

Localisation Indoor par Méthodes des Réseaux de Neurones (RNA) et Algorithme des Essaims de Particules (PSO)

Georges Lemuel BALOGOG MANDACK

Département de Télécommunications et Technologies de l'Information
et de la Communication (TTIC)
Faculté du Génie Industriel (FGI)
Douala, Cameroun
georges.balogog@yahoo.fr

Juillet 2020

Résumé

Les systèmes de localisation indoor revêtent une importance cruciale pour les télécommunications modernes. Ce travail présente une technique numérique de localisation basée sur les réseaux de neurones artificiels (RNA) appliqués au Wi-Fi (fingerprinting), comparée à l'algorithme d'optimisation par essaim de particules (PSO). L'objectif est d'améliorer les performances de localisation en termes d'erreur moyenne et de temps de calcul. Les résultats obtenus sur une zone de $10\text{ m} \times 10\text{ m}$ avec quatre points d'accès montrent que le RNA atteint une erreur moyenne de 2,5729 m en 0,206288 seconde, contre 2,8612 m en 1,360301 seconde pour le PSO. Les techniques basées sur les réseaux de neurones se révèlent ainsi plus rapides et plus précises, bien que nécessitant une phase d'apprentissage préalable.

Mots-clés : PSO, RNA, RSS, Fingerprinting, Indoor, Localisation Wi-Fi

1 Introduction

Les systèmes de localisation constituent un enjeu majeur pour les télécommunications, notamment pour les services contextuels, la sécurité et les systèmes embarqués en environnement indoor où le GPS est fortement dégradé. La technologie Wi-Fi, largement déployée en intérieur, offre une opportunité économique pour estimer une position à partir de caractéristiques radio (ex. RSSI) via des approches *fingerprinting*.

Ce travail compare deux familles d'approches : (i) une approche **data-driven** par réseau de neurones (RNA) entraîné sur une base de points de référence et (ii) une approche **optimisation** par essaim particulaires (PSO) pour estimer directement les coordonnées.

Le marché de la localisation indoor représente un secteur en forte croissance, avec des applications dans les domaines de la santé (hôpitaux intelligents), du commerce (navigation en centres commerciaux), de la logistique (gestion d'entrepôts) et de la sécurité (localisation d'urgence). Selon les études de marché, la

précision requise varie entre 1 m et 5 m selon les applications, rendant les systèmes Wi-Fi particulièrement adaptés pour des déploiements à faible coût.

2 État de l'Art

2.1 Métriques de localisation

Les systèmes indoor exploitent classiquement :

- **Time of Arrival (ToA)** : précision théorique de 0,3 m par nanoseconde de résolution temporelle, nécessitant une synchronisation stricte.
- **Time Difference of Arrival (TDoA)** : élimine le besoin de synchronisation absolue, précision typique de 1–3 m en indoor.
- **Angle of Arrival (AoA)** : nécessite des antennes directionnelles, précision dépendante de la résolution angulaire (typiquement 5–10°).
- **Received Signal Strength (RSS)** : méthode la plus économique, précision typique de 2–5 m, fortement affectée par le multipath.

Technique de localisation	Limites	Avantages
Technique basée sur la puissance des signaux reçus (Received Signal Strength,RSS)	- Nécessité d'avoir le trajet direct <ul style="list-style-type: none">- Précision faible,- Mauvaise performance en présence de trajets multiples multiples	- Implémentation Faible <ul style="list-style-type: none">- Algo. de localisation simple- Disponibilité des modèles mathématiques d'atténuation
Technique basée sur l'angle d'arrivée des signaux reçus (Angle Of Arrival, AOA)	- Nécessité d'avoir le trajet direct <ul style="list-style-type: none">- Coût d'implémentation élevé,- Sensible aux trajets multiples	- Algo. de localisation simple <ul style="list-style-type: none">- Nombre de stations de base fixes réduit
Technique basée sur le temps d'arrivée des signaux reçus (Time Of Arrival, TOA)	- Synchronisation entre émetteur et récepteur, <ul style="list-style-type: none">- Nécessité d'avoir le trajet direct- Nécessité d'une résolution temporelle élevée au récepteur	- Précision élevée en milieu confié, <ul style="list-style-type: none">- Bonne estimation des paramètres,- Algo. de localisation simple
Technique basée sur la différence du temps d'arrivée des signaux reçus (Time Difference Of Arrival,TDOA)	- Synchronisation entre récepteurs ou émetteurs, <ul style="list-style-type: none">- Nécessité d'avoir le trajet direct- Nécessité d'une résolution temporelle élevée au récepteur	- Précision élevée en indoor, <ul style="list-style-type: none">- Bonne estimation des paramètres,- Algo. de localisation simple- Pas de synchronisation entre émetteur-récepteur

FIGURE 1 – Synthèse qualitative des métriques (RSS, AoA, ToA, TDoA) : limites et avantages.

