

Studying the Mechanisms of Improving Handover Decision and the Adaptive Adjustment of its Control Parameters in 5G Wireless Networks

Dr.Ahmad Saker Ahmad*

Dr.Ahmad Mahmoud Ahmad**

Lama Douba***

(Received 16 / 4 / 2023. Accepted 5 / 7 / 2023)

□ ABSTRACT □

Handover process is one of the most important aspects of mobility management in 5G wireless networks. It becomes a hot topic for researchers because it constitutes a guarantee of communication continuity during the user's movement, in addition to being the basic step on which the mobility load balancing process depends to distribute the load between the cells.

The focus on this process is whether by providing solutions to improve the handover decision-making, or by modifying the values of the handover control parameters in a way that it guarantees the reduction of handover problems, because the inaccurate or unnecessary modification of these parameters values will cause a degradation in the quality of service. This paper presents a study targeting two mechanisms to improve handover decision-making and selection of handover control parameters adaptively based on different schemes. The first one, based on a learning model called LIM2 and the second one is based on fuzzy logic and is called RHOT-FLC.

The results show that the RHOT-FLC mechanism, which relies on fuzzy logic and takes into account the user's velocity provides better performance in term of average throughput, packet drop rate, average HOPP probability, average HO latency, HO failure.

Keywords: 5G networks, Handover Decision, Handover Control Parameters, Kalman Filter, Fuzzy Logic Controller.

Copyright



:Tishreen University journal-Syria, The authors retain the copyright under a CC BY-NC-SA 04

* Professor, Department of Computer Networks & Systems, Faculty of Informatics Engineering, Tishreen University, Lattakia, Syria. Email: ahmad.s.ahmad@tishreen.edu.sy

** Associate Professor, Department of Computer Networks & Systems, Faculty of Informatics Engineering , Tishreen University, Lattakia, Syria. Email: ahmad.m.ahmad@tishreen.edu.sy

*** PhD Student, Department of Computer Networks & Systems, Faculty of Informatics Engineering, Tishreen University, Lattakia, Syria. Email: lama.douba@tishreen.edu.sy

دراسة آليات تحسين قرار التسليم والتعديل التكيفي لبارامترات التحكم به في شبكات الجيل الخامس اللاسلكية

د. أحمد صقر أحمد*

د. أحمد محمود أحمد**

لمى دوبا***

(تاريخ الإيداع 16 / 4 / 2023. قُبِلَ للنشر في 5 / 7 / 2023)

□ ملخص □

تعد عملية التسليم (Handover) إحدى أهم جوانب إدارة التنقل في شبكات الجيل الخامس اللاسلكية، والتي تحظى باهتمام الباحثين كونها تشكل ضماناً لاستمرارية الاتصال أثناء تنقل المستخدم من جهة، و كونها الخطوة الأساسية التي تعتمد عليها عملية موازنة حمل التنقل لتوزيع العبء بين الخلايا من جهة أخرى.

يتركز الاهتمام بهذه العملية سواء بتقديم حلول لتحسين اتخاذ قرار التسليم أو لتعديل قيم بارامترات التحكم بالتسليم بشكل يضمن تقليل مشاكل هذه العملية، وذلك كون التعديل غير الدقيق أو غير الضروري في قيم هذه البارامترات يسبب تدهوراً في جودة الخدمة. يزود هذا البحث بدراسة عن آليتين تستخدمان لتحسين اتخاذ قرار التسليم واختيار قيم بارامترات التحكم بالتسليم بشكل تكيفي، وذلك بالاعتماد على نماذج مختلفة، فالأولى تعتمد على نموذج تعليم يسمى LIM2 والثانية تعتمد على المنطق الضبابي، وتسمى RHOT-FLC.

بينت النتائج أن الآلية RHOT-FLC التي تعتمد على المنطق الضبابي، وتأخذ بالحسبان سرعة تنقل المستخدم، تقدم أداء أفضل في الشبكة المدروسة، من حيث متوسط الإنتاجية، ومعدل فقدان الرزم، ومتوسط احتمال حدوث أحداث ping-pong، ومتوسط تأخير عملية التسليم، ومعدل فشل عمليات التسليم.

الكلمات المفتاحية: شبكات الجيل الخامس، قرار التسليم، بارامترات التحكم بالتسليم، مرشح كالمن، متحكم المنطق الضبابي.

حقوق النشر : مجلة جامعة تشرين- سورية، يحتفظ المؤلفون بحقوق النشر بموجب الترخيص



CC BY-NC-SA 04

*أستاذ - قسم النظم والشبكات الحاسوبية - كلية الهندسة المعلوماتية - جامعة تشرين - اللاذقية - سورية.

Email: ahmad.s.ahmad@tishreen.edu.sy

**أستاذ مساعد - قسم النظم والشبكات الحاسوبية - كلية الهندسة المعلوماتية - جامعة تشرين - اللاذقية - سورية.

Email: ahmad.m.ahmad@tishreen.edu.sy

***طالبة دكتوراه - قسم النظم والشبكات الحاسوبية - كلية الهندسة المعلوماتية - جامعة تشرين - اللاذقية - سورية. Email:

lama.douba@tishreen.edu.sy

مقدمة:

تعتبر إدارة التنقل ولاسيما إدارة التسليم في شبكات الجيل الخامس حرجة بسبب عدة عوامل : منها استخدام الأمواج الميلمترية ، والعدد الكبير من الخلايا الصغيرة (Small Cells) بالإضافة إلى التزايد المرتفع في الأجهزة المتصلة [1]. تستخدم عملية التسليم بارامترات للتحكم بالتسليم [Handover Control Parameters (HCP)] ، وخوارزميات لاتخاذ قرار التسليم للتحكم بشرط حدوثه، وبالتالي فإن ضبط هذه البارامترات واستخدام خوارزمية مناسبة لاتخاذ قرار يقدم أداء أمثل لهذه العملية، وبالتالي للشبكة ككل [2].

وانطلاقاً من كون تحديد قيم بارامترات التحكم بالتسليم يتم بشكل تكيفي (adaptive)، فإنه لا بد من الاعتماد على تقنيات تضمن التعديل الذاتي ، إذ أن الخوارزميات الحديثة أصبحت ضرورية لتحديث قيم هذه البارامترات بطريقة تضمن بقاء جودة النظام فوق عتبة محددة ، كون هذه البارامترات يمكن أن تساهم بشكل إيجابي أو سلبي في تعزيز أو تدهور أداء عملية التسليم ، فمن الضروري أن تتكيف مع سيناريوهات التنقل المختلفة للمستخدمين [3]، إضافة إلى أنها قادرة أن تحد من الأثر السلبي لحدث A3 التقليدي، والذي يؤدي إلى عمليات تسليم متكررة وغير ضرورية.

