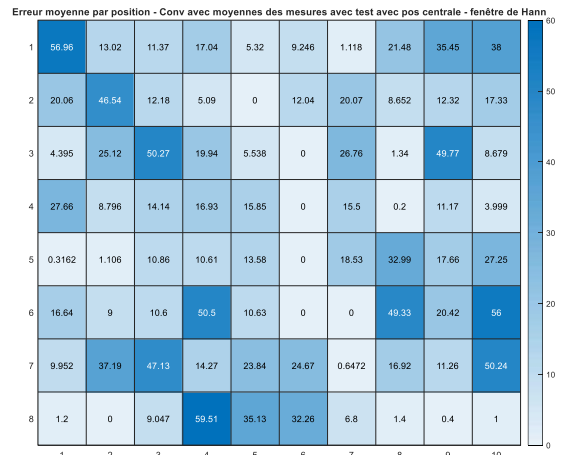


Figure B.154 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 2 - Conv - Moyenne - Centre - Hann

### B.2.3.2 Position centrale – Hann – les moyennes

Tableau B.39 - Statistiques - Scénario 2 - Conv - Moyenne - Centre - Hann

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
38.434	38.158	46.053	30.263	15.749	28.284

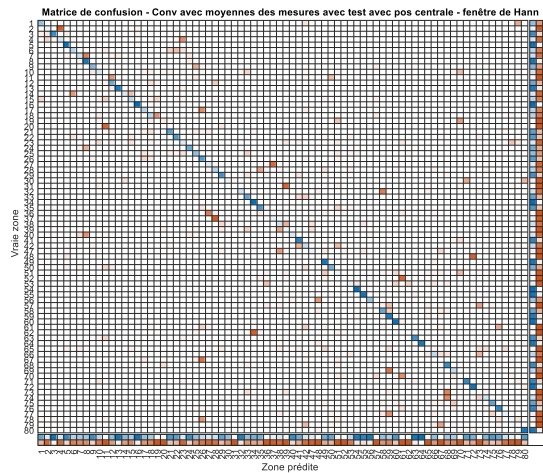


Figure B.155 - Matrice de confusion - Scénario 2 - Conv - Moyenne - Centre - Hann

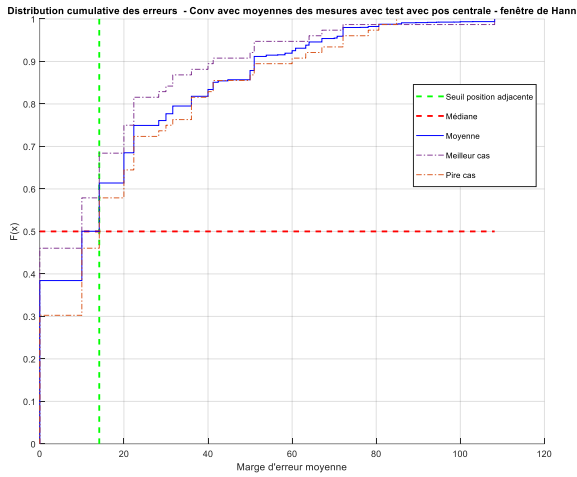


Figure B.156 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 2 - Conv - Moyenne - Centre - Hann

B.2.3.3 Position centrale – Kaiser – toutes les mesures

Tableau B.40 - Statistiques - Scénario 2 - Conv - Tout - Centre - Kaiser

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
57.839	57.895	62.5	51.974	3.7425	14.142

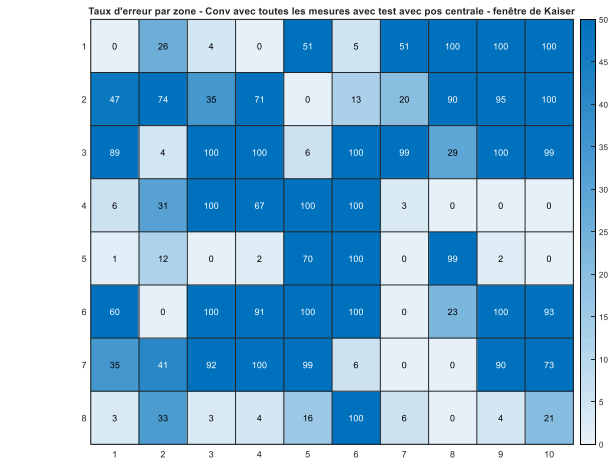


Figure B.157 - Taux d'erreur par zone - Scénario 2 - Conv - Tout - Centre - Kaiser

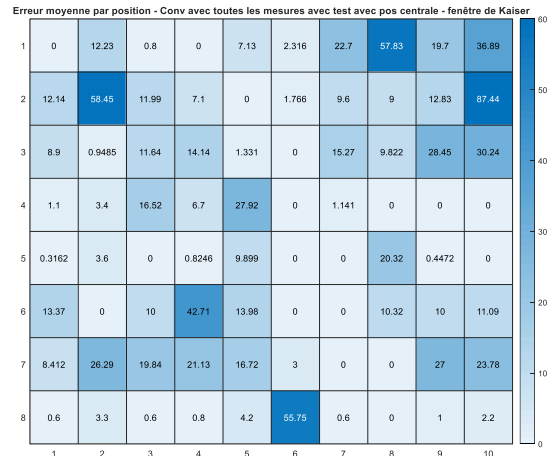


Figure B.158 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 2 - Conv - Tout - Centre - Kaiser

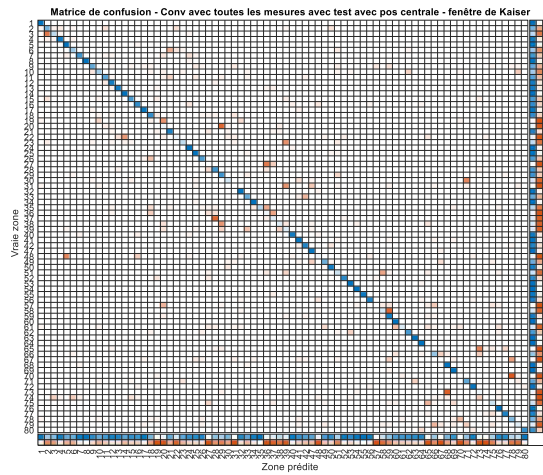


Figure B.159 - Matrice de confusion - Scénario 2 - Conv - Tout - Centre - Kaiser

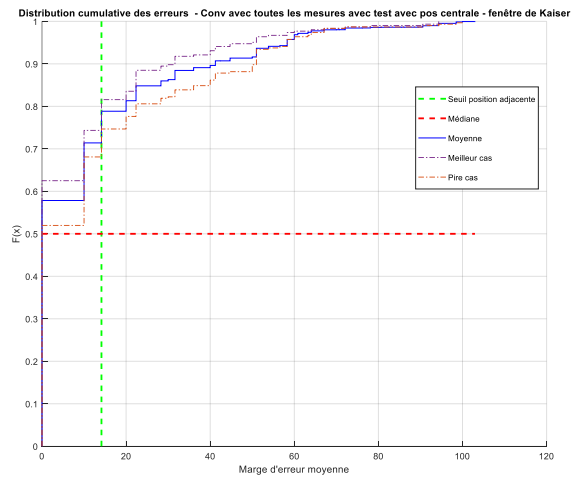


Figure B.160 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 2 - Conv - Tout - Centre - Kaiser