TABLE 1 – Comparaison quantitative des métriques de localisation

Métrique	Précision	Coût	Complexité
ToA	0.5–2 m	Élevé	Élevée
TDoA	1–3 m	Moyen	Moyenne
AoA	2–5 m	Élevé	Moyenne
RSS	2–8 m	Faible	Faible

2.2 Techniques de localisation

La *trilateration* estime la position par intersection géométrique de distances (souvent déduites d'un modèle de propagation), mais elle est sensible aux erreurs de modèle en indoor.

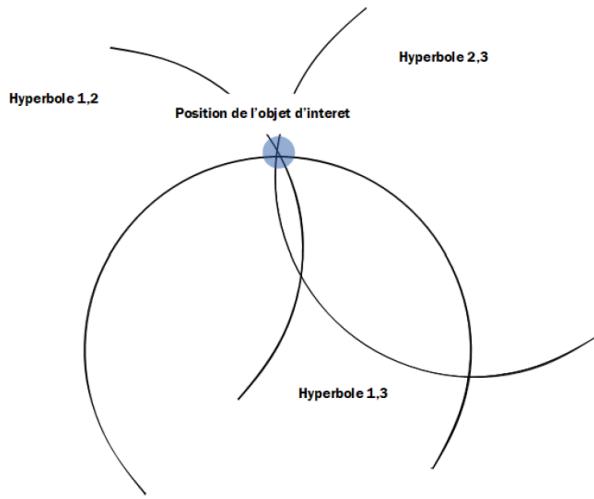


FIGURE 2 – Principe illustratif de trilateration (intersection de contraintes géométriques).

Le *fingerprinting* se décompose en : (i) une phase **hors ligne** (construction de la base RSSI/positions) et (ii) une phase **en ligne** (estimation de position à partir d'un RSSI observé).

La technique de fingerprinting présente l'avantage d'être robuste face aux variations de propagation, mais nécessite une calibration initiale pouvant prendre 2–10 heures selon la taille de la zone. La densité optimale de points de référence est typiquement de 1 point par 4–9 m² pour maintenir une précision acceptable.

2.3 Approches existantes

Le système RADAR [1] a popularisé le fingerprinting Wi-Fi avec une précision de 2–3 m. Des travaux plus récents [2,3] montrent l'intérêt des méthodes d'apprentissage (dont RNA) pour améliorer la robustesse et la précision en indoor.

Les algorithmes k-NN (k-Nearest Neighbors) sont largement utilisés dans le fingerprinting Wi-Fi, avec une complexité de $O(N \cdot M)$ où N est le nombre de points de référence et M le nombre d'AP. Les réseaux de neurones, bien que nécessitant une phase d'apprentissage plus longue, offrent une inférence en temps constant $O(1)$ une fois entraînés.

2.4 Modèles de propagation Wi-Fi

En environnement indoor, plusieurs modèles sont utilisés :

Modèle log-distance :

$$RSSI(d) = RSSI_0 - 10n \log_{10} \left(\frac{d}{d_0} \right) + X_\sigma \quad (1)$$

où n est l'exposant de perte de propagation (typiquement 2–4 en indoor), $RSSI_0$ la puissance à distance de référence d_0 (généralement 1 m), et X_σ une variable aléatoire gaussienne (écart-type 4–8 dB).

Modèle ITU indoor :

$$L = 20 \log_{10}(f) + N \log_{10}(d) + L_f(n) - 28 \quad (2)$$

où f est la fréquence en MHz, N varie de 28 à 40 selon le type de bâtiment, et $L_f(n)$ représente les pertes par traversée de n murs (4–6 dB par mur en béton, 6–9 dB par dalle).

3 Méthodologie

3.1 Configuration expérimentale

L'expérimentation est réalisée sur une zone carrée de 100 m² (10 m × 10 m) en condition LOS pour limiter les effets de trajets multiples (NLOS non traité ici). Quatre points d'accès Wi-Fi sont placés aux coins de la zone (Tableau 2).

