



MASTER OF SCIENCE
IN ENGINEERING

Hes·SO

Haute Ecole Spécialisée
de Suisse occidentale

Fachhochschule Westschweiz

University of Applied Sciences and Arts
Western Switzerland

Master of Science HES-SO in Engineering
Av. de Provence 6
CH-1007 Lausanne

Master of Science HES-SO in Engineering

Orientation : Technologies de l'information et de la communication (TIC)

AI-enhanced LoRa Based Indoor Localization System

Fait par

Manon Racine

Sous la direction de

Dr. Nuria Pazos

HE-Arc

St-Imier, HE-Arc, 7 octobre 2018

Table des matières

1	Rapport intermédiaire : 17.09.2018 au 12.10.2018	1
1.1	Cahier des charges	1
1.1.1	Introduction	1
1.1.2	But du projet	1
1.1.3	Objectifs et tâches à réaliser	1
1.2	Résumé du document 00	2
1.3	Résumé du document 01	2
1.3.1	Introduction	2
1.3.2	Algorithmes	3
1.3.3	Conclusions	5
1.4	Résumé du document 02	8
1.4.1	Ranging Errors	9
1.4.2	Algrorithme	10
1.5	Résumé du document 03	10
1.5.1	Pro/con	10
	Bibliographie	11

Table des figures

1.1	The new attribute “cell” construction phase	3
1.2	Accuracy results of classification using whole dataset	6
1.3	Accuracy results of building classification	6
1.4	Accuracy results of floor classification	7
1.5	Accuracy results of region classification	7
1.6	Accuracy results of machine learning algorithms	8
1.7	Elapsed time results of machine learning algorithms	8
1.8	Ranging error - LOS and NLOS	9

1 Rapport intermédiaire : 17.09.2018 au 12.10.2018

Ce premier résumé a pour but de poser le projet et d'étudier l'état de l'art. Depuis les lectures concernant ce qu'il existe en machine learning pour le positionnement indoor, il est nécessaire de faire un résumé afin de choisir le meilleur algorithme afin d'améliorer le positionnement indoor à l'aide de la technologie LoRa et le mode ranging.

1.1 Cahier des charges

1.1.1 Introduction

Les systèmes de localisation basés sur GPS souffrent de la détérioration de la précision et sont presque indisponibles dans les environnements intérieurs. Pour les environnements intérieurs, de nombreuses technologies de systèmes de positionnement ont été conçues sur la base de la vision, de la détection infrarouge ou ultrasonore, des champs magnétiques de la terre, des accéléromètres / gyromètres, des balises BLE ou de la communication WiFi. Chacune de ces technologies existantes a des coûts, une précision et un compromis maximum en matière de couverture, mais un service de localisation intérieur générique reste difficile à obtenir.

1.1.2 But du projet

S'appuyant sur les capacités étendues des nouveaux circuits intégrés LoRa, ce projet développera et déploiera un système de localisation capable d'améliorer la précision de la position atteinte par les systèmes de localisation basés sur LoRa existants reposant sur des mécanismes TDOA ou de télémétrie. À cette fin, une exploration et une comparaison des différentes techniques "machine learning/deep learning" pour le positionnement basé sur le "fingerprinting" seront effectuées.

1.1.3 Objectifs et tâches à réaliser

1. Etudier le cahier des charges
2. Etudier l'état de l'art des techniques à utiliser dans le cadre du projet, en particulier les systèmes de localisation indoor basés sur des techniques d'apprentissage, et réunir une documentation (env. 20
3. Etablir un planning pour l'ensemble du projet.
4. Définir un plan des tests à effectuer.
5. Définir les procédures de test
6. Définir le setup pour la collecte de données de localisation
7. Prise en main de l'environnement de développement pour les phases de training et du test de la technique d'apprentissage retenue (e.g., PyTorch).
8. Implémentation de la solution ML retenue.
9. Tester le système selon le protocole préétabli.
10. Faire des propositions pour améliorer les performances de l'algorithme et, si possible, les implémenter.
11. Rédiger le rapport et documenter l'ensemble du projet.

1.2 Résumé du document 00

Ce document décrit la localisation sans utiliser le GPS et en utilisant LoRa. Il a surtout été utile d'utiliser ce document pour la gestion des "outliers"

Le problème principal avec le GPS c'est la consommation et la durée de vie c'est pourquoi un système basé sur LoRa a été étudié. La portée en milieu rural est d'environ 15km alors qu'il est de 5km dans un milieu urbain cela grâce à la bonne sensibilité du récepteur (-130dBm). Une chose intéressante est la bande passante qui est plus large que d'autres technologies qui permet de distinguer différents chemins du même signal. Sagemcom ont obtenus des bons résultats au niveau de la précision qui est de environ 4 mètres.