أهمية البحث وأهدافه:

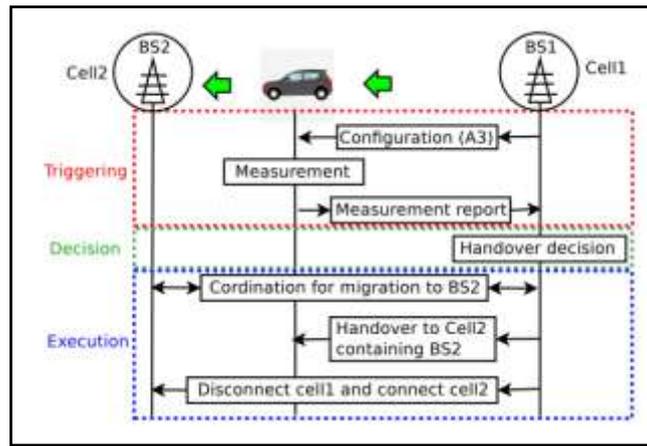
تتنوع خيارات الباحثين لاقتراح آليات ذكية تحسن من عملية التسليم، كما وتختلف البارامترات التي يتم الاعتماد عليها كدخل لهذه الآليات، ومن هنا تأتي أهمية البحث في تقييم آليتين من هذه الحلول، حيث وقع الاختيار عليها كونها لاتعتمد على Data Set ضخمة لزمن طويل من عمل الشبكة من أجل عملية التدريب ، وبالتالي لا تزيد من زمن تنفيذ الخوارزمية، والذي يؤدي لزيادة تأخير عملية التسليم، كما أنها تعتمد على عوامل مختلفة للدخل . لذلك لا بد من تحديد الدخل الأنسب لاتخاذ القرار، هذا يؤدي بالتالي لتحقيق هدف البحث المتمثل بتحديد الآلية الأنسب للاعتماد عليها لاتخاذ قرار التسليم لتحقيق أداء أفضل للشبكة ، وتقليل مشاكل التسليم .

طرائق البحث ومواده:

يتطرق البحث إلى دراسة مراحل عملية التسليم ، ودور التعديل التكيفي لبارامترات التحكم بالتسليم ، يليها دراسة آليتين تعتمدان على نماذج مختلفة لتحسين التسليم وتعديل قيم البارامترات ، يتبع ذلك بالتنفيذ العملي الذي يتضمن اختيار الأداة الأنسب لمحاكاة الشبكة المطلوبة ، وتحديد البارامترات ، وبناء الشبكة وتنفيذ الخوارزميتين، ومن ثم تنفيذ المحاكاة وتحليل النتائج والمقارنة، ونهي البحث بالتوصيات التي تحدد الاتجاه المستقبلي للبحث.

1- مراحل عملية التسليم (HO) Handover:

تتألف عملية التسليم من ثلاث مراحل كما يبين الشكل (1): التحريض (Triggering) ، واتخاذ القرار (Decision)، والتنفيذ (Execution) [4].



الشكل (1) نظرة شاملة عن مراحل عملية التسليم [4]

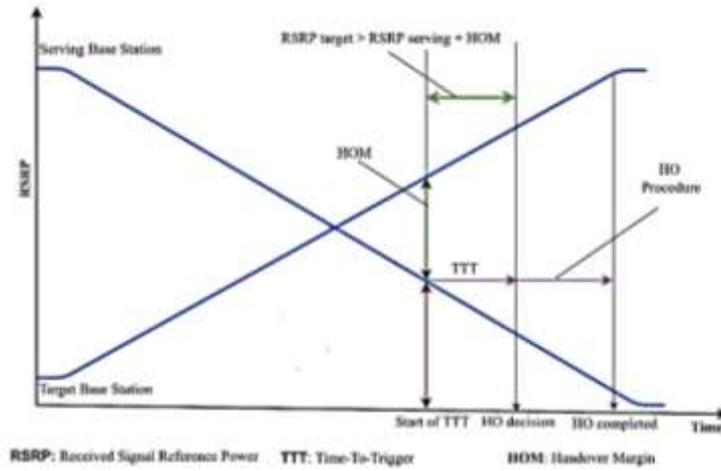
تبدأ عملية التسليم بمرحلة التحريض (triggering) ، إذ تطلب المحطة القاعدية المخدّمة من تجهيز المستخدم بأن يرسل لها تقارير القياس لقوة إشارة المحطات القاعدية المجاورة لهذه المحطة المخدّمة . بعد استقبال الرد من تجهيز المستخدم يبدأ اتخاذ القرار في المحطة المخدّمة ، إضافة إلى تحديد المحطة الهدف بالاعتماد على معايير التحريض المرجعية والمبينة في الجدول (1) ، مع العلم أنه من الممكن للمحطة المخدّمة أن تطلب المزيد من المعايير لاحقاً. تبدأ مرحلة التنفيذ بعد انتهاء اتخاذ القرار، حيث يقطع تجهيز المستخدم الاتصال مع المحطة المخدّمة ويؤسس الاتصال مع المحطة الهدف.

الجدول (1) المعايير المرجعية لتحريض البدء بعملية التسليم [4]

Event	Criteria	Explanation
A1	$R_s > \Delta_{A1}$	Serving cell's RSRP is better than a threshold
A2	$R_s < \Delta_{A2}$	Serving cell's RSRP is worse than a threshold
A3 (A6)	$R_n > R_s + \Delta_{A3}$	Neighbor cell is better than serving cell with a offset
A4 (B1)	$R_n > \Delta_{A4}$	Neighbor cell is better than a threshold
A5 (B2)	$R_s < \Delta_{A5}^1$ $R_n > \Delta_{A5}^2$	Serving cell is worse than a threshold value, and neighbor cell is better than a threshold

2- بارامترات التحكم بالتسليم (HCP): Handover Control Parameters

هي معاملات حرجة وأساسية لإدارة التنقل للتحكم بقرار التسليم، لذلك يجب أن تحدد بشكل مناسب لضمان فعالية إجراء العملية . أكثر هذه البارامترات أهمية هي HOM و TTT [1] ، حيث يتم تنفيذ قرار التسليم عندما تكون قوة الإشارة المستقبلية من المحطة الهدف (target RSRP) أكبر مما هي عليه في الخلية المخدّمة ، مضافاً إليها هامش تباطؤ (hysteresis margin) HOM (مقدراً بالديسيبل) ، حيث ينبغي قياس قوة الإشارة المستقبلية عدة مرات في تجهيز المستخدم (user equipment) UE خلال الفاصل الزمني TTT (Time To Trigger) (مقدراً بالميلي ثانية)، كما يبين الشكل (2).