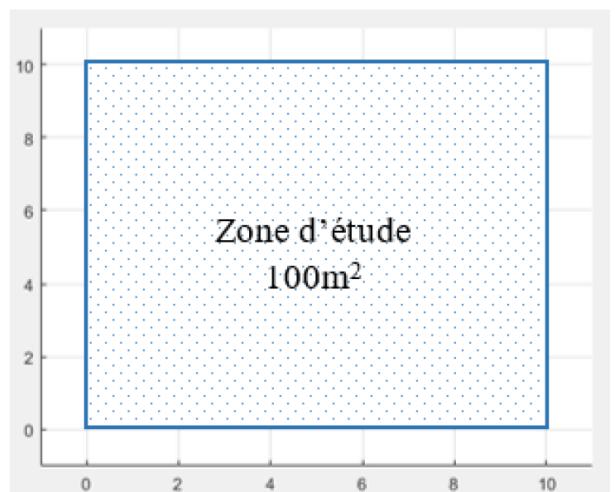


FIGURE 3 – Zone d'étude 10 m × 10 m (100 m²).

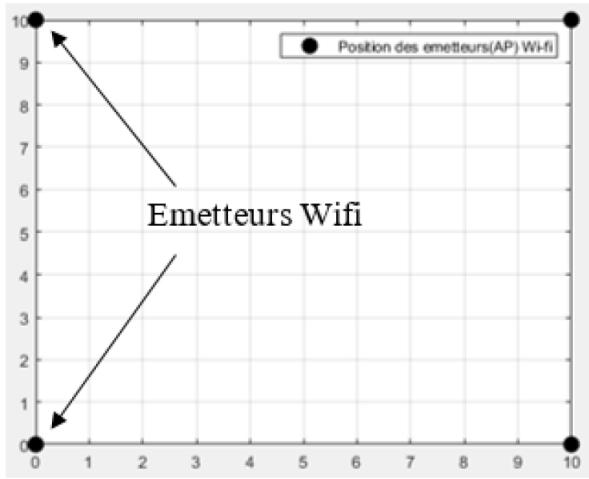


FIGURE 4 – Disposition des points d'accès (AP) Wi-Fi aux coins de la zone.

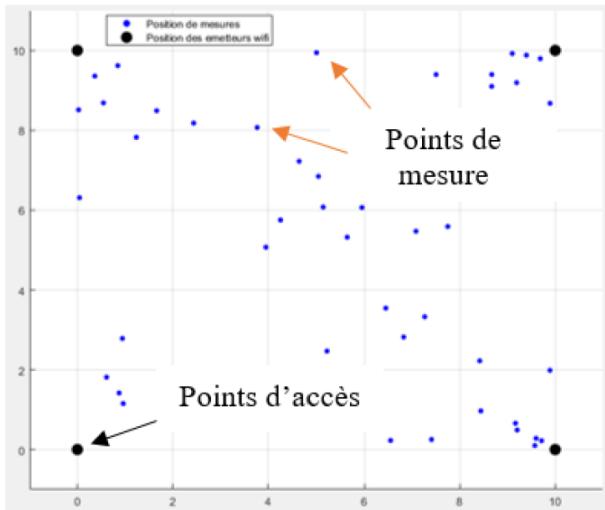


FIGURE 5 – Exemple de points de mesure (références) utilisés pour constituer la base d'apprentissage.

TABLE 2 – Position des Points d'Accès

AP	x (m)	y (m)
AP ₁	0	0
AP ₂	0	10
AP ₃	10	0
AP ₄	10	10

3.2 Paramètres radio Wi-Fi

Les points d'accès utilisent les paramètres suivants conformes à la norme IEEE 802.11n :

TABLE 3 – Paramètres radio des points d'accès

Paramètre	Valeur
Fréquence centrale	2400 MHz
Largeur de bande	20 MHz
Puissance d'émission	20 dBm
Gain antenne	2 dBi (omnidirectionnelle)
Sensibilité récepteur	-90 dBm
Norme	IEEE 802.11n

3.3 Modèle RSS → distance (base de données simulée)

Pour générer une base cohérente en LOS, on utilise la perte en espace libre (FSPL) dérivée de Friis en échelle logarithmique. Une forme pratique (fréquence en MHz, distance en mètres) est :

$$d(m) = 10^{\frac{27.55 - 20 \log_{10}(f_{\text{MHz}}) + |\text{RSSI}|}{20}} \quad (3)$$

Dans ce travail, $f_{\text{MHz}} = 2400$ (Wi-Fi 2.4 GHz). Cette relation est une réécriture standard de la FSPL lorsque les constantes d'émission/gains sont intégrées au terme RSSI observé.