Ce qui est intéressant c'est dans cette publication c'est la manière de traiter les "outliers - valeurs aberrantes, c'est-à-dire les points qui ne sont pas cohérents lors d'une mesure. Selon Barnett et Lewis [11], un "outlier" est défini comme étant une observation qui semble incompatible avec le reste d'un ensemble de données. Garder un "outlier" dans un set de données peut amener à de mauvais résultats il est donc important de les détecter correctement. Il existe différentes méthodes pour déterminer ces "outliers" :

1. Grubbs' test : Détecte un "outlier" en supposant une distribution normale.
2. Tietjen-Moore test : C'est une généralisation de Grubbs' test pour détecter de multiples outliers. Il a cependant un inconvénient, il est nécessaire de connaître le nombre exact d'outliers.
3. Generalized Extreme Studentized Deviate (ESD) : C'est également une généralisation du test Grubbs' mais il n'est pas nécessaire de connaître à l'avance le nombre d'outliers. Ce test nécessite uniquement une limite supérieure pour le nombre suspect d'outliers.[01]

[11] V. Barnett ; T. Lewis, Outliers in Statistical Data, 3rd ed. Wiley Series in Probability and Mathematical Statistics, 1994.

[01] lien concernant les ESD : <https://www.itl.nist.gov/div898/handbook/eda/section3/eda35h3.htm>

1.3 Résumé du document 01

Cette publication parle d'une analyse comparative entre différents algorithmes de "machine learning" pour du positionnement indoor. L'étude est basée sur un positionnement "fingerprint" ce qui permet de cartographier un endroit à l'aide de la force du signal réceptionné (RSS - Received Signal Strength). Dans cet article, les algorithmes de "machine learning" sélectionnés sont comparés en termes de précision de positionnement et de temps de calcul. La base de données UJIIndoorLoc a été utilisée pour les différentes expérimentations. Les résultats expérimentaux révèlent que l'algorithme k-Nearest Neighbor (k-NN) est le plus approprié lors du positionnement.

1.3.1 Introduction

Au cours des expériences, la base de données UJIIndoorLoc, qui est préparée pour les systèmes de positionnement à l'intérieur [8], est utilisée. La classification est effectuée en premier lieu en utilisant le jeu de données d'origine en considérant les valeurs RSS de 520 points d'accès sans fil (WAP) et les nouveaux attributs définis en tant que «cellule» qui composent les attributs BuildingID, Floor, SpaceID et RelativePos. Ensuite, une nouvelle méthode est proposée : «Séparation déductive pour le positionnement intérieur (DESIP - Deductive Separation for Indoor Positioning)». Dans cette méthode, tout d'abord, seules les informations de bâtiment et les valeurs RSS mesurées à partir de 520 WAP sont utilisées pour la tâche de classification.

Durant les expériences, des algorithmes déterministes tels que le plus proche voisin (NN - nearest neighbor), le SMO, l'arbre de décision (J48) et des algorithmes probabilistes tels que Naïve Bayes et Bayes Net sont utilisés. L'algorithme le plus approprié pour la solution du problème de positionnement intérieur est déterminé en comparant la précision et le temps de calcul de chaque approche.

La base de données entière est séparée de telle sorte que 19.937 enregistrements soient réservés à la formation et 1.111 enregistrements soient réservés aux tests. Il y a 529 caractéristiques et ces caractéristiques sont les coordonnées où sont prises les empreintes digitales WiFi, telles que bâtiment, étage, espace (bureau, laboratoire, etc.), position relative (dans une pièce ou dans un couloir), etc. Le jeu de données de formation UJIIndoorLoc comprenant les valeurs RSS de 520 WAP et un nouvel attribut «cellule» qui compose les attributs floor, buildingID, spaceID et relative position de l'ensemble de données d'origine est utilisé pour la tâche de classification. Les étapes des expériences utilisant ce jeu de données sont illustrées à la figure 1.1.

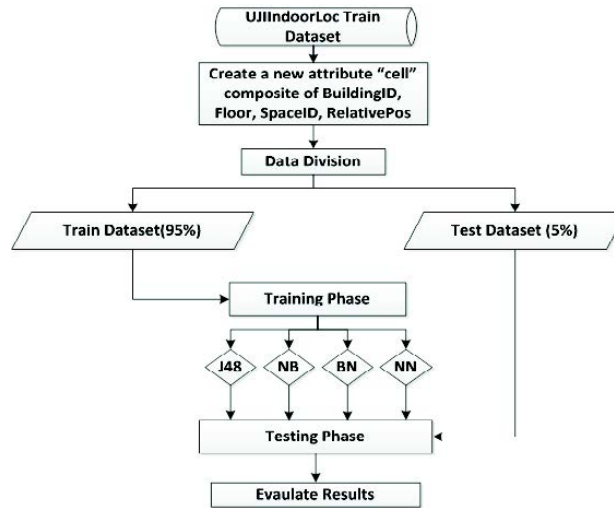


Figure 1.1 – The new attribute “cell” construction phase

1.3.2 Algorithmes

Dans la section suivante, les algorithmes de classification utilisés dans cette étude sont brièvement décrits.

