

مجلة جامعة حمص

سلسلة علوم الهندسة الميكانيكية والكهربائية
والمعلوماتية



مجلة علمية محكمة دورية

المجلد 48 . العدد 9

1448 هـ - 2026 م

الأستاذ الدكتور طارق حسام الدين رئيس جامعة حمص

المدير المسؤول عن المجلة

أ. د. وليد حمادة	رئيس تحرير مجلة جامعة حمص للعلوم الإنسانية
د. نعيمة عجيب	رئيس تحرير مجلة جامعة حمص للعلوم الطبية والهندسية والأساسية والتطبيقية

عضو هيئة التحرير	د. محمد فراس رمضان
عضو هيئة التحرير	د. مضر سعود
عضو هيئة التحرير	د. ممدوح عبارة
عضو هيئة التحرير	د. موفق تلاوي
عضو هيئة التحرير	د. طلال رزوق
عضو هيئة التحرير	د. أحمد الجاعور
عضو هيئة التحرير	د. الياس خلف
عضو هيئة التحرير	د. روعة الفقس
عضو هيئة التحرير	د. محمد الجاسم
عضو هيئة التحرير	د. خليل الحسن
عضو هيئة التحرير	د. هيثم حسن
عضو هيئة التحرير	د. أحمد حاج موسى

تهدف المجلة إلى نشر البحوث العلمية الأصيلة، ويمكن للراغبين في طلبها
الاتصال بالعنوان التالي:

رئيس تحرير مجلة جامعة حمص

سورية . حمص . جامعة حمص . الإدارة المركزية . ص . ب (77)

. هاتف / فاكس : 2138071 31 963 ++

. موقع الإنترنت : www.homs-univ.edu.sy

. البريد الإلكتروني : journal.homs-univ.edu.sy

ISSN: 1022-467X

شروط النشر في مجلة جامعة حمص

الأوراق المطلوبة:

- 2 نسخة ورقية من البحث بدون اسم الباحث / الكلية / الجامعة) + CD / word من البحث منسق حسب شروط المجلة.
- طابع بحث علمي + طابع نقابة معلمين.
- إذا كان الباحث طالب دراسات عليا:
يجب إرفاق قرار تسجيل الدكتوراه / ماجستير + كتاب من الدكتور المشرف بموافقة على النشر في المجلة.
- إذا كان الباحث عضو هيئة تدريسية:
يجب إرفاق قرار المجلس المختص بإنجاز البحث أو قرار قسم بالموافقة على اعتماده حسب الحال.
- إذا كان الباحث عضو هيئة تدريسية من خارج جامعة البعث :
يجب إحضار كتاب من عمادة كليته تثبت أنه عضو بالهيئة التدريسية و على رأس عمله حتى تاريخه.
- إذا كان الباحث عضواً في الهيئة الفنية :
يجب إرفاق كتاب يحدد فيه مكان و زمان إجراء البحث ، وما يثبت صفته وأنه على رأس عمله.
- يتم ترتيب البحث على النحو الآتي بالنسبة لكليات (العلوم الطبية والهندسية والأساسية والتطبيقية):
عنوان البحث .. ملخص عربي و إنكليزي (كلمات مفتاحية في نهاية الملخصين).
- 1- مقدمة
- 2- هدف البحث
- 3- مواد وطرق البحث
- 4- النتائج ومناقشتها .
- 5- الاستنتاجات والتوصيات .
- 6- المراجع.

- يتم ترتيب البحث على النحو الآتي بالنسبة لكليات (الآداب - الاقتصاد - التربية - الحقوق - السياحة - التربية الموسيقية وجميع العلوم الإنسانية):
- عنوان البحث .. ملخص عربي و إنكليزي (كلمات مفتاحية في نهاية الملخصين).
- 1. مقدمة.
- 2. مشكلة البحث وأهميته والجديد فيه.
- 3. أهداف البحث و أسئلته.
- 4. فرضيات البحث و حدوده.
- 5. مصطلحات البحث و تعريفاته الإجرائية.
- 6. الإطار النظري و الدراسات السابقة.
- 7. منهج البحث و إجراءاته.
- 8. عرض البحث و المناقشة والتحليل
- 9. نتائج البحث.
- 10. مقترحات البحث إن وجدت.
- 11. قائمة المصادر والمراجع.
- 7- يجب اعتماد الإعدادات الآتية أثناء طباعة البحث على الكمبيوتر:
 - أ- قياس الورق 25×17.5 B5.
 - ب- هوامش الصفحة: أعلى 2.54- أسفل 2.54 - يمين 2.5- يسار 2.5 سم
 - ت- رأس الصفحة 1.6 / تذييل الصفحة 1.8
 - ث- نوع الخط وقياسه: العنوان . Monotype Koufi قياس 20
 - كتابة النص Simplified Arabic قياس 13 عادي - العناوين الفرعية Simplified Arabic قياس 13 عريض.
 - ج. يجب مراعاة أن يكون قياس الصور والجداول المدرجة في البحث لا يتعدى 12سم.
- 8- في حال عدم إجراء البحث وفقاً لما ورد أعلاه من إشارات فإن البحث سيهمل ولا يرد البحث إلى صاحبه.
- 9- تقديم أي بحث للنشر في المجلة يدل ضمناً على عدم نشره في أي مكان آخر، وفي حال قبول البحث للنشر في مجلة جامعة البعث يجب عدم نشره في أي مجلة أخرى.

10- الناشر غير مسؤول عن محتوى ما ينشر من مادة الموضوعات التي تنشر في المجلة
11- تكتب المراجع ضمن النص على الشكل التالي: [1] ثم رقم الصفحة ويفضل استخدام التهميش الإلكتروني المعمول به في نظام ورد WORD حيث يشير الرقم إلى رقم المرجع الوارد في قائمة المراجع.

تكتب جميع المراجع باللغة الانكليزية (الأحرف الرومانية) وفق التالي:

آ . إذا كان المرجع أجنبياً:

الكنية بالأحرف الكبيرة - الحرف الأول من الاسم تتبعه فاصلة - سنة النشر - وتتبعها معترضة (-) عنوان الكتاب ويوضع تحته خط وتتبعه نقطة - دار النشر وتتبعها فاصلة - الطبعة (ثانية . ثالثة) . بلد النشر وتتبعها فاصلة . عدد صفحات الكتاب وتتبعها نقطة . وفيما يلي مثال على ذلك:

MAVRODEANUS, R1986- Flame Spectroscopy. Willy, New York, 373p.

ب . إذا كان المرجع بحثاً منشوراً في مجلة باللغة الأجنبية:

— بعد الكنية والاسم وسنة النشر يضاف عنوان البحث وتتبعه فاصلة، اسم المجلد ويوضع تحته خط وتتبعه فاصلة — المجلد والعدد (كتابة مختزلة) وبعدها فاصلة — أرقام الصفحات الخاصة بالبحث ضمن المجلة . مثال على ذلك:

BUSSE,E 1980 Organic Brain Diseases Clinical Psychiatry News , Vol. 4. 20 – 60

ج . إذا كان المرجع أو البحث منشوراً باللغة العربية فيجب تحويله إلى اللغة الإنكليزية و التقيد بالبنود (أ و ب) ويكتب في نهاية المراجع العربية: (المراجع In Arabic)

رسوم النشر في مجلة جامعة حمص

1. دفع رسم نشر (600) ل.س ستمئة ليرة سورية عن كل بحث لكل باحث يريد نشره في مجلة جامعة حمص.
2. دفع رسم نشر (2000) ل.س الفا ليرة سورية عن كل بحث للباحثين من الجامعة الخاصة والافتراضية .
3. دفع رسم نشر (200) مئتا دولار أمريكي فقط للباحثين من خارج القطر العربي السوري .
4. دفع مبلغ (150) ل.س مئة وخمسون ليرة سورية رسم موافقة على النشر من كافة الباحثين.

المحتوى

الصفحة	اسم الباحث	اسم البحث
50-11	باسم عمار أ.د. ثائر عثمان د. سامر سليمان	دراسة التوزيع الميكانيكي للإجهاد والانفعال في الزرعات السننية المصنوعة من PEEK مقارنة بزرعات التيتانيوم باستخدام طريقة العناصر المحدودة.
84-51	د. خضر راكان بشور	مقارنة أداء الأنماط الحلزونية لترانزستورات CNTFET وتأثير عدد الأنابيب المتوازية على خصائص الترانزستور
116-85	د. أحمد الناصر د. بتول الساطي	دراسة شاملة لنظام توليد طاقة هجين (شمسي -ريحي) مع تحسين جودة الطاقة الكهربائية باستخدام خوارزمية coot-psy الهجينة الذكية
150-117	علاء جبلاوي د. أكرم المرعي د. وسيم رمضان	نموذج هجين للتعلم العميق المكاني-الزمني للكشف عن هجمات رفض الخدمة منخفضة وعالية المعدل في الشبكات المعرفة برمجياً
204-151	محمد أحمد مرعي د. مياد جابر	تحسين كفاءة التخصيص الديناميكي للموارد في الشبكات الافتراضية المعرفة برمجياً باستخدام التنبؤ الاستباقي بحركة المرور

دراسة التوزيع الميكانيكي للإجهاد والانفعال في الزرعات السنية المصنوعة من PEEK مقارنة بزرعات التيتانيوم باستخدام طريقة العناصر المحدودة.

الملخص

أ.د. ثائر عثمان*، د. سامر سليمان*

م. باسم عمار**

تقييم هذه الدراسة التأثيرات البيوميكانيكية والتوزيع الميكانيكي لأنواع الزرعات المصنوعة من مادة (PEEK) البولي ايثر ايثر كيتون، ومقارنتها بزرعة التيتانيوم باستخدام تحليل العناصر المحدودة (FEA) حيث تم تحليل توزع إجهادات فوم ميسر الأعظمي ، وقيم الانفعال ، داخل الزرعة، إضافة إلى مؤشرات السلامة البنيوية المرتبطة بمقاومة الخضوع، كما شمل التقييم البيولوجي تحليل سلوك النسيج العظمي المحيط بالزرعة عبر دراسة الانفعال الأعظمي و الإجهاد الأعظمي ، بوصفها مؤشرات مباشرة على التحفيز الميكانيكي للعظم وإمكانية حدوث الامتصاص العظمي، تحت ظروف التحميل المائل.

تشير النتائج إلى أن اختلاف معامل المرونة والصلابة بين التيتانيوم و (PEEK)، يؤثر بشكل مباشر على نمط توزيع الإجهاد ومعامل الأمان، إذ تؤدي الصلابة العالية للتيتانيوم إلى تركيزات إجهاد أكبر موضعياً تحت التحميل المائل، بينما توفر المواد البوليميرية (PEEK) توزيعاً إجهادياً أكثر انتظاماً وإن كان ذلك على حساب انخفاض

مقاومة الخضوع الكلية مقارنة بالتيتانيوم، كما أن اختلاف معامل المرونة بين المواد لا يؤثر فقط في قيم الإجهاد داخل الزرعة، بل ينعكس مباشرةً على مقدار الانفعال المتولد في العظم المحيط، حيث تؤدي المواد الأقل صلابة إلى زيادة التحفيز الميكانيكي للعظم، في حين تسهم المواد الأعلى صلابة في الحد من التشوهات، مع اختلاف واضح في مستوى الاستجابة العظمية المتوقعة تحت الأحمال المرتفعة.

أن هذه الدراسة تبرز أهمية تحسين الزرعات السنية من خلال استخدام المواد البوليميرية ، التي تحسن من الخواص الميكانيكية والسلوك البيوميكانيكي لهذه الزرعات، وعلى رغم من وجود بعض قيود التحميل واستخدام القوى الساكنة فإن هذه النتائج تقدم رؤى قيمة حول الأداء البيوميكانيكي والتوزيع الميكانيكي للزرعات PEEK ، مما يدعم التطبيقات السريرية والبحوث المستقبلية.