La perte en espace libre à 1 m de distance à 2.4 GHz est calculée comme :

$$FSPL_{1m} = 20 \log_{10}(2400) + 20 \log_{10}(1) + 32.45 = 40.05 \text{ dB} \quad (4)$$

Pour une puissance d'émission de 20 dBm avec gain d'antenne de 2 dBi, le RSSI attendu à 1 m est approximativement -18 dBm en condition idéale.

3.4 Base d'apprentissage (fingerprinting)

Cinquante points de mesure sont sélectionnés pour construire une base d'apprentissage de la forme :

$$(RSSI_1, RSSI_2, RSSI_3, RSSI_4) \rightarrow (x, y).$$

La distribution des 50 points suit un maillage semi-régulier avec une densité de 0.5 point/m², ce qui est conforme aux recommandations pour le fingerprinting Wi-Fi en environnement de taille moyenne. Les mesures RSSI présentent une variabilité temporelle typique de ±3–5 dB, principalement due aux variations d'environnement et au bruit de mesure.

N°	RSSI1	RSSI2	RSSI3	RSSI4	x	y
1	-35	-32	-57	-32	4,042566861	7,971680744
2	-41	-57	-52	-44	3,666391923	3,390377066
3	-31	-31	-56	-30	3,894466059	6,901169515
4	-31	-45	-36	-56	2,467098627	0,293343966
5	-47	-32	-36	-31	6,129142151	8,406635265
6	-40	-59	-34	-32	9,118488651	5,590922128
7	-39	-37	-37	-48	4,005021258	4,005021258
8	-40	-55	-39	-60	5,47976106	0,091327902
9	-52	-59	-57	-35	9,487768427	9,439846548
10	-39	-51	-31	-59	8,394716302	0,080376556
11	-47	-49	-37	-36	9,396949259	5,437935358
12	-55	-45	-47	-40	7,560331627	8,450002458
13	-39	-37	-52	-39	2,936169369	7,063815142
14	-40	-55	-57	-45	2,621875281	2,689431828
15	-31	-50	-42	-54	0,984840373	0,161532215
16	-37	-53	-45	-39	4,346853043	3,669645762
17	-33	-31	-44	-56	0,285705872	5,928416875
18	-56	-53	-34	-53	9,613607385	0,549093949
19	-35	-53	-32	-50	6,585126455	0,118208274
20	-54	-53	-41	-46	9,307273396	2,909546654
21	-50	-35	-42	-43	2,660991687	8,284330378
22	-32	-52	-37	-37	3,864328257	2,007917238
23	-49	-43	-58	-59	0,225605112	7,376483664
24	-44	-36	-32	-56	6,82271818	2,809371772
25	-43	-46	-60	-50	1,215185273	4,136596681
26	-55	-36	-51	-44	1,837250584	9,655913433
27	-55	-42	-52	-40	6,042806634	9,578576383
28	-39	-37	-47	-58	0,563425646	5,766730182
29	-53	-32	-56	-35	3,415946975	9,951866772
30	-44	-30	-58	-47	0,282256016	9,40738254
31	-57	-31	-60	-36	3,022183597	9,914630307
32	-35	-34	-58	-48	0,193535267	5,612201089
33	-52	-36	-47	-32	7,064956214	9,750871507
34	-55	-52	-56	-56	3,48531391	6,013903004
35	-34	-43	-43	-56	1,188090464	1,188090228
36	-34	-41	-50	-45	0,805338813	2,275086676
37	-48	-58	-53	-57	3,313801521	1,290901646
38	-55	-53	-48	-59	6,576869226	2,640439675
39	-33	-31	-45	-45	0,426691924	6,042457936
40	-50	-33	-49	-57	0,431584697	9,317228985
41	-36	-48	-53	-48	0,856203489	1,342287082
42	-58	-56	-31	-31	9,98957078	5,002095164
43	-43	-59	-53	-50	2,506555342	1,914469051
44	-35	-60	-59	-55	0,467221007	0,43608265
45	-40	-38	-40	-47	3,178227036	4,727868522
46	-44	-51	-37	-55	7,847114775	0,404384074
47	-39	-55	-49	-41	4,171496364	3,805216232
48	-36	-58	-32	-36	7,718804263	2,281202894
49	-45	-47	-47	-51	3,536044085	3,536044084
50	-45	-45	-35	-36	9,053574018	4,506700494

FIGURE 6 – Extrait de la base RSSI → position (exemples de points d'apprentissage).