Suite au vote :

Tableau B.41 - Statistiques - Scénario 2 - Conv - Vote - Centre - Kaiser

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
60.592	60.526	67.105	52.632	7.4979	10

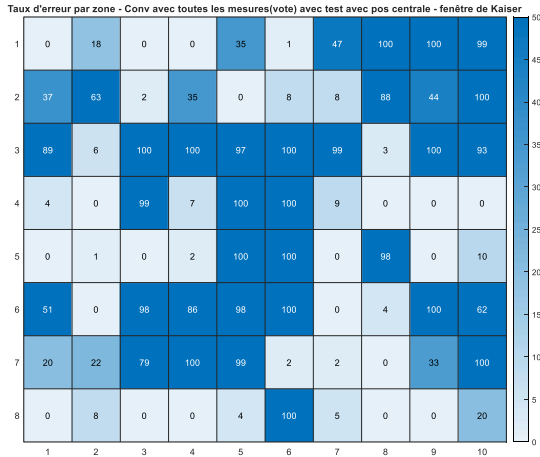


Figure B.161 - Taux d'erreur par zone - Scénario 2 - Conv - Vote - Centre - Kaiser

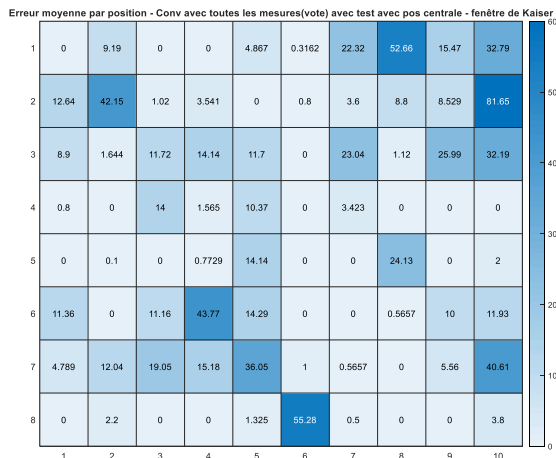


Figure B.162 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 2 - Conv - Vote - Centre - Kaiser

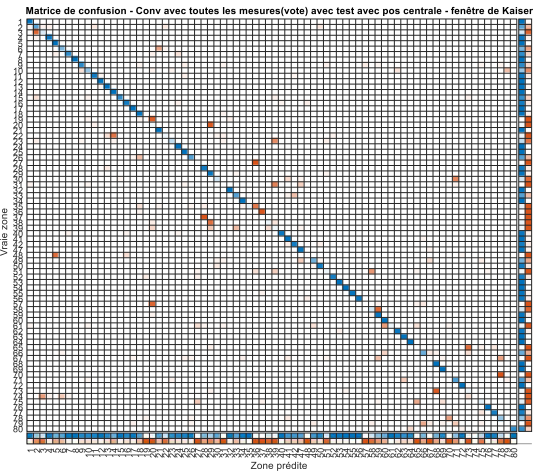


Figure B.163 - Matrice de confusion - Scénario 2 - Conv - Vote - Centre - Kaiser

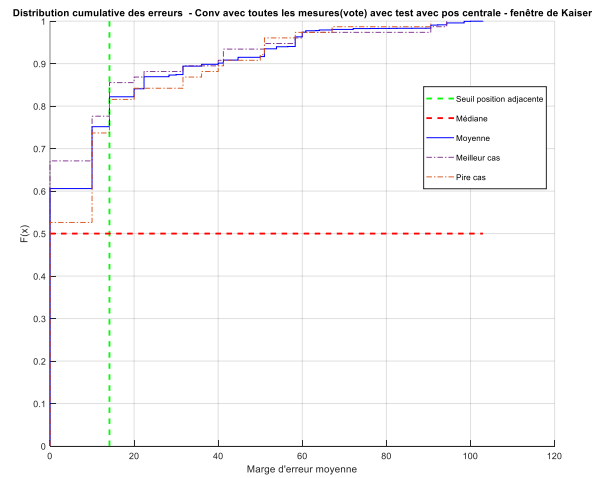


Figure B.164 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 2 - Conv - Vote - Centre - Kaiser

### B.2.3.4 Position centrale – Kaiser – les moyennes

Tableau B.42 - Statistiques - Scénario 2 - Conv - Moyenne - Centre - Kaiser

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
57.789	57.895	64.474	51.316	9.1874	14.142

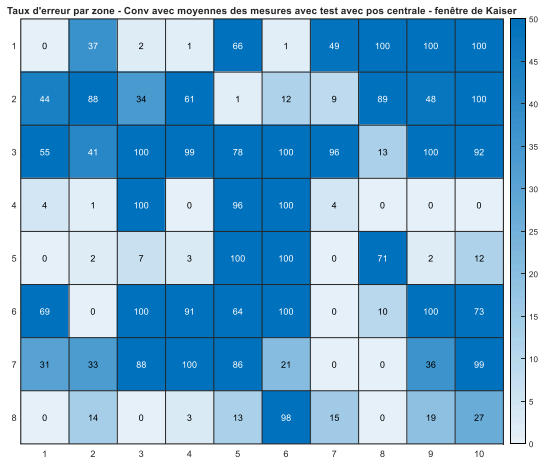


Figure B.165 - Taux d'erreur par zone - Scénario 2 - Conv - Moyenne - Centre - Kaiser

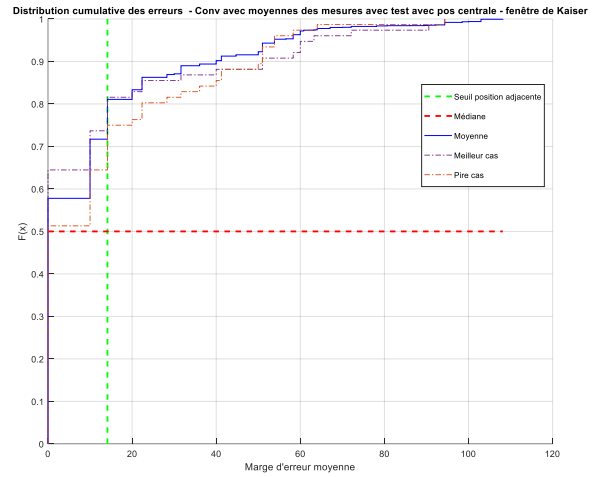


Figure B.168 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 2 - Conv - Moyenne - Centre - Kaiser



Figure B.166 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 2 - Conv - Moyenne - Centre - Kaiser