الكلمات المفتاحية: زرعة سنية – التحليل البيوميكانيكي – PEEK – FEA

Finite Element Analysis of Mechanical Stress and Strain Distribution in PEEK Versus Titanium Dental Implants

ABSTRACT

Dr. Thaer Osman* , Dr. samer suliman*

Eng. Basem Ammar**

This study evaluates the biomechanical effects and mechanical distribution of various PEEK-based implant types, comparing them with titanium implants using finite element analysis (FEA). The analysis examined the maximum Von Mises Stress distribution and Total Deformation values within the implant, in addition to structural safety indicators related to yield strength. The biological assessment included analyzing the behavior of the peri-implant bone tissue by studying Maximum Principal Strain and Maximum Principal Stress as direct indicators of bone mechanical stimulation and the potential for bone resorption under oblique loading conditions.

The results indicate that the difference in the modulus of elasticity and stiffness between titanium and PEEK directly influences the pattern of stress distribution and the safety factor. The high stiffness of titanium leads to greater localized stress concentrations under oblique loading, whereas polymeric materials (PEEK) provide a more uniform stress distribution, albeit at the expense of a lower overall yield strength compared to titanium. Furthermore, the difference in the modulus of elasticity between the materials not only affects the stress values within the implant but is also directly reflected in the amount of strain generated in the surrounding bone. Less stiff materials lead to increased bone mechanical stimulation, while stiffer materials

contribute to reduced deformations, with a distinct difference in the expected bone response level under high loads.

This study highlights the importance of advancing dental implants through the use of polymeric materials, which enhance the mechanical properties and biomechanical behavior of these implants. Despite certain limitations regarding loading or the use of static forces, these findings provide valuable insights into the biomechanical performance and mechanical distribution of PEEK implants, thereby supporting clinical applications and future research endeavors.

Keywords: Dental implant – Biomechanical analysis – PEEK – FEA.

المقدمة

يُعدّ الحفاظ على الاستقرار العظمي حول الزرعات السنية حجر الأساس في نجاحها طويل الأمد، ويعتمد ذلك بصورة مباشرة على نمط انتقال الحمل الميكانيكي عبر واجهة العظم-الزرعة. إن سوء توزيع الإجهادات، ولا سيما في العظم القشري العنقي، قد يؤدي إلى ارتشاف عظمي

هامشي أو فشل ميكانيكي تدريجي. وقد أوضح Brunski JB أن استجابة العظم لا تتحدد فقط بمقدار الحمل المطبق، بل بنمط توزيعه وخصائص المادة الزرعية، مؤكداً أن التوازن بين التحفيز الميكانيكي والحماية من فرط الإجهاد شرط أساسي للاستقرار الحيوي [1]. كما يوفر نموذج الmechanostat الذي طرحه Frost HM إطاراً نظرياً لفهم حدود التحفيز الفيزيولوجي للعظم، حيث تقع إعادة التشكيل البتءة ضمن نطاق محدد من الانفعال، بينما يرتبط تجاوزه بحدوث ضرر نسيجي أو إعادة امتصاص [2].

أصبح تحليل العناصر المحددة (Finite Element Analysis) أداة معيارية في تقييم الأداء البيوميكانيكي للزرعات، خاصة تحت ظروف التحميل غير المحوري التي تمثل السيناريو السريري الأكثر إجهاداً. وقد بينت مراجعة Geng JP أن معامل مرونة المادة يُعد من أهم العوامل المؤثرة في مقدار الإجهاد المنقول إلى العظم القشري [3]. كما أظهرت دراسة Himmlovál أن التحميل المائل يضاعف تركّز الإجهاد في المنطقة العنقية للزرعة، مما يجعلها منطقة حرجة من الناحية السريرية [4].

رغم أن التيتانيوم يُعد المعيار الذهبي بفضل توافقه الحيوي وخصائصه الميكانيكية الممتازة، فإن الفارق الكبير في معامل المرونة بينه وبين العظم القشري قد يؤدي إلى ظاهرة الحجب الإجهادي (stress shielding). وقد أكدت مراجعات حديثة حول سبائك التيتانيوم الحيوية أن تقليل

الفارق في معامل المرونة يمثل اتجاهًا بحثيًا لتقليل فقدان العظم الهامشي وتحسين التكامل العظمي طويل الأمد [5]، [6].

في المقابل، برزت مادة البولي إيثير إيثير كيتون (PEEK) كمادة بديلة واحدة نظرًا لامتلاكها معامل مرونة أقرب إلى العظم الطبيعي. وقد أشار Schwitalla AD و Müller WD إلى أن PEEK يُظهر نمط توزيع إجهاد مختلف عن التيتانيوم، مع إمكانية تحسين الاستجابة البيوميكانيكية عبر تعديل خواصه الميكانيكية [7]. كما أوضحت مراجعات أحدث أن PEEK النقي قد يرفع الإجهادات الشدية القصوى في العظم تحت الأحمال العالية نتيجة انخفاض صلابته، مما يستدعي استراتيجيات تدعيم ميكانيكي [8].

أحد الاتجاهات البحثية الحديثة يتمثل في تدعيم PEEK بجسيمات خزفية مثل كربيد السيلكون (SiC) أو ألياف الكربون لرفع معامل المرونة وتحسين مقاومة الإجهاد دون الوصول إلى صلابة المعادن. وقد أظهرت دراسات تجريبية وعددية حديثة أن تدعيم PEEK يُحسّن توزيع الحمل ويخفض القيم القصوى للإجهاد العظمي مقارنة بالمادة غير المدعمة، مع الحفاظ على مزاياه الحيوية والوزنية [9، 10]. ومع ذلك، ما تزال الدراسات التي تقارن بصورة مباشرة بين التيتانيوم و PEEK ومركباته المدعمة تحت تحميل مائل وتحلل الإجهاد الرئيسي الأعظمي في العظم القشري محدودة، الأمر الذي يبرز أهمية البحث الحالي.

بناءً على ما تقدم، يهدف هذا البحث إلى إجراء تحليل عددي مقارنة لتقييم تأثير نوع مادة الزرعة تيتانيوم، و PEEK على توزيع الإجهاد والانفعال في العظم القشري تحت تحميل مائل يحاكي الظروف السريرية. إن تحديد المادة التي تحقق التوازن الأمثل بين تقليل الإجهادات الشدية القصوى والحفاظ على تحفيز ميكانيكي فسيولوجي يمثل خطوة أساسية نحو تطوير زراعات أكثر توافقاً ميكانيكياً وحيوياً على المدى الطويل.

أهمية البحث وأهدافه

تكمن أهمية البحث في دراسة الخواص الميكانيكية، لكل من زرعة التيتانيوم و زرعة PEEK، بالإضافة إلى تقييم التأثيرات البيوميكانيكية، من خلال تحليل توزيع إجهاد فون ميسز الأعظمي ، وقيم التشوه الكلي، داخل الزرعة، إضافة إلى مؤشرات السلامة البنيوية المرتبطة بمقاومة الخضوع، كما شمل التقييم البيولوجي تحليل سلوك النسيج العظمي المحيط بالزرعة عبر دراسة الانفعال الأعظمي و الأجهاد الأعظمي، بوصفها مؤشرات مباشرة على التحفيز الميكانيكي للعظم وإمكانية حدوث الامتصاص العظمي، تحت ظروف التحميل المائل باستخدام تحليل العناصر المحدودة (FEA).

يهدف هذا البحث إلى الاستفادة من التطبيقات الهندسية العملاقة لدراسة الزرعات السنية، وتأثيرها على النسيج العظمي المحيط بها، بهدف المقارنة بين أنواع الزرعات المختلفة استناداً إلى مادة الزرعة.

طرائق البحث ومواده

تهدف الدراسة إلى تحديد السلوك البيوميكانيكي، والخواص الميكانيكية للزرعات السنية والعظم المحيط من خلال إجراء دراسة باستخدام تحليل العناصر المحدودة (FEA) من أجل بناء نموذج ثلاثي البعد لزرعة سنية ذات أبعاد قياسية مستخدمة سريرياً ثلاثي الأبعاد باستخدام برنامج (SOLIDWORKS (2019، ومن خلال استخدام برنامج تحليل العناصر المحدودة (Ansys 2020) (Canonsburg, PA, USA) تم استيراد النموذج الذي سيتم تحليله، والذي يمثل الزرعة السنية مع الدعامة والضررس بالإضافة إلى النسيج العظمي المحيط بالزرعة وذلك بهدف تقييم سلوك الزرعة من خلال المقارنة بين مجموعة من المواد المختلفة التي تصنع منها الزرعات ، بالإضافة إلى تحديد تأثير كل مادة من هذه المواد على الامتصاص العظمي المحيط بالزرعة، حيث ستم الدراسة تحت تأثير قوى مائلة بزاوية 45 درجة وبمقادير تتراوح بين 100 و 900 نيوتن. إن تحديد المادة التي تحقق التوازن الأمثل بين تقليل الإجهادات الشدية القصوى والحفاظ على تحفيز ميكانيكي فيزيولوجي للعظم يمثل خطوة أساسية نحو تطوير زرعات أكثر توافقاً ميكانيكياً حيويّاً على المدى الطويل.

نموذج الدراسة (الموديل الرقمي):

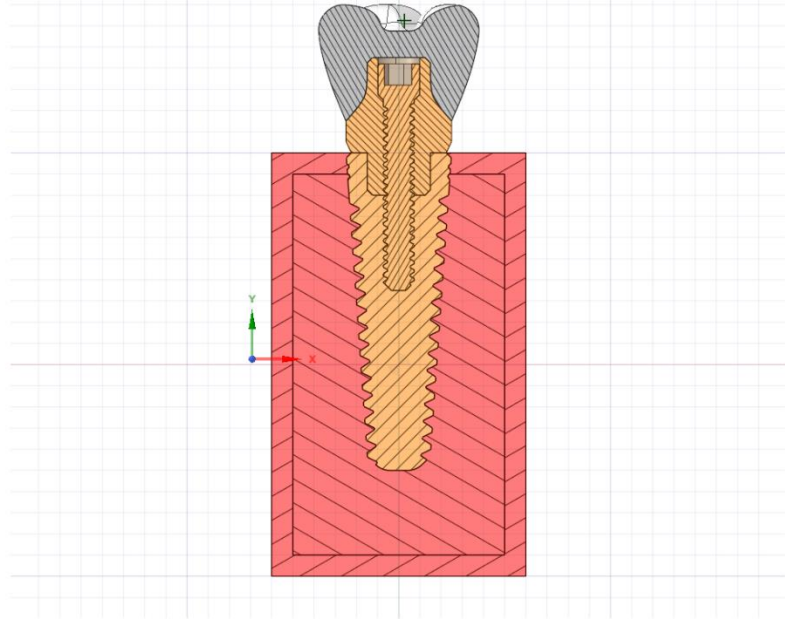
تم في هذه الدراسة بناء نموذج لزراعة سنية ذات أبعاد قياسية مستخدمة سريريًا ثلاثي الأبعاد باستخدام برنامج (SOLIDWORKS 2019) ، وزُرع داخل نموذج يمثل عظم الفك، مكوّن من طبقتين مميزتين هما العظم القشري والعظم الإسفنجي، حيث تم تصميم نموذج حقيقي متكامل للزراعة السنية (تمثل تصميم كلاً من الضرس، الدعامة، برغي التثبيت، بالإضافة إلى الزراعة السنية والنسيج العظمي المحيط بها) وذلك وفق توصيات الدراسات المرجعية السابقة، وبهدف إجراء محاكاة رقمية دقيقة تحاكي الحالة الحقيقية لعمل الزراعة السنية وتحديد القوى المؤثرة عليها وتفاعل النسيج العظمي المحيط بها.

تم تصميم النموذج بحيث كانت أبعاد مقطع النسيج العظمي المدروس (14mm,20mm)، وكانت سماكة النسيج العظمي القشري (1mm)، في حين كان ارتفاع الضرس الأعظمي (5.5mm)، وقطر الزراعة السنية العلوي (5mm)، والقطر السفلي (2.9mm)، في حين كان ارتفاع الزراعة (15mm) وبزاوية (0°).

لضمان توحيد التصميم سيتم استخدام هذه النموذج من دون أي تعديلات تصميمية عند جميع الحالات المدروسة أثناء إجراء المحاكاة الرقمية، وتم مراجعته من قبل أطباء الأسنان ذوي الخبرة والتخصص، حيث سيتم فقط تغيير المادة المصنوعة منها الزراعة السنية، مع الاحتفاظ بجميع شروط التحميل.