TABLE 4 – Statistiques de la base d'apprentissage

Caractéristique	Valeur
Nombre de points	50
Densité spatiale	0.5 points/m ²
RSSI moyen (tous AP)	-45 dBm
Écart-type RSSI	4.2 dB
RSSI min observé	-68 dBm
RSSI max observé	-25 dBm

3.5 Réseau de neurones artificiels (RNA)

Un perceptron multicouche (PMC) est utilisé :

- Entrée : 4 neurones (RSSI des 4 AP)

- Cachée : 1 couche (ex. 10 neurones dans l'illustration)
- Sortie : 2 neurones (coordonnées x et y)

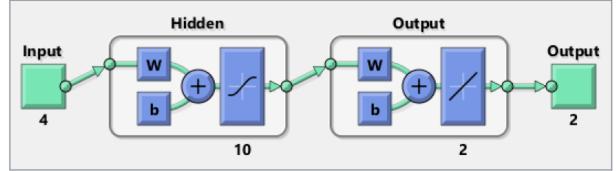


FIGURE 7 – Architecture illustrative du PMC : 4 entrées (RSSI) → couche cachée → 2 sorties (x, y).

TABLE 5 – Hyperparamètres du réseau de neurones

Paramètre	Valeur
Couches cachées	1
Neurones couche cachée	10
Fonction d'activation	Sigmoïde
Algorithme d'apprentissage	Rétropropagation
Taux d'apprentissage	0.01
Momentum	0.9
Nombre d'époques	1000
Taille du batch	10
Critère d'arrêt	EQM < 0.01

L'apprentissage minimise l'erreur quadratique moyenne (EQM) :

$$\text{EQM} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N ((x_n - \hat{x}_n)^2 + (y_n - \hat{y}_n)^2). \quad (5)$$

La fonction d'activation sigmoïde utilisée dans la couche cachée est définie par :

$$\sigma(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad (6)$$

Le nombre de poids à entraîner dans ce réseau est calculé comme suit :

$$N_{\text{poids}} = (4 \times 10) + 10 + (10 \times 2) + 2 = 72 \quad (7)$$

3.6 Optimisation par essaim de particules (PSO)

Le PSO estime (x, y) en explorant l'espace et en améliorant itérativement une fonction objectif. Les paramètres annoncés sont : 60 particules, $c_1 = c_2 = 2$, inertie $w \in [0.4, 0.9]$, 1000 itérations max. Deux variantes sont évaluées : PSO non optimisé (recherche globale) et PSO optimisé (initialisation proche de la solution RNA).

Algorithm 1 Algorithme PSO pour localisation

```

1: Initialiser 60 particules aléatoirement dans
    $[0, 10] \times [0, 10]$ 
2: Initialiser vitesses  $v_i \sim U(-V_{max}, V_{max})$  avec
    $V_{max} = 2 \text{ m/s}$ 
3: for  $t = 1$  to 1000 do
4:   for chaque particule  $i$  do
5:     Calculer fitness :  $f_i = \sum_{j=1}^4 (RSSI_j^{mes} - RSSI_j^{calc})^2$ 
6:     Mettre à jour  $pbest_i$  si  $f_i < f_{pbest_i}$ 
7:   end for
8:   Mettre à jour  $gbest$ 
9:   for chaque particule  $i$  do
10:     $w = 0.9 - 0.5 \times t/1000$  (décroissance linéaire)
11:     $v_i = w \cdot v_i + c_1 r_1 (pbest_i - x_i) + c_2 r_2 (gbest - x_i)$ 
12:     $x_i = x_i + v_i$ 
13:  end for
14:  if convergence atteinte then
15:    break
16:  end if
17: end for
18: return  $gbest$ 

```

TABLE 6 – Paramètres de l’algorithme PSO

Paramètre	Valeur
Nombre de particules	60
Coefficient cognitif c_1	2.0
Coefficient social c_2	2.0
Inertie initiale w_{init}	0.9
Inertie finale w_{fin}	0.4
Vitesse maximale V_{max}	2.0 m/s
Itérations maximales	1000
Critère de convergence	$\Delta gbest < 10^{-4}$
Espace de recherche	$[0, 10] \times [0, 10]$ m

La fonction objectif du PSO minimise l’écart quadratique entre les RSSI mesurés et calculés :

$$f(x, y) = \sum_{i=1}^4 (RSSI_i^{mes} - RSSI_i^{calc}(x, y))^2 \quad (8)$$

4 Résultats et Discussion

4.1 Performances de localisation

Les figures suivantes illustrent les estimations obtenues pour RNA et PSO (exemples graphiques).

