تطوير تقنية لتخمين القناة باستخدام الشبكات العصبونية في أنظمة Cell-Free Massive MIMO

م. علي جحى: طالب دكتوراه – هندسة اتصالات – جامعة حمص – كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية – قسم هندسة الإلكترونيات والاتصالات.

د.م إسبر ابرهيم: أستاذ – جامعة حمص – كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية – قسم هندسة الإلكترونيات والاتصالات.

د.م مازن يوسف: مدرس – جامعة حمص – كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية – قسم هندسة الإلكترونيات والاتصالات.

الملخص:

يهدف هذا البحث إلى تطوير تقنية لتخمين القناة (Channel Estimation) في أنظمة الاتصال الخالية من الخلايا (Cell–Free Massive MIMO) باستخدام الشبكات العصبونية (Neural Networks)، ومقارنتها مع التقنيات التقليدية مثل المربعات الصغرى (Least Squares – LS) والحد الأدنى لمتوسط مربع الخطأ (Minimum Mean Square Error – MMSE).

تم إنشاء بيئة محاكاة واقعية تتضمن نموذج قناة يعتمد على خفوت رايلي (Rayleigh fading) مع أخذ كل من فقد المسار (Path Loss) والظلال (Shadowing) بالاعتبار وفق نموذج الانتشار المعتمد في هيكلية 3GPP. كما تم استخدام رموز دليلية متعامدة (Orthogonal Pilots) للحد من التداخل بين المستخدمين. حيث قمنا بتصميم شبكة عصبونية أمامية (Feedforward Neural Network) مكونة من طبقتين مخفيتين بـ 64 و 128 عقدة على التوالي، مع حجم إدخال يبلغ 51200 ميزة (ناتج من 20 مستخدم × 40 نقطة وصول × 64 حامل فرعي). تم تدريب الشبكة باستخدام 800 عينة تدريب، مع تقسيم البيانات بنسبة 80% تدريب، 10% تحقق، و10% اختبار.

أظهرت نتائج البحث أن الشبكة العصبونية المقترحة حققت تفوقاً كبيراً على تقنيتي LS و MMSE عبر جميع قيم SNR، حيث سجلت أقل قيم للخطأ المربع الأصغري المسوى NMSE وتميزت بمنحنى

أكثر استقامة وانحدار أقل، مما يدل على مقاومة أفضل ضد الضجيج. كما حافظت الشبكة المقترحة على تفوقها من حيث الكفاءة الطيفية SE، مع فجوة أداء تتسع مع زيادة SNR، وتؤكد هذه النتائج جدوى استخدام الشبكات العصبونية في تخمين القناة لأنظمة CFMM. استغرقت عملية التدريب 4 دقائق و15 ثانية فقط، مع تدرج نهائي صغير جداً ($6.5x10^{-10}$) يشير إلى الوصول إلى الحد الأمثل.

تشير نتائج البحث إلى أن دمج تقنيات الذكاء الاصطناعي في تخمين القناة هو نهج واعد لتحسين أداء شبكات الجيل الخامس وما بعده، خاصةً في ظروف التشغيل الصعبة التي تتطلب دقة عالية.

كلمات مفتاحية:

نظام Cell-Free Massive MIMO، تخمين القناة، الشبكات العصبونية، الخطأ المربع الأصغري المسوى NMSE.

Developing channel Estimation technique using neural networks in Cell-Free Massive MIMO systems

Ali Jeha: Doctoral Student – Communication Engineering – Homs University - Faculty of Mechanical and Electrical Engineering - Department of Electronics and Communications Engineering.

Dr. Esper Ibrahim: Doctor - Homs University - Faculty of Mechanical and Electrical Engineering -Department of Electronics and Communications Engineering.

Dr. Mazen Yousef: Doctor - Homs University - Faculty of Mechanical and Electrical Engineering -Department of Electronics and Communications Engineering.

Abstract:

This research aims to develop a technique for channel estimation in cell-free massive MIMO (CFMM) communication systems using neural networks, and to compare it with traditional techniques such as least squares (LS) and minimum mean square error (MMSE).

A realistic simulation environment was created, incorporating a Rayleigh fading channel model that considered both path loss and shadowing, in accordance with the 3GPP diffusion model. Orthogonal pilots were also employed to minimize user interference. A feedforward neural network was designed with two hidden layers of 64 and 128 nodes, respectively, with an input size of 51,200 features (resulting from 20 users × 40 access points × 64 subcarriers). The network was trained using 800 training samples, with the data divided into 80% training, 10% validation, and 10% testing.

The research results showed that the proposed neural network significantly outperformed both LS and MMSE techniques across all SNR values, exhibiting the lowest NMSE values and a straighter, less steep curve, indicating better noise resistance. The proposed network also maintained its

superior spectral efficiency, with a performance gap that widened as the SNR increased. These results confirm the feasibility of using neural networks for channel estimation in CFMM systems. The training process took only 4 minutes and 15 seconds, with a very small final gradient (6.5 × 10□¹□) indicating optimality.

The research results indicate that integrating artificial intelligence techniques into channel estimation is a promising approach to improving the performance of 5G and beyond networks, especially in challenging operating conditions that require high accuracy.

Key words:

Cell-Free Massive MIMO, Channel Estimation, Neural Networks, Normalized Mean Square Error (NMSE).

1- المقدمة

شهدت السنوات القليلة الماضية تطوراً كبيراً في تقنيات الاتصالات اللاسلكية، حيث تم الاعتماد بشكلٍ أساسي على شبكات الاتصالات اللاسلكية النقالة لتلبية الطلب المتزايد على البيانات.

وقد ظهرت أنظمة الاتصالات النقالة في بداية الثمانينيات من القرن العشرين، وعرفت تجارياً باسم الجيل الأول (1G) والذي كان يقدم خدمات الصوت فقط، ومع بداية التسعينيات من القرن الماضي، ظهر الجيل الثاني الذي قدم خدمات الرسائل القصيرة (SMS) والبيانات بالإضافة إلى الخدمات الصوتية، وفي مطلع الألفية الجديدة ظهر الجيل الثالث (3G) الذي وفر وصولاً لأنترنت أكثر سرعة، وفي عام 2010 تم إطلاق الجيل الرابع (4G) الذي وفر زيادة كبيرة في معدلات البيانات (Data rate)، لتلبي متطلبات المستخدمين المتزايدة.

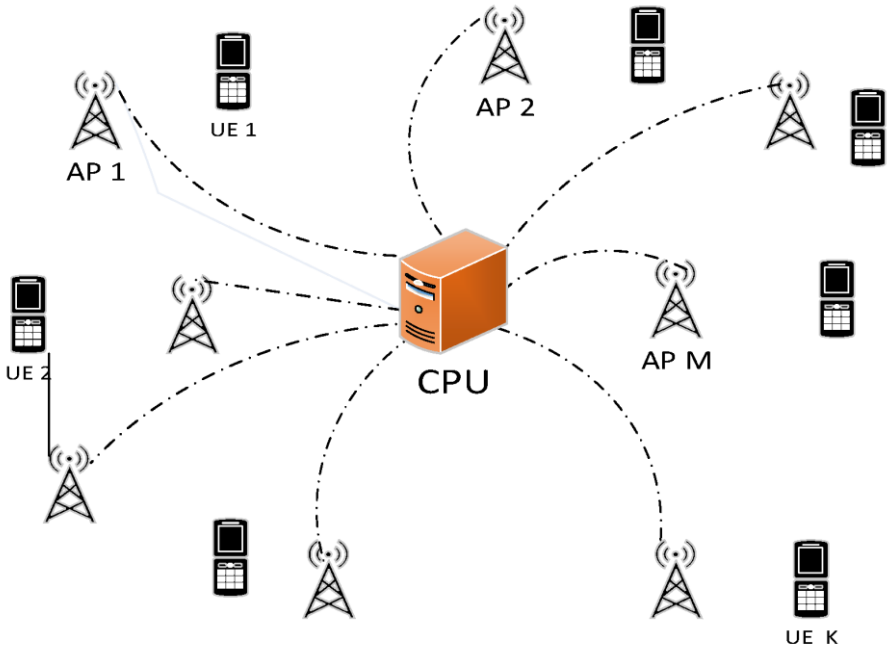
في عام 2020، ظهر الجيل الخامس من الاتصالات والذي ترافق مع ظهور العديد من التطبيقات الحديثة في مجال الاتصالات اللاسلكية مثل إنترنت الأشياء (IoT)، والاتصالات ذات الموثوقية العالية وزمن التأخير المنخفض (URLLC)، والواقع المعزز (Augmented Reality) والواقع الافتراضي (Virtual Reality).

مما دفع إلى تطوير تقنيات أكثر كفاءة لتلبية هذه المتطلبات المتزايدة، ومن أبرز هذه التقنيات نظام الهوائيات المتعددة المداخل والمخارج الكثيفة Massive MIMO والذي تم اعتماده كتقنية أساسية ضمن أنظمة الجيل الخامس (5G).