دراسة التوزيع الميكانيكي للإجهاد والانفعال في الزرعات السنية المصنوعة من PEEK مقارنة بزرعات التيتانيوم باستخدام طريقة العناصر المحدودة.

وأخيراً تم تصدير هذه النموذج إلى برنامج (ANSYS 2020-R1)، بهدف إجراء النمذجة والمحاكاة



الرقمية باستخدام طريقة العناصر المحدودة (FEA).

الشكل 1: يوضح مقطع عرضي يمثل نموذج الزرعة مع الدعامة والبرغي بالإضافة للنسيج العظمي

المستخدم للدراسة

الشروط والحدود:

من خلال استخدام برنامج تحليل العناصر المحدودة (Ansys 2020) (Canonsburg, PA, USA)،
Ansys Workbench تم استيراد النموذج التي سيتم تحليله، والذي يمثل الزرعة السنية مع الدعامة
والضرس بالإضافة إلى النسيج العظمي المحيط بالزرعة وذلك بهدف تقييم سلوك الزرعة من خلال
المقارنة بين مجموعة من المواد المختلفة التي تصنع منها الزرعات والموضحة في الجدول 1، بالإضافة
إلى تحديد تأثير كل مادة من هذه المواد على الامتصاص العظمي المحيط بالزرعة.

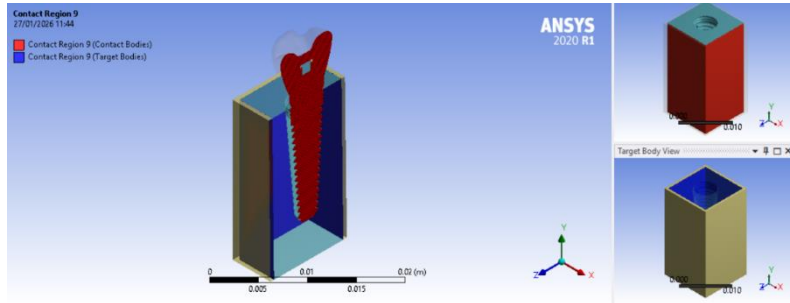
لإجراء التحليل الميكانيكي الساكن ثلاثي الأبعاد (D Static Structural Analysis3) في برنامج
ANSYS Workbench 2020، تم ضبط إعدادات الحل (Analysis Settings) لضمان تحقيق
التقارب العددي (Convergence) والاستقرار الميكانيكي الأمثل للنموذج. وبسبب وجود أسطح تماس
احتكاكية (Frictional Contacts) بين مكونات الزرعة، تم تفعيل خيار التحكم الزمني التلقائي (Auto
Time Stepping) وتحديد عدد خطوات فرعية ابتدائية ودنيا (Initial and Minimum Substeps)
بمقدار 10 خطوات، وتصل إلى 100 خطوة كحد أقصى (Maximum Substeps)؛ وذلك لإدخال
القوى التصاعدية تدريجياً ومنع فشل الحل الرياضي. نظراً لأن الإجهادات تقع ضمن النطاق المرن
الخطي الصغير للعظام والزرعات، فقد تم إيقاف خيار التشوهات الهندسية الكبيرة (Large Deflection)
On (= لتسريع عملية الحساب دون التأثير على دقة النتائج الميكانيكية. علاوة على ذلك، تم إيقاف
تفعيل اليايات الضعيفة (Weak Springs = Off) نظراً لتثبيت قاعدة وجوانب قطاع عظم الفك تشبثاً
سكونياً كاملاً ومحكماً (Fixed Support)، بينما تُترك خيار نوع الحل (Solver Type) تحت إدارة

دراسة التوزيع الميكانيكي للإجهاد والانفعال في الزرعات السنية المصنوعة من PEEK مقارنة بزرعات التيتانيوم باستخدام طريقة العناصر المحدودة.

البرنامج التلقائي (Program Controlled) ليتلاءم بكفاءة مع حجم الشبكة الحسابية الكثيفة المستخدمة في الدراسة.

وقد تم تعريف شروط الحدود على أنهل متطابقة عند جميع الزرعات، وتمت محاكاة الهياكل المصممة بروابط محكمة، واعتبرت الواجهة بين العظم القشري والعظم الاسفنجي ملتصقة بالأضافة للضرس والدعامة لتمكين التركيز الأساسي على تأثيرات التحميل على مكونات الزرعة، مع مراعاة تأثيرات الاحتكاك داخل كل مكون من مكونات النموذج حيث استخدمنا معامل احتكاك مقداره 0.3 وافترضت عملية اندماج عظمي كاملة بين الزرعة والعظم (Perfect Bonding) لتمثيل حالة الالتحام العظمي الكامل (Osseointegration).

حيث تم افتراض أن جميع الهياكل الصلبة متجانسة ومتساوية الخواص ومرنة خطياً، مع خصائص مادية مثل معامل المرونة (معامل يونغ)، ونسبة بواسون والمحددة في الجدول 1.



Component	Young's Modulus (GPa)	Poisson's Ratio	Yield Strength/Mpa
Cortical bone	13.4 [11]	0.3	–
Cancellous bone	1.37 [11]	0.3	–
Y-TZP Zirconia (Molar)	210	0.3	–
Ti-6Al-4V alloy (screw, Abutments)	110 [12]	0.330	795
Titanium (Implant)	115 [13]	0.350	680
PEEK (Implant)	3.85 [14]	0.395	100

الشكل 2: يوضح النموذج ضمن برنامج ANSYS، ونقاط الاتصال

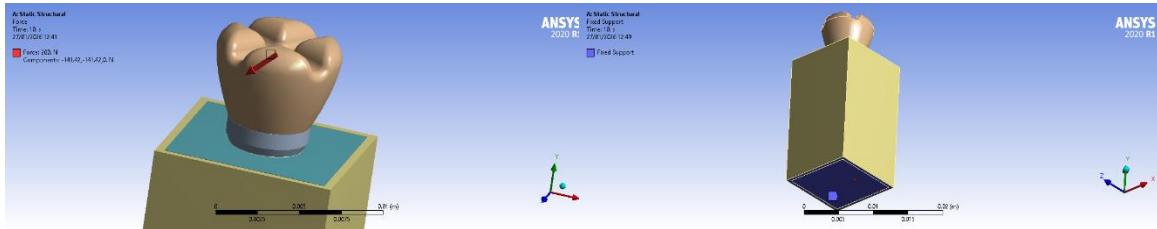
وبهدف تمثيل أقصى تحميل على الضرس البشري، سيتم تطبيق قوة مائلة بزاوية (45°) في منتصف الضرس، ومقدارها موضح في الجدول 2.

دراسة التوزيع الميكانيكي للإجهاد والانفعال في الزرعات السنية المصنوعة من PEEK مقارنة بزرعات التيتانيوم باستخدام طريقة العناصر المحدودة.

رقم الحالة	قوة الضغط (N)	التفسير الوظيفي
1	100	مضغ خفيف جداً
2	150	مضغ اعتيادي أمامي
3	200	مضغ طبيعي
4	250	مضغ متوسط
5	300	مضغ قوي
6	400	مضغ خلفي اعتيادي
7	500	مضغ خلفي قوي
8	600	طحن قوي
9	750	طحن أقصى شبه سريري
10	900	أقصى تحميل فيزيولوجي محتمل

وذلك لضمان تحليل كل الحالات الممكنة كلاً منها على حدى، سيتم دراسة كل من زرعة (Titanium,)

(PEEK) عند كل قيمة قوة من قيم القوى الممتصة في جدول 2،



الشكل 3: يوضح نقاط التثبيت، والقوى المطبقة على نموذج الزرعة المدروس

تحليل نموذج العناصر المحدودة:

بعد استيراد النموذج إلى برنامج (ANSYS-2020) لإجراء تحليل ثابت ثلاثي الأبعاد، استخدمت عناصر رباعية الأوجه من الدرجة الأولى لإنشاء بنية الشبكة الحسابية، حيث تم تعميم الشبكة في المنطقة المحددة بين الزرعة والنسيج العظمي، بهدف التقاط أكبر عدد من العقد لتمثل إنفعال النسيج العظمي نتيجة انتقال القوى عبر الزرعة، وقد تم تلخيص قيم انحراف الشبكة وعدد العناصر للزرعة والنموذج كاملاً وفق الجدول 3، مما يضمن موثوقية ودقة حسابات نماذج العناصر المحدودة المستخدمة في الدراسة.

رقم الشبكة	حجم الشبكة	عدد العقد	عدد العناصر	قيمة الانحراف
1	0.3mm	3621197	2596996	الافتراضية
2	0.1mm	7123991	4976290	0.21
3	0.5mm	1848491	1311404	0.28
4	0.2mm	4151036	2958507	0.21

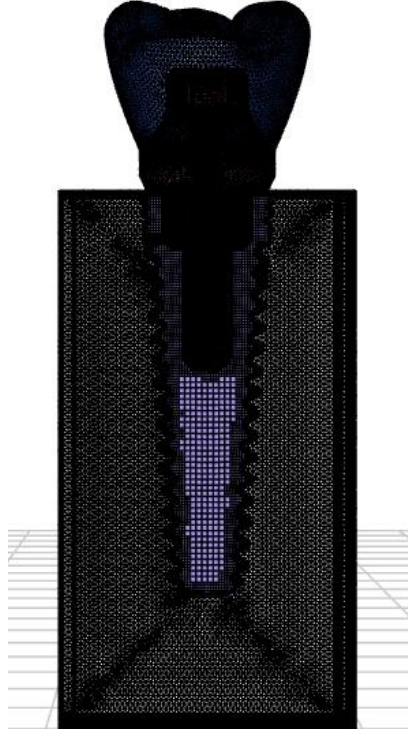
أثناء تشكيل الشبكة الحسابية تم التركيز على منطقة التماس بين الزرعة والنسيج لذلك بداية تم تحديد حجم عنصر الشبكة في هذه المنطقة 0.08mm، ومتوسط حجم الشبكة الكلي 0.3mm، ولتحليل

حساسية الشبكة تم تقليل متوسط حجم الشبكة أولاً إلى 0.1mm، مما أدى إلى تشكيل 4976290 عنصراً، وقيمة الانحراف 0.21.

تم زيادة متوسط حجم الشبكة إلى 0.5mm، فانخفض عدد العناصر إلى 1311404 ، في حين بلغت قيمة الانحراف 0.28.

لذلك تم الاعتماد متوسط حجم شبكة كلي 0.2mm، فكان عدد العناصر 2958507 عنصراً، وقيمة الانحراف 0.21. باعتبارها تحقق القيمة المثالية والتي تحقق الشبكة الحدية النمذجية، بالإضافة إلى ذلك أجري اختبار تقارب عددي بين الشبكة (1) والشبكة (4) بمقارنة القيم القصوى لإجهاد فون ميس الأعظمي في الزرعة، والانفعال في العظم، حيث كان الانحراف النسبي أقل من 1%، مما يؤكد استقلال النتائج عن الشبكة الحسابية وأن الشبكة (4) المستخدمة تعطي أدق نتائج رقمية عند أقل زمن حسابي

الشكل (4)



الشكل 4: يوضح الشبكة الحسابية رقم (4) من الجدول (3) المستخدمة للدراسة.

النتائج والمناقشة:

ندرس في هذا الدراسة التحليل العددي للعناصر المحدودة للزراعات السنية المصنوعة من التيتانيوم ومواد ال PEEK النقي، تحت تأثير قوى مضغية مائلة بزاوية 45° ، وبمقادير تراوحت بين 100 و 900 نيوتن كما هو موضح في الجدول 2، كما تم تقييم الاستجابة الميكانيكية للزراعات من خلال توزيع اجهاد فون ميسزالأعظمي والوسطي، وقيم التشوه الكلي، إضافة إلى مؤشرات السلامة البنيوية المرتبطة بمقاومة الخضوع، كما شمل التقييم البيولوجي تحليل سلوك النسيج العظمي المحيط بالزرعة عبر دراسة

الاجهاد الاعظمي و الانفعال الاعظمي ، بوصفها مؤشرات مباشرة على التحفيز الميكانيكي للعظم وإمكانية حدوث الامتصاص العظمي، جرى عرض النتائج بصورة كمية ومقارنة منهجية بين المواد المختلفة، مع إبراز تأثير زيادة الحمل المطبق ونوع مادة الزرعة على كل من الأداء البنيوي للزرعة والاستجابة البيولوجية للعظم المحيط.