### B.2.3.5 Position aléatoire – Hann – toutes les mesures

Tableau B.43 - Statistiques - Scénario 2 - Conv - Tout - Aléatoire - Hann

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
25.303	25	32.895	18.421	10.075	31.623

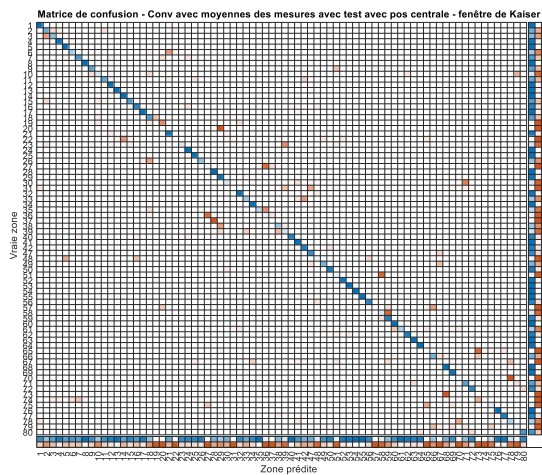


Figure B.167 - Matrice de confusion - Scénario 2 - Conv - Moyenne - Centre - Kaiser

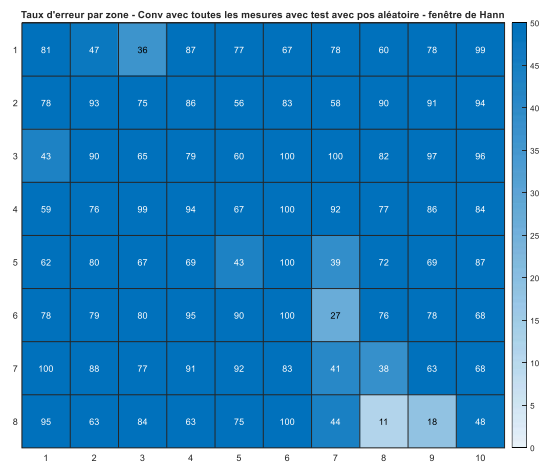
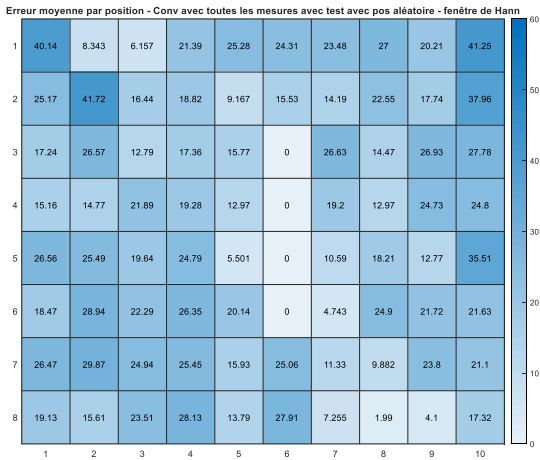


Figure B.169 - Taux d'erreur par zone - Scénario 2 - Conv - Tout - Aléatoire - Hann



Après le vote :

Tableau B.44 - Statistiques - Scénario 2 - Conv - Vote - Aléatoire - Hann

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
27.934	27.632	38.158	19.737	17.413	30

Figure B.170 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 2 - Conv - Tout - Aléatoire - Hann

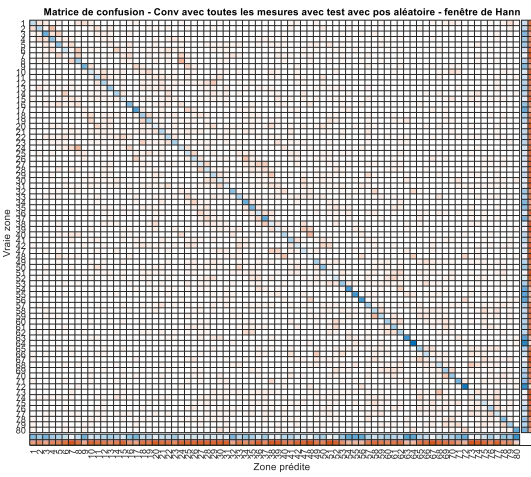
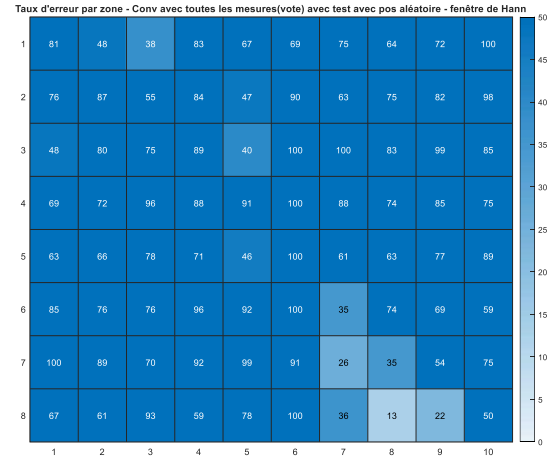


Figure B.173 - Taux d'erreur par zone - Scénario 2 - Conv - Vote - Aléatoire - Hann

Figure B.171 - Matrice de confusion - Scénario 2 - Conv - Tout - Aléatoire - Hann

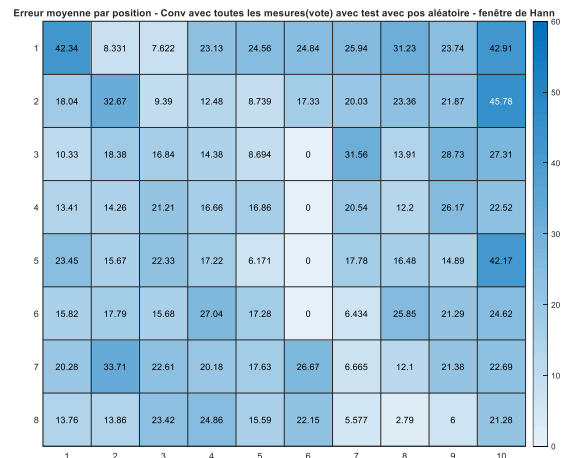


Figure B.174 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 2 - Conv - Vote - Aléatoire - Hann

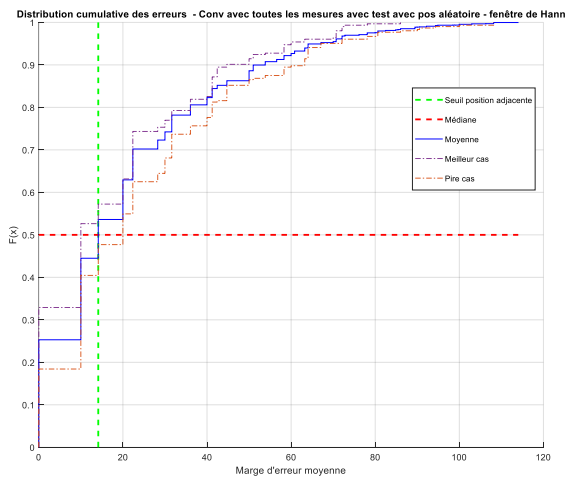


Figure B.172 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 2 - Conv - Tout - Aléatoire - Hann