وكما هو معلوم، تعتمد تقنية Massive MIMO بشكلٍ أساسي على وجود عدد كبير جداً من الهوائيات ضمن محطة القاعدة مما يمكنها من خدمة عدد كبير من المستخدمين بشكلٍ متزامن، وهذا ما يؤدي إلى زيادة كبيرة في الكفاءة الطيفية (Spectral Efficiency) وزيادة في معدل نقل البيانات (Data Rate).

لكن هذه التقنية تعاني من بعض القيود مثل التداخل بين الخلايا (Inter-Cell Interference) وضعف التغطية عند حواف الخلية (Cell-Edge Users) [1].

وللتغلب على هذه القيود، ظهرت الحاجة إلى نموذج جديد لا يعتمد على مفهوم الخلايا، بل يستند إلى فكرة أن عدد كبير من نقاط الوصول الموزعة ضمن المنطقة المراد تخديمها تتعاون معاً لخدمة كل مستخدم مما يؤدي إلى تخفيض التداخل بشكلٍ كبير نتيجة التعاون بين نقاط الوصول وتقديم خدمة جيدة ومعدلات بيانات عالية للمستخدمين المختلفين، وقد عرفت هذه التقنية باسم تقنية الهوائيات المتعددة الكثيفة الخالية من الخلايا (Cell Free Massive MIMO)، ويوضح الشكل (1) مخططاً عاماً لهذه التقنية [2].



الشكل (1) – معمارية شبكة نظام الاتصال Cell-Free Massive MIMO

تلعب عملية تخمين القناة دوراً أساسياً وهاماً في معالجة الحزمة الأساسية ضمن أنظمة الاتصالات اللاسلكية، وكلما كانت نتائج تخمين القناة أدق كلما كانت نتائج المعالجة اللاحقة أفضل.

مما يعني أن نجاح عملية تخمين القناة يوفر أداءً أفضل للعمليات اللاحقة مثل تشكيل الحزمة (Beamforming)، وتخصيص الموارد (Resource Allocation)، وإلغاء التداخل (Interference Cancellation). وبالتالي، فإنه من الضروري الحصول على نتائج دقيقة لضمان عمل النظام بالشكل الأمثل والحفاظ على معدلات بيانات عالية وجودة خدمة كما هو مرغوب.

ومع التطور الكبير في مجالات الذكاء الاصطناعي (Artificial Intelligence – AI) والتعلم العميق (Deep Learning)، بدأ الباحثون في اختبار إمكانية استخدام الشبكات العصبونية الاصطناعية (Artificial Neural Networks – ANNs) لتخمين القناة [3].

2- مراجعة الأدبيات (Literature Review)

2-1 تخمين القناة في الأنظمة اللاسلكية التقليدية

يعد نجاح عملية تخمين القناة بدقة عالية من أبرز التحديات التي تؤثر على أداء نظام الاتصال اللاسلكي، حيث تعتبر القناة اللاسلكية بيئة متغيرة تتأثر بالعديد من العوامل المحيطة بما في ذلك:

- **تعدد المسارات (Multipath):** عندما تصل الإشارة من المرسل إلى المستقبل عبر عدة مسارات بأطوال مختلفة.
- **الخفوت (Fading):** وله نوعان رئيسيان: خفوت سريع (Fast Fading) أو خفوت بطيئ (Slow Fading).
- **الضجيج (Noise):** يتم افتراضه عادةً من نوع الضجيج الأبيض الغوصي المضاف (AWGN).
- **التداخل (Interference):** وينتج بشكلٍ رئيسي عن الإشارات المخصصة للمستخدمين الآخرين أو عن أنظمة لاسلكية أخرى تعمل في نفس المنطقة الجغرافية.

وهناك العديد من الطرق التقليدية المستخدمة لتخمين القناة، من أبرزها:

- **تقنية المربعات الصغرى (Least Squares – LS):**

تعرف هذه التقنية بأنها أسلوب رياضي بسيط يهدف إلى إيجاد أقرب قيمة ممكنة لخصائص القناة (Channel Gains) من خلال تقليل الفرق بين الإشارة المستلمة والإشارة المتوقعة. وتتميز بشكلٍ أساسي بالبساطة وسهولة التنفيذ، لكنها تعاني من ضعف الأداء عند انخفاض نسبة الإشارة إلى الضجيج SNR.

- **تقنية الحد الأدنى لمتوسط مربع الخطأ – (Minimum Mean Square Error :MMSE)**

تعتبر MMSE تقنية متقدمة لتخمين القناة اللاسلكية، وتعتبر أكثر دقة من طريقة المربعات الصغرى (LS) لأنها تأخذ في الاعتبار تأثير الضجيج (Noise) والخصائص الإحصائية للقناة وهو ما يصعب تحقيقه خاصةً في البيئات التي يكون فيها مستوى الضجيج عالياً (Low SNR)، حيث تنجح في ترشيح الضجيج بدلاً من تضخيمه.

2-2 تخمين القناة في Massive MIMO

مع ظهور أنظمة الهوائيات المتعددة الكثيفة Massive MIMO، أصبحت عملية تخمين القناة عملية صعبة ومعقدة بشكلٍ كبير نظراً للعدد الكبير من الهوائيات في محطة القاعدة وعدد المستخدمين الكبير المطلوب التعامل معهم في نفس الوقت. وقد تناولت العديد من الدراسات هذا الموضوع:

- **Marzetta (2010) [4]:** وضع الأساس النظري لـ Massive MIMO، وأوضح أن زيادة عدد الهوائيات يؤدي إلى تحسين كبير في السعة (Capacity)، لكنه أشار أيضاً إلى أن دقة تخمين القناة تمثل تحدياً رئيسياً.
- **Ngo et al. (2013) [5]:** درس هذا المرجع أداء خوارزميات LS و MMSE في أنظمة Massive MIMO، وأظهر أن تقنية MMSE تتفوق بالأداء على تقنية LS لكنها تتطلب معرفة مسبقة بإحصائيات القناة.

3-2 Cell-Free Massive MIMO وتحديات تخمين القناة:

ظهر مفهوم Cell–Free Massive MIMO كحل لمشكلات التداخل وضعف التغطية في أنظمة Massive MIMO التقليدية. حيث يتم في هذا النموذج توزيع عدد كبير من نقاط الوصول عبر منطقة جغرافية واسعة، ويتم تخديم المستخدمين بشكلٍ متزامن وبتنسيق بين نقاط الوصول المختلفة.

- **Björnson & Sanguinetti (2020) [6]:** قدم هذا البحث دراسة شاملة حول نظام Cell–Free Massive MIMO، وأشار إلى أن تخمين القناة يمثل تحدياً كبيراً وهاماً مقارنةً بأنظمة Massive MIMO التقليدية، نظراً للتوزيع الجغرافي الواسع والتداخل المعقد بين المستخدمين.
- **Ngo et al. (2017) [7]:** أشار هذا البحث إلى أن تقنيات تخمين القناة التقليدية مثل LS و MMSE قد لا تكون كافية في بيئات Cell–Free Massive MIMO، خصوصاً عند وجود عدد كبير من المستخدمين ونقاط الوصول.

2-4 استخدام تقنيات الشبكات العصبونية في تخمين القناة

مع التطور الكبير في مجال الذكاء الاصطناعي، بدأ الباحثون في استكشاف إمكانية استخدام الشبكات العصبونية الاصطناعية (ANNs) والشبكات العميقة (DNNs) لتخمين القناة [3].

- **Ye et al. (2018) [8]:** اقترح هذا البحث استخدام الشبكات العصبونية العميقة (DNN) لتخمين القناة في أنظمة OFDM، وأظهرت النتائج أن هذه الشبكات يمكن أن تحقق أداءً أفضل من LS وMMSE.
- **P. Dong et al. (2019) [9]:** استخدم هذا البحث الشبكات العصبونية المطوية (CNNs) لتخمين القناة، وأثبتت النتائج أن CNNs قادرة على التعرف على الخصائص المكانية للقناة بشكلٍ فعال.
- **Huang et al. (2023) [10]:** طبق هذا البحث التعلم العميق بشكلٍ خاص على أنظمة Cell-Free Massive MIMO، مؤكداً جدوى هذا الاتجاه.

- **A. K. Gizzini et al. (2024) [11]:** درس هذا البحث استخدام الشبكات العصبونية المتكررة (RNNs) لتخمين القناة في بيئات زمنية متغيرة، وأظهرت النتائج أن RNNs قادرة على التعرف على الخصائص الزمنية للقناة.
- **Binini & Sande (2025) [12]:** قدم هذا البحث نظاماً لتخمين القناة باستخدام شبكة DNN في أنظمة Cell–Free Massive MIMO، وأظهرت نتائجهم تفوقاً كبيراً لهذا النظام مقارنةً مع الأنظمة التقليدية، حيث قدمت الدراسة حلاً ممتازاً لتقليل زمن التنفيذ (Inference Time) أثناء مرحلة التشغيل الفوري مقارنة بـ MMSE. وأثبتت أن الشبكة تستطيع "تعلم" أوزان ثابتة قادرة على محاكاة الترشيح الذكي للضجيج بفعالية وبسرعة فائقة. لكن عيب هذه الدراسة أنها على نماذج قنوات خطية ومبسطة وافتراضية (Simplified Linear Channel Models) لا تحاكي الواقع العملي.