3-1 النتائج الميكانيكية للزرعة

• اجهاد فون ميسز داخل الزرعة

يعتبر تقييم اجهاد فون ميسز داخل الزرعة أحد المؤشرات الأساسية لتحليل الأداء الميكانيكي للزرعات تحت أحمال المضغ المختلفة، يمثل هذا المؤشر قدرة الزرعة على تحمل الأحمال دون الوصول إلى مرحلة الخضوع أو الفشل الميكانيكي، ويعكس توزيع الإجهادات داخل جسم الزرعة، والمكونات المرتبطة بها، مثل الدعامة والبرغي.

تشر الدراسات الحديثة إلى أن نوع مادة الزرعة يؤثر بشكل واضح على تركيز الإجهاد حيث أن الزرعات الصلبة مثل التيتانيوم تميل إلى اظهار قيم اجهاد فون ميسز أعلى داخل جسم الزرعة بينما تسمح المواد البولوميرية المركبة مثل CF-PEEK و SIC-PEEK، بنقل أكبر للحمل إلى العظم المحيط بطريقة أكثر تجانساً مما يقلل تركيز الإجهادات داخل الزرعة نفسها [15].

علاوة على ذلك تؤثر زاوية التحميل على توزيع الإجهادات بشكل كبير حيث أن الأحمال المائلة تزيد القيم القصوى لإجهاد فون ميسز مقارنة بالأحمال المحورية مما يجعلها حالة محاكاة واقعية لتقييم الأداء الميكانيكي للزرعة في الظروف الفيزيولوجية ومن هذا المنطلق يعد تحليل إجهاد فون ميسز، تحت أحمال مائلة أداة فعالة للمقارنة بين المواد المختلفة للزرعات وتقدير أمان التصميم الميكانيكي قبل التطبيق السريري.

أظهر تحليل العناصر المنتهية لسلوك إجهاد فون ميسز تحت تحميل مائل بزاوية 45° ، وعلى مدى القوى المحددة في جدول 2، اتجاهًا واضحًا بزيادة قيم الإجهاد مع تصاعد القوى المطبقة في جميع أنواع الزرعات المدروسة، حيث سجلت زرعة التيتانيوم أعلى تركيزات إجهاد حيث بلغ الإجهاد الأعظمي 132.69 MPa عند 100N ، وارتفع تدريجيًا إلى 1237.2 Mpa عند 900N بالمقابل أظهرت زرعات PEEK ومركباتها قيمًا أقل بكثير، إذ تراوحت القيم العظمى بين 45.7 MPa عند 100N لل PEEK النقي، وصولاً إلى القيمة 416.25 Mpa عند 900N ، بالنظر إلى قيم إجهاد فون ميسز الأعظمية الموضحة في الجدول 3.

أما القيم المتوسطة ل إجهاد فون ميسز فكانت أقل بكثير من القيم العظمى في الزرعات، حيث كانت الإجهادات متركزة بشكل رئيسي عند عنق الزرعة وفي اللفات الأولى منها، وهو نمط متوافق مع الدراسات الحديثة التي أشارت إلى أن الزرعات تحت الأحمال المائلة تظهر تركيزات إجهاد أعلى في مناطق العنق ومواضع الاتصال بين المكونات.

تحليل معامل الأمان (Factor of Safety) أظهر أن زرعات التيتانيوم عند افتراض مقاومة خضوع تقارب 680–795Mpa، تمتلك معاملات أمان مرتفعة عند الأحمال المنخفضة (أكبر من 2 عند 100N إلى 250N)، وتنخفض تدريجياً مع زيادة الحمل لتقترب من الواحد الصحيح عند 500N (≈ 1.02)، ثم تهبط دون الواحد عند الأحمال الأعلى مما يشير إلى دخول نظري في نطاق الخضوع عند الأحمال المرتفعة جداً، بالنسبة لل PEEK وباعتبار مقاومة الخضوع تقريباً بحدود 100Mpa، أظهرت النتائج معاملات أمان مقبولة فقط عند الأحمال المنخفضة مع انخفاضها إلى مادون الواحد عند الأحمال المتوسطة والعالية كما هو موضح في الجدول 4.

تشير هذه النتائج إلى أن اختلاف معامل المرونة والصلابة بين التيتانيوم و PEEK ، يؤثر بشكل مباشر على نمط توزيع الإجهاد ومعامل الأمان، إذ تؤدي الصلابة العالية للتيتانيوم إلى تركيزات إجهاد أكبر موضعياً تحت التحميل المائل، بينما توفر PEEK توزيعاً إجهادياً أكثر انتظاماً وإن كان ذلك على حساب انخفاض مقاومة الخضوع الكلية مقارنة بالتيتانيوم، وهو ما يتوافق مع الأدبيات الحديثة حول تأثير زاوية التحميل وخصائص المواد على السلوك الميكانيكي للزرعات.

الجدول 3 يوضح قيم اجهاد فون ميسز الأعظمية بوحدة Mpa عند كل قيمة من قيم القوى المؤثرة وعلى كل زرعة من الزرعات المستخدمة.

النسبة المئوية للفرق	PEEK	Titanium	Force
65.56%	45.70	132.69	100[N]
63.93%	70.10	194.33	150[N]
62.69%	95.00	254.61	200[N]
62.69%	119.68	320.74	250[N]
63.05%	143.93	389.48	300[N]
63.65%	192.19	528.66	400[N]
64.24%	238.94	668.22	500[N]
65.25%	280.76	808.01	600[N]
65.55%	351.39	1020.00	750[N]
66.36%	416.25	1237.20	900[N]

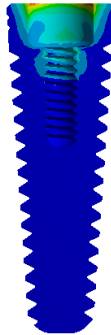
دراسة التوزيع الميكانيكي للإجهاد والانفعال في الزرعات السنية المصنوعة من PEEK مقارنة بزرعات التيتانيوم باستخدام طريقة العناصر المحدودة.

الجدول 4 يوضح قيم معامل الأمان (FOS) عند كل قيمة من قيم القوى المؤثرة وعلى كل زرعة من الزرعات المستخدمة.

النسبة المئوية للفرق	PEEK	Titanium	Force
57.30%	2.33	5.12	100[N]
59.23%	1.51	3.50	150[N]
60.59%	1.11	2.67	200[N]
60.59%	0.88	2.12	250[N]
60.21%	0.72	1.75	300[N]
59.55%	0.53	1.29	400[N]
58.87%	0.42	1.02	500[N]
57.68%	0.35	0.84	600[N]
57.31%	0.27	0.67	750[N]
56.29%	0.23	0.55	900[N]

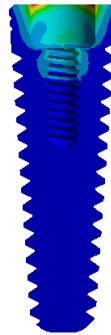
A: Static Structural
Equivalent Stress (Von Mises)
Type: Equivalent (non-Mises) Stress
Unit: Pa
Time: 10
28/01/2026 19:21

1.3269e8 Max
1.1797e8
1.0325e8
8.8525e7
7.3022e7
5.920e7
4.4357e7
2.9634e7
1.4911e7
1.8822e5 Min



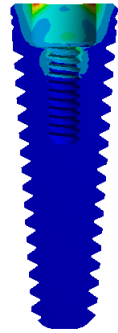
A: Static Structural
Equivalent Stress (Von Mises)
Type: Equivalent (non-Mises) Stress
Unit: Pa
Time: 10
28/01/2026 19:24

3.8948e8 Max
3.4623e8
3.0299e8
2.5974e8
2.1649e8
1.7325e8
1.3e8
8.6755e7
4.3529e7
2.6253e5 Min



A: Static Structural
Equivalent Stress (Von Mises)
Type: Equivalent (non-Mises) Stress
Unit: Pa
Time: 10
28/01/2026 19:28

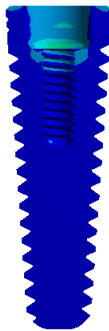
1.2372e9 Max
1.0999e9
9.6257e8
8.2524e8
6.879e8
5.5057e8
4.1323e8
2.759e8
1.3856e8
1.2288e6 Min



الشكل 5: قيم *Von Mises Stress* الأعظمية لزراعة التيتانيوم عند (100, 300, 900N) من اليسار إلى اليمين على التوالي

A: Static Structural
Equivalent Stress (Von Mises)
Type: Equivalent (non-Mises) Stress
Unit: Pa
Time: 10
28/01/2026 18:23

4.5696e7 Max
4.0628e7
3.5559e7
3.0491e7
2.5422e7
2.0354e7
1.5285e7
1.0216e7
5.1479e6
79366 Min



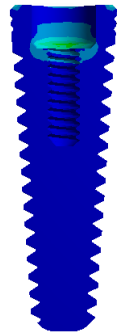
A: Static Structural
Equivalent Stress (Von Mises)
Type: Equivalent (non-Mises) Stress
Unit: Pa
Time: 10
28/01/2026 18:29

1.4993e8 Max
1.2796e8
1.1159e8
9.6027e7
8.0059e7
6.4091e7
4.8123e7
3.2155e7
1.6187e7
2.1912e5 Min



A: Static Structural
Equivalent Stress (Von Mises)
Type: Equivalent (non-Mises) Stress
Unit: Pa
Time: 10
28/01/2026 18:39

4.1625e8 Max
3.7009e8
3.2393e8
2.7776e8
2.316e8
1.8544e8
1.3928e8
9.3114e7
4.6951e7
7.8884e5 Min



الشكل 6: قيم *Von Mises Stress* الأعظمية لزراعة PEEK عند (100, 300, 900N) من اليسار إلى اليمين على التوالي

الإزاحة الكلية (Total Deformation) داخل الزرعة

تُعد دراسة الإزاحة العظمى في تحليل العناصر المنتهية من المؤشرات الميكانيكية الأساسية لتقييم سلوك الزرعة تحت الأحمال الإطباقية، إذ تعكس مقدار التشوه الكلي الناتج عن التحميل وتُستخدم للاستدلال على الاستقرار الميكانيكي الأولي واحتمالية حدوث انزياح ميكروي عند منطقة الاتصال العظمي-الزرعي. كما تسمح بمقارنة تأثير اختلاف المواد وخواصها المرنة على أداء الزرعة تحت ظروف تحميل متماثلة.

أظهرت النتائج تحت تحميل مائل بزاوية 45° زيادة منتظمة في الإزاحة العظمى مع ازدياد القوة المطبقة من 100 إلى 900N لجميع المواد، مما يشير إلى سلوك مرن خطي ضمن مجال التحليل العددي، حيث سجلت زرعة التيتانيوم أقل قيم انحراف، حيث تراوحت الإزاحة بين $26.57\mu\text{m}$ عند 100N إلى $241.28\mu\text{m}$ عند 900N، مما يعكس صلابتها العالية الناتجة عن معامل المرونة المرتفع.

في المقابل، أظهر PEEK أعلى قيم إزاحة ميكانيكية بين المواد المدروسة، إذ بلغت $38.38\mu\text{m}$ عند 100N وارتفعت إلى $364.11\mu\text{m}$ عند 900N، وهو ما يُعزى إلى انخفاض معامل المرونة مقارنة بالتيتانيوم، مما يؤدي إلى زيادة التشوه تحت التحميل المائل.