Decision Tree

L'arbre de décisions est une méthode très connue en "machine learning". Il possède des noeuds de décisions (non-terminal), des branches, et des noeuds feuilles (terminal) qui représentent les caractéristiques, condition et les classes. A chaque noeud de décision on sait quelle branches suivre et lorsque l'algorithme atteint un noeud final, le label contenu dans ce même noeud est retourné comme étant la classe. L'ID3 de Quinlan et son successeur, C4.5, sont les plus populaires parmi les algorithmes d'arbre de décision [19].

(19) J. R. Quinlan, "C4.5 : programs for machine learning", Elsevier, 2014.

Naïve Bayes

Le classificateur Naïve Bayes [22] basé sur le théorème de Bayes est un algorithme d'apprentissage supervisé [23]. Il est robuste aux données bruyantes, facile à construire, affiche une grande précision et rapidité lorsqu'il est appliqué à de grandes bases de données et exécute des modèles de classification plus complexes. Par conséquent, il est largement utilisé dans les tâches de classification. Il calcule la probabilité de chaque attribut dans les données en supposant qu'elles sont également importantes et indépendantes les unes des autres. Cette hypothèse est appelée indépendance conditionnelle de classe [24, 25].

(22) G. H. John, and P. Langley, "Estimating Continuous Distributions in Bayesian Classifiers", 11th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence, pp., 338-345, 1995.

- (23) C. Anuradha, and S. Dhall, "Software Defect Prediction Using Supervised Learning Algorithm and Unsupervised Learning Algorithm", 2013.
- (24) W. Yotsawat, and A. Srivihok, "Inbound tourists segmentation with combined algorithms using K-Means and Decision Tree", 10th International Joint Conference on Computer Science and Software Engineering (JCSSE), pp.189-194, 2013.
- (25) S. Ureerat, and P. Singsri, "The classifier model for prediction quail gender after birth based on external factors of quail egg", IEEE 11th International Joint Conference on Computer Science and Software Engineering (JCSSE), 2014.

Bayesian Network

L'algorithme de réseau bayésien est largement utilisé pour la classification et est basé sur le théorème de Bayes où la probabilité conditionnelle sur chaque nœud est calculée et forme un réseau bayésien. Il s'appelle également réseau de croyance ou réseau occasionnel. Réseau bayésien a deux parties nommées qualitatives et quantitatives, qui sont la structure topologique du réseau bayésien et le tableau de probabilité conditionnelle (CPT), respectivement [26].

Le réseau bayésien est un graphe acyclique dirigé où chaque nœud représente un attribut des données et un ensemble de distributions de probabilité. Ces distributions donnent les probabilités pour la valeur de chaque nœud étant donné que les parents de nœud.

- (26) D. Yang, and L. Jin-lin, "Research on personal credit evaluation model based on bayesian network and association rules", 2007 International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing, 2007.

K-Nearest Neighbor

Le classificateur K-Nearest Neighbor (K-NN) [27] est également connu sous le nom de classificateur basé sur la distance qui classe les instances en fonction de leur similarité. C'est l'un des algorithmes les plus populaires de l'apprentissage automatique. C'est un type d'apprentissage paresseux dans lequel la fonction n'est approchée que localement et tout calcul est retardé jusqu'à la classification. Le tuple inconnu dans K-NN est assigné à la classe la plus commune parmi ses K-plus proches voisins. Lorsque $K = 1$, le tuple inconnu se voit attribuer la classe du tuple d'apprentissage le plus proche dans l'espace des motifs [28].

- (27) D. W. Aha, D. Kibler, and M. K. Albert, "Instance-based learning algorithms", Machine Learning, vol. 6, pp. 37-66, 1991.
- (28) C. Shah, and A. G. Jivani, "Comparison of data mining classification algorithms for breast cancer prediction", 2013 Fourth International Conference on Computing, Communications and Networking Technologies (ICCCNT), pp.1-4, 2013.