الشكل (2) قرار التسليم

قد يتعرض تجهيز المستخدم لعمليات تسليم متكررة، كون مساحة التغطية للمحطات القاعدية في الجيل الخامس أقل مما كانت عليه في الجيل الرابع ، حيث كانت خوارزميات التسليم آنذاك تعتمد على الحدث A3 مع قيم ثابتة لبارامترات التحكم بالتسليم ، مما أدى إلى أداء جيد للنظام . بينما مع الجيل الخامس ، فإن استخدام قيم ثابتة يؤدي الى قرار غير موثوق [5]، ولاسيما في الشبكات عالية الكثافة، وذلك بسبب تحرك كل هاتف نقال ضمن الخلية الواحدة باتجاه مختلف، وباتجاه خلية مختلفة ، وبسرعات مختلفة ، كما أنه لكل هاتف نقال موقع مختلف ، أي قوة إشارة مختلفة . مما جعل من الضرورة أن تكون برامترات التحكم بالتسليم متكيفة مع سيناريوهات التنقل المختلفة ، بحيث لا يتم فرض نفس قيم البرامترات على جميع الهواتف النقالة ، بل يتم اختيار القيم الأفضل لكل تجهيز بالاعتماد على تجربته الخاصة لتجنب التغييرات التي قد لاحتاجها هذه الهواتف. كما أن 5G لاتتوافق مع ثبات قيم هذه البرامترات ، حيث يجب أن تكون قابلة للتعديل مع الزمن ، أو في الوقت المناسب ، وذلك انخفاضاً في حالة المستخدم السريع لتجنب التأخير في عملية التسليم ، وفي حالة أخرى تكون قوة إشارة المحطة المخدومة جيدة يمكن أن تمنع قيمة HOM المرتفعة عمليات التسليم غير الضرورية أو تأثير أحداث ping-pong [6].

3- آليات تحسين اتخاذ قرار التسليم وتعديل قيم بارامترات التحكم بالتسليم بشكل تكيفي:

تم تطبيق عدة آليات لتقليل مشاكل عملية التسليم ، بالاعتماد على المنطق الضبابي أو تقنيات تعلم الآلة machine learning) بأنواعها ، سواء خوارزميات العنقدة K-means أو Q-learning . سنناقش في هذه الحالة آليتين مختلفتين :

3-1- آلية تعتمد على نموذج إدارة التنقل الذكي بالاعتماد على التعلم Learning-based Intelligent

Mobility Management (LIM2):

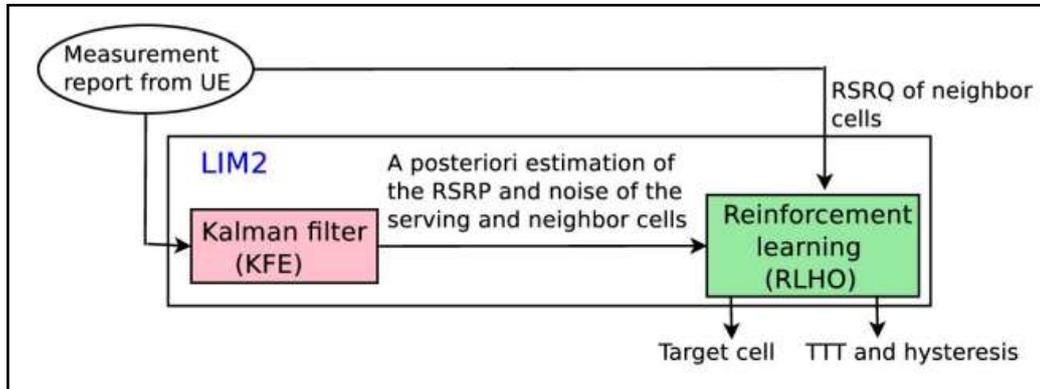
تعمل الخوارزمية في كل محطة قاعدية مخدومة بشكل مستقل عن الأخرى ، حيث يتم الاعتماد في عملية التسليم على نظام مكون من قسمين [4] كما يبين الشكل (3):

1: تخمين قيمة طاقة الإشارة المرجعية المستقبلية بالاعتماد على مرشح كالمن Kalman Filter based RSRP

Estimation (KFE) :

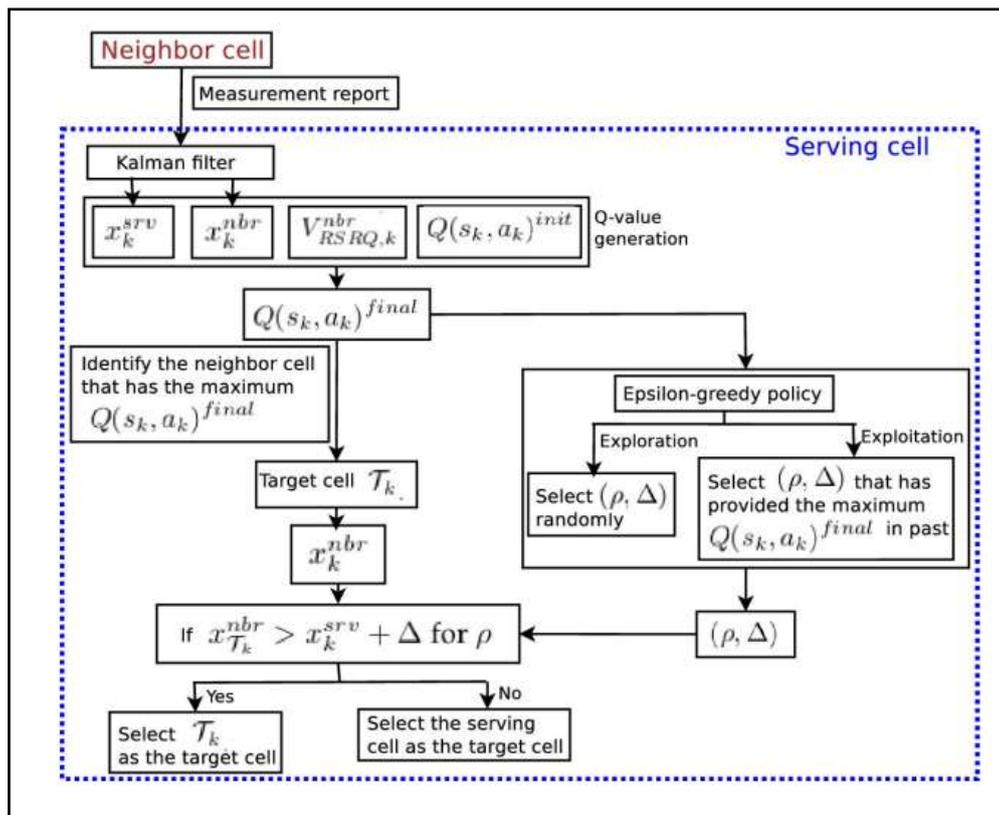
لتخمين قيمة RSRP ، لنتم معالجة تباين قوة الإشارة المرجعية المستقبلية من المحطات القاعدية (RSRP) وضوضاء البيئة المحيطة عن طريق تصفية قيمة ضوضاء البيئة المحيطة ، والتي قد تأتي من أجهزة راديوية أخرى من شبكة wifi مثلا أو حتى من أفران المايكرويف في البيئة المحيطة .