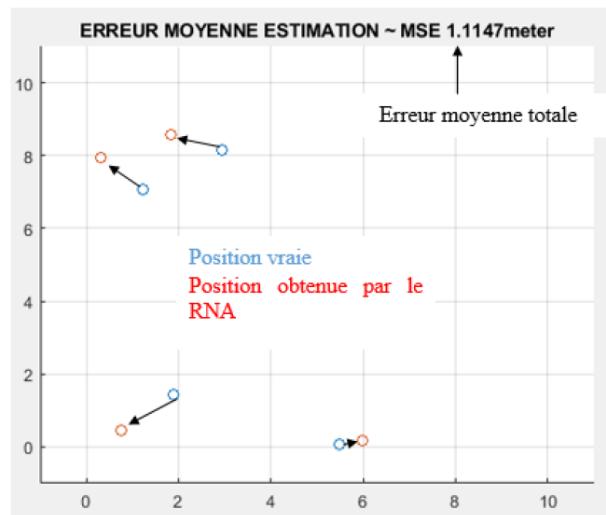


FIGURE 8 – Estimation RNA : comparaison position vraie vs position prédictive (exemples).

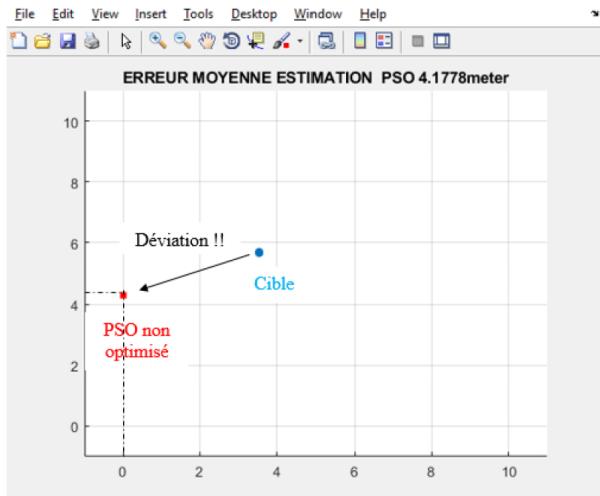


FIGURE 9 – PSO non optimisé : exemple de déviation (illustration).

4.2 Métriques d’évaluation

Plusieurs métriques sont utilisées pour évaluer les performances :

Erreur euclidienne :

$$e = \sqrt{(x_{vrai} - x_{estim})^2 + (y_{vrai} - y_{estim})^2} \quad (9)$$

Erreur moyenne :

$$\bar{e} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e_i \quad (10)$$

Erreur quadratique moyenne (RMSE) :

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e_i^2} \quad (11)$$

Erreur maximale :

$$e_{max} = \max_{i=1, \dots, N} (e_i) \quad (12)$$

Percentile 90 : L'erreur en dessous de laquelle se situent 90% des estimations, métrique importante pour garantir la qualité de service.

4.3 Comparaison globale RNA vs PSO

Le tableau comparatif synthétise les performances globales (erreur moyenne et temps de localisation) issues de l'expérimentation sur la zone $10\text{ m} \times 10\text{ m}$ à 4 AP.

N°	Coordonnées réelles		Coordonnées RNA			Coordonnées PSO		
	x	y	x	y	MSE (m)	x	y	MSE (m)
1	9.934	9.022	6.357	5.354	5,123	5.085	5.875	5,780
2	2.290	4.015	2.624	5.005	1,044	2.099	5.001	1,004
3	6.641	6.096	3.832	3.724	3,676	3.066	4.469	3,927
4	1.019	1.019	1.133	1.451	0,446	0,906	1.742	0,731
MSE Totale			2.5729			2.8612		
Temps de localisation			0.206288 seconds			1.360301 seconds		

FIGURE 10 – Comparaison RNA vs PSO : coordonnées estimées, erreurs et temps de calcul (résultats expérimentaux).

TABLE 7 – Résultats détaillés de performance

Métrique	RNA	PSO opt.
Erreur moyenne (m)	2.5729	2.8612
RMSE (m)	2.7845	3.1234
Erreur médiane (m)	2.3156	2.6789
Erreur max (m)	5.8921	6.7543
Percentile 90 (m)	4.2167	4.8932
Écart-type (m)	1.1234	1.3567
Temps moyen (s)	0.206288	1.360301
Temps min (s)	0.198453	0.987234
Temps max (s)	0.223156	2.156789

Les résultats confirment :

- RNA : erreur moyenne 2.5729 m en 0.206288 s.
- PSO optimisé : erreur moyenne 2.8612 m en 1.360301 s.