SMO

L'algorithme d'optimisation séquentielle minimale (SMO - Sequential minimal optimization) [29] est représenté par John C. Platt pour la formation du classificateur de vecteurs de support à l'aide des noyaux polynomiaux ou RBF. C'est l'un des algorithmes les plus courants pour la classification des grandes marges par SVM. Il remplace globalement toutes les valeurs manquantes et transforme les attributs nominaux en attributs binaires. La SVM est une technique de classification basée sur la technologie des réseaux neuronaux utilisant la théorie de l'apprentissage statistique [30]. Il recherche un hyperplan optimal linéaire afin de maximiser la marge de séparation entre la classe positive et la classe négative. En pratique, la plupart des données ne sont pas linéairement séparables; ainsi, pour rendre la séparation possible, la transformation est effectuée à l'aide d'une fonction du noyau. L'entrée est transformée en un espace caractéristique de dimension supérieure à l'aide d'une cartographie non linéaire [30]. Une décision sur la fonction du Kernel est nécessaire pour implémenter SVM. Le Kernel définit la classe de fonction [31].

[29] J. Platt, "Fast Training of Support Vector Machines using Sequential Minimal Optimization", *Advances in Kernel Methods - Support Vector Learning*, 1998.

[30] P. Niken, and H. Ohwada, "Applicability of machine-learning techniques in predicting customer defection", *IEEE 2014 International Symposium on Technology Management and Emerging Technologies (ISTMET)*, 2014.

[31] S. M. Obaidullah, K. Roy, and N. Das, "Comparison of different classifiers for script identification from handwritten document", *2013 IEEE International Conference on Signal Processing, Computing and Control (ISPPC)*, pp.1-6, 2013.

AdaBoost

AdaBoost (Adaptive Boosting) [32] est un algorithme d'apprentissage d'ensemble. Généralement, il peut être utilisé avec des algorithmes de Machine learning faibles pour améliorer leurs performances. Il est simple à mettre en œuvre, rapide et moins susceptible d'avoir un overfitting. Il améliore les algorithmes de classification instables tels que J48, DecisionStump, etc. L'idée derrière cet algorithme est d'obtenir un classificateur très précis en combinant de nombreux classificateurs faibles. Il fonctionne en exécutant de manière répétée un algorithme d'apprentissage faible donné sur diverses distributions sur les données d'apprentissage, puis en combinant les classificateurs produits par l'apprenant faible en un classificateur composite unique [33]. Les classificateurs de l'ensemble sont ajoutés un par un, de sorte que chaque classificateur suivant est entraîné sur des données difficiles pour les membres précédents de l'ensemble. Les poids sont définis sur les instances du jeu de données, en suivant une règle selon laquelle les instances difficiles à classer prennent plus de poids. Cette règle conduit les classificateurs ultérieurs à se concentrer sur eux [34].

[32] Y. Freund, and R. E. Schapire, "Experiments with a new boosting algorithm", *3th International Conference on Machine Learning*, San Francisco, pp. 148-156, 1996.

[33] R. Shams, and R. E. Mercer, "Classifying Spam Emails Using Text and Readability Features", *2013 IEEE 13th International Conference on Data Mining (ICDM)*, pp. 657-666, 2013.

[34] S. O. Sharif, L. I. Kuncheva, and S. P. Mansoor, "Classifying encryption algorithms using pattern recognition techniques", *2010 IEEE International Conference on Information Theory and Information Security (ICITIS)*, , pp. 1168-1172, 2010.

Bagging

le Bagging [35] crée des sacs de données de la même taille que le jeu de données d'origine en appliquant une sélection aléatoire à différents sous-ensembles des données d'apprentissage avec de nombreux exemples qui apparaissent plusieurs fois. Ce processus est appelé réplique bootstrap des données d'entraînement. L'idée derrière cette technique est de construire différents classificateurs en utilisant ces sous-ensembles. Chaque sous-ensemble est utilisé pour entraîner un classificateur individuel. Cette approche d'ensemble utilise le nombre de classificateurs a priori [35].

[35] L. Breiman, "Bagging predictors", *Machine Learning*, vol. 24, no. 2, pp.123-140, 1996.

1.3.3 Conclusions

Dans cet article les algorithmes suivants ont été comparés : NN, SMO, J48, Naïve Bayes and BayesNet.