2: التسليم بالاعتماد على reinforcement learning –based HO: reinforcement learning (RHO): مدخل هذا القسم هو خرج المرشح. يتم في هذا القسم اتخاذ قرار التسليم وتحديد قيم بارامترات التحكم بالتسليم بالاعتماد على Reinforcement learning.



الشكل (3) نموذج نظام LIM2

يبين الشكل (4) مراحل عمل النظام :



الشكل (4) آلية عمل نظام LIM2

وتتلخص هذه المراحل كما يلي [4]:

1. يتم استخلاص قيم قوة وجودة الإشارة المرجعية المستقبلية RSRP , RSRQ ، على الترتيب لكل الخلايا المجاورة من تقارير القياس التي تطلبها المحطة المخدومة من تجهيز المستخدم ، وهذه القيم تعتبر دخل للنظام LIM2 ، بالإضافة إلى قيمة RSRP للخلية المخدومة .
2. يتم استخدام مرشح كالمن (Kalman Filter) الذي تم تصميمه لحساب قيم RSRP اللاحقة للخلية المخدومة والخلايا المجاورة ، كونها مرشحة أن يقوم تجهيز المستخدم باتمام عملية التسليم إلى إحداها، وقد تم استخدام هذا المرشح كونه يعتمد في تخمين القيمة اللاحقة على القيمة الحالية والسابقة فقط ، ولا يحتاج لقياسات لزمن طويل من عمل الشبكة .
3. بالاعتماد على التخمين ، تحدد الخلية الهدف على أنها الخلية المجاورة التي تكون لها أفضل جودة إشارة في المستقبل، حيث يقوم المرشح بحساب قيمة x_k ، وهي تشمل قيمة RSRP وقيمة ضجيج البيئة المحيطة لكل من الخلية المخدومة والخلايا المرشحة لتكون الهدف ، ويرمز لهما على الترتيب x_k^{nbr} and x_k^{srv} .
4. يتم بالاعتماد على RSRQ المستخلصة من تقارير القياس وعلى قيم x_k حساب قيمة Q النهائية من أجل جميع الخلايا المجاورة ، لتعتبر الخلية ذات قيمة Q الأعلى هي الخلية الهدف. حيث Q هي تابع قيمة الحدث action-value function و يعرف بالعلاقة التالية [4] :

$$Q(s, a) = \sum_{i=1}^d \theta_i \phi_i(s, a). \quad (1)$$

حيث: s : حالة النظام .

a : الحدث الذي يسبب انتقال النظام من حالة إلى أخرى.

θ : عامل الوزن ويأخذ قيم تتراوح بين $0 \leq \theta \leq 1$.

5. يتم حساب Q النهائية والتي تحدد الخلية الهدف وفق العلاقة [4] :

$$Q(s_k, a_k)^{final} \leftarrow Q(s_k, a_k)^{init} + \alpha [V_{RSRQ,k}^{nbr} + \gamma x_k^{nbr} - x_k^{srv}]. \quad (2)$$

حيث: α : معدل التعلم .

γ : عامل الخصم .

$V_{RSRQ,k}^{nbr}$: قيمة RSRQ للخلية المجاورة في اللحظة k .

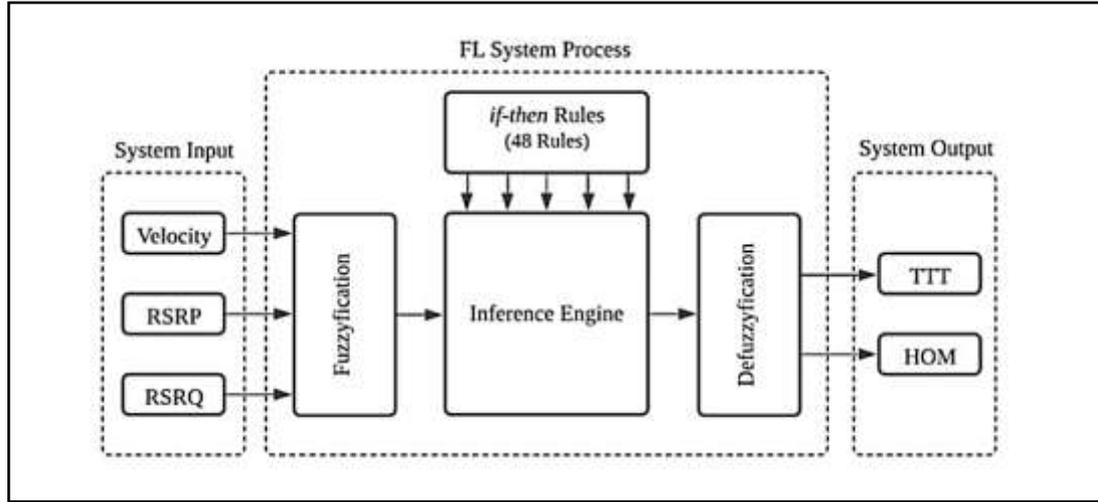
6. تطبق ضمن هذه الخوارزمية في القسم RLHO سياسة greedy ، و هي سياسة معروفة في مجال reinforcement learning لاختيار القيم بشكل تكيفي للبارامترات TTT, HOM وهي نموذج تعلم online ، تستكشف القيم الممكنة للإعدادات ، و تستثمر أفضل قيمة آخذة بعين الاعتبار الحالة الحالية للتنفيذ ، فهي تقوم بتحقيق الاستكشاف (exploration) ، حيث يتم اختيار قيمة عشوائية ل HOM و TTT والتي ترمز لها ب (ρ, Δ) ، ومن ثم الاستثمار (exploitation)، حيث يتم اختيار قيمة البرامترات ، والتي توافق أعظم قيمة Q .
7. بعد اختيار المحطة الهدف و (ρ, Δ) التي تمثل قيمة TTT و HOM على الترتيب من أجل تنفيذ قرار التسليم، يتم اختبار معيار تحريض التسليم حسب حدث A3 ، وفق المتراحة [4]:

$$x_k^{nbr} > x_k^{srv} + \Delta \quad \text{for } \rho. \quad (3)$$

في حال تحقق الشرط خلال الفترة الزمنية ρ ، فإن قرار التسليم ينجز، وتصبح الخلية الهدف هي المخدمة، وفي حال عدم تحقق الشرط لا يتم انجاز أمر التسليم، وتبقى الخلية المخدمة الحالية هي الخلية المخدمة.