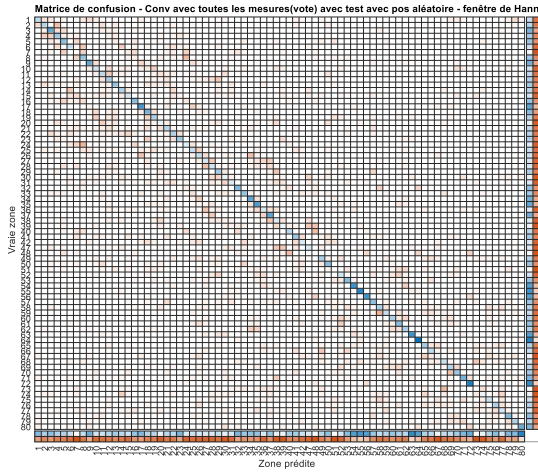


Figure B.175 - Matrice de confusion - Scénario 2 - Conv - Vote - Aléatoire - Hann

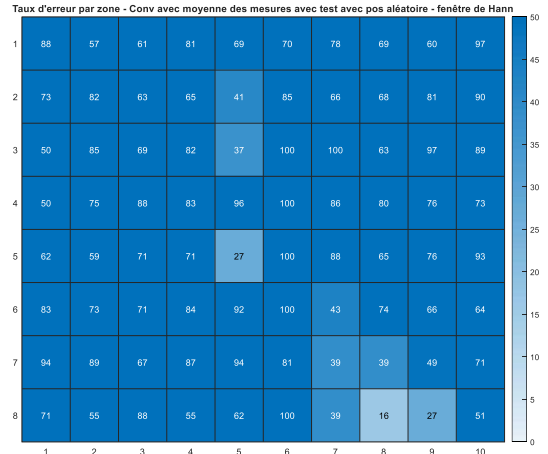


Figure B.177 - Taux d'erreur par zone - Scénario 2 - Conv - Moyenne - Aléatoire - Hann

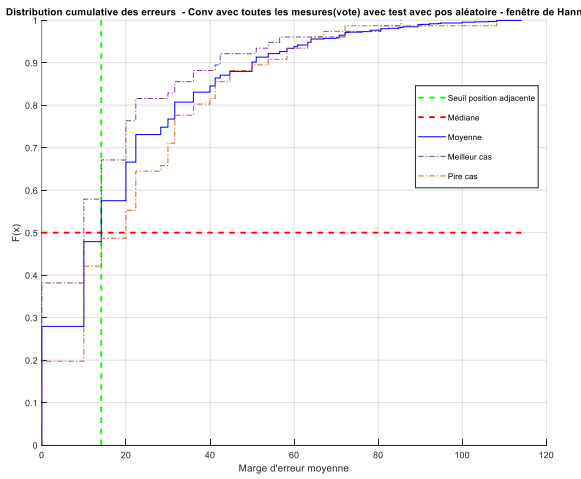


Figure B.176 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 2 - Conv - Vote - Aléatoire - Hann



Figure B.178 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 2 - Conv - Moyenne - Aléatoire - Hann

### B.2.3.6 Position aléatoire - Hann - les moyennes

Tableau B.45 - Statistiques - Scénario 2 - Conv - Moyenne - Aléatoire - Hann

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
29.487	28.947	43.421	21.053	16.057	30

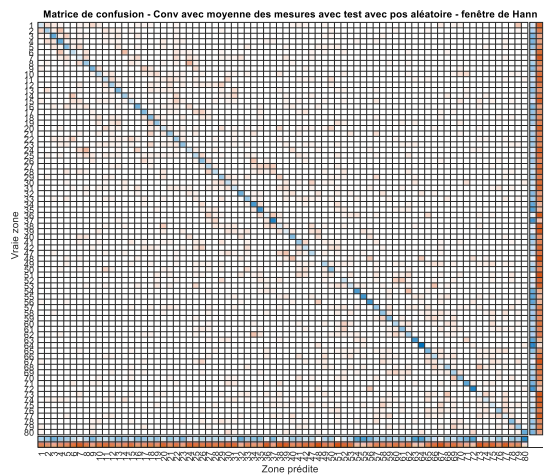


Figure B.179 - Matrice de confusion - Scénario 2 - Conv - Moyenne - Aléatoire - Hann

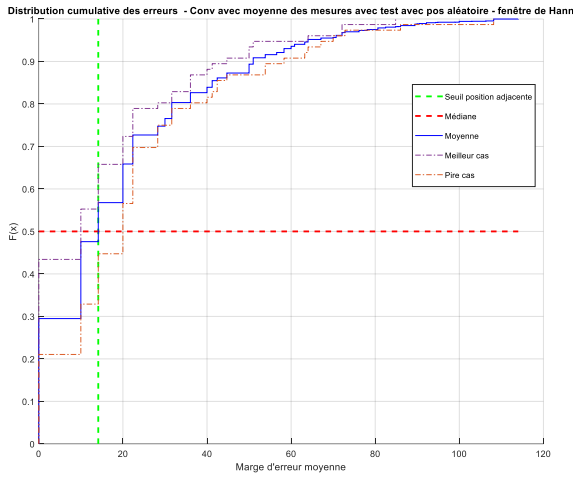


Figure B.180 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 2 - Conv - Moyenne - Aléatoire - Hann

B.2.3.7 Position Aléatoire – Kaiser – toutes les mesures

Tableau B.46 - Statistiques - Scénario 2 - Conv - Tout - Aléatoire - Kaiser

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
31.757	31.579	41.776	17.763	13.399	22.361

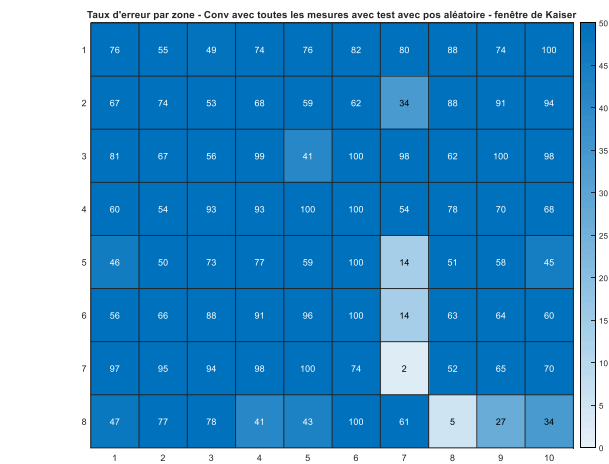


Figure B.181 - Taux d'erreur par zone - Scénario 2 - Conv - Tout - Aléatoire – Kaiser



Figure B.182 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 2 - Conv - Tout - Aléatoire - Kaiser