Lorsque tout le dataset est pris en compte, c'est l'algorithme J48 qui est le meilleur :

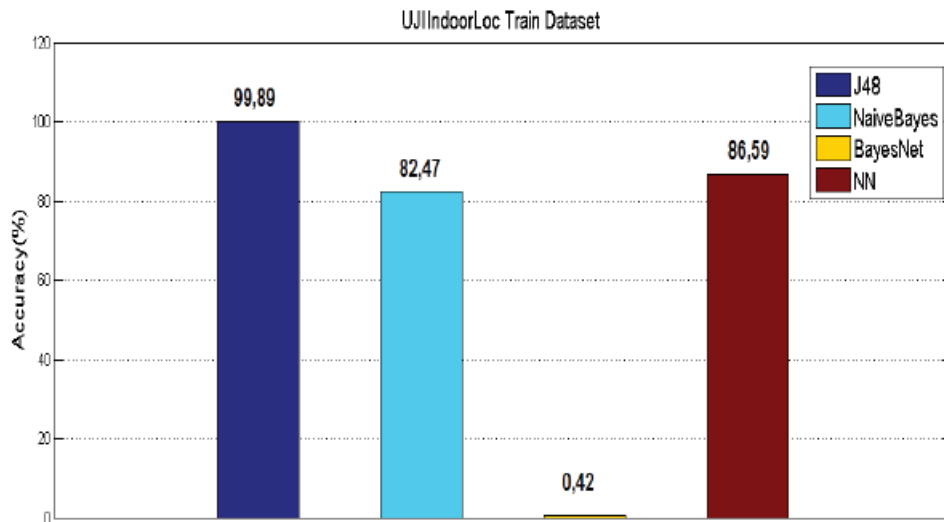


Figure 1.2 – Accuracy results of classification using whole dataset

Ensuite, en accordance à l'approche DESIP (Deductive Separation for Indoor Positioning), la classification est effectuée en 3 phases (building, floor and region). Le resultat des algorithmes pour cette classification donne BayesNet comme étant le meilleur.

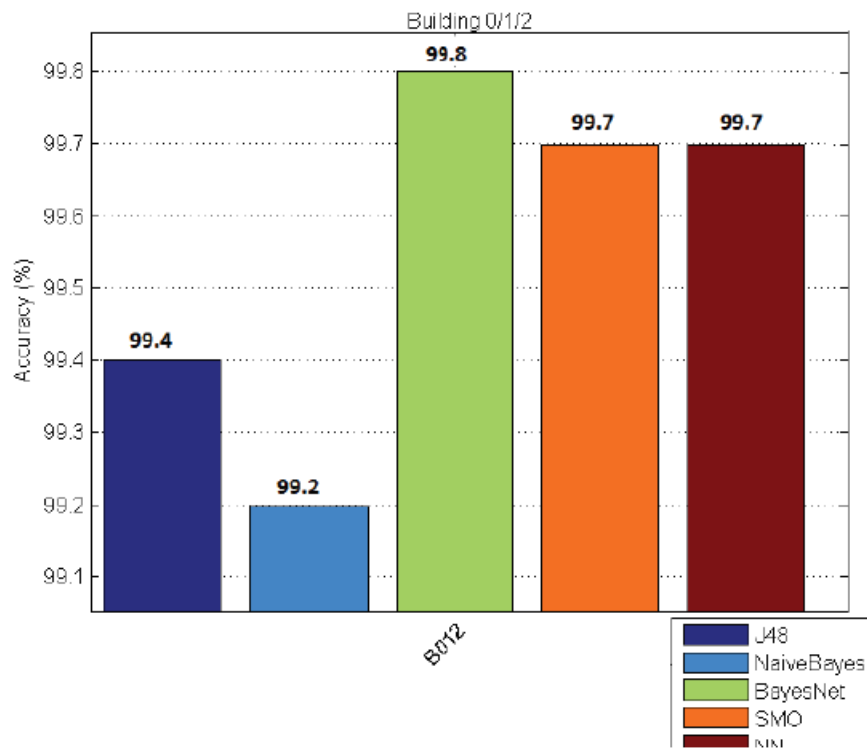


Figure 1.3 – Accuracy results of building classification

Suite à cela la classification a été faite en fonction des étages (floors). Dans ce cas le meilleur algorithme est NN.