2-3 تحسين التسليم بالاعتماد على متحكم المنطق الضبابي ((RHOT-FLC)) :

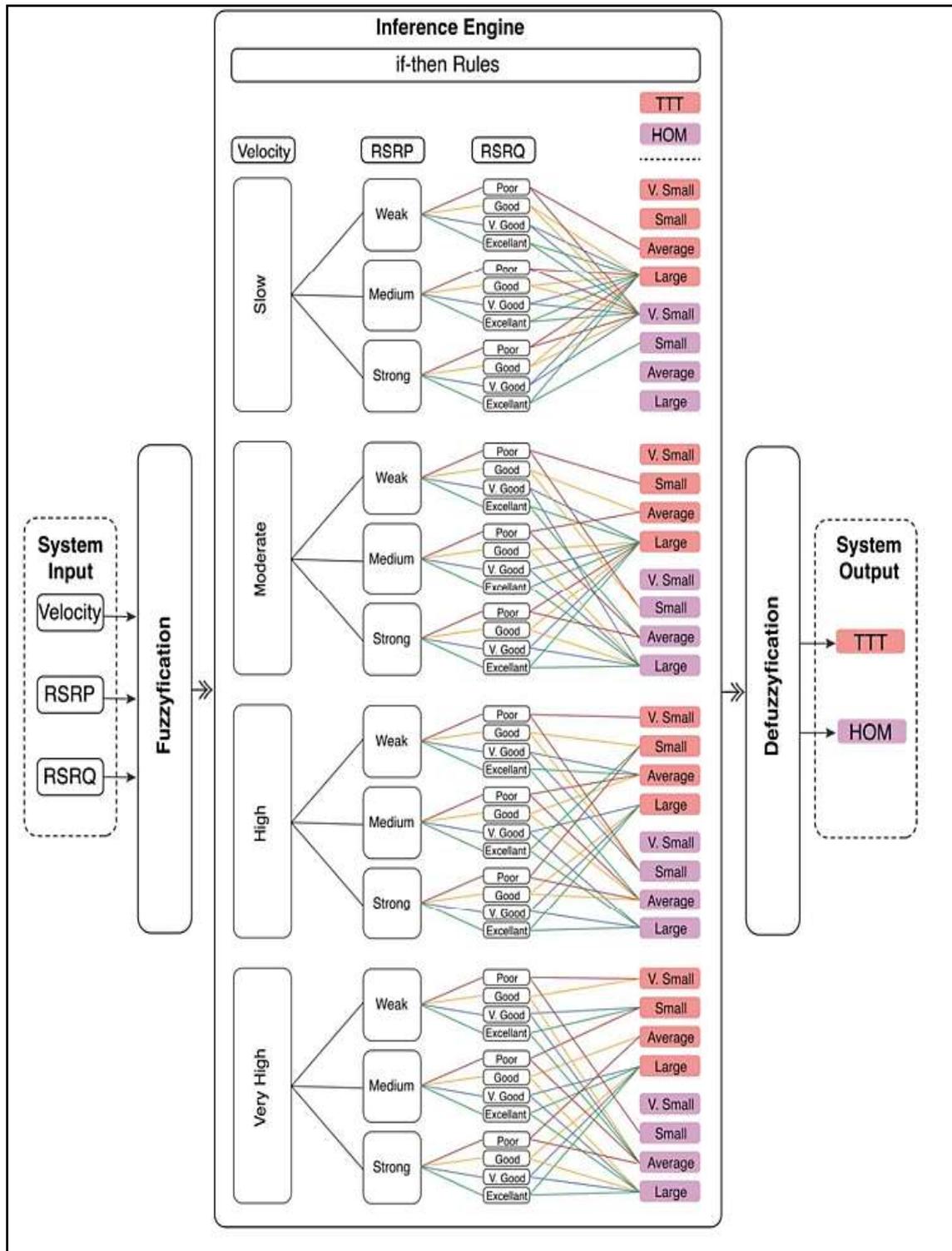
ستتم دراسة خوارزمية تعتمد على متحكم المنطق الضبابي لاتخاذ قرار التسليم، مع تعيين ديناميكي لقيم HOM & TTT بالاعتماد على قيم لدخل المتحكم، وتشمل سرعة تنقل المستخدم UE velocity و RSRP و RSRQ [5].



الشكل (5) مكونات النظام المدروس

يتكون المتحكم الضبابي (FLC) A fuzzy logic controller من ثلاث مراحل [3] حسب الشكل (5):

1. **Fuzzification:** يتم في هذه المرحلة تحويل القيم العددية لدخل النظام (RSRP, RSRQ, Velocity) إلى قيم غيمية أو مجموعات غيمية Fuzzy set عن طريق توابع membership functions وأشهرها تابع triangular MF لتوليد قيم الدخل الضبابية المقابلة، تم تقسيم سرعة تنقل المستخدم و RSRQ إلى 4 مستويات في حين تم تقسيم RSRP إلى ثلاث مستويات .
 2. **Inference Engine:** والذي يولد الخرج وفق علاقات تسمى بالقواعد وعددها 48 في هذه الآلية، حيث ينتج عددها من جداء عدد مستويات الدخل .
 3. **Defuzzification:** حيث يتم تحويل القيم الضبابية للخرج إلى قيم عددية لينتج الخرج المتمثل ب TTT و HOM.
- يبين الشكل (6) آلية عمل المتحكم في الآلية المدروسة [5] :



الشكل (6) آلية عمل المتحكم

أما اتخاذ قرار التسليم فيكون بالشكل التالي[5]:

1. يتم استخلاص قيمة RSRP من تقارير القياسات ، وترتيبها ومقارنتها مع RSRP للمحطة الهدف ، في حال عدم تحقيق العلاقة (4) فإن قرار التسليم لاينفذ .