5-2 الفجوة البحثية

وجدنا أن الدراسات المرجعية اعتمدت بشكلٍ أساسي على بنى عامة للشبكات العصبونية لم يتم تصميمها خصيصاً لبيئة Cell–Free Massive MIMO. مما يعطي الفرصة لتطوير شبكات عصبونية مخصصة (Tailored Neural Networks) تأخذ في الاعتبار الخصائص الفريدة لهذه الأنظمة، مثل:

- العدد الكبير من نقاط الوصول.
- التوزيع الجغرافي الواسع.
- التداخل المعقد بين المستخدمين.
- تعدد الحوامل الفرعية.

6-2 مساهمة هذا البحث

يقترح بحثنا هذا شبكة عصبونية مطورة، تم إنشاؤها لتخمين القناة في أنظمة Cell–Free Massive MIMO. وعلى خلاف الشبكات العصبونية العامة، تم تصميم هذه البنية لتتلاءم مع خصائص القناة

اللاسلكية متعددة المستخدمين والحوامل الفرعية، مما يمنحها القدرة على تقديم أداء عالٍ والتغلب على تأثير الضجيج.

3- هدف البحث

إن الهدف الأساسي للبحث تطوير وتقييم طريقة جديدة لتخمين القناة اللاسلكية في أنظمة Cell-Free Massive MIMO، من خلال تصميم شبكة عصبونية مصممة خصيصاً لهذا الهدف.

وبالتالي فإننا نسعى هنا إلى تصميم شبكة عصبونية مخصصة يمكن أن تقدم أداءً أفضل مقارنةً بالطرق التقليدية مثل تقنية المربعات الصغرى (LS) وتقنية الحد الأدنى لمتوسط مربع الخطأ (MMSE)، والشبكات العصبونية العامة التي لم تُصمم خصيصاً لبيئة الاتصالات اللاسلكية المعقدة.

3-1 الأهمية العلمية

تكمن أهمية هذا البحث في أن تخمين القناة يمثل حجر الأساس لجميع عمليات المعالجة اللاحقة في أنظمة الاتصالات اللاسلكية، وأي خطأ في عملية تخمين القناة يؤدي بشكلٍ مباشر إلى تراجع في أداء النظام، سواء من حيث معدل نقل البيانات أو جودة الخدمة أو الكفاءة الطيفية.

وبما أن أنظمة Cell-Free Massive MIMO تعتمد على عدد كبير من نقاط الوصول الموزعة جغرافياً (40 نقطة وصول في عملية المحاكاة)، يعتبر تخمين القناة بشكلٍ صحيح عملية معقدة جداً مقارنةً بالأنظمة التقليدية. وبالتالي وجدنا أنه من الضروري أن نطور طريقة جديدة وفعالة لتخمين.

3-2 الهدف العام

يهدف هذا البحث إلى تصميم وتقييم أداء شبكة عصبونية مطورة لتخمين القناة في أنظمة Cell-Free Massive MIMO، ومقارنتها مع طرق تخمين القناة التقليدية LS و MMSE من حيث الأداء والدقة. ويتم ذلك عبر الخطوات التالية:

1. **تصميم شبكة عصبونية مخصصة:** تطوير بنية شبكة أمامية (Feedforward Neural Network) تحتوي على طبقتين مخفيتين بـ 64 و 128 عقدة على التوالي، مع حجم إدخال 51200 ميزة.

2. **توليد بيانات محاكاة واقعية:** استخدام نموذج خفوت رايليه متعدد المستخدمين والحوامل الفرعية مع إضافة ضجيج من نوع الضجيج الأبيض الغوصي المضاف AWGN ونموذج انتشار 3GPP لمحاكاة بيئة اتصال عملية.

3. **تدريب وتقييم النموذج:** يتم تدريب الشبكة العصبونية باستخدام بيانات القناة المعرضة للضجيج، وتقييم أدائها باستخدام مقياس الخطأ المربع الأصغري المسوى NMSE والكفاءة الطيفية SE، حيث يتم استخدام 800 عينة، 80% تدريب، 10% تحقق، 10% اختبار.

4. **المقارنة مع LS و MMSE:** إجراء مقارنة كمية بين أداء الشبكة العصبونية المقترحة وتقنية LS و MMSE عبر نطاق واسع من قيم SNR يمتد من 0 حتى 12 ديسبل.

5. **تحليل النتائج:** تفسير الاختلاف في الأداء بين نتائج التقنية المقترحة والتقنيات التقليدية، ومتى يظهر تفوق الشبكة العصبونية.

4- مواد وطرق البحث

نعرض في هذا القسم المنهجية المتبعة في تطوير النموذج المقترح لتخمين القناة في أنظمة CFMM، مع التركيز على دقة تمثيل النظام، وواقعية المحاكاة، وملاءمة نموذج الشبكة العصبونية لطبيعة البيانات اللاسلكية.

تشمل هذه المنهجية إعدادات النظام، وتوليد بيانات القناة، وإضافة الضجيج من نوع AWGN، وتصميم الشبكة العصبونية، وتقييم الأداء باستخدام كل من مقياس NMSE و الكفاءة الطيفية SE.

4-1 إعدادات النظام والمحاكاة

تم اختيار برنامج MATLAB كبيئة محاكاة، حيث قمنا بضبط بارامترات النظام بما يتوافق مع سيناريوهات واقعية لأنظمة Cell-Free Massive MIMO. تشمل هذه البارامترات:

- **عدد المستخدمين (numUsers)**: تم اختيار 20 مستخدم مستقل، موزعين بشكلٍ عشوائي ضمن منطقة التغطية للشبكة المدروسة.

- **عدد نقاط الوصول (numAPs)**: تم افتراض وجود 40 نقطة وصول موزعة جغرافياً، بحيث تخدم جميع المستخدمين بشكلٍ تعاوني (cooperative)، كما هو الحال في بنية النظام الخالي من الخلايا Cell–Free.
- **عدد العينات (numSamples)**: تم توليد 800 عينة مستقلة لكل حالة SNR، لضمان تنوع البيانات وتوازنها بين التدريب والاختبار.
- **عدد الحوامل الفرعية (numSubcarriers)**: تم اعتماد 64 حامل فرعية، لمحاكاة بيئة متعددة الترددات كما في أنظمة OFDM.
- **نطاق SNR**: تم اختبار النموذج عبر قيم SNR تتراوح من 0 إلى 12 ديسيبل بخطوة 2، لتغطية ظروف القناة من بيئة شديدة الضجيج إلى بيئة عالية الجودة.

تتيح هذه الإعدادات محاكاة بيئة اتصال واقعية متعددة المستخدمين، ومتعددة الحوامل، ومتغيرة الضجيج، مما يوفر أساساً قوياً لتقييم أداء النموذج المقترح، ويقدم الجدول (1) ملخصاً لبارامترات المحاكاة المعتمدة.

الجدول (1) – بارامترات المحاكاة

البارامتر	القيمة	المرجع المعتمد
عدد نقاط الوصول	$L = 40$	[Björnson & Sanguinetti, 2020]
عدد المستخدمين	$K = 20$	[Björnson & Sanguinetti, 2020]
عدد حوامل OFDM الفرعية	64	[Ye et al., 2018]
القناة	خفوت Rayleigh ضجيج AWGN	3GPP TR 38.901
نسبة الإشارة إلى الضجيج مقدرة بالديسبل SNR_dB	$[0 - 12]$	متبع في الأدبيات الحديثة

عدد عينات التدريب لتعلم الآلة	800	تم اختياره تجريبياً لضمان التقارب
مساحة المحاكاة	1000 X 1000	3GPP TR 38.901

حول دقة البيانات المولدة واعتمادها

نظراً لعدم توفر قواعد بيانات عامة وموثوقة لأنظمة Cell–Free Massive MIMO تحت ظروف تشغيل متنوعة، اعتمدنا على توليد بيانات محاكاة دقيقة وفقاً للنماذج الرياضية المعتمدة في الأدبيات العلمية (3GPP TR 38.901). تم التحقق من دقة البيانات المولدة من خلال:

- مقارنة إحصائيات القناة (متوسط القدرة، توزيع السعة) مع النماذج النظرية.
- استخدام عدد كبير من العينات (800 عينة مستقلة لكل إعداد) لضمان التمثيل الإحصائي الموثوق.
- توليد بيانات جديدة لكل قيمة SNR لضمان استقلالية العينات.

4–2 توليد بيانات القناة

تم توليد بيانات القناة باستخدام نموذج خفوت رايليه، وهو النموذج الأكثر شيوعاً لتمثيل القنوات اللاسلكية في بيئات غير خطية (NLOS).