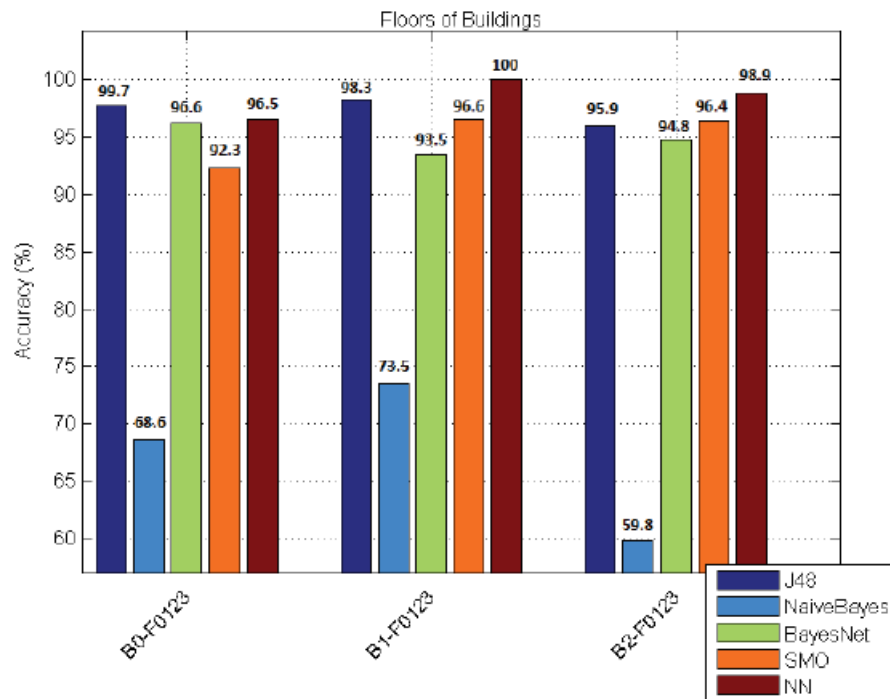


Figure 1.4 – Accuracy results of floor classification

Et pour la dernière étape, la classification a été faite en fonction de la région et là encore c'est l'algorithme NN qui est le meilleur.

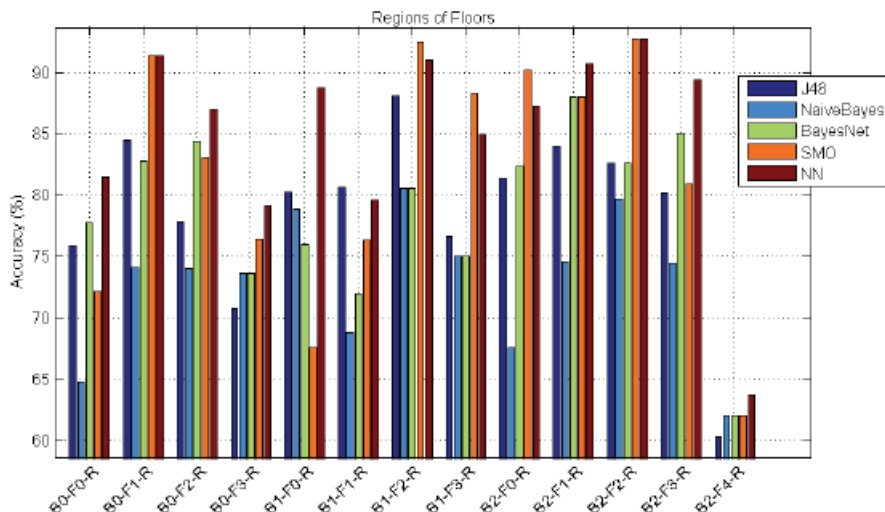


Figure 1.5 – Accuracy results of region classification

Si les deux tableaux ci-dessous sont analysés, l'algorithme NN est le meilleur pour tous les dataset niveau temps d'exécution. En ce qui concerne la précision, Bayes Net est meilleur pour la classification "building" par contre NN est meilleur dans tous les autres cas.

	J48	Naive Bayes	Bayes Net	SMO	NN
B012	99,4	99,19	99,80	99,69	99,69
B0_F0123	97,7	68,58	96,17	92,34	96,55
B0_F0_R	75,93	64,81	77,78	72,22	81,48
B0_F1_R	84,48	74,14	82,76	91,37	91,38
B0_F2_R	77,92	74,03	84,42	83,12	87,01
B0_F3_R	70,83	73,61	73,61	76,39	79,17
B1_F0123	98,28	73,54	93,47	96,56	100
B1_F0_R	80,28	78,87	76,06	67,61	88,73
B1_F1_R	80,64	68,82	72,04	76,34	79,57
B1_F2_R	88,06	80,60	80,59	92,54	91,04
B1_F3_R	76,67	75	75	88,33	85
B2_F01234	95,95	59,77	94,83	96,40	98,87
B2_F0_R	81,37	67,65	82,35	90,19	87,25
B2_F1_R	84	74,67	88	88	90,67
B2_F2_R	82,61	79,71	82,61	92,75	92,75