$$RSRP_{target} > RSRP_{serving} + HOM \quad (4)$$

2. يتم تحديث مدخلات النظام وهي: سرعة تنقل المستخدم ، وقيمة كل من RSRP و RSRQ .
 3. تحويل قيم الدخل إلى مجموعات غيمية (Fuzzy sets) ، وحساب درجة كل تابع (membership function) حسب العلاقة (5) [5] :

$$f(x) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b}, & b \leq x \leq c \\ 0, & c \leq x \end{cases} \quad (5)$$

4. تطبيق القواعد والتي يبلغ عددها 48 لكل membership ، حيث تستخدم القواعد لتخمين قيم الخرج اعتماداً على الدخل.
 5. يتم تحديث قيم TTT ، HOM كخرج للنظام بالاعتماد على بارامترات الدخل الثلاث ، التي تشكل 48 حالة دخل.
 6. التحقق من شرط تحريض تنفيذ التسليم وفق المتراحة :

$$RSRP_{target} > RSRP_{serving} + HOM$$

- ففي حال تحقق شرط المتراحة لمقدار فاصل زمني يساوي TTT ، يتم اتخاذ قرار التسليم . كما يبين الجدول (2) مستويات الدخل والخرج .

الجدول(2) مستويات الدخل والخرج[5]

Input	Degree	Range
Velocity	slow	0 to 30 km/h
	moderate	25 to 70 km/h
	high	65 to 135 km/h
	very high	130 to 160 km/h
RSRP	weak	-160 to -95 dBm
	moderate	-100 to -73 dBm
	strong	-80 to -20 dBm
RSRQ	poor	-60 to -18 dB
	good	-22 to -12 dB
	very good	-14 to -6 dB
	excellent	-10 to +20 dB
Output	Degree	Range
TTT	very short	0 to 220 ms
	short	210 to 380 ms
	average	370 to 520 ms
	large	510 to 640 ms
HOM	very low	0 to 0.3 dB
	low	0.2 to 0.5 dB
	average	0.4 to 0.8 dB
	high	0.7 to 1 dB

4- التنفيذ العملي:

تم الاعتماد بتنفيذ القسم العملي على MATLAB 2022a ، كونه يدعم السياسات و النماذج التي سنقوم بالاعتماد عليها لتنفيذ الآليتين ، بالإضافة إلى كونه يدعم شبكات الجيل الخامس، فبالاعتماد على 5g toolbox [9,8,7]، والذي يوفر وظائف متوافقة مع المعايير الموضوعية لهذه الشبكات ، ويتضمن أمثلة مرجعية للنمذجة والمحاكاة، والتحقق من أنظمة اتصالات 5G New Radio (NR) . تم بناء الشبكة من النمط Standalone حيث تعطي هذه المعمارية أداء أفضل بالنسبة لعملية التسليم [10]، كما تم الاعتماد على البارامترات الموضحة في الجدول (3)، والتي تم الاستناد باختيارها على [5,4] ، معتمدين على معايير 3gpp.

الجدول (3) بارامترات المحاكاة

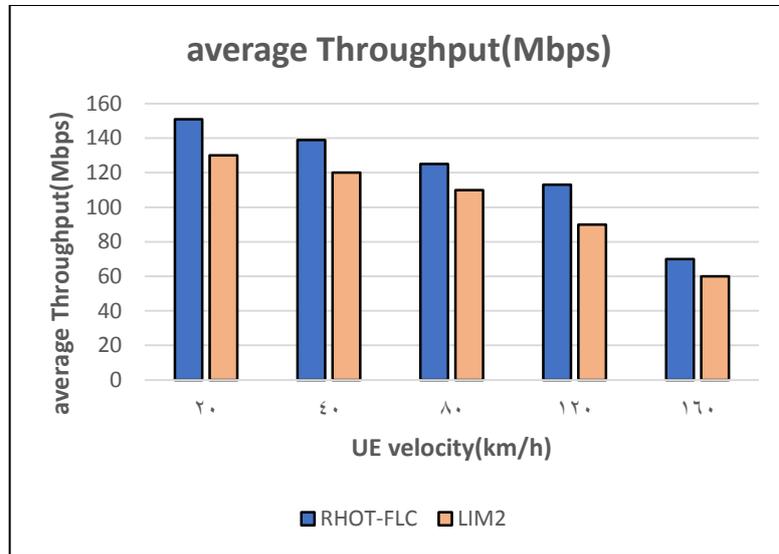
البارامتر	قيمة البارامتر
عدد المحطات القاعدية gnb	50
نصف قطر الخلية	150 متر
طاقة الإرسال للمحطة القاعدية	46 dbm
طاقة إرسال تجهيز المستخدم	23 dbm
عدد الهوائيات النقالة المشمولة بالقياس	10 UE
عرض حزمة القناة	400 MHZ
نمط حركة المستخدم	Constant velocity mobility model
تردد الحامل fc	26 GHZ
سرعة تنقل تجهيز المستخدم	حتى 160 km/h
مجال TTT	تكيفي من 0 ms إلى 640 ms
مجال HOM	تكيفي من 0 db إلى 1 db
قيمة العامل α	$\alpha = 0.1$
قيمة العامل γ	$\gamma = 0.5$
زمن المحاكاة	30 ثانية

النتائج والمناقشة:

تم تقييم أداء الآليتين من حيث عدة معاملات . منها ما يخص جودة الخدمة، ومنها ما يخص أداء عملية التسليم ، كون التحسن في أداء عملية التسليم يساهم في تحسن أداء الشبكة ككل [11] أولاً: من حيث متوسط الانتاجية :