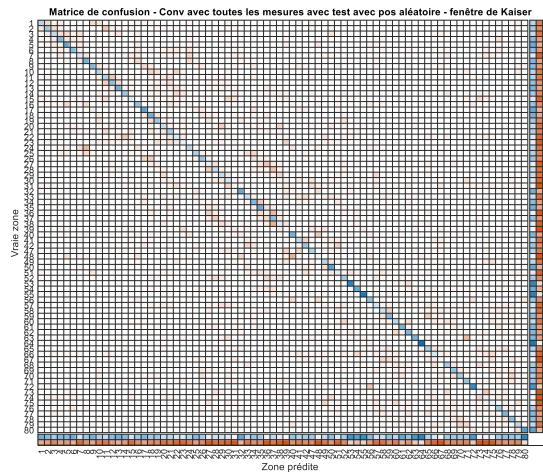


Figure B.183 - Matrice de confusion - Scénario 2 - Conv - Tout - Aléatoire – Kaiser

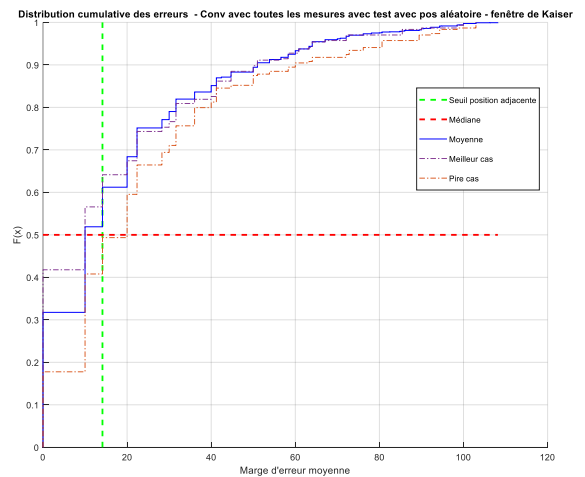


Figure B.184 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 2 - Conv - Tout - Aléatoire - Kaiser



Suite au vote :

Tableau B.47 - Statistiques - Scénario 2 - Conv - Vote - Aléatoire - Kaiser

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
33.447	32.895	43.421	18.421	17.005	22.361

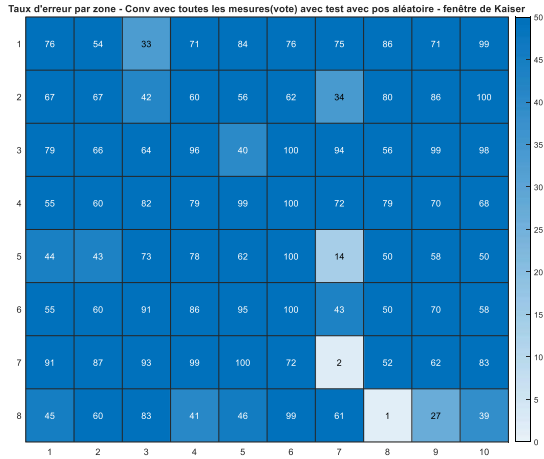


Figure B.185 - Taux d'erreur par zone - Scénario 2 - Conv - Vote - Aléatoire - Kaiser



Figure B.186 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 2 - Conv - Vote - Aléatoire - Kaiser

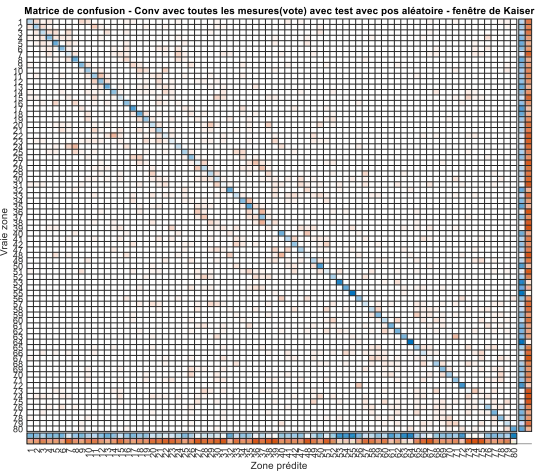


Figure B.187 - Matrice de confusion - Scénario 2 - Conv - Vote - Aléatoire - Kaiser

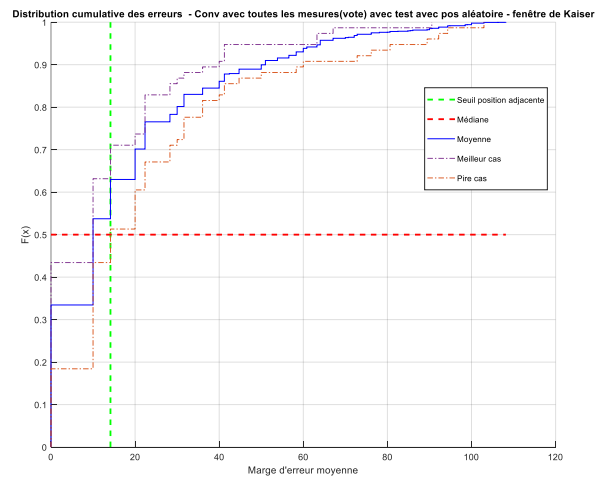


Figure B.188 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 2 - Conv - Vote - Aléatoire - Kaiser

### B.2.3.8 Position Aléatoire - Kaiser - les moyennes

Tableau B.48 - Statistiques - Scénario 2 - Conv - Moyenne - Aléatoire - Kaiser

Moyenne	Médiane	Maximum	Minimum	Variance	Marge du 75 <sup>e</sup> centile (cm)
33.618	34.211	43.421	22.368	19.774	22.361

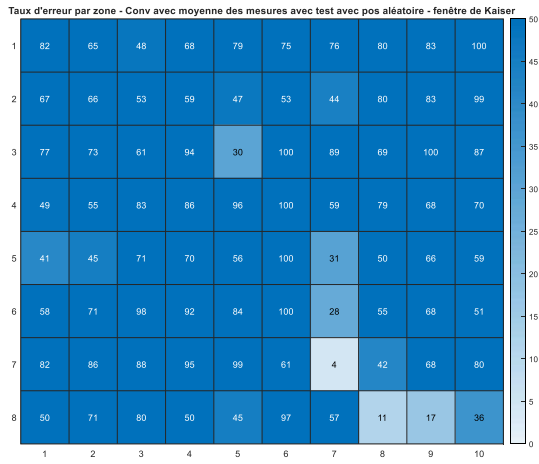


Figure B.189 - Taux d'erreur par zone - Scénario 2 - Conv - Moyenne - Aléatoire - Kaiser