Figure 1.6 – Accuracy results of machine learning algorithms

	J48	Naive Bayes	Bayes Net	SMO	NN
B012	62,41	2,5	11,19	7,25	0,06
B0_F0123	11,74	0,65	2,03	14,31	0,01
B0_F0_R	1,5	0,22	0,7	14,1	0
B0_F1_R	1,71	0,21	0,88	17,93	0
B0_F2_R	2,52	0,2	0,9	18,77	0
B0_F3_R	1,62	0,2	0,88	17,3	0
B1_F0123	10,05	0,57	2,13	11,5	0,02
B1_F0_R	1,68	0,18	0,87	18,22	0
B1_F1_R	1,75	0,21	1,01	13,3	0
B1_F2_R	1,96	0,27	1,11	19,47	0
B1_F3_R	0,95	0,13	1,11	12,1	0
B2_F01234	18,09	1,18	4,4	18,81	0,03
B2_F0_R	2,54	0,24	1,11	21,57	0
B2_F1_R	3,27	0,29	1,15	27,1	0
B2_F2_R	1,86	0,2	1,46	19,76	0

Figure 1.7 – Elapsed time results of machine learning algorithms

De cette publication en découle que NN est supérieur à toutes les autres méthodes pour estimer la position. En outre, J48 offre des performances quasiment identiques lorsqu'il est utilisé avec des algorithmes itératifs, à savoir AdaBoost et Bagging.

1.4 Résumé du document 02

Cette publication traite de la diminution de erreur du mode ranging concernant la localisation UWB (ultra wide band). Plusieurs techniques existent pour diminuer l'erreur de positionnement en détectant ce qui est en ligne de vue (LOS) ou non (NLOS). Ici, il est exploité une autre technique qui va directement diminuer cet erreur que ça soit en LOS ou NLOS. Ils appliquent deux classes de régresseurs non paramétriques pour avoir une estimation de l'erreur de mesure. Afin de valider leurs résultats ils ont fait un vaste campagne de mesures intérieures. Cette technique montre une amélioration de performances significatives dans divers scénarios par rapport aux approches conventionnelles.

Ils se sont appuyé sur des outils de Machine Learning, et proposent deux techniques de régression non paramétriques pour estimer l'erreur de mesure, en se basant uniquement sur la forme d'onde reçue et la distance estimée.

1. La première technique utilise une régression de machine à vecteurs de support (SVM - support vector machine) pour trouver un hyperplan qui se rapproche de l'erreur de mesure en fonction des données d'apprentissage.
2. La seconde technique utilise un processus gaussien (GP) pour déterminer la distribution a posteriori de l'erreur de mesure, en fonction des données d'apprentissage.

L'erreur de mesure estimée, associée à une mesure de certitude, peut être transmise à un algorithme de localisation. Leurs techniques de régression présentent l'avantage supplémentaire de pouvoir être appliquées même lorsque les données d'apprentissage ne sont pas étiquetées avec des informations LOS ou NLOS.

1.4.1 Ranging Errors

Lors de mesure il existe beaucoup de paramètres qui peuvent créer une erreur. Avec un seul model il est difficile de capturer tout les types de perturbations. Dans cette publication, ils se basent sur 1024 mesures (512 LOS et 512 NLOS).

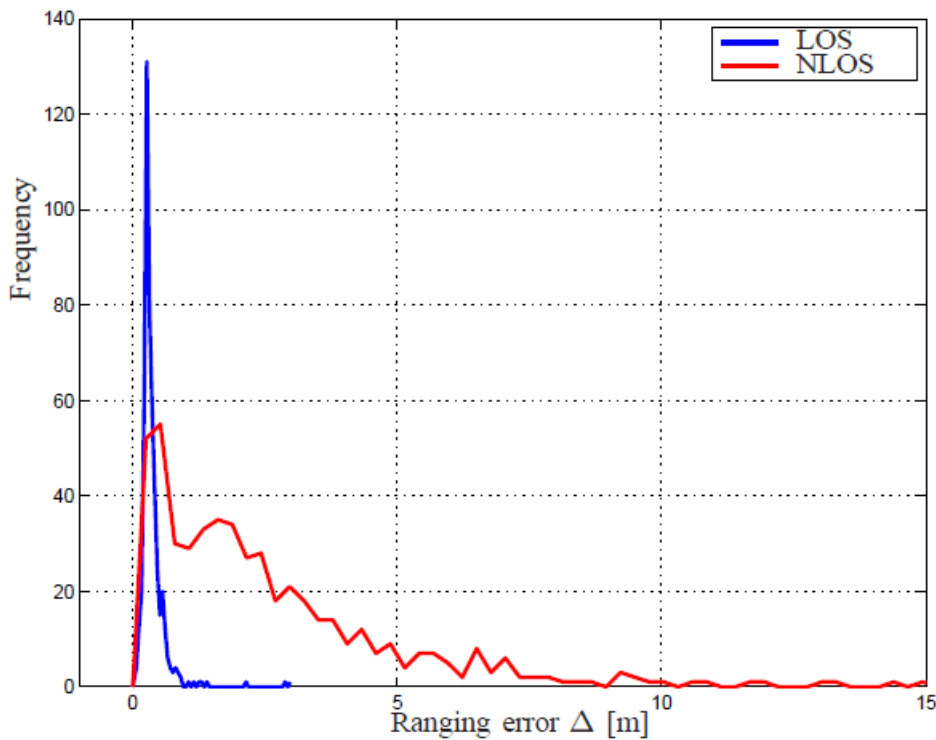


Figure 1. Histogram of the ranging error for the LOS and NLOS condition.