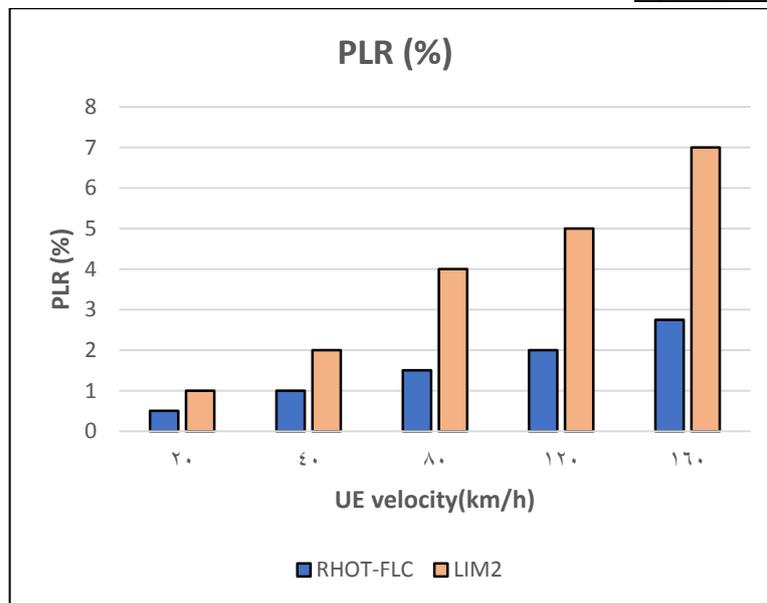
يظهر الشكل (7) مقارنة بين الآليتين المدروستين من حيث متوسط الانتاجية مقدر ب Mbps، من أجل قيم السرعات (20,40,80,120,160) km/h ، حيث بينت النتائج أن الآلية المعتمدة على المتحكم الضبابي RHOT-FLC تعطي أداء أفضل من الخوارزمية المعتمدة على نظام التعلم LIM2 ، على الرغم من كونها تخمن الخلية التي ستعطي

انتاجية جيدة، و تخمن الخلية التي تقدم أفضل جودة إشارة ، ولكن كون الآلية RHOT-FLC تأخذ بالحسبان سرعة تنقل المستخدم، وبالتالي تتخذ القرار الذي يتجنب عمليات تسليم غير ضرورية ، والذي يولد رسائل متبادلة على حساب بيانات المستخدم.



الشكل (7) متوسط الانتاجية

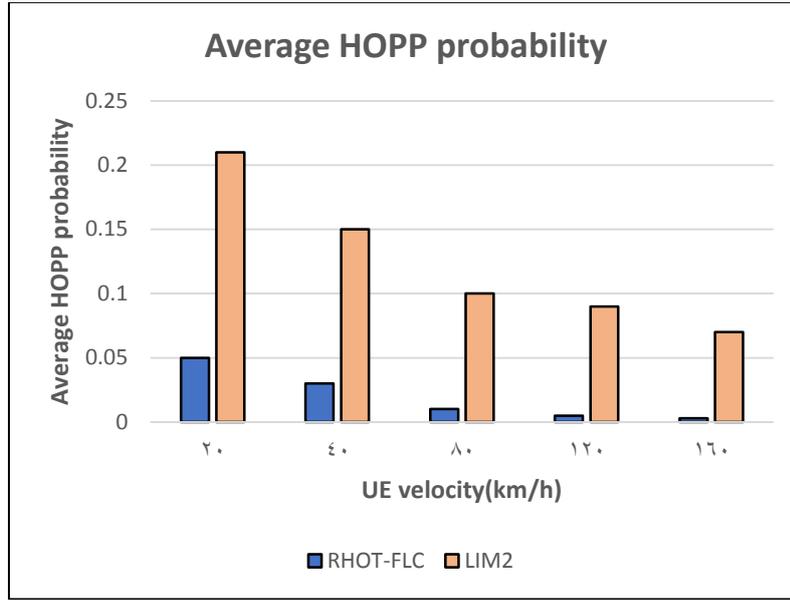
ثانياً: من حيث معدل فقدان الرزم :



الشكل (8) معدل فقدان الرزم

كما يوضح الشكل (8) ، الذي يعبر عن معدل فقدان الرزم (كنسبة مئوية) بالنسبة لسرعة تنقل المستخدم ، حيث تعطي خوارزمية RHOT-FLC أداء أفضل، كونها تأخذ بعين الاعتبار سرعة تنقل المستخدم لتعيين قيم بارامترات التحكم بالتسليم ، وبالتالي تأخذ بالحسبان عدد عمليات التسليم التي يتم تنفيذها بالثانية الواحدة والتي ستتسبب بانقطاع في الاتصال وبالتالي فقدان الرزم ، في حين يزداد الفقدان بفارق أوضح بزيادة سرعة تنقل المستخدم عند استخدام الآلية الثانية .

ثالثاً : من حيث متوسط احتمال أحداث HOPP

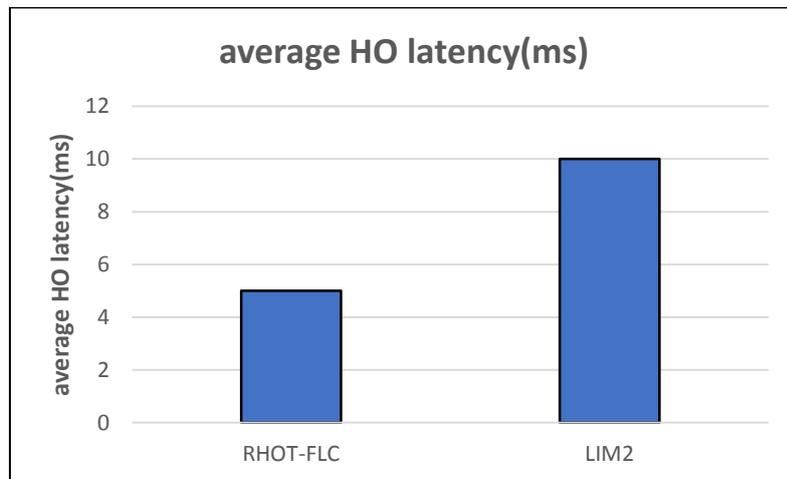


الشكل (9) متوسط احتمال أحداث ping pong

أعطت الخوارزمية RHOT-FLC أداء أفضل من حيث متوسط احتمال أحداث عمليات pp كما بين الشكل (9)، ويعتبر تقييم أحداث عملية التسليم أكثر دقة عند دراسته في السرعات المنخفضة ، حيث من المعروف أن الإشارات المستقبلية تتأرجح بشكل أكبر بسرعة منخفضة [11]، بالتالي فإن معدل HOPP يكون ظاهر بوضوح ، بينما في السرعات المتوسطة والعالية يكون الاتصال بين تجهيز المستخدم والمحطة المستهدفة سريعاً ، مما يؤدي إلى انخفاض معدل HOPP والذي ظهر بشكل ملحوظ في الشكل (9) عند السرعات 160 & 120 & 80 .