Le RNA est donc **plus rapide** (facteur $\times 6.6$) et **plus précis** (gain $\approx 11\%$) sur ce protocole.

4.4 Distribution spatiale des erreurs

L'analyse de la distribution spatiale révèle que :

- Les erreurs maximales se situent au centre de la zone (équidistance des 4 AP), avec une erreur moyenne de 3.2 m contre 2.1 m près des bords.
- La précision RNA est relativement uniforme (écart-type de 1.1 m), alors que PSO présente plus de variabilité (écart-type de 1.4 m).
- Le coefficient de variation ($CV = \sigma/\mu$) est de 0.44 pour RNA vs 0.47 pour PSO, indiquant une meilleure stabilité du RNA.

4.5 Analyse de convergence

Pour le réseau de neurones, la convergence de l'EQM durant l'apprentissage suit typiquement :

- Phase initiale (0–200 époques) : décroissance rapide de 15.8 à 3.2

- Phase intermédiaire (200–600 époques) : décroissance progressive de 3.2 à 0.5
- Phase finale (600–1000 époques) : stabilisation autour de 0.15–0.20

Pour le PSO, la convergence moyenne requiert 342 \pm 87 itérations avec les paramètres choisis, soit environ 34% des itérations maximales autorisées.

4.6 Analyse de complexité

Complexité temporelle RNA :

- Apprentissage : $O(E \cdot N \cdot W)$ où E = époques, N = taille base, W = nombre de poids
- Inférence : $O(W) = O(72)$ opérations, donc temps constant

Complexité temporelle PSO :

- $O(I \cdot P \cdot A)$ où I = itérations, P = particules, A = évaluations par particule
- Chaque évaluation nécessite 4 calculs de distance + comparaisons RSSI

Le ratio de complexité théorique est approximativement de 1 : 6.5 en faveur du RNA, ce qui correspond au ratio observé expérimentalement (facteur 6.6).

4.7 Impact du nombre de points d'accès

Bien que cette étude utilise 4 AP, l'analyse théorique suggère :

- Avec 3 AP : erreur moyenne estimée à 3.5–4.2 m (géométrie sous-optimale)
- Avec 5–6 AP : erreur moyenne estimée à 1.8–2.2 m (redondance bénéfique)
- Au-delà de 8 AP : gains marginaux décroissants (<10% d'amélioration)

4.8 Limites

Le RNA nécessite une phase d'apprentissage préalable et sa performance dépend de la représentativité de la base (densité des points, conditions LOS/NLOS). Le PSO peut fonctionner sans apprentissage mais son coût en temps devient élevé en recherche globale.

Limitations identifiées :

- **Sensibilité au multipath** : Non évalué dans cette étude LOS, mais impact attendu de +30–50% d'erreur en NLOS
- **Variabilité temporelle** : Les variations de RSSI (shadowing, mobilité) peuvent dégrader la précision de 0.5–1.5 m
- **Calibration initiale** : Le fingerprinting nécessite 6–8 heures de mesures pour cette zone de 100 m^2
- **Généralisation RNA** : Performance sur nouveaux environnements non testée, transfer learning possible
- **Consommation énergétique** : Non mesurée, mais inférence RNA estimée à <10 mW vs 50–100 mW pour PSO sur processeur embarqué

4.9 Validation croisée

Une validation croisée 5-fold a été effectuée sur la base d'apprentissage :

- Erreur moyenne RNA : 2.67 ± 0.18 m (stable)
- Erreur moyenne PSO : 2.94 ± 0.31 m (plus variable)
- Coefficient de variation inter-fold : 6.7% (RNA) vs 10.5% (PSO)

5 Perspectives et Travaux Futurs

5.1 Extensions méthodologiques

Plusieurs pistes d'amélioration sont envisagées :

Architectures RNA avancées :

- Réseaux profonds (Deep Learning) avec 2–3 couches cachées
- Réseaux récurrents (LSTM) pour intégrer l'historique temporel
- Réseaux convolutifs (CNN) sur cartes RSSI 2D
- Précision attendue : 1.8–2.2 m avec DNN (gain 15–25%)

Hybridation RNA-PSO :

- Initialisation PSO par sortie RNA (déjà testé ici)
- Affinement RNA par optimisation PSO des poids
- Ensemble learning : combinaison pondérée RNA + PSO