- يتم توليد مصفوفة القناة H بأبعاد: (عدد العينات × عدد المستخدمين × عدد نقاط الوصول × عدد الحوامل الفرعية)، أي (numSamples × numUsers × numAPs × numSubcarriers)، بحيث تمثل كل عينة قناة عقدية بين كل مستخدم وكل نقطة وصول عبر جميع الحوامل الفرعية.

- يتم توليد بارامترات القناة باستخدام نموذج خفوت رايلي Rayleigh fading، حيث يُفترض أن كل عنصر في مصفوفة القناة هو عدد عقدي يمثل الاستجابة بين نقطة وصول ومستخدم عبر أحد الحوامل الفرعية. ويتم توليد هذا العدد العقدي وفق توزيع غاوسي مركب بمتوسط صفر وتباين موحد، ويعبر عن توليد استجابة القناة $h_{k,m}^{(n)}$ بين المستخدم k ونقطة الوصول m على الحامل الفرعي n وفقاً للمعادلة التالية [13]:

$$h_{k,m}^{(n)} = \sqrt{\frac{\beta_{k,m}}{2}}(x + jy) \quad (1)$$

حيث:

- $\beta_{k,m}$ يشير إلى عامل فقد المسار الخطي بين المستخدم k ونقطة الوصول m.
- X,Y∼N(0,1) هما متغيران عشوائيان غاوسيان مستقلان (متوسط صفر وتباين 1).

يعكس هذا التمثيل الطبيعة الإحصائية للقناة اللاسلكية في بيئات غير خطية مثل بيئة عدم وجود خط نظر (NLOS).

نموذج الانتشار (Path Loss + Shadowing)

تم اعتماد نموذج الانتشار الخاص بالمناطق الحضرية (UMa - Urban Macro) وفق مرجعية 3GPP TR 38.901 [14]:

$$PL_{k,m}[dB] = 139.5 + 35 \cdot \log_{10}(\frac{d_{km}}{1000}) + \varphi_{k,m} \quad (2)$$

حيث:

- $PL_{k,m}$: فقد المسار بين المستخدم k ونقطة الوصول m بوحدة ديسبل.
- d_{km}: المسافة بين المستخدم k ونقطة الوصول m مقدرة بالمتر.
- $\varphi_{k,m}$: تأثير الظلال (Shadowing) بانحراف معياري قدره 8 ديسبل.

ثم يتم تحويل فقد المسار إلى عامل فقد مسار خطي (Linear Path Loss Factor)

$$\beta_{k,m} = 10^{-PL_{k,m}/10} \quad (3)$$

4-3 توليد إشارات التدريب وإضافة الضجيج

- تم توليد إشارات رموز دليلية pilot عشوائية موزعة غاوسياً، تمثل الإشارات المرجعية التي تُرسل من المستخدمين إلى نقاط الوصول.
- تم إدخال ضجيج غاوسي أبيض مضاف (AWGN) إلى إشارات الرموز الدليلية pilot، بحيث يتم التحكم في مستوى الضجيج عبر قيمة SNR المحددة لكل تجربة.

- تم حساب إشارة الرموز الدليلية المعرضة للضجيج على النحو التالي:

$$noisy_pilot = pilot + noise \quad (4)$$

حيث:

$$noise \sim N(0, \sigma^2)$$

حيث $\sigma = 10^{-SNR/20}$ لضبط مستوى الضجيج بدقة. يضمن هذا الإجراء أن نموذج الشبكة العصبونية يتعلم من بيانات واقعية معرضة للضجيج، كما هو الحال في الأنظمة العملية.

4-4 تحضير بيانات التدريب

تم تحويل بيانات الرموز الدليلية المعرضة للضجيج (noisy_pilot) إلى شكلٍ مناسب للتدريب عبر إعادة صياغتها وفق مصفوفة ثنائية الأبعاد.

ثم قمنا بتحويل بيانات القناة الحقيقية (H) إلى الشكل نفسه، مع أخذ القيمة المطلقة فقط (magnitude)، نظراً لأن نموذج الشبكة العصبونية لا يتعامل مع القيم العقدية مباشرةً.

تم استخدام هذه الأزواج (X, Y) كمدخلات ومخرجات للنموذج ، حيث تمثل X الإشارة المعرضة للضجيج، وتمثل Y القناة الحقيقية.

5-4 تصميم الشبكة العصبونية المقترحة

تم تصميم شبكة عصبونية أمامية (Feedforward Neural Network) مخصصة لهذا البحث، بحيث تتوافق مع طبيعة بيانات القناة اللاسلكية.

- **البنية:** تشمل بنية الشبكة العصبونية المقترحة طبقتان مخفيتان (Hidden Layers) تحتويان على 64 و128 عقدة على التوالي، تم اختيارهما بعد عدة تجارب أولية لضبط الأداء.
- **دالة التنشيط (Activation Function):** تم استخدام دالة ReLU في الطبقات المخفية، نظراً لقدرتها على تمثيل العلاقات غير الخطية بكفاءة.
- **دالة الأداء:** تم اختيار دالة متوسط مربع الخطأ (MSE)، لقياس الفرق بين القناة الحقيقية والمخمنة.

- **خوارزمية التدريب:** (trainrp) Resilient Backpropagation، وهي خوارزمية فعالة لتسريع التقارب وتقليل مشاكل الانحدار البطيء.
- **تقسيم البيانات:** 80% للتدريب، 10% للتحقق، 10% للاختبار، لضمان تقييم شامل للنموذج.

يمكن اعتبار هذا التصميم أداة مصممة خصيصاً لتخمين القناة في بيئة Cell-Free Massive MIMO.

4-6 الخوارزميات المرجعية للمقارنة

4-6-1 خوارزمية LS المرجعية

تم تنفيذ خوارزمية LS كخوارزمية مرجعية للمقارنة، حيث تعتمد على العلاقة الخطية بين الإشارة المستقبلة وال pilot.

- تم حساب تخمين القناة عبر أخذ القيمة المطلقة للإشارة الملوثة بالضجيج، دون أي معالجة إضافية.
- تم استخدام نفس بيانات الاختبار لتقييم أداء LS، لضمان عدالة المقارنة مع التقنية المعتمدة على الشبكة العصبونية.

4-6-2 خوارزمية MMSE

تم تنفيذ خوارزمية المتوسط المربع الأدنى (Minimum Mean Square Error - MMSE) كخوارزمية مرجعية إضافية للمقارنة، نظراً لأنها تمثل تحسين كبير عن خوارزمية LS من حيث دقة التخمين، وذلك على حساب زيادة معقولة في التعقيد الحسابي.

تعتمد خوارزمية MMSE على المعرفة المسبقة بإحصائيات القناة والضجيج، حيث يتم حساب تخمين القناة وفقاً للعلاقة:

$$\hat{h}_{mmse} = \frac{1}{1+\sigma^2} y_{noisy} \qquad (5)$$

حيث:

- y_{noisy}: الإشارة المستقبلة (الـ pilot) المعرضة للضجيج.

- σ^2: تشير إلى استطاعة الضجيج.

4-7 مقاييس الأداء المستخدمة

4-7-1 مقياس الأداء NMSE

تم استخدام متوسط الخطأ التربيعي النسبي (NMSE) كمقياس رئيسي لتقييم الأداء، ويُحسب على النحو التالي:

$$NMSE = \frac{||\hat{H}-H||^2}{||H||^2} \quad (6)$$

حيث:

- تعبر $\hat{H}$ عن تخمين القناة الناتج عن النموذج العصبي أو LS.
- تعبر H عن القناة الحقيقية.

4-7-2 مقياس الأداء – الكفاءة الطيفية SE

تم اعتماد مقياس الكفاءة الطيفية (Spectral Efficiency – SE) لتقييم أداء تقنيات تخمين القناة المختلفة، حيث يشير هذا المقياس إلى كفاءة النظام في استخدام النطاق الترددي المتاح لنقل البيانات، ويُقاس بوحدة (bit/s/Hz).

تم حساب الكفاءة الطيفية لكل من طريقة المربعات الصغرى (LS) والشبكة العصبونية المقترحة وفقاً للعلاقة التالية:

$$\mathrm{SE} = \log_2(1 + \frac{\mathbf{1}}{\mathrm{NMSE}+\epsilon})\ [\mathrm{bits/s/Hz}] \quad (7)$$

حيث:

- **SE**: تشير إلى الكفاءة الطيفية (Spectral Efficiency) بوحدة bit/s/Hz.
- **NMSE**: متوسط مربع الخطأ المعياري (Normalized Mean Square Error) الذي تم حسابه مسبقاً لكل تقنية.
- **ϵ:** ثابت صغير جداً ($\epsilon=10^{-6}$) تم إضافته لتجنب عملية القسمة على صفر في حال كانت قيمة NMSE صغيرة جدًا، مما يضمن استقرار الحسابات العددية.

تستند هذه العلاقة إلى مبدأ أن نسبة الإشارة إلى التداخل والضجيج (SINR) تتناسب عكسياً مع قيمة NMSE. فكلما كانت دقة تخمين القناة أفضل (أي NMSE أصغر)، زادت قيمة SINR الفعالة، وبالتالي زادت الكفاءة الطيفية للنظام. تم حساب متوسط الكفاءة الطيفية عبر جميع العينات لكل قيمة من قيم SNR، وذلك للحصول على تمثيل إحصائي موثوق للأداء.