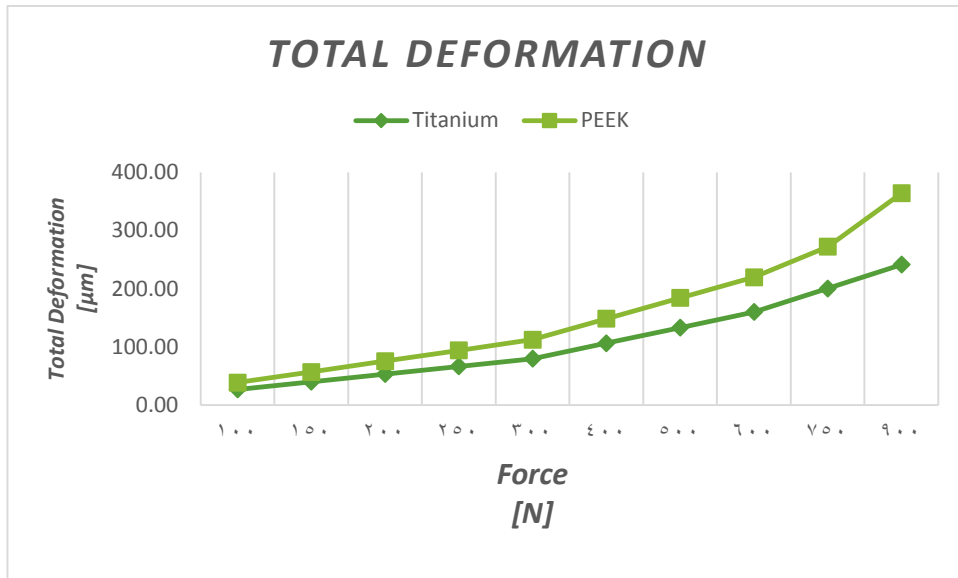
وعند الأحمال الفسيولوجية (100–300N)، بقيت قيم الإزاحة لجميع المواد ضمن نطاق أقل من $150\mu\text{m}$ ، بينما تجاوزت هذا الحد عند الأحمال المرتفعة (600–900N)، وهو ما يتوافق مع طبيعة التحميل المائل وشدته العالية، كما هو موضح في الجدول 5.

الجدول 5 يمثل قيم الأزاحة الأعظمية بوحدة μm للزرعات المدروسة عند الأحمال الموضحة في الجدول 2.

النسبة المئوية للفرق	PEEK	Titanium	Force
– 44.48%	38.38	26.57	100[N]
– 42.62%	56.77	39.80	150[N]
– 41.98%	75.31	53.05	200[N]
– 41.52%	93.83	66.30	250[N]

دراسة التوزيع الميكانيكي للإجهاد والانفعال في الزرعات السنية المصنوعة من PEEK مقارنة بزرعات التيتانيوم باستخدام طريقة العناصر المحدودة.

300[N]	79.58	112.30	– 41.11%
400[N]	106.29	148.41	– 39.63%
500[N]	132.99	184.04	– 38.39%
600[N]	159.87	219.48	– 37.29%
750[N]	200.42	272.30	– 35.86%
900[N]	241.28	364.11	– 50.91%



2 الاستجابة البيولوجية للنسيج العظمي

• الانفعال الاعظمي في العظم

في سياق تقييم الاستجابة البيولوجية للنسيج العظمي حول الزرعات، يُعدّ تحليل الانفعال الرئيسي الأعظمي (Maximum Principal Strain) أحد المتغيرات الميكانيكية الحيوية الأساسية، حيث يوفر مؤشراً مباشراً على مستوى التحفيز الميكانيكي الذي تتعرض له النسيج العظمية تحت الأحمال الوظيفية، وفقاً لنموذج Frost's Mechanostat Hypothesis، تُحفّز الانفعالات ضمن نطاق معيّن ($1000-3000 \mu\epsilon$) نشاط إعادة تشكيل العظم، بينما تؤدي

الانفعالات الأعلى إلى خطر التحميل الزائد والامتصاص المفرط للنسيج العظمي، وقد يصل تأثيرها إلى ما يتجاوز قدرة العظم على التصحيح الذاتي واستعادة البنية الطبيعية، مما قد يسرع استجابة الامتصاص العظمي بدلاً من تعزيز النمو العظمي الفسيولوجي [16].

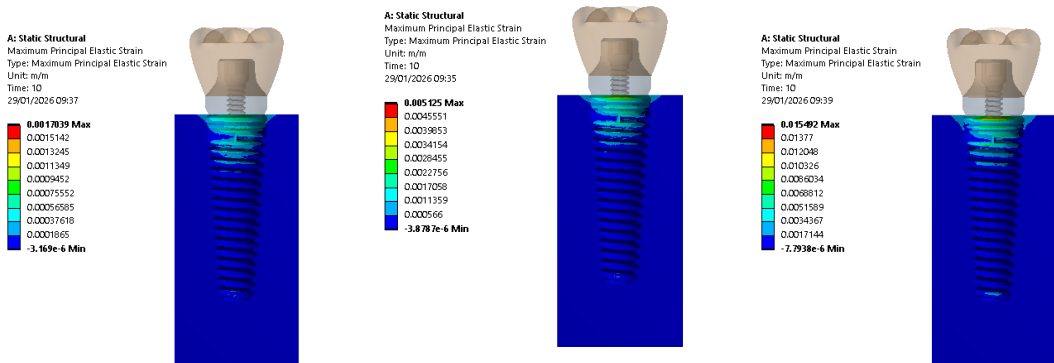
وقد أكدت الدراسات العددية الحديثة التي وظفت تحليل العناصر المحددة (FEA) في نماذج زرعات الأسنان على أهمية الانفعال كمتغير أكثر تعبيراً عن التحفيز البيولوجي للنسيج العظمي مقارنة بمؤشرات إجهاد مكافئة فقط، خصوصاً عند اختلاف خصائص المواد المستخدمة في تصنيع الزرعات أو الدعامات وزاوية التحميل ومجال القوى المطبقة، على سبيل المثال، أظهرت الدراسات أن المواد البوليمرية مثل PEEK الواقعي تولّد انفعالات أعلى في العظم القشري مقارنة بمادة التيتانيوم الصلبة، مما يشير إلى انتقال حمل ميكانيكي أكثر فسيولوجية وتقليل تأثير حجب الإجهاد (stress shielding) الذي غالباً ما يُلاحظ مع التيتانيوم عالي الصلابة، وهو ما يؤثر بدوره في ديناميكية الاستجابة العظمية المحيطة بالزرعة [17].

انطلاقاً من ذلك، فإن تقدير الانفعال الرئيسي الأعظمي في هذه الدراسة تحت تحميل مائل بزاوية 45° وضمن مجال قوى يتراوح بين للمواد المستخدمة (تيتانيوم، PEEK) يوفر إطاراً دقيقاً لربط النتائج العددية بسلوك الاستجابة البيولوجية للعظم، إذ يمكن هذا التقييم من تحديد مدى قرب الانفعالات المسجلة في العظم القشري من نطاقات التحفيز الفسيولوجي أو تجاوزها نحو حدود التحميل الزائد، وذلك بنظر الاعتبار الاختلاف في معامل المرونة بين المواد ودوره في توزيع

الحمل عبر واجهة الزرعة-العظم، وهو ما يساعد في تفسير احتمالات إعادة التشكيل العظمي أو الامتصاص العظمي المفرط في المواقع الحرجة تحت الأحمال السريرية.

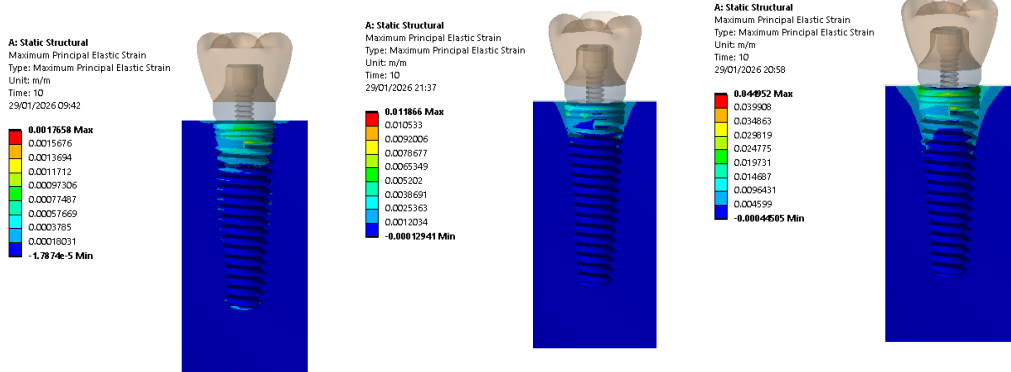
أظهر تحليل العناصر المحددة لسلوك الانفعال الرئيسي الأعظمي (Maximum Principal Strain) في العظم المحيط بالزرعات تحت تحميل مائل بزاوية 45° وضمن مجال القوى الموضح في الجدول 2، زيادة تدريجية واضحة في قيم الانفعال مع ارتفاع الحمل في جميع النماذج المدروسة، مع الحفاظ على علاقة شبه خطية بين مقدار القوة المطبقة وقيمة الانفعال المسجل، حيث سجلت زرعة التيتانيوم أدنى قيم انفعال عبر جميع مستويات التحميل، إذ تراوحت القيم بين $755.52\mu\epsilon$ عند $100N$ و $8603.4\mu\epsilon$ عند $900N$ ، وفي المقابل أظهر PEEK النقي أعلى القيم بشكل واضح، حيث كانت قيمة الانفعال الرئيسي الأعظمي $1171.2\mu\epsilon$ عند $100N$ وارتفعت تدريجياً لتصل إلى $22239\mu\epsilon$ عند $900N$ كما هو موضح في الجدول 6.

لوحظ أن القيم العظمى للانفعال تركزت موضعياً في منطقة العظم القشري المحيط بعنق الزرعة واللفات الأولى من القلاووظ، بينما انخفضت القيم تدريجياً باتجاه المناطق الأبعد عن مستوى



الشكل 7: قيم *Maximum Principal Strain* الأعظمية لزرعة PEEK عند (100, 300, 900N) من اليسار إلى اليمين على التوالي

العنق، وهو نمط يتماشى مع مناطق انتقال الاحمال القصوى تحت التحميل المائل، وتشير هذه النتائج إلى أن اختلاف معامل المرونة بين المواد لا يؤثر فقط في قيم الإجهاد داخل الزرعة، بل ينعكس مباشرةً على مقدار الانفعال المتولد في العظم المحيط، حيث تؤدي المواد الأقل صلابة إلى زيادة التحفيز الميكانيكي للعظم، في حين تسهم المواد الأعلى صلابة في الحد من التشوهات، مع اختلاف واضح في مستوى الاستجابة العظمية المتوقعة تحت الأحمال المرتفعة.



الشكل 8: قيم *Maximum Principal Strain* الأعظمية لزراعة PEEK عند (100, 300, 900N) من اليسار إلى اليمين على التوالي

النسبة المئوية للفرق	PEEK	Titanium	Force
-55.02%	1171.20	755.52	100[N]
-50.41%	1706.10	1134.30	150[N]
-83.04%	2771.10	1513.90	200[N]
-	3863.90	1894.40	250[N]
103.96%			

دراسة التوزيع الميكانيكي للإجهاد والانفعال في الزرعات السننية المصنوعة من PEEK مقارنة بزرعات التيتانيوم باستخدام طريقة العناصر المحدودة.

300[N]	2275.60	5050.40	- 121.94%
400[N]	3037.60	7451.60	- 145.31%
500[N]	3800.90	9978.30	- 162.52%
600[N]	4567.00	13674.00	- 199.41%
750[N]	5721.40	17318.00	- 202.69%
900[N]	8603.40	22239.00	- 158.49%

الجدول 6 يوضح قيم الانفعال الاعظمي الرئيسي الأعظمية بوحدة $\mu\epsilon$ عند كل قيمة من قيم القوى

المؤثرة وعلى كل زرعة من الزرعات المستخدمة.