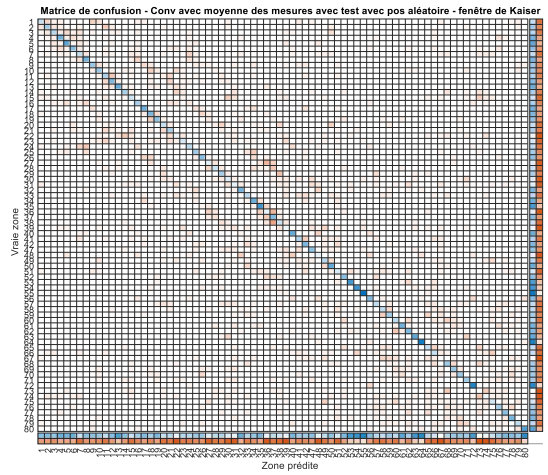


Figure B.191 - Matrice de confusion - Scénario 2 - Conv - Moyenne - Aléatoire - Kaiser



Figure B.190 - Erreur moyenne (cm) par zone - Scénario 2 - Conv - Moyenne - Aléatoire - Kaiser

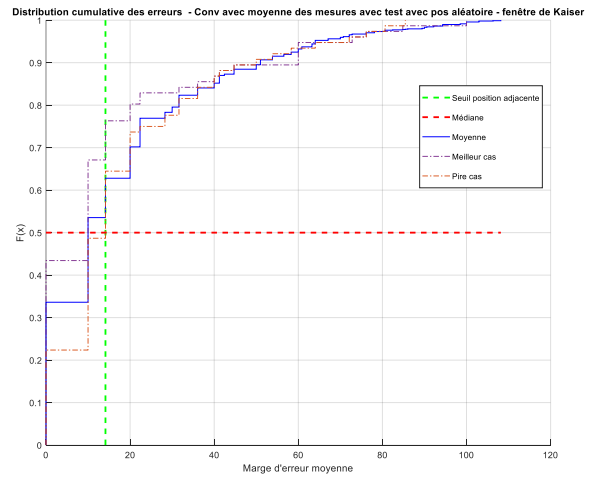


Figure B.192 - Fonction de distribution cumulative des erreurs - Scénario 2 - Conv - Moyenne - Aléatoire - Kaiser

## Références :

---

- [1] A. Press. Cellulaire avec GPS obligatoire! *La Presse*. 4 déc 2007. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.lapresse.ca/techno/actualites/200712/04/01-9092-cellulaire-avec-gps-obligatoire.php>
- [2] D. Perrotte. Ça se passe en Europe : un bouton d'urgence obligatoire dans les voitures. *Les Echos*. 29 mars 2018. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.lesechos.fr/2018/03/ca-se-passe-en-europe-un-bouton-durgence-obligatoire-dans-les-voitures-987768>
- [3] G. Deak, K. Curran, and J. Condell, "A survey of active and passive indoor localisation systems," *Computer Communications*, vol. 35, no. 16, pp. 1939-1954, 2012, doi: 10.1016/j.comcom.2012.06.004.
- [4] H. Liu, H. Darabi, P. Banerjee, and J. Liu, "Survey of Wireless Indoor Positioning Techniques and Systems," *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, vol. 37, no. 6, pp. 1067-1080, 2007, doi: 10.1109/tsmcc.2007.905750.
- [5] A. Harter, A. Hopper, P. Steggles, A. Ward, and P. Webster, "The anatomy of a context-aware application," *Wireless Networks*, vol. 8, no. 2/3, pp. 187-197, 2002.
- [6] N. B. Priyantha, A. Chakraborty, and H. Balakrishnan, "The cricket location-support system," in *Proceedings of the 6th annual international conference on Mobile computing and networking*, 2000: ACM, pp. 32-43.

- [7] H.-S. Kim, D.-R. Kim, S.-H. Yang, Y.-H. Son, and S.-K. Han, "An Indoor Visible Light Communication Positioning System Using a RF Carrier Allocation Technique," *Journal of Lightwave Technology*, vol. 31, no. 1, pp. 134-144, 2013, doi: 10.1109/jlt.2012.2225826.
- [8] M. Yasir, S.-W. Ho, and B. N. Vellambi, "Indoor positioning system using visible light and accelerometer," *Journal of Lightwave Technology*, vol. 32, no. 19, pp. 3306-3316, 2014.
- [9] R. Want, A. Hopper, V. Falcao, and J. Gibbons, "The active badge location system," *ACM Transactions on Information Systems (TOIS)*, vol. 10, no. 1, pp. 91-102, 1992.
- [10] T. Komine and M. Nakagawa, "Fundamental analysis for visible-light communication system using LED lights," *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, vol. 50, no. 1, pp. 100-107, 2004, doi: 10.1109/tce.2004.1277847.
- [11] K. Pahlavan, L. Xinrong, and J. P. Makela, "Indoor geolocation science and technology," *IEEE Communications Magazine*, vol. 40, no. 2, pp. 112-118, 2002, doi: 10.1109/35.983917.
- [12] Office québécois de la langue française. (2012). *Trilatération*. [En ligne]. Disponible sur: [http://gdt.oqlf.gouv.qc.ca/ficheOqlf.aspx?Id\\_Fiche=8415390](http://gdt.oqlf.gouv.qc.ca/ficheOqlf.aspx?Id_Fiche=8415390)
- [13] K. Pahlavan, X. Li, M. Ylianttila, R. Chana, and M. Latva-aho, "An overview of wireless indoor geolocation techniques and systems," in *IFIP International Conference on Mobile and Wireless Communication Networks*, 2000: Springer, pp. 1-13.
- [14] T. Rappaport, "Wireless Communications: Principles and Practice, Communications Engineering and Emerging Technologies Series," ed: Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ, 2002.
- [15] J. B. Andersen, T. S. Rappaport, and S. Yoshida, "Propagation measurements and models for wireless communications channels," *IEEE Communications Magazine*, vol. 33, no. 1, pp. 42-49, 1995.

- [16] K. Pahlavan and A. H. Levesque, *Wireless information networks*, 2 ed. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, 2005.
- [17] T. K. Sarkar, J. Zhong, K. Kyungjung, A. Medouri, and M. Salazar-Palma, "A survey of various propagation models for mobile communication," *IEEE Antennas and Propagation Magazine*, vol. 45, no. 3, pp. 51-82, 2003, doi: 10.1109/map.2003.1232163.
- [18] J. E. Berg, R. Bownds, and F. Lotse, "Path loss and fading models for microcells at 900 MHz," in *[1992 Proceedings] Vehicular Technology Society 42nd VTS Conference - Frontiers of Technology*, 10-13 May 1992 1992, pp. 666-671 vol.2, doi: 10.1109/VETEC.1992.245484.
- [19] D. C. Cox, R. R. Murray, and A. W. Norris, "800-MHz Attenuation Measured In and Around Suburban Houses," *AT&T Bell Laboratories Technical Journal*, vol. 63, no. 6, pp. 921-954, 1984, doi: 10.1002/j.1538-7305.1984.tb00030.x.
- [20] M. J. Marsan, G. C. Hess, and S. S. Gilbert, "Shadowing variability in an urban land mobile environment at 900 MHz," *Electronics Letters*, vol. 26, no. 10, pp. 646-648, 1990, doi: 10.1049/el:19900423.
- [21] J. D. Parsons, *The mobile radio propagation channel*, 2e ed. Wiley, 2000, p. 436.
- [22] H. L. Bertoni, W. Honcharenko, L. R. Macel, and H. H. Xia, "UHF propagation prediction for wireless personal communications," *Proceedings of the IEEE*, vol. 82, no. 9, pp. 1333-1359, 1994, doi: 10.1109/5.317081.
- [23] B. Jackson, S. Wang, and R. Inkol, "Emitter geolocation estimation using power difference of arrival," *Defence R&D Canada Technical Report DRDC Ottawa TR*, vol. 40, p. 51, 2011.
- [24] P. Grover, R. Agarwal, and A. K. Chaturvedi, "Geolocation using transmit and receive diversity," in *Global Telecommunications Conference, 2004. GLOBECOM '04. IEEE*, 29