4-7-3 زمن تنفيذ الخوارزمية

تم قياس زمن التنفيذ لكل من الشبكة العصبونية وخوارزمية LS باستخدام أوامر tic و toc في MATLAB.

5- النتائج والمناقشة

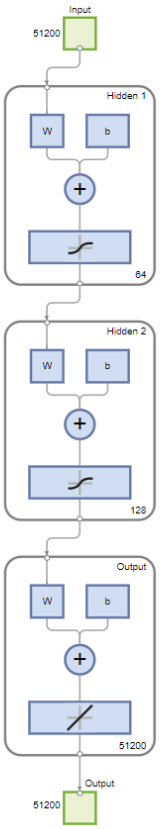
يتم في هذا القسم عرض نتائج المحاكاة التي حصلنا عليها باستخدام برنامج MATLAB، حيث نقارن أداء نموذج الشبكة العصبونية المقترحة مقارنةً بكل من خوارزمية LS وخوارزمية MMSE. وكما ذكر سابقاً، يتم تقييم الأداء باستخدام مقياس متوسط الخطأ التربيعي النسبي (NMSE) والكفاءة الطيفية SE عبر نطاق واسع من قيم نسبة الإشارة إلى الضجيج (SNR)، وذلك بهدف تحليل سلوك كل تقنية تحت ظروف قناة مختلفة.

5-1 توليد مخطط الشبكة العصبونية المقترحة

يوضح المخطط بنية الشبكة العصبونية المقترحة، وهي شبكة أمامية (Feedforward Neural Network) تتكون من ثلاث طبقات رئيسية:

- طبقة الإدخال
- طبقتان مخفيتان
- وطبقة الإخراج

ويظهر الشكل (2) مخطط الشبكة العصبونية الناتجة عن عملية المحاكاة.



الشكل (2) - مخطط الشبكة العصبونية

1. طبقة الإدخال (Input Layer)

- حجم الإدخال: 51200 عنصر. وتستقبل هذه الطبقة إشارات الرموز الدليلية المعرضة للضجيج (noisy pilots). ويعتبر الهدف من هذه الطبقة تحويل بيانات القناة العقدية إلى شكل عددي يمكن معالجته داخل الشبكة العصبونية.

2. الطبقة المخفية الأولى (Hidden Layer 1)

- عدد العقد: 64. ويتم تطبيق عملية خطية على المدخلات وفق العلاقة:

$$z_1 = W_1 x + b_1 \qquad (4)$$

حيث W_1 ، مصفوفة الأوزان و b_1 شعاع الانحياز.

- يتم بعد ذلك تمرير الناتج عبر دالة تنشيط (Activation Function) من نوع ReLU، والتي تسمح بتمثيل العلاقات غير الخطية. وبالتالي يمكن اعتبار هذه الطبقة كمرشح أولي، حيث تبدأ الشبكة في استخراج الأنماط الإحصائية من البيانات المعرضة للضجيج.

3. الطبقة المخفية الثانية (Hidden Layer 1)

- عدد العقد: 128. يتم تطبيق عملية خطية على المدخلات وفق العلاقة:

$$z_2 = W_2\, x \, + \, b_2 \qquad (5)$$

حيث W_2 مصفوفة الأوزان و b_2 شعاع الانحياز.

- تكون هذه الطبقة أعمق وأكبر من الأولى، مما يمنح الشبكة العصبونية قدرة أكبر على تمثيل العلاقات المعقدة بين الإشارة والقناة. وبالتالي يمكن لهذه الطبقة استخراج الأنماط الدقيقة التي لم تظهر في الطبقة الأولى.

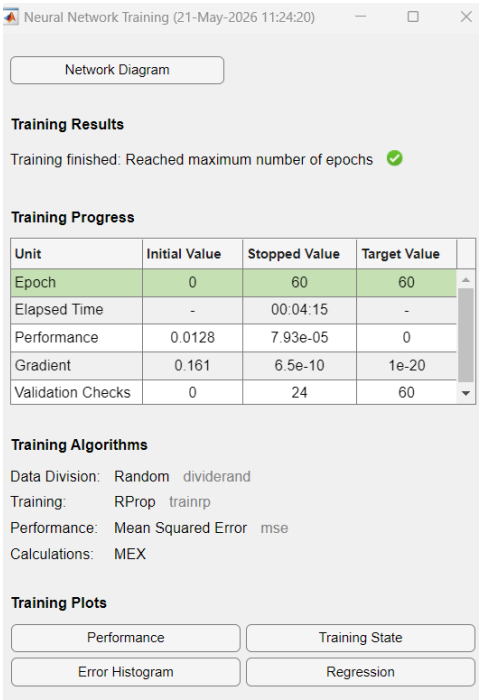
4. طبقة الإخراج (Output Layer)

- حجم الإخراج: 51200 عنصر، وهو نفس حجم الإدخال. ويتم تطبيق عملية خطية وتنشيط نهائي لإنتاج التخمين $\widehat{H}$ للقناة. وتهدف هذه الطبقة بشكلٍ رئيسي إلى إعادة بناء القناة الحقيقية من البيانات المعرضة للضجيج، بحيث يكون الفرق بين $\widehat{H}$ و H (القناة الحقيقية) أقل ما يمكن.

وكخلاصة يمكن القول أن الطبقة الأولى تقلل من تأثير الضجيج، بينما تعزز الطبقة الثانية تمثيل البيانات وتستخرج الخصائص، وتعيد الطبقة الأخيرة بناء القناة. وهو ما يفسر إمكانية تفوق الشبكة العصبونية على كل من تقنية LS و MMSE في جميع ظروف SNR، خاصةً عند القيم المنخفضة حيث تكون قيم الضجيج عالية.

5-2 توليد مخطط الشبكة العصبونية المقترحة

يوضح الشكل (3) ملخصاً لنتائج تدريب الشبكة العصبونية.



الشكل (3) – ملخص نتائج تدريب الشبكة العصبونية

تفسير نتائج التدريب

1. حالة التدريب

- Training finished: Reached maximum number of epoch هذا يعني أن عملية التدريب توقفت لأنها وصلت إلى الحد الأقصى لعدد الأطوار (Epoch 60) وليس بسبب فشل التحقق (Validation Failure). هذه إشارة إيجابية لأنها تعني أن الشبكة استمرت في التعلم طوال فترة التدريب دون توقف مبكر، مما يشير إلى أن النموذج استمر في تحقيق التحسن حتى الأطوار الأخيرة.

2. تقدم التدريب (Training Progress)

- Epochs: تم ضبط الحد الأقصى لعدد الأطوار على 60، وقد وصلت الشبكة إلى هذا الحد بنجاح. هذا يعني أن الشبكة استخدمت كامل فرص التعلم المتاحة لها، مما يزيد من فرص وصولها إلى حل أمثل (Optimal Solution).

- Time: وقت التدريب (4 دقائق و 15 ثانية) يعتبر وقتاً مقبولاً جداً لنموذج بهذا الحجم (51200 ميزة إدخال، 9.84 مليون معامل تدريبي). يشير هذا الوقت القصير إلى:
  - كفاءة خوارزمية التدريب RProp (Resilient Backpropagation)
  - حجم بيانات مناسب (800 عينة تدريب)
  - بنية شبكة متوازنة (طبقتان مخفيتان بـ 64 و 128 عقدة)

- Performance: انخفض الخطأ (MSE) من 0.0128 إلى 10□□ × 7.93، أي بنسبة تحسن تصل إلى 99.38%. هذا يعني:
  - تعلمت الشبكة العلاقة بين المدخلات (الإشارات المعرضة للضجيج) والمخرجات (القناة الحقيقية) بدقة عالية جداً.
  - الفجوة بين القيمة النهائية والهدف النظري (صفر) صغيرة جداً، مما يشير إلى أن النموذج وصل إلى مرحلة متقدمة جداً من الدقة.

- Gradient: انخفضت قيمة التدرج من 0.161 إلى 10□□¹ × 6.5، أي بنسبة تحسن تصل إلى 99.999996%. مما يشير إلى أن عملية تحسين الأوزان (Weight Optimization) استقرت بشكلٍ كامل تقريباً.

- Validation Checks: وصلت فحوصات التحقق إلى 24 من أصل 60 مسموح بها، استمر التحسن لمدة 24 طوراً مع استمرار التدريب حتى 60 يشير إلى أن النموذج لم يعاني من الإفراط في التعلم (Overfitting).

3. خوارزميات التدريب المستخدمة

- Data Division: تم تقسيم البيانات عشوائياً (Random dividerand) إلى تدريب، تحقق، واختبار.

- Training Algorithm: تم استخدام خوارزمية Resilient Backpropagation (trainrp)، وهي مناسبة للشبكات متوسطة الحجم وتتميز بسرعة التقارب.