الإجهاد الأعظمي الرئيسي في العظم

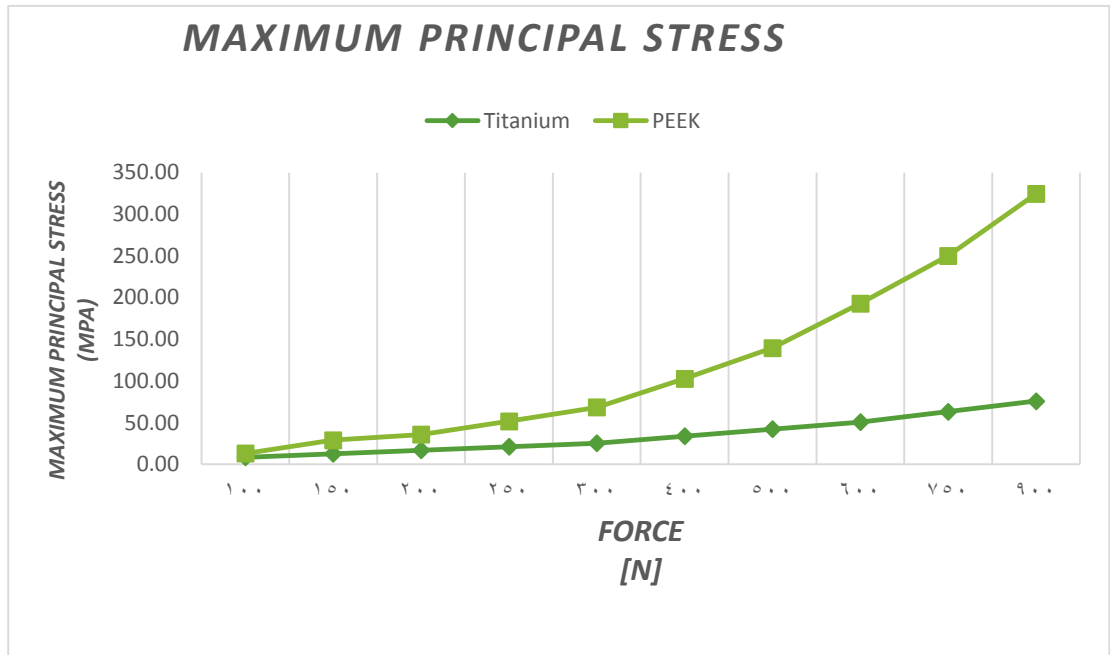
يُعدّ تحليل الإجهاد الرئيسي الأعظمي (Maximum Principal Stress) في العظم المحيط بالزرعة مؤشراً ميكانيكياً مباشراً لتقييم سلوك النسيج العظمي تحت تأثير الأحمال غير المحورية، إذ يعكس أعلى قيمة شدّ أو ضغط يتعرض لها العظم في نقطة معينة، ونظراً لأن العظم مادة هشة نسبياً وأكثر حساسية لإجهادات الشد مقارنة بالقص، فإن دراسة الإجهاد الرئيسي الأعظمي تُعد أكثر ملاءمة لتفسير احتمالية بدء التشققات المجهرية أو تحفيز عمليات إعادة التشكيل العظمي في المناطق ذات التركّزات الإجهادية المرتفعة، لا سيما في العظم القشري العنقي.

أظهر تحليل الإجهاد الرئيسي الأعظمي تحت تحميل مائل بزاوية 45° وضمن مجال قوى يتراوح بين (900N-100) زيادةً تدريجية منتظمة في جميع النماذج المدروسة، سجّل نموذج التيتانيوم أدنى قيم إجهاد عبر مختلف مستويات التحميل، إذ تراوحت القيم بين 8.45MPa عند 100N و 75.87MPa عند 900، مما يدل على تقليل انتقال الإجهادات الشدية إلى العظم نتيجة الصلابة المرتفعة للمادة.

في المقابل، أظهر PEEK النقي أعلى القيم المسجلة، حيث ارتفع الإجهاد الرئيسي الأعظمي من 13.08MPa عند 100 نيوتن إلى 324.48MPa عند 900N، ما يشير إلى انتقال حمل أكبر إلى العظم القشري مع زيادة القوة المطبقة.

دراسة التوزيع الميكانيكي للإجهاد والانفعال في الزرعات السنية المصنوعة من PEEK مقارنة بزرعات التيتانيوم باستخدام طريقة العناصر المحدودة.

تركزت القيم العظمى للإجهاد الرئيسي في منطقة العظم القشري المحيط بعنق الزرعة واللفات الأولى من القلاووظ، مع تناقص تدريجي باتجاه المناطق الأبعد، وهو نمط يتماشى مع آلية انتقال الحمل تحت التحميل المائل. كما كانت القيم المتوسطة أقل بكثير من القيم العظمى، مما يدل على أن تركّز الإجهاد كان موضعياً، وتشير النتائج إلى أن انخفاض معامل المرونة في المواد البوليمرية



يزيد من مقدار الإجهاد الشدي المنقول إلى العظم.

الاستنتاجات:

تم إجراء هذه الدراسة بطريقة رقمية ثلاثية البعد بهدف مواكبة التطور التكنولوجي الحاصل في العالم والاستناد إلى بيانات برمجية موثوقة من حيث النتائج ويمكن استخلاص الاستنتاجات التالية:

- 1- أظهرت النتائج أن معامل مرونة المادة الزرعية يُعد العامل الحاسم في تحديد مقدار الإجهاد الرئيسي الأعظمي والانفعال المنقول إلى العظم القشري، حيث سجّل التيتانيوم أدنى القيم المطلقة، في حين ارتفعت القيم بشكل ملحوظ مع PEEK النقي.
- 2- تجاوزت قيم الإجهاد الرئيسي الأعظمي في PEEK النقي الحدود التقريبية لتحمل العظم القشري لإجهاد الشد عند الأحمال المرتفعة، مما يشير إلى احتمال زيادة مخاطر فرط التحميل الموضوعي مقارنة بالتيتانيوم.
- 3- تركزت القيم العظمي للإجهاد الرئيسي في العظم القشري المحيط بعنق الزرعة واللفات الأولى، مما يؤكد أن التحميل المائل يمثل السيناريو الأكثر حرجاً ميكانيكياً، ويستدعي اختيار مادة تحقق توازناً بين تقليل الإجهادات الشدية ومنع الحجب الإجهادي طويل الأمد.

التوصيات:

- 1- استخدام الزرعات البوليميرية كبداية عن زرعات التيتانيوم في مستقبل الزرعات الحديثة
- 2- مقارنة نتائج الدراسة مع نتائج مخبرية.
- 3- دراسة تأثير تدعيم زرعات PEEK في تحسين خواصه الميكانيكية.

المراجع

- 1– Brunski JB. Biomechanical factors affecting the bone–dental implant interface. Clin Mater. 1992;10(3):153–201. doi:10.1016/0267-6605(92)90049-Y
- 2– Frost HM. Bone “mass” and the mechanostat: A proposal. Anat Rec. 1987;219(1):1–9. doi:10.1002/ar.1092190104
- 3– Geng JP, Tan KBC, Liu GR. Application of finite element analysis in implant dentistry: A review of the literature. J Prosthet Dent. 2001;85(6):585–598. doi:10.1067/mpr.2001.115251
- 4– Himmlová L, Dostálová T, Kácovský A, Konvičková S. Influence of implant length and diameter on stress distribution: A finite element analysis. J Prosthet Dent. 2004;91(1):20–25. doi:10.1016/j.prosdent.2003.10.003

- 5- Niinomi M. Mechanical properties of biomedical titanium alloys.
Mater Sci Eng C. 2008;28(1):1–9. doi:10.1016/j.msec.2006.12.002
- 6- Geetha M, Singh AK, Asokamani R, Gogia AK. Ti based
biomaterials, the ultimate choice for orthopaedic implants – A review.
Prog Mater Sci. 2009;54(3):397–425.
doi:10.1016/j.pmatsci.2008.06.004
- 7- Schwitalla AD, Müller WD. PEEK dental implants: A review of the
literature. J Oral Implantol. 2013;39(6):743–749.
doi:10.1563/AAID-JOI-D-11-00002
- 8- Ma R, Tang T. Current strategies to improve the bioactivity of PEEK.
Int J Mol Sci. 2014;15(4):5426–5445. doi:10.3390/ijms15045426
- 9- Akca, K.; Iplikcioglu, H. Finite element stress analysis of the influence
of staggered versus straight placement of dental implants. Int. J. Oral
Maxillofac. Implants 2001, 16, 722–730. [PubMed].
- 10- Teixeira, E.R.; Sato, Y.; Akagawa, Y.; Shindoi, N. A
comparative evaluation of mandibular finite element models with
different lengths and elements for implant biomechanics. J. Oral
Rehabil. 1998, 25, 299–303. [CrossRef].

- 11- Pierrisnard, L.; Hure, G.; Barquins, M.; Chappard, D. Two dental implants designed for immediate loading: A finite element analysis. Int. J. Oral Maxillofac. Implants 2002, 17, 353–362. [PubMed]
- 12- Kumar, s, et al, (2019), "Effect of nano-sic dispersion on the fracture toughness and impact strenght of PEEK composites"
- 13- E. Menacho-Mendoza a, R. Cedamano-Cuenca b, "Stress analysis and factor of safety in three dental implant systems by finite element analysis" Production and hosting by Elsevier B.V. on behalf of King Saud University. This is an open access article under theCCBY-NC-NDlicense (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>).
- 14- Andrii Kondratiev 1,2,* , Vladislav Demenko" Evaluation of Bone Turnover around Short Finned Implants in Atrophic Posterior Maxilla: A Finite Element Study" Prosthesis 2024, 6, 1170–1188. <https://doi.org/10.3390/prosthesis6050084>
<https://www.mdpi.com/journal/prosthesis>

-
- 15- Ivan gialain et all, 2022, "Peri-implant bone resorption risk of anterior maxilla narrow single implants", VOL9, BIOMATERIAL INVESTIGATIONS IN DENTISTRY.
- 16- Geetha M, Singh AK, Asokamani R, Gogia AK. Ti based biomaterials, the ultimate choice for orthopaedic implants – A review. Prog Mater Sci. 2009;54(3):397–425.
- 17- Niinomi M. Mechanical properties of biomedical titanium alloys. Mater Sci Eng A. 1998;243(1-2):231–236.

مقارنة أداء الأنماط الحلزونية لترانزستورات CNTFET وتأثير عدد الأنابيب المتوازية على خصائص الترانزستور

الباحث: الدكتور خضر راكان بشور - عضو هيئة فنية (مشرف أعمال) في كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية - قسم هندسة الالكترونيات والاتصالات - جامعة حمص

الملخص

تقدم هذه الدراسة مقارنة شاملة لأداء ترانزستورات الأثر الحقلية المصنعة من أنابيب الكربون النانوية (CNTFET) ذات الأنماط الحلزونية الثلاثة Zigzag، Armchair، و Chiral بالإضافة إلى دراسة تأثير عدد الأنابيب النانوية المتوازية (N) على أدائها. تم إجراء المحاكاة باستخدام أداتي CNTbands و FETToy على منصة nanoHUB، حيث تم حساب الخصائص الفيزيائية والكهربائية لثلاثة عشر نمطاً حلزونياً تغطي نطاق أقطار يتراوح بين 0.556 nm و 1.588 nm.

أظهرت النتائج أن الأنابيب من نوع Zigzag و Chiral تتبع العلاقة العكسية بين فجوة الطاقة والقطر ($E_g = 0.852/d$)، بينما تظهر الأنابيب من نوع Armchair سلوكاً معدنياً بفجوة طاقة صفرية تقريباً. كما أثبتت المقارنة المباشرة بين الأنماط (13,0) Zigzag و (10,5) Chiral أن الأداء يعتمد بشكل أساسي على القطر وليس على النمط الحلزوني، حيث بلغ الفرق في تيار التشغيل (I_{on}) حوالي 1% فقط رغم اختلاف النمط.

فيما يخص تأثير عدد الأنابيب المتوازية N، أثبتت النتائج العلاقة الخطية المباشرة بين التيار الكلي وعدد الأنابيب وهي ($I_{D,total} = I_{D1} \cdot N$) لكل من Zigzag و Chiral، مع ميل يتراوح بين 4.42 $\mu A/N$ و 5.56 $\mu A/N$. كما تم تحديد النطاق القطري 1.0-1.2 nm كمنطقة تصميم مثلى للدوائر الرقمية المتوازنة، حيث يحقق الأنبوب (13,0) توازناً مثالياً بين تيار تشغيل مناسب (5.56 μA) وتسريب مقبول ($8.9 \times 10^{-13} A$).