- Nov.-3 Dec. 2004 2004, vol. 6, pp. 3681-3684 Vol.6, doi: 10.1109/GLOCOM.2004.1379056.
- [25] N. Patwari, J. N. Ash, S. Kyperountas, A. O. Hero, R. L. Moses, and N. S. Correal, "Locating the nodes: cooperative localization in wireless sensor networks," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 22, no. 4, pp. 54-69, 2005, doi: 10.1109/msp.2005.1458287.
- [26] S. Azzouzi, M. Cremer, U. Dettmar, R. Kronberger, and T. Knie, "New measurement results for the localization of UHF RFID transponders using an Angle of Arrival (AoA) approach," in *2011 IEEE International Conference on RFID*, 12-14 April 2011 2011, pp. 91-97, doi: 10.1109/RFID.2011.5764607.
- [27] K. Pahlavan, F. O. Akgul, M. Heidari, A. Hatami, J. M. Elwell, and R. D. Tingley, "Indoor geolocation in the absence of direct path," *IEEE Wireless Communications*, vol. 13, no. 6, pp. 50-58, 2006.
- [28] C. Yang and H.-r. Shao, "WiFi-based indoor positioning," *IEEE Communications Magazine*, vol. 53, no. 3, pp. 150-157, 2015, doi: 10.1109/mcom.2015.7060497.
- [29] K. C. Ho and Y. T. Chan, "Solution and performance analysis of geolocation by TDOA," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 29, no. 4, pp. 1311-1322, 1993, doi: 10.1109/7.259534.
- [30] B. Kempke, P. Pannuto, and P. Dutta, "Harmonia," presented at the Proceedings of the 1st ACM workshop on Hot topics in wireless - HotWireless '14, Maui, Hawaii, USA, 2014.
- [31] M. Z. Win, D. Dardari, A. F. Molisch, W. Wiesbeck, and J. Zhang, "History and Applications of UWB [Scanning the Issue]," *Proceedings of the IEEE*, vol. 97, no. 2, pp. 198-204, 2009.
- [32] O. Hilsenrath and M. Wax, "Radio transmitter location finding for wireless communication network services and management," ed: Brevet américain No 6 026 304, 2000.

- [33] P. Bahl and V. N. Padmanabhan, "RADAR: An in-building RF-based user location and tracking system," in *INFOCOM 2000. Nineteenth Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies. Proceedings. IEEE*, 2000, vol. 2: IEEE, pp. 775-784.
- [34] P. Bahl, V. N. Padmanabhan, and A. Balachandran, "Enhancements to the RADAR user location and tracking system," *Microsoft Research*, vol. 2, no. MSR-TR-2000-12, pp. 775-784, 2000.
- [35] H. Laitinen, T. Nordström, and J. Lähteenmäki, "Location of GSM terminals using a database of signal strength measurements," in *URSI XXV National Convention on Radio Science*, 2000, pp. 88-89.
- [36] M. Wax and O. Hilsenrath, "Signature matching for location determination in wireless communication systems," ed: Brevet américain No 6 112 095, 2000.
- [37] W. F. Alexander Jr and S. Gumjadi, "Method and system for creating a radio frequency signature for a signature region in a coverage area of a wireless communication system," ed: Brevet américain No 6 256 506, 2001.
- [38] H. Laitinen, J. Lahteenmaki, and T. Nordstrom, "Database correlation method for GSM location," in *IEEE VTS 53rd Vehicular Technology Conference, Spring 2001. Proceedings (Cat. No.01CH37202)*, 2001 2001, vol. 4, pp. 2504-2508 vol.4, doi: 10.1109/VETECS.2001.944052.
- [39] Z. Gu, Z. Chen, Y. Zhang, Y. Zhu, M. Lu, and A. Chen, "Reducing fingerprint collection for indoor localization," *Computer Communications*, vol. 83, pp. 56-63, 2016/06/01/ 2016, doi: 10.1016/j.comcom.2015.09.022.

- [40] C. Wu, J. Xu, Z. Yang, N. D. Lane, and Z. Yin, "Gain without pain: Accurate WiFi-based localization using fingerprint spatial gradient," *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, vol. 1, no. 2, p. 29, 2017.
- [41] J. Hightower and G. Borriello, "Location systems for ubiquitous computing," *IEEE Computer Magazine*, vol. 34, no. 8, pp. 57-66, 2001, doi: 10.1109/2.940014.
- [42] A. Khalajmehrabadi, N. Gatsis, and D. Akopian, "Modern WLAN fingerprinting indoor positioning methods and deployment challenges," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 19, no. 3, pp. 1974-2002, 2017.
- [43] J. J. Caffery and G. L. Stuber, "Radio location in urban CDMA microcells," in *Proceedings of 6th International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications*, 27-29 Sep 1995 1995, vol. 2, pp. 858-862 vol.2, doi: 10.1109/PIMRC.1995.480990.
- [44] P. Steggles and S. Gschwind, "The Ubisense smart space platform," *Adjunct Proceedings of the Third International Conference on Pervasive Computing*, 2005.
- [45] J. Hightower, R. Want, and G. Borriello, "SpotON: An indoor 3D location sensing technology based on RF signal strength," in "UW CSE Technical Report #2000-02-02," University of Washington, 2000.
- [46] Y. Zhao, Y. Liu, and L. M. Ni, "VIRE: Active RFID-based Localization Using Virtual Reference Elimination," in *2007 International Conference on Parallel Processing (ICPP 2007)*, 10-14 Sept. 2007 2007, pp. 56-56, doi: 10.1109/ICPP.2007.84.
- [47] L. M. Ni, Y. Liu, Y. C. Lau, and A. P. Patil, "LANDMARC: indoor location sensing using active RFID," *Wireless networks*, vol. 10, no. 6, pp. 701-710, 2004.
- [48] J. Werb and C. Lanzl, "Designing a positioning system for finding things and people indoors," (in eng), *IEEE Spectrum*, vol. 35, no. 9, pp. 71-78, 199809 1998, doi: 10.1109/6.715187.