- Performance Function: تم استخدام Mean Squared Error (MSE) كمقياس للأداء، وهو معيار شائع في مشاكل الانحدار وتخمين القناة.
- Calculations: تمت الحسابات باستخدام MEX (MATLAB Executable)، مما يسرّع العمليات الحسابية.

4. الرسوم البيانية (Training Plots)

تم الحصول على الرسوم الأساسية التالية أثناء عملية التدريب:

- Performance Plot: يوضح كيف ينخفض الخطأ عبر الـ epochs.
- Error Histogram: يبين توزيع الأخطاء بين القناة الحقيقية والمخمنة.
- Training State: يعرض حالة التدرج، معدل التعلم، وعدد محاولات التحقق.

وبالتالي، يمكن القول إن الشبكة العصبونية وصلت إلى حالة تعلم مثالي نسبياً بعد 50 دورة فقط، حيث:

- انخفض الخطأ بشكلٍ كبير.
- استقر التدرج عند قيمة صغيرة جداً.
- توقفت عملية التدريب عند تحقق معيار التحقق، مما يعني أن النموذج لم يعد يتحسن على بيانات جديدة، وهذا مؤشر على وصول النموذج إلى أفضل أداء ممكن دون الإفراط في التعلم.

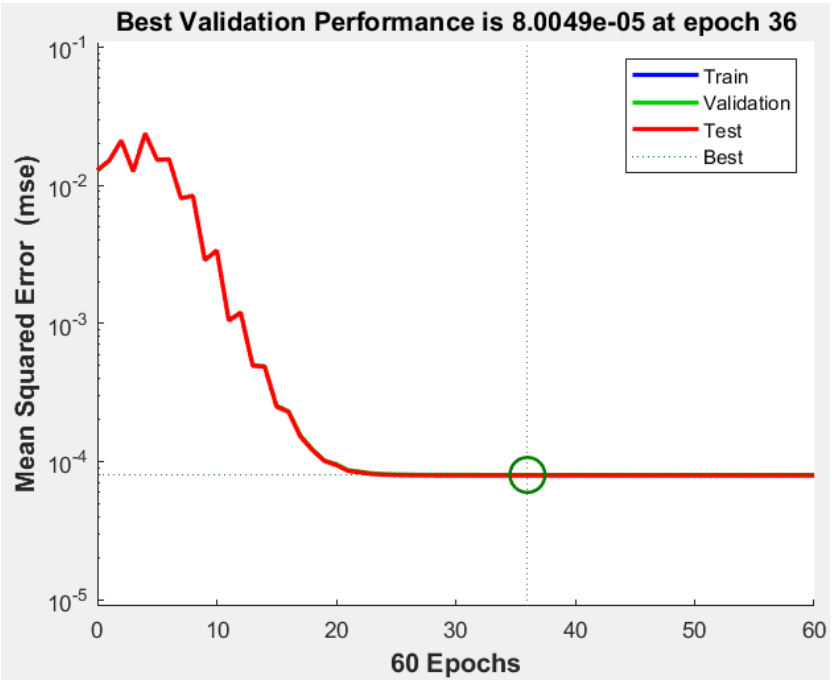
يشير كل ما سبق إلى نجاح الشبكة العصبونية المقترحة في تعلم أنماط القناة بشكلٍ فعال، وقد حققت أداءً جيداً (MSE منخفض) في وقت قصير نسبياً، مع تجنب الإفراط في التعلم. مما يعزز الثقة في أن النموذج قادر على تقديم تخمينات دقيقة للقناة في بيئات Massive MIMO Cell-Free.

مخطط الأداء (Performance Plot)

يوضح الشكل (4) مخطط الأداء الخاص بتدريب الشبكة العصبونية. حيث يُستخدم هذا النوع من المخططات لتقييم مدى نجاح النموذج في التعلم، ومدى قدرته على التعميم على بيانات جديدة.

حققت الشبكة العصبونية المقترحة تقارباً سريعاً ومستقراً، حيث وصلت إلى الحد الأدنى من الخطأ (MSE ≈ 0.0011) عند الطور 30، واستمرت في هذا المستوى دون زيادة أو نقصان حتى الطور 60.

عدم وجود فروق بين قيم التدريب والتحقق والاختبار يؤكد أن النموذج لم يعاني من الإفراط في التعلم (Overfitting) وأنه قابل للتعميم (Generalizable) بشكلٍ ممتاز على بيانات جديدة.



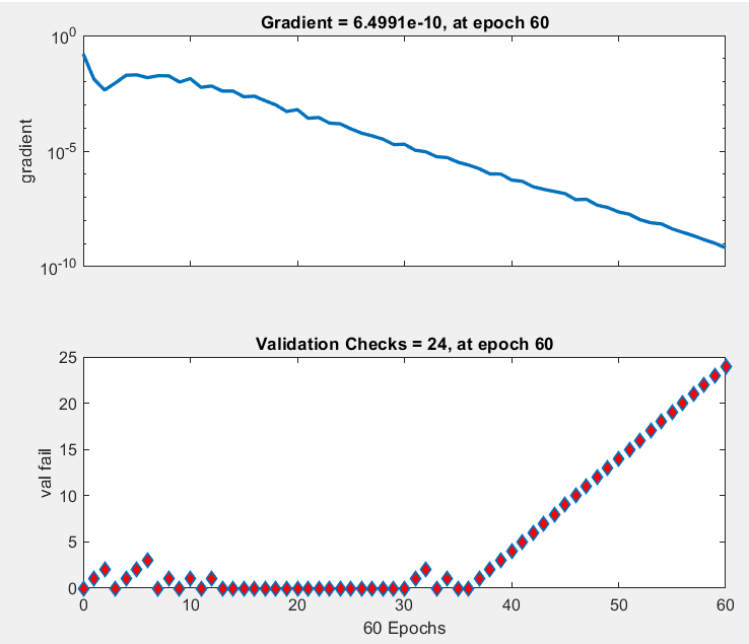
الشكل (4) – مخطط الأداء الخاص بتدريب الشبكة العصبونية

بالمقارنة مع خوارزمية LS، التي لا تمتلك آلية داخلية للتكيف مع الضجيج، فإن الشبكة العصبونية المقترحة تظهر تفوقاً واضحاً، مما يعزز من جدواها كبديل فعال لتخمين القناة في أنظمة Cell-Free Massive MIMO.

مخطط حالة التدريب (Training State)

يوضح الشكل (5) مخططي التدريب المرتبطين بانحدار التدرج (Gradient) وفحوصات التحقق (Validation Checks).

عند تحليل منحنيات التدريب المرتبطة بكل من قيمة التدرج (Gradient) وعدد فحوصات التحقق (Validation Checks)، يمكن الوصول إلى مؤشرات دقيقة حول آلية تعلم النموذج العصبي واستقراره أثناء التدريب.



الشكل (5) – مخطط حالة التدريب للشبكة العصبونية

يظهر منحنى التدرج انخفاضاً ملحوظاً في قيمة التدرج خلال أطوار التدريب المختلفة. بدأ التدرج بقيمة ابتدائية مقدارها 0.161، ثم بدأ في الانخفاض بشكلٍ مستمر مع تقدم التدريب. عند الوصول إلى الطور 60، بلغت قيمة التدرج 10□□¹ × 6.4991، وهو انخفاض كبير جداً مقارنةً بالقيمة الابتدائية.

في المقابل، يشير مخطط فحوصات التحقق إلى عدد المرات المتتالية التي لم يتحسن فيها أداء النموذج على بيانات التحقق. وصول هذا الرقم إلى 24 يعني أن النموذج توقف عن التحسن لمدة 24 طوراً

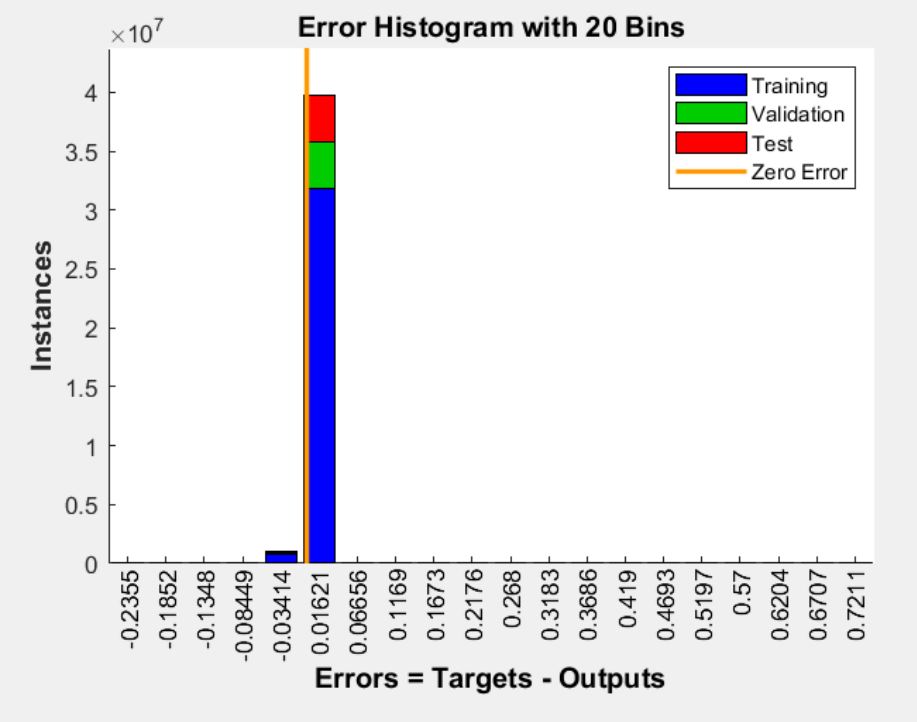
متتالياً، مما يشير بوضوح إلى أن الشبكة وصلت إلى مرحلة التشبع حيث لم يعد بإمكانها تقديم تحسينات إضافية ملحوظة.