صنفت التطبيقات إلى أربع فئات رئيسية وفقاً لمتطلبات الأداء واستهلاك الطاقة، مع توصيات تصميمية محددة: منخفضة الطاقة جداً للأنبوب (7,0) والأنبوب (6,4) مع $N=1-2$ ، ومنخفضة الطاقة للأنبوب

(10,0) والأنبوب (8,3) مع $N=2-3$ ، ومتوازنة للأنبوب (13,0) والأنبوب (10,5) مع $N=3-5$ ، وعالية الأداء للأنبوب (20,0) والأنبوب (12,7) مع $N=7-10$. تشكل هذه التوصيات إطاراً كميّاً متكاملّاً لتحسين مفاضلة الأداء-الطاقة في ترانزستورات CNTFET من خلال التحكم في النمط الحلزوني وعدد الأنابيب المتوازية.

الكلمات المفتاحية: أنابيب الكربون النانوية، ترانزستورات الأثر الحقلّي، النمط الحلزوني، عدد الأنابيب المتوازية.

Performance Comparison of CNTFET Chiralities and the Effect of Parallel Nanotube Count on Transistor Characteristics

Abstract

This study presents a comprehensive performance comparison of carbon nanotube field-effect transistors (CNTFET) with three chiralities: Armchair, Zigzag, and Chiral, along with an investigation of the effect of the number of parallel nanotubes (N) on their performance. Simulations were conducted using CNTbands 2.0 and FETToy tools on the nanoHUB platform, where the physical and electrical properties of thirteen chiral patterns covering a diameter range from 0.556 nm to 1.588 nm were calculated.

The results demonstrated that Zigzag and Chiral nanotubes follow the inverse relationship between bandgap and diameter ($E_g = 0.852/d$), while Armchair

nanotubes exhibit metallic behavior with nearly zero bandgap. Direct comparison between Zigzag (13,0) and Chiral (10,5) patterns confirmed that performance depends primarily on diameter rather than chirality, with the ON-current (I_{ON}) difference being only about 1% despite different chiralities.

Regarding the effect of parallel nanotubes, the results verified the linear relationship between total current and tube count ($I_{D,total} = I_{D1} \cdot N$) for both Zigzag and Chiral patterns, with slopes ranging from 4.42 $\mu A/N$ to 5.56 $\mu A/N$. The diameter range of 1.0–1.2 nm was identified as the optimal design region for balanced digital circuits, where the (13,0) nanotube achieves an ideal trade-off between adequate ON-current (5.56 μA) and acceptable leakage (8.9×10^{-13} A).

Applications were classified into four main categories based on performance and power requirements, with specific design recommendations: ultra-low power (7,0) and (6,4) with $N=1-2$, low power (10,0) and (8,3) with $N=2-3$, balanced (13,0) and (10,5) with $N=3-5$, and high-performance (20,0) and (12,7) with $N=7-10$. These recommendations provide a comprehensive quantitative framework for optimizing the performance-power trade-off in CNTFET through integrated control of chirality and parallel nanotube count.

Keywords: Carbon nanotubes, field-effect transistors, chirality, parallel nanotubes.

1- المقدمة

شهدت صناعة الإلكترونيات خلال العقود الماضية تطوراً هائلاً، مدفوعاً بقانون مور الذي تتبأ بمضاعفة عدد الترانزستورات على الرقاقة الإلكترونية كل عامين تقريباً. ومع ذلك، فإن هذا المسار التطوري بدأ يواجه تحديات فيزيائية وتكنولوجية حادة، حيث اقتربت أبعاد ترانزستورات السيليكون من المقياس الذري، مما أدى إلى ظهور ظواهر فيزيائية كمومية غير مرغوبة مثل تأثير النفق الكمي وتأثير القناة القصيرة، مما زاد من تيارات التسريب واستهلاك الطاقة الساكنة [1]. وقد دفعت هذه التحديات الباحثين إلى البحث عن مواد وتقنيات جديدة، حيث برزت أنابيب الكربون النانوية (CNTs) كمرشح واعد بفضل خصائصها الإلكترونية الفريدة [2].

تعد ترانزستورات الأثر الحقل المصنعة من أنابيب الكربون النانوية (CNTFET) من أهم تطبيقات هذه المواد، حيث أظهرت تفوقاً على ترانزستورات السيليكون من حيث السرعة واستهلاك الطاقة، وذلك بفضل بنيتها أحادية البعد وخصائصها مثل الحركية العالية للحوامل والنقل الباليستي. وقد أظهرت الدراسات الحديثة أن ترانزستورات CNTFET يمكنها تحقيق تحسناً بنحو خمسة أضعاف في ناتج الطاقة-التأخير مقارنة بأجهزة السيليكون، إضافة إلى قابلية تصغير فائقة وقدرة على العمل بجهود منخفضة تقلل من استهلاك الطاقة الساكنة [3].

تتميز أنابيب الكربون النانوية بخاصية فريدة، وهي أن خواصها الكهربائية تعتمد بشكل حاسم على النمط الحلزوني (Chirality) الذي يُحدد بواسطة المتجه (n, m) [4]. ويمكن للأنابيب أن تكون معدنية (Armchair) أو نصف ناقلة (Zigzag) أو (Chiral) وفقاً لقيمة (n, m) ، مما يسمح بتصميم أنابيب بخصائص كهربائية مخصصة. وقد أظهرت الأبحاث السابقة أن النمط الحلزوني يؤثر بشكل مباشر على القطر وفجوة الطاقة [5]، كما أن جهد العتبة يتغير بتغير قطر الأنبوب [5].

يواجه الباحثون تحدياً في التصنيع الفعلي لترانزستورات CNTFET، يتمثل في التيار المنخفض نسبياً الذي يمكن تمريره من خلال أنبوب نانوي واحد، الحل الشائع لهذه المشكلة هو استخدام عدة أنابيب نانوية متوازية (N) لتشكيل قناة الترانزستور، مما يزيد من تيار التشغيل الكلي بنسبة N مرة. ومع ذلك، فإن زيادة عدد الأنابيب تؤدي أيضاً إلى زيادة السعة الطفيلية وتيار التسريب، مما يستدعي إيجاد توازن دقيق [6].

على الرغم من الدراسات المكثفة التي تناولت تأثير النمط الحلزوني على خصائص الأنابيب النانوية وترانزستورات CNTFET ، إلا أن معظم هذه الدراسات ركزت على الأنابيب المتعرجة (Zigzag) بشكل منفرد، دون تقديم مقارنة شاملة ومنهجية بين الأنماط الحلزونية الثلاثة Zigzag ، Armchair ، Chiral تحت نفس الظروف [3]. كما أن تأثير عدد الأنابيب المتوازية (N) على مختلف مقاييس الأداء لم يُدرس بشكل منهجي [13].

لذلك، تهدف هذه الدراسة إلى سد هذه الفجوة البحثية من خلال تقديم مقارنة شاملة لأداء الأنماط الحلزونية الثلاثة، ودراسة تأثير عدد الأنابيب المتوازية، باستخدام أدوات المحاكاة المتاحة على منصة nanoHUB، وهي منصة مفتوحة الوصول توفر بيئة متكاملة لمحاكاة الأجهزة النانوية.

2- هدف الدراسة

يهدف هذا البحث إلى إجراء مقارنة شاملة لأداء الأنماط الحلزونية الثلاثة Zigzag ، Armchair ، Chiral لترانزستورات CNTFET ، ودراسة تأثير عدد الأنابيب المتوازية على أدائها، وذلك من خلال:

1. دراسة الفروق في الأداء الكهربائي بين الأنماط الثلاثة Zigzag ، Armchair ، Chiral تحت ظروف محاكاة موحدة، وتحليل كيفية انعكاس النمط الحلزوني على كل من القطر، فجوة الطاقة، تيار التشغيل (I_{ON}) ، تيار التسريب (I_{OFF}) ، جهد العتبة (V_{th})، والناقلية التبادلية (g_m).
2. تحليل تأثير تغيير عدد الأنابيب المتوازية N على مقاييس الأداء الرئيسية، وتحديد العلاقة بين N وكل من I_{ON} ، I_{OFF} ، g_m ، ونسبة I_{ON}/I_{OFF} ، عبر الأنماط المختلفة.
3. حساب واستخلاص مقاييس الأداء (قيم I_{ON} ، I_{OFF} ، V_{th} ، g_m ، ونسبة I_{ON}/I_{OFF}) لكل نمط حلزوني ولكل قيمة N ، وتنظيمها في جداول مرجعية شاملة.
4. دراسة كيفية اختلاف علاقة فجوة الطاقة مع القطر بين الأنماط نصف الناقلية Zigzag و Chiral مقارنة بالأنماط المعدنية Armchair ، مع التركيز على تأثير النمط الحلزوني في تحديد السلوك الكهربائي، وذلك لدعم النتائج المستخلصة من المقارنة بين الأنماط.
5. تحديد النمط الحلزوني الأمثل والعدد المناسب من الأنابيب المتوازية (N) حسب متطلبات التطبيق، مع تصنيف التطبيقات إلى أربع فئات: منخفضة الطاقة جداً والتي تحقق أقل قيمة

لـ I_{OFF} ، منخفضة الطاقة والتي توفر قيمة متوسطة لتيار التشغيل وتيار التسريب، عالية الأداء والتي تحقق أعلى قيمة لـ I_{ON} ، متوازنة والتي تحقق أفضل نسبة لـ I_{ON}/I_{OFF} .

6. بناء قاعدة بيانات شاملة تضم جميع النتائج (الجدول والأشكال البيانية) لأداء ترانزستورات الأثر الحثي (CNTFET) لمختلف الأنماط الحلزونية وأعداد الأنابيب المتوازية، لتكون مرجعاً للباحثين والمصممين في المستقبل.

3- البنية الهندسية لأنابيب الكربون النانوية وتصنيفها حسب النمط الحلزوني:

يمكن تصور أنبوب الكربون النانوي على أنه رقاقة من الجرافين (طبقة واحدة من ذرات الكربون مرتبة في شبكة سداسية) تم لفها على شكل أسطوانة مجوفة، يتم تحديد كيفية لف الرقاقة بواسطة ما يعرف بـ شعاع النمط الحلزوني، والذي يُعطى بالعلاقة: [7]

$$\vec{C}_h = n\vec{a}_1 + m\vec{a}_2 = (n, m) \quad (1)$$

حيث n و m هما عدداً صحيحان، و $\vec{a}_1$ و $\vec{a}_2$ هما متجهي الوحدة الأساسيان لشبكة الجرافين. تتحدد الخصائص الهندسية للأنبوب النانوي من خلال قطر الأنبوب النانوي وزاوية اللف له [8]:

$$d = \frac{a_{cc}}{\pi} \sqrt{n^2 + m^2 + nm} \quad (2)$$

$$\theta = \tan^{-1}\left(\frac{\sqrt{3}m}{2n+m}\right) \quad (3)$$

حيث a_{cc} هو طول الرابطة بين ذرتي كربون متجاورتين ولها القيمة: $a_{cc} = 0.142nm$. وتعطى فجوة الطاقة للأنابيب النانوية نصف الناقلية بالعلاقة [7]:

$$E_g = \frac{0.852}{d} \quad (4)$$

وتصنف الأنابيب النانوية حسب النمط الحلزوني إلى Zigzag، Chiral، Armchair، وذلك حسب زاوية اللف حسب الجدول 1 [7]:

الجدول 1. تصنيف الأنابيب النانوية حسب النمط الحلزوني

النوع	الشرط	السلوك الكهربائي	زاوية اللف
Zigzag	$m = 0$	معدي إذا كان n من مضاعفات 3، وإلا يكون نصف ناقل.	0°
Chiral	$n \neq m \neq 0$	معدي إذا كان $(n-m)$ من مضاعفات 3، وإلا يكون نصف ناقل.	$0^\circ < \theta < 30^\circ$
Armchair	$n = m$	معدي دائماً	30°

وتجدر الإشارة إلى أن حوالي ثلث الأنابيب النانوية تكون معدنية، بينما يكون الثلثان الباقيان نصف ناقلة [7].