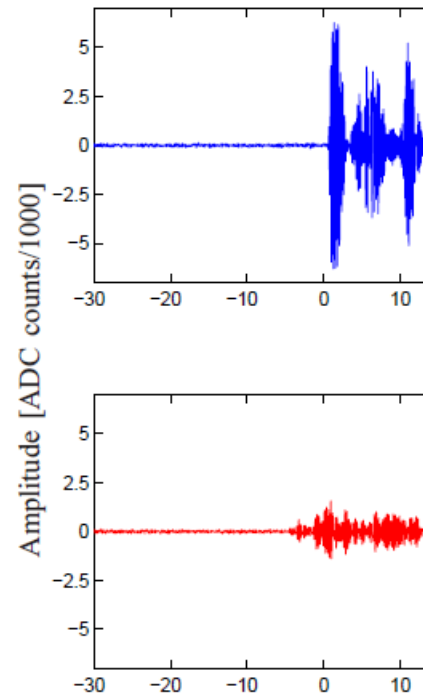


Figure 2. In some situations the waveform) and NLOS (lower waveform).

Figure 1.8 – Ranging error - LOS and NLOS

Suite, aux différentes mesures et différentes observations dans leur article, ils décident de ne pas labéliser les signaux en LOS et NLOS.

1.4.2 Algrorithme

Regression with Support Vector Machines

Regression with Gaussian Processes

1.4.3 Conclusion

Les approches classiques pour faire face au défi de la localisation dans des environnements encombrés impliquent généralement d'abord la détection de la condition NLOS, puis la prise de mesures appropriées pour prendre en compte la condition NLOS. Toutefois, la grande variété de matériaux et d'environnements d'exploitation variés peuvent impacter les performances de la mesure de ranging, ce qui indique que la distinction entre LOS et NLOS n'est pas toujours significative. Sur la base de cette observation, ils ont adopté pour une approche différente dans cet article. Leur approche utilise des techniques de Machine Learning non paramétriques (SVM et GP) pour estimer l'erreur de "ranging" directement à partir de la forme d'onde reçue, sans aucune connaissance a priori ou a posteriori de la condition NLOS.

Sur la base d'une vaste campagne de mesures en intérieur avec des radios UWB conformes à la FCC, ils ont évalué les performances de localisation en termes de probabilité de panne pour différentes stratégies de localisation. Leurs résultats ont révélé que :

1. La minimisation de l1-norme est plus robuste pour faire face aux valeurs aberrantes (outliers) que la minimisation de l2-norme, pour une localisation sans atténuation.
2. les contraintes peuvent générer des gains significatifs, en particulier lorsque les exigences de localisation ne sont pas trop strictes.
3. les techniques de régression SVM ou GP offrent des gains de performance supplémentaires pour tous les scénarios considérés.
4. Les techniques de régression SVM ou GP, combinées à la connaissance des contraintes relatives à l'erreur de "ranging", offrent les meilleures performances pour les scénarios considérés.

1.5 Résumé du document 03

1.5.1 Pro/con

Bibliographie

- [Hwa+15] HWANG et al. « Multispectral Pedestrian Detection : Benchmark Dataset and Baselines ». In : *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2015.
- [Liu+16] Jingjing LIU et al. « Multispectral deep neural networks for pedestrian detection ». In : *arXiv preprint arXiv :1611.02644* (2016).
- [Li+18] Chengyang LI et al. « Multispectral Pedestrian Detection via Simultaneous Detection and Segmentation ». In : *arXiv preprint arXiv :1808.04818* (2018).
- [Kön+17] Daniel KÖNIG et al. « Fully convolutional region proposal networks for multispectral person detection ». In : *Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), 2017 IEEE Conference on*. IEEE. 2017, p. 243-250.
- [Wag+16] Jörg WAGNER et al. « Multispectral pedestrian detection using deep fusion convolutional neural networks ». In : *24th European Symposium on Artificial Neural Networks, Computational Intelligence and Machine Learning (ESANN)*. 2016, p. 509-514.