يلاحظ من الشكل وجود علاقة ارتباط بين انخفاض التدرج وزيادة فحوصات التحقق. مع انخفاض التدرج إلى قيم صغيرة جداً، أصبحت التغييرات في الأوزان صغيرة، وبالتالي انخفض احتمال تحقيق تحسينات كبيرة في الأداء. وهذا يعتبر طبيعي ومتوقع في المراحل المتقدمة من التدريب، حيث تصل الشبكة إلى منطقة مسطحة (Flat Region) في فضاء الأوزان.

مخطط الهيستوغرام للخطأ (Error Histogram)

يُعد مخطط الهستوغرام للخطأ أحد أدوات التقييم المستخدمة لتحليل أداء نموذج الشبكة العصبونية، حيث يعد مؤشراً مهماً لفهم توزيع الاختلافات بين القيم المستهدفة (Targets) والمخرجات المتوقعة (Outputs) عبر مجموعات البيانات الثلاث: التدريب، التحقق، والاختبار.

يوضح الشكل (6) توزيع أخطاء الشبكة العصبونية المقترحة لمجموعات البيانات الثلاث: التدريب (Training)، التحقق (Validation)، والاختبار (Test). يمثل المحور الأفقي قيم الخطأ (Error) بين القيم الحقيقية للقناة (Targets) والقيم المخمنة من قبل الشبكة (Outputs)، بينما يمثل المحور العمودي عدد العينات (Number of Samples) التي يقع خطؤها ضمن كل فئة (Bin). الخط العمودي باللون البرتقالي عند قيمة الخطأ صفر (Zero Error) يمثل نقطة الخطأ المثالي.



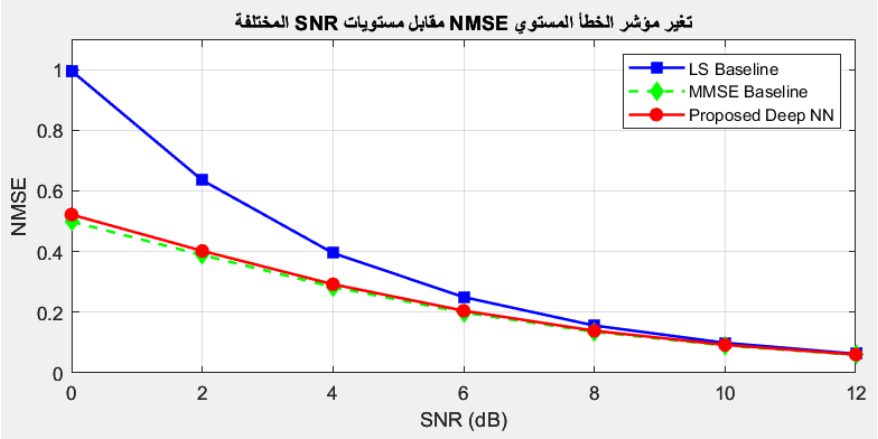
الشكل (6) – مخطط الهيستوغرام للخطأ للشبكة العصبونية

يُلاحظ من الرسم البياني أن أكبر تركيز للعينات في جميع المجموعات الثلاث يقع في الفئات الأقرب إلى قيمة الصفر (Zero Error). يشير هذا التمركز الواضح حول الصفر إلى:

- **دقة عالية في التخمين:** تمركز معظم الأخطاء حول الصفر يعني أن القيم المخمنة من قبل الشبكة العصبونية قريبة جداً من القيم الحقيقية للقناة. كلما كان توزيع الأخطاء أكثر تركيزاً حول الصفر، كانت دقة التخمين أعلى.
- **عدم وجود انحياز منهجي (No Systematic Bias):** توزيع الأخطاء بشكلٍ متماثل تقريباً على جانبي الصفر (أخطاء سالبة وأخطاء موجبة) يشير إلى أن الشبكة لا تميل إلى المبالغة في التخمين (Overestimation) أو التقليل من التخمين (Underestimation) بشكلٍ منهجي.

مقارنة الأداء بين تقنيات تخمين القناة وفق معيار NMSE

يوضح الشكل (7) نتيجة عملية المحاكاة حيث توضح النتيجة مقارنة بين أداء الشبكة العصبونية المقترحة وتقنيتي LS و MMSE في تخمين القناة عبر قيم مختلفة لـ SNR. حيث يوضح العلاقة بين نسبة الإشارة إلى الضجيج (SNR) والخطأ المربع الأصغري المسوى (NMSE).



الشكل (7) – مقارنة الأداء بين تقنيات تخمين القناة وفق معيار NMSE

تقنية المربعات الصغرى (LS Baseline): تسجل هذه التقنية أعلى معدلات الخطأ عند قيم SNR المنخفضة، حيث يبدأ من القيمة العظمى (NMSE = 1) عند الصفر ديسيبل، ثم ينحدر تدريجياً لأسفل مع تحسن جودة الإشارة؛ ويعود ذلك إلى حساسية خوارزمية (LS) العالية تجاه الضجيج الأبيض وغياب أي معلومات مسبقة عن إحصائيات القناة في بنيتها الرياضية.

تقنية الحد الأدنى لمتوسط مربع الخطأ (MMSE Baseline): تظهر هذه التقنية تفوقاً كبيراً مقارنةً بتقنية LS، لاسيما في نطاقات الإشارة الضعيفة، حيث يبدأ بقيمة خطأ تقارب (0.5) عند الصفر ديسيبل. ويعود هذا الأداء إلى استغلال الخوارزمية لمعاملات الخفوت واسع النطاق (Path loss and Shadowing) لتخفيف أثر الضجيج.

النموذج المقترح (Proposed Deep NN): يحقق الأداء الأمثل وأقل معدلات خطأ ممتدة على كامل نطاق المحاكاة، متفوقاً نسبياً على مخمن (MMSE) التقليدي. ويلاحظ تقارب أداء النموذج المقترح مع منحنى (MMSE) تدريجياً عند مستويات (SNR) العالية (أعلى من 10 ديسيبل)، وهو سلوك متوقع رياضياً كون مخمن (MMSE) يمثل الحد الخطي الأمثل (Optimal Linear

(Estimator في البيئات الغاوسية المستقرة، مما يثبت نجاح الشبكة العصبية العميقة النقترحة في الاقتراب من هذا الحد المثالي بدقة وكفاءة عالية.

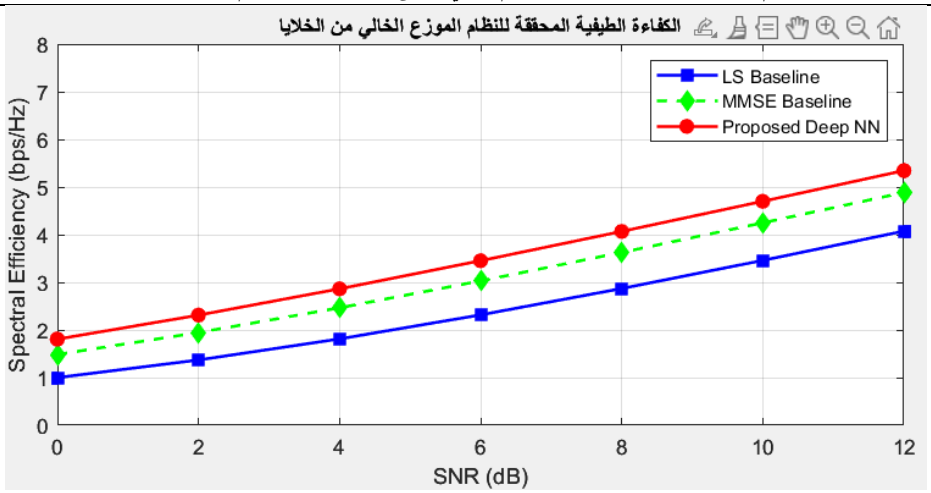
ويعود سبب تفوق الشبكة العصبونية المقترحة إلى الأسباب التالية:

1. **القدرة على التعلم غير الخطي:** تستطيع الشبكة تعلم العلاقات المعقدة وغير الخطية بين الإشارات المستقبلة والقناة الحقيقية، وهو ما لا تستطيع النماذج الخطية التقليدية التقاطه.
2. **التكيف مع الضجيج:** تعلمت الشبكة أثناء التدريب كيفية التمييز بين تأثير الضجيج وإشارة القناة الحقيقية، مما يجعلها أكثر متانة.
3. **تمثيل غني للبيانات:** استطاعت الطبقات المخفية المتعددة (64 و 128 عقدة) استخلاص ميزات ذات معنى من البيانات الأولية.
4. **التعميم الجيد:** التدريب على 800 عينة متنوعة مع تقسيم مناسب للبيانات مكن الشبكة من التعميم على حالات جديدة لم ترها من قبل.