رابعاً : من حيث متوسط تأخير عملية التسليم :

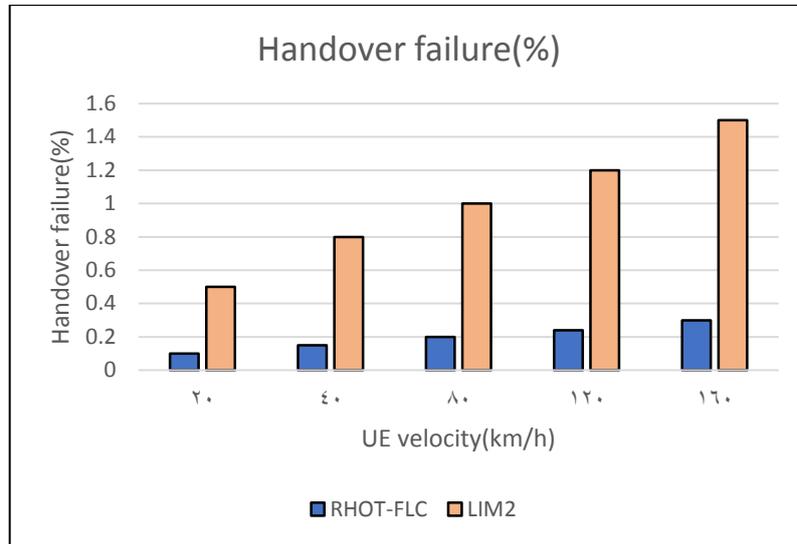
يبين الشكل (10) متوسط تأخير عملية التسليم مقدراً بالميلي ثانية ، وهذا التأخير يشمل المراحل الثلاث لعملية التسليم، حيث بينت النتائج ان الخوارزمية RHOT-FLC أعطت تأخيراً أقل ، وذلك كون مراحل تنفيذ قرار التسليم للألية LIM2 تتسبب بتأخير في مرحلة اتخاذ القرار ، مما يتسبب بتأخير تراكمي لعملية التسليم .



الشكل (10) متوسط تأخير عملية التسليم

خامساً : من حيث معدل فشل عملية التسليم :

يُظهر الشكل (11) أن أقل معدل فشل لعمليات التسليم يُحقَّق من قبل الآلية RHOT-FLC ، الفشل يحدث بسبب عدم قدرة تجهيز المستخدم على الارتباط بالخلية ، لذلك ساهم الاعتماد على سرعة تنقل المستخدم في تعديل قيم البارامترات في تحسين هذا المعيار ، في حين أعطت الآلية LIM2 زيادة واضحة في المعدل من أجل السرعات العالية ، ولم يكن كافي الاعتماد على جودة وقوة الإشارة فقط .



الشكل (11) فشل عمليات التسليم

الاستنتاجات والتوصيات:

تناول هذا البحث دراسة آليتين لتحسين قرار التسليم في شبكات الجيل الخامس، حيث تتنوع الآليات التي تعتمد على النماذج الرياضية أو تقنيات تعلم الآلة لتقديم الحلول المناسبة ، وتعتمد كل من هذه الآليات على بارامترات دخل مختلفة لذلك لا بد من تحديد النموذج الأفضل والبارامترات الأنسب. حيث تبين من خلال الدراسة أن الاعتماد على سرعة تنقل المستخدم كدخل للخوارزمية يعطي نتائج أفضل من حيث المعايير المدروسة ، كما أن الاعتماد على المتحكم الضبابي يعطي أداء أفضل في الشبكة المدروسة كونه من النماذج المهمة في اتخاذ القرار بآلية لا تتسبب بزمان تنفيذ كبير وبالتالي تأخير تراكمي يضاف إلى عملية التسليم كما كان في حالة استخدام نموذج LIM2 على الرغم من كونه يعتمد على تقنيات تعلم حديثة تساهم في التنظيم الذاتي للشبكات ، وبالتالي لا بد من الأخذ بعين الاعتبار النتائج التي تم الحصول عليها عند تقديم اقتراحات لتحسين جودة الخدمة بالاعتماد على إدارة التسليم أولت تحسين تحقيق عملية الإفراغ offloading أثناء موازنة الحمل كون تقليل عمليات التسليم غير الضرورية والتأخير في عملية التسليم تعتبر من أهم تحديات إدارة التنقل .

References:

- [1] Alraih S, Nordin R, Shayea I, Abdullah NF, Abu-Samah A, Alhammadi A. Effectiveness of Handover Control Parameters on Handover Performance in 5G and beyond Mobile Networks. Elfergani I, editor. *Wireless Communications and Mobile Computing*. 2022 Mar 29;2022:1–18.
- [2] Tashan W, Shayea I, Aldirmaz-Colak S, Ergen M, Azmi MH, Alhammadi A. Mobility Robustness Optimization in Future Mobile Heterogeneous Networks: A Survey. *IEEE Access*. 2022;10:45522–41.
- [3] Alraih S, Nordin R, Abu-Samah A, Shayea I, Abdullah NF, Alhammadi A. Robust Handover Optimization Technique with Fuzzy Logic Controller for Beyond 5G Mobile Networks. *Sensors*. 2022 Aug 18;22(16):6199.
- [4] Karmakar R, Kaddoum G, Chattopadhyay S. Mobility Management in 5G and Beyond: A Novel Smart Handover with Adaptive Time-to-Trigger and Hysteresis Margin. *IEEE Transactions on Mobile Computing*. 2022;1–16.
- [5] Hwang WS, Cheng TY, Wu YJ, Cheng MH. Adaptive Handover Decision Using Fuzzy Logic for 5G Ultra-Dense Networks. *Electronics*. 2022 Oct 12;11(20):3278.
- [6] Tashan W, Shayea I, Aldirmaz-Colak S, Aziz OA, Alhammadi A, Daradkeh YI. Advanced Mobility Robustness Optimization Models in Future Mobile Networks Based on Machine Learning Solutions. *IEEE Access*. 2022;10:111134–52.
- [7] 5G Toolbox User's Guide. available at:
https://www.mathworks.com/help/pdf_doc/5g/index.html .
- [8] 5G Toolbox Getting Started Guide. available at:
https://www.mathworks.com/help/pdf_doc/5g/index.html .
- [9] 5G Toolbox Reference .available at:
https://www.mathworks.com/help/pdf_doc/5g/index.html.
- [10] Douba L, Ahmad Mahmoud Ahmad, Ahmad Saker Ahmad. A Study of Handover Performance in Both SA & NSA Architectures as a Step to Achieve Load Balancing in 5G Wireless Networks. *Tuj-eng [Internet]*. 2022Nov.17 [cited 2023Apr.15];44(5):151-65. Available from: <http://journal.tishreen.edu.sy/index.php/engscnc/article/view/12302>.
- [11] Saad WK, Shayea I, Hamza BJ, Azizan A, Ergen M, Alhammadi A. Performance Evaluation of Mobility Robustness Optimization (MRO) in 5G Network With Various Mobility Speed Scenarios. *IEEE Access*. 2022;10:60955–71.