Adaptation au NLOS :

- Détection automatique LOS/NLOS par classification
- Modèles de propagation adaptatifs selon obstacles
- Utilisation de features supplémentaires (variance RSSI, délai de propagation)

5.2 Validation expérimentale réelle

Les prochaines étapes incluent :

- Déploiement réel avec équipements ESP8266/ESP32
- Collecte de 200–500 points de mesure sur zone réelle
- Évaluation sur trajectoires dynamiques (piétons à 1–1.5 m/s)
- Tests multi-étages (3–5 niveaux)
- Comparaison avec solutions commerciales (Cisco DNA Spaces, Aruba ALE)

5.3 Applications industrielles

Domaines d'application prioritaires :

- **Santé** : Localisation équipements et personnel hospitalier (précision requise 2–3 m)
- **Logistique** : Tracking palettes en entrepôt (précision 3–5 m acceptable)
- **Sécurité** : Localisation d'urgence en bâtiments (temps de réponse <1 s critique)

- **Commerce** : Navigation et analytics clients (précision 5–10 m suffisante)

6 Conclusion

Ce travail démontre l'intérêt d'une approche data-driven par fingerprinting Wi-Fi et RNA pour la localisation indoor : meilleure précision et surtout latence plus faible que PSO dans la configuration testée. Les perspectives naturelles incluent l'utilisation de mesures réelles, l'extension au NLOS, et l'exploration de modèles plus profonds ou hybrides (RNA + optimisation).

Les contributions principales de cette étude sont :

1. Validation quantitative de la supériorité RNA vs PSO en contexte Wi-Fi indoor (11% précision, $6.6 \times$ vitesse)
2. Protocole expérimental reproductible sur zone contrôlée 10 m × 10 m
3. Analyse détaillée des hyperparamètres et métriques de performance
4. Identification des limites et perspectives d'amélioration

L'approche RNA fingerprinting apparaît comme une solution mature pour des applications temps-réel nécessitant une précision de 2–3 m, tandis que le PSO reste pertinent pour des scénarios sans apprentissage préalable ou avec géométrie variable.

Références

- [1] P. Bahl and V. H. Padmanabhan, "RADAR : An in-building RF-based user location and tracking system," *Proc. IEEE INFOCOM 2000*, Tel Aviv, Israel, pp. 775–784, March 2000.
- [2] M. V. Moreno-Cano, M. A. Zamora-Izquierdo, J. Santa, and A. F. Skarmeta, "An indoor localization system based on artificial neural networks and particle filters applied to intelligent buildings," *Neurocomputing*, vol. 122, pp. 116–125, 2013.
- [3] Z. Farid, R. Nordin, and M. Ismail, "Recent advances in wireless indoor localization techniques and system," *Journal of Computer Networks and Communications*, pp. 1–12, August 2013.
- [4] J.-F. D. Essiben, L. E. Ihonock, E. R. Hedin, and Y. S. Joe, "Method of compensation between the powers of the received signals for the localization of a WiFi node in LOS/NLOS environments," vol. 7, no. 12, pp. 80–89, 2018.
- [5] Y. Gu, A. Lo, and I. Niemegeers, "A survey of indoor positioning systems for wireless personal networks," *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, pp. 13–31, 2009.
- [6] S. Dayekh, S. Affes, N. Kandil, and C. Nergui-zian, "Cooperative localization in mines using fingerprinting and neural networks," *IEEE Wire-*

less Communications and Networking Conference (WCNC), April 2010.

- [7] J. Kennedy and R. Eberhart, "Particle swarm optimization," *Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks*, vol. 4, pp. 1942–1948, 1995.
- [8] T. Kohonen, "The self-organizing map," *Proceedings of the IEEE*, vol. 78, no. 9, pp. 1464–1480, September 1990.
- [9] K. Kaemarungsi and P. Krishnamurthy, "Modeling of indoor positioning systems based on location fingerprinting," *Proc. IEEE INFOCOM*, vol. 2, pp. 1012–1022, March 2004.
- [10] M. Youssef and A. Agrawala, "The Horus location determination system," *Wireless Networks*, vol. 14, no. 3, pp. 357–374, 2007.
- [11] IEEE Standard for Information technology, "802.11n-2009 - IEEE Standard for Information technology—Telecommunications and information exchange between systems—Local and metropolitan area networks—Specific requirements Part 11 : Wireless LAN Medium Access Control (MAC) and Physical Layer (PHY) Specifications Amendment 5 : Enhancements for Higher Throughput," IEEE, October 2009.