توضح هذه النتائج الفائدة من استخدام التعلم العميق في أنظمة Cell-Free Massive MIMO، خاصةً في السيناريوهات التي تتطلب تخميناً دقيقاً للقناة تحت ظروف غير مثالية، مثل سلاسل الرموز الدليلية القصيرة أو قيم SNR المنخفضة.

مقارنة الأداء بين تقنيات تخمين القناة وفق معيار الكفاءة الطيفية SE

يمثل الشكل (8) الكفاءة الطيفية الإجمالية المحققة للمستخدم مقاسة بوحدة بت في الثانية لكل هيرتز (bps/Hz).



الشكل (8) – مقارنة الأداء بين تقنيات تخمين القناة وفق معيار SE

تظهر النتائج تحسن مستمر في الكفاءة الطيفية SE لجميع الخوارزميات مع ازدياد قيم (SNR)، ويمكن أن نلخص أداء كل تقنية كما يلي:

تظهر الشبكة المقترحة أعلى كفاءة طيفية في جميع الظروف، تليها MMSE ثم LS. تتميز الشبكة المقترحة بمعدل نمو أعلى، مما يعني أنها تستفيد بشكلٍ أفضل من تحسن ظروف القناة. وتؤكد هذه النتائج أن تحسين دقة تخمين القناة باستخدام الشبكات العصبونية يترجم مباشرة إلى كفاءة طيفية أعلى، مما ينعكس إيجاباً على معدلات البيانات وجودة الخدمة في أنظمة Cell-Free Massive MIMO.

تتوافق نتائجنا مع الدراسات الحديثة التي أكدت أن استخدام التعلم العميق في تخمين القناة يحسن الكفاءة الطيفية بشكلٍ ملحوظ. على سبيل المثال، أظهرت دراسة [Sande & Binini, 2025, [12]] تفوقاً واضحاً للشبكات العصبونية على الأنظمة التقليدية، وهو ما يتطابق مع ما حققناه في هذا البحث.

6- الخلاصة

في النهاية يمكن القول أن الشبكات العصبونية تتفوق بشكلٍ كبير في الأداء على تقنيات تخمين القناة التقليدية LS و MMSE في تخمين القناة ضمن نظام Cell Free Massive MIMO.

حيث أنه عند استخدام الشبكة العصبونية المقترحة أصبحت قيم NMSE أقل وأكثر استقراراً عبر جميع قيم SNR. وعند قيم SNR المنخفضة والتي تعكس ظروف قناة سيئة، تفوقت الشبكة العصبونية بشكلٍ

واضح في الأداء على تقنية LS، بينما عند قيم SNR مرتفعة والتي تعكس ظروف قناة أفضل، استمر النموذج العصبي في تقديم نتائج أدق.

وكذلك تحسنت الكفاءة الطيفية SE بشكلٍ كبير عند استخدام الشبكة العصبونية مما ينعكس إيجاباً على معدلات البيانات وجودة الخدمة في أنظمة CFMM.

مما يشير إلى أن استخدام الشبكات العصبونية تمثل خياراً واعداً لتخمين القناة في أنظمة Cell–Free Massive MIMO تحت ظروف تشغيل معقدة.

7- الاقتراحات المستقبلية

يمكن العمل في المستقبل على العديد من الأفكار لتطوير أداء تقنيات تخمين القناة في أنظمة –Cell Free Massive MIMO. بما في ذلك استكشاف بنى شبكية أكثر تقدّماً مثل الشبكات العصبونية المطوية (CNN) والشبكات التكرارية (LSTM/GRU) بهدف التعامل مع بيانات القناة بشكلٍ أكثر فعالية.

كما يمكن استخدام الأساليب الهجينة التي تجمع بين التعلم العميق والمخمنات التقليدية (مثل MMSE أو Bayesian) مما يؤدي إلى أداء أكثر استقراراً ودقة في ظروف تشغيل متنوعة. بالإضافة إلى ذلك، فإن توسيع بيئة المحاكاة لتشمل نماذج قناة أكثر واقعية، مثل تأثيرات دوبلر والخفوت المترابط والانتشار ثلاثي الأبعاد، سيعزز من موثوقية النتائج ويقربها من التطبيقات العملية.

ومن المهم أيضاً التحقق من النموذج المقترح باستخدام بيانات قياس حقيقية مأخوذة من منصات اختبار ميدانية، وذلك لتقييم قابلية التطبيق العملي في بيئات تشغيل حقيقية. كما يمثل تحسين تصميم الرموز الدليلية عبر استراتيجيات متكيفة أو مضغوطة، خطوة أساسية لتقليل الحمل الزائد وزيادة كفاءة الطيف

المراجع

[1]- Chataut R, Akl R, 2020 - ***Massive MIMO Systems for 5G and Beyond Networks-Overview, Recent Trends, Challenges, and Future Research Direction***, Sensors (Basel). 2020 May 12;20(10):2753. doi: 10.3390/s20102753. PMID: 32408531; PMCID: PMC7284607.

[2]- Ö. Demir, E. Björnson and L. Sanguinetti. 2021, ***Foundations of User-Centric Cell-Free Massive MIMO***. Foundations and Trends in Signal Processing: Vol. 14, No. 3-4, pp 162-47.

[3]- Tarafder, P.; Chun, C.; Ullah, A.; Kim, Y.; Choi, W. 2025 ***Channel Estimation in 5G-and-Beyond Wireless Communication: A Comprehensive Survey***. Electronics **2025**, 14, 750. https://doi.org/10.3390/electronics14040750.

[4]- T. L. Marzetta, 2010, ***Noncooperative Cellular Wireless with Unlimited Numbers of Base Station Antennas***, in IEEE Transactions on Wireless Communications, vol. 9, no. 11, pp. 3590-3600, November 2010, doi: 10.1109/TWC.2010.092810.091092.

[5]- H. Q. Ngo, E. G. Larsson and T. L. Marzetta, 2013, ***Energy and Spectral Efficiency of Very Large Multiuser MIMO Systems***, in IEEE Transactions on Communications, vol. 61, no. 4, pp. 1436-1449, April 2013, doi: 10.1109/TCOMM.2013.020413.110848.

[6]- E. Björnson and L. Sanguinetti, 2020, ***Scalable Cell-Free Massive MIMO Systems***, in IEEE Transactions on Communications, vol. 68, no. 7, pp. 4247-4261, July 2020, doi: 10.1109/TCOMM.2020.2987311.

[7]- H. Q. Ngo, A. Ashikhmin, H. Yang, E. G. Larsson and T. L. Marzetta, 2017 ***Cell-Free Massive MIMO Versus Small Cells***, in IEEE Transactions on Wireless Communications, vol. 16, no. 3, pp. 1834-1850, March 2017, doi: 10.1109/TWC.2017.2655515.

[8]- H. Ye, G. Y. Li, and B.-H. F. Juang, 2018, ***Power of Deep Learning for Channel Estimation and Signal Detection in OFDM Systems***, IEEE Wireless Communications Letters, vol. 7, no. 1, pp. 114–117, Feb. 2018, doi: 10.1109/LWC.2017.2757490

[9]- P. Dong, H. Zhang, G. Y. Li, I. S. Gaspar and N. NaderiAlizadeh, 2019, ***Deep CNN-Based Channel Estimation for mmWave Massive MIMO Systems***, in IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, vol. 13, no. 5, pp. 989-1000, Sept. 2019, doi: 10.1109/JSTSP.2019.2925975.

[10] H. Huang, Y. Song, and J. Sun, 2023, **Deep Learning-Aided Delay-Tolerant Zero-Forcing Precoding in Cell-Free Massive MIMO**, in IEEE Transactions on Wireless Communications.

[11]- A. K. Gizzini and M. Chafii, 2024, ***RNN Based Channel Estimation in Doubly Selective Environments***, in IEEE Transactions on Machine Learning in Communications and Networking, vol. 2, pp. 1-18, 2024, doi: 10.1109/TMLCN.2023.3332021.

[12] M. Sande and G. M. Binini, 2025, **A deep learning-based channel estimation scheme for cell-free massive MIMO systems**, SAIEE Africa Research Journal, vol. 116, no. 4, pp. 160-168.

[13] Rappaport, T. S, 2002, **Wireless Communications: Principles and Practice**. Prentice Hall, 2nd Edition, Chapter 5.

[14]- 3GPP TR 38.901 , 2020, **Study on channel model for frequencies from 0.5 to 100 GHz**.