- [49] M. Kotaru, K. Joshi, D. Bharadia, and S. Katti, "Spotfi: Decimeter level localization using wifi," in *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*, 2015, vol. 45, no. 4: ACM, pp. 269-282.
- [50] D. Vasisht, S. Kumar, and D. Katabi, "Decimeter-Level Localization with a Single WiFi Access Point," in *NSDI*, 2016, vol. 16, pp. 165-178.
- [51] X. Li, S. Li, D. Zhang, J. Xiong, Y. Wang, and H. Mei, "Dynamic-music: accurate device-free indoor localization," in *Proceedings of the 2016 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing*, 2016: ACM, pp. 196-207.
- [52] A. Saeed, A. E. Kosba, and M. Youssef, "Ichnaea: A Low-Overhead Robust WLAN Device-Free Passive Localization System," *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, vol. 8, no. 1, pp. 5-15, 2014, doi: 10.1109/jstsp.2013.2287480.
- [53] Y. Yim, *The state of cellular probes*. Berkeley, CA: California Partners for Advanced Transit and Highways (PATH), Institute of Transportation Studies, 2003.
- [54] M. Nezafat, M. Kaveh, H. Tsuji, and T. Fukagawa, "Localization of wireless terminals using subspace matching with ray-tracing-based simulations," in *Processing Workshop Proceedings, 2004 Sensor Array and Multichannel Signal*, 18-21 July 2004 2004, pp. 623-627, doi: 10.1109/SAM.2004.1503024.
- [55] M. Nezafat, M. Kaveh, H. Tsuji, and T. Fukagawa, "Subspace matching localization: a practical approach to mobile user localization in microcellular environments," in *IEEE 60th Vehicular Technology Conference*, 26-29 Sept. 2004, vol. 7, pp. 5145-5149 Vol. 7, doi: 10.1109/VETECONF.2004.1405081.
- [56] R. Battiti, A. Villani, and T. Le Nhat, "Neural network models for intelligent networks: deriving the location from signal patterns," *Proceedings of AINS*, 2002.

- [57] R. Battiti, N. Thang Le, and A. Villani, "Location-Aware Computing: A Neural Network Model For Determining Location In Wireless LANs," in "Tech. Rep. DIT-02-0083, 2002.," 2002.
- [58] M. Brunato and R. Battiti, "Statistical learning theory for location fingerprinting in wireless LANs," *Computer Networks*, vol. 47, no. 6, pp. 825-845, 2005, doi: 10.1016/j.comnet.2004.09.004.
- [59] R. Battiti, M. Brunato, R. Lo Cigno, A. Villani, R. Flor, and G. Lazzari, *WILMA: An open lab for 802.11 HotSpots*. 2003, pp. 163-168.
- [60] M. Youssef and A. Agrawala, "The Horus WLAN location determination system," in *Proceedings of the 3rd international conference on Mobile systems, applications, and services*, 2005: ACM, pp. 205-218.
- [61] K. Wu, J. Xiao, Y. Yi, D. Chen, X. Luo, and L. M. Ni, "CSI-Based Indoor Localization," *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, vol. 24, no. 7, pp. 1300-1309, 2013, doi: 10.1109/tpds.2012.214.
- [62] K. Wu, X. Jiang, Y. Youwen, G. Min, and L. M. Ni, "FILA: Fine-grained indoor localization," in *Proceedings IEEE INFOCOM*, 25-30 March 2012, pp. 2210-2218, doi: 10.1109/INFOCOM.2012.6195606.
- [63] S. Sen, B. Radunovic, R. R. Choudhury, and T. Minka, "You are facing the Mona Lisa: spot localization using PHY layer information," in *Proceedings of the 10th international conference on Mobile systems, applications, and services*, 2012: ACM, pp. 183-196.
- [64] S. Shi, S. Sigg, L. Chen, and Y. Ji, "Accurate Location Tracking From CSI-Based Passive Device-Free Probabilistic Fingerprinting," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 67, no. 6, pp. 5217-5230, 2018, doi: 10.1109/tvt.2018.2810307.

- [65] J. Xiao, K. Wu, Y. Yi, L. Wang, and L. M. Ni, "Pilot: Passive Device-Free Indoor Localization Using Channel State Information," in *IEEE 33rd International Conference on Distributed Computing Systems*, 8-11 July 2013, pp. 236-245, doi: 10.1109/ICDCS.2013.49.
- [66] W. Zhang, K. Liu, W. Zhang, Y. Zhang, and J. Gu, "Deep Neural Networks for wireless localization in indoor and outdoor environments," *Neurocomputing*, vol. 194, pp. 279-287, 19 juin 2016, doi: 10.1016/j.neucom.2016.02.055.
- [67] C. Nerguizian, C. Despins, and S. Affes, "Geolocation in mines with an impulse response fingerprinting technique and neural networks," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 5, no. 3, pp. 603-611, 2006, doi: 10.1109/twc.2006.1611090.
- [68] G. Ding, P. Chen, J. Tian, and Q. Zhao, "Power delay profile based indoor fingerprinting localization system," in *2016 18th International Conference on Advanced Communication Technology (ICACT)*, Jan. 31 2016-Feb. 3 2016 2016, pp. 324-329, doi: 10.1109/ICACT.2016.7423378.
- [69] X. Wang, L. Gao, and S. Mao, "PhaseFi: Phase Fingerprinting for Indoor Localization with a Deep Learning Approach," in *2015 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM)*, 6-10 Dec. 2015 2015, pp. 1-6, doi: 10.1109/GLOCOM.2015.7417517.
- [70] A. Goldsmith, *Wireless communications*. Cambridge university press, 2005.
- [71] S. Dayekh, S. Affes, N. Kandil, and C. Nerguizian, "Radio-localization in underground narrow-vein mines using neural networks with in-built tracking and time diversity," in *2011 IEEE Wireless Communications and Networking Conference*, 28-31 March 2011 2011, pp. 1788-1793, doi: 10.1109/WCNC.2011.5779404.
- [72] S. Dayekh, S. Affes, N. Kandil, and C. Nerguizian, "Cooperative localization in mines using fingerprinting and neural networks," in *Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)*, 2010: IEEE, pp. 1-6.

- [73] C. Nerguizian, "Radiolocalisation en milieu minier souterrain," Thèse de doctorat, INRS-SEMT, 2003.
- [74] S. Rogers and M. Girolami, *A First Course in Machine Learning*, Second ed. CRC Press, 2016, p. 427.
- [75] I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, *Deep learning*. MIT press, 2016.
- [76] MathWorks. "Classify ECG Signals Using Long Short-Term Memory Networks: Matlab Documentation." <https://www.mathworks.com/help/deeplearning/examples/classify-ecg-signals-using-long-short-term-memory-networks.html> (accessed 4 mars, 2019).
- [77] N. Patwari, L. Brewer, Q. Tate, O. Kaltiokallio, and M. Bocca, "Breathfinding: A Wireless Network That Monitors and Locates Breathing in a Home," *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, vol. 8, no. 1, pp. 30-42, 2014, doi: 10.1109/jstsp.2013.2287473.