ويعطى جهد العتبة للترانزستور المصنع من الأنابيب النانوية CNTFET بالعلاقة [7]:

$$V_{th} = \frac{0.42}{d} \quad (5)$$

حيث d هو قطر الأنبوب النانوي بوحدة النانومتر (nm)

4- مواد البحث وطرائقه:

تم استخدام منصة nanoHUB (www.nanohub.org) لإجراء جميع عمليات المحاكاة في هذا البحث، وهي منصة إلكترونية متخصصة في أبحاث النانوتكنولوجيا، تديرها مؤسسة العلوم الوطنية الأمريكية (NSF) بالتعاون مع جامعة بيردو. توفر المنصة مجموعة واسعة من أدوات المحاكاة المتاحة عبر الإنترنت، مما يسهل على الباحثين إجراء محاكاة دقيقة للأجهزة النانوية دون الحاجة إلى تثبيت برامج معقدة. تم اختيار أداتي المحاكاة CNTbands 2.0 و FETToy نظراً لكونهما من أكثر الأدوات استخداماً في مجال محاكاة CNTFETs، ولما توفره من دقة عالية في حساب الخصائص الفيزيائية والكهربائية للأنابيب النانوية والترانزستورات. حيث تتيح الأداة CNTbands 2.0 حساب الخصائص الفيزيائية للأنابيب النانوية (كالقطر، فجوة الطاقة، وزاوية اللف)، بينما تتيح الأداة FETToy محاكاة خصائص الترانزستور المختلفة (كمحنيات التيار-جهد، الناقلية التبادلية، وغيرها).

5- منهجية المحاكاة والنمذجة النظرية:

بناءً على الخلفية النظرية السابقة، يقدم هذا القسم منهجية المحاكاة المستخدمة في هذه الدراسة، بما في ذلك الأنماط الحلزونية المختارة، إعدادات المحاكاة، خطوات التنفيذ، بالإضافة إلى النماذج الفيزيائية والرياضية المستخدمة في نمذجة ترانزستورات CNTFET ومقاييس الأداء الأساسية لتقييم أداء الأنماط الحلزونية الثلاثة وتأثير عدد الأنابيب المتوازية.

1-5 الأنماط الحلزونية المختارة:

تم اختيار الأنماط الحلزونية وفق معايير تمثيل الأنواع الثلاثة Chiral، Zigzag، Armchair مع تغطية نطاق أقطار واسع (0.5–1.6 nm) وقد تم حساب الخصائص الفيزيائية (القطر، فجوة الطاقة، زاوية اللف) باستخدام أداة CNTbands 2.0 على منصة nanoHUB وفق الجدول 2.

الجدول 2. الأنماط المختارة للأنابيب النانوية

النوع	الأنماط (n,m)
Armchair	(5,5) (7,7) (10,10)
Zigzag	(7,0) (10,0) (13,0) (19,0) (20,0)
Chiral	(6,4) (8,3) (10,5) (10,6) (12,7)

2-5 إعدادات المحاكاة:

اعتمدت المحاكاة على الإعدادات الثابتة التالية المبينة في الجدول 3:

الجدول 3. الإعدادات الثابتة في المحاكاة

البارامتر	القيمة	الوحدة
جهد المصرف (V_{DS})	1.0	V
جهد البوابة (V_{GS})	$0 \rightarrow 1$	V

K	300	درجة الحرارة (T)
nm	1.5	سمك عازل البوابة (t_{ox})
-	3.9 (SiO ₂)	ثابت العازل (ϵ_r)
nm	20	طول القناة (L)

أما الإعدادات المتغيرة في المحاكاة فتمثلت بعدد الأنابيب النانوية N حيث إن N تغيرت حسب القيم التالية 1,2,3,5,7,10. عند استخدام عدة أنابيب نانوية متوازية، يُفترض في النماذج المثالية أن التيار الكلي يزداد خطياً مع عدد الأنابيب وفقاً للعلاقة $I_{D,total} = N \cdot I_{D1}$ ، وقد أظهرت الدراسات التجريبية على مصفوفات الأنابيب المتوازية صحة هذا الافتراض، حيث يتم جمع التيارات من كل أنبوب على حدة لتكوين التيار الكلي [9]. ومع ذلك، تجدر الإشارة إلى أن هذه العلاقة قد لا تكون خطية تماماً عند الكثافات العالية للأنابيب بسبب تأثير الحجب الناتج عن تداخل المجالات الكهربائية للقنوات المتجاورة، مما يستدعي تصميمًا دقيقاً لتحديد المسافات والكثافات المثلى [10].

3-5 نموذج النقل الكمي:

تم استخدام نموذج النقل الباليستي لحساب خصائص التيار-الجهد للترانزستورات المدروسة، وذلك من خلال أداة المحاكاة FETToy، يقوم هذا النموذج على مبدأ حساب احتمالية انتقال الحاملات عبر القناة بين المصرف والمنبع، وهو مناسب لوصف النقل الإلكتروني في الأنابيب النانوية أحادية البعد حيث يكون متوسط المسار الحر للحاملات أكبر من طول القناة، مما يسمح باعتبار النقل باليستي. وقد اعتمدت منهجية المحاكاة في هذه الدراسة على نموذج لانداور للنقل الباليستي.

4-5 مقاييس الأداء الأساسية

تم حساب المقاييس التالية باستخدام أداة FETToy [11]:

- تيار التشغيل I_{ON} وهو التيار المار في الترانزستور عند $V_{GS}=V_{DD}$ و $V_{DS}=V_{DD}$
- تيار الإيقاف (التسريب) I_{OFF} وهو التيار المار في الترانزستور عند $V_{GS}=0V$ و $V_{DS}=V_{DD}$
- جهد العتبة للترانزستور V_{th} وهو جهد البوابة الذي يبدأ عنده الترانزستور بالتوصيل، ويتم استخلاصه بطريقة الاستكمال الخطي من منحنيات I_D-V_{GS} .

- الناقلية التبادلية g_m وهي مقياس لكفاءة التحكم في التيار بواسطة البوابة، وتحسب من العلاقة $g_m = \frac{\partial I_D}{\partial V_{GS}}$.
- نسبة I_{ON}/I_{OFF} وهي النسبة بين تيار التشغيل وتيار التسريب، وتعد مقياساً أساسياً لكفاءة الطاقة في الترانزستورات الرقمية.

5-5 خطوات تنفيذ المحاكاة:

تم تنفيذ المحاكاة وفق الخطوات التالية:

- الخطوة 1: حساب الخصائص الفيزيائية باستخدام CNTbands 2.0: تم إدخال الأنماط الحلزونية المختارة (الجدول 2) في أداة CNTbands 2.0 ، وتم حساب كل من (القطر، فجوة الطاقة، وزاوية اللف) لكل نمط.
- الخطوة 2: محاكاة الترانزستور باستخدام FETToy: تم إدخال قيم الأقطار المستخلصة من الخطوة السابقة، بالإضافة إلى الإعدادات الثابتة (الجدول 3)، في أداة FETToy لمحاكاة خصائص الترانزستور. وتم الحصول على منحنيات النقل (I_D-V_G) ، واستخلاص قيم التيار في حالة التشغيل (I_{ON}) ، التيار في حالة الإيقاف (I_{OFF}) ، جهد العتبة (V_{th})، والناقلية التبادلية g_m ، وتكررت هذه الخطوة لكل نمط حلزوني ولكل قيمة من قيم N .
- الخطوة 3: تحليل النتائج: تم تجميع النتائج في جداول، وحساب النسب والمقاييس المشتقة منها، ورسم الأشكال البيانية اللازمة للمقارنة والتحليل.

6- النتائج ومناقشتها:

بتطبيق منهجية المحاكاة الموضحة أعلاه، تم الحصول على النتائج التالية التي سيتم عرضها ومناقشتها:

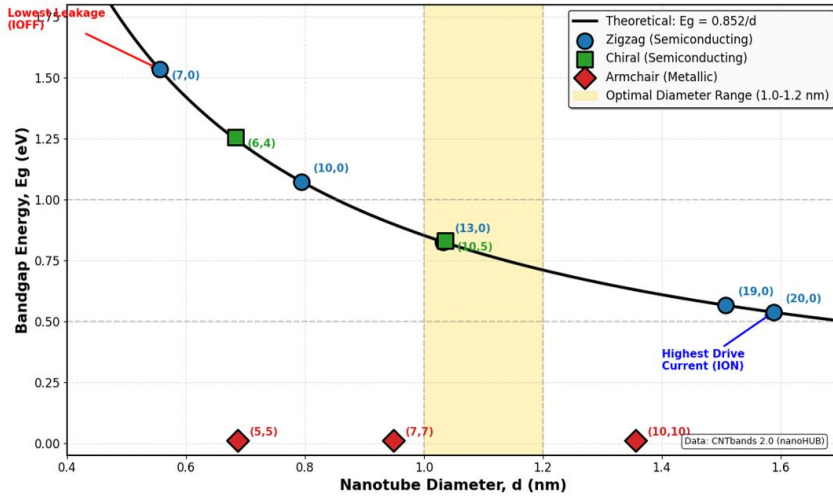
6-1 الخصائص الفيزيائية للأنماط الحلزونية:

تم حساب الخصائص الفيزيائية للأنماط الحلزونية الثلاثة باستخدام أداة CNTbands 2.0 على منصة nanoHUB، ويلخص الجدول 4 القيم المحسوبة للقطر وفجوة الطاقة وزاوية اللف لكل نمط.

الجدول 4. الخصائص الفيزيائية للأنماط الحلزونية المختارة

النوع	(n,m)	القطر (nm)	فجوة الطاقة (eV)	زاوية اللف (°)	السلوك
Armchair	(5,5)	0.391	0.0109	30.0	معدني
Armchair	(7,7)	0.548	0.0109	30.0	معدني
Armchair	(10,10)	0.783	0.0109	30.0	معدني
Zigzag	(7,0)	0.556	1.533	0.0	نصف ناقل
Zigzag	(10,0)	0.794	1.073	0.0	نصف ناقل
Zigzag	(13,0)	1.032	0.825	0.0	نصف ناقل
Zigzag	(19,0)	1.508	0.565	0.0	نصف ناقل
Zigzag	(20,0)	1.588	0.537	0.0	نصف ناقل
Chiral	(6,4)	0.683	1.254	23.4	نصف ناقل
Chiral	(8,3)	0.782	1.089	15.3	نصف ناقل
Chiral	(10,5)	1.036	0.831	19.1	نصف ناقل
Chiral	(10,6)	1.096	0.768	21.8	نصف ناقل
Chiral	(12,7)	1.327	0.642	21.4	نصف ناقل

يوضح الشكل 1 العلاقة بين فجوة الطاقة (E_g) وقطر الأنبوب النانوي (d) للأنماط الحلزونية الثلاثة. يمثل المحور الأفقي قطر الأنبوب النانوي بوحدة النانومتر (nm) ، بينما يمثل المحور العمودي فجوة الطاقة بوحدة الإلكترون فولت (eV) الخط المتصل الأسود يمثل العلاقة النظرية، بينما تمثل النقاط الزرقاء الأنابيب من نوع Zigzag، والنقاط الخضراء الأنابيب من نوع Chiral، والنقاط الحمراء الأنابيب من نوع Armchair .



الشكل 1. فجوة النطاق مقابل القطر للأنماط الحلزونية الثلاثة

تُظهر نتائج الجدول 4 أنه بالنسبة للأنابيب من نوع Armchair ، فهي تظهر سلوكاً معدنياً بفجوة طاقة صفرية تقريباً (0.0109 eV) بغض النظر عن قطرها، وذلك لأن شرط $n=m$ يجعلها معدنية دائماً وفقاً لقاعدة التصنيف ($n-m$) من مضاعفات 3 [7]. وهذا السلوك المعدني للأنابيب Armchair يتوافق مع ما ورد في [11]، والتي أكدت أن الأنابيب من نوع ($n=m$) تكون معدنية دائماً بغض النظر عن قطرها.

وكذلك فإن فجوة الطاقة للأنابيب النانوية نصف الناقلة Zigzag و Chiral تتبع العلاقة العكسية مع القطر $E_g = \frac{0.852}{d}$ ، حيث سجّل الأنبوب (7,0) ذو القطر الأصغر (0.556 nm) أعلى قيمة لفجوة الطاقة (1.533 eV)، بينما سجّل الأنبوب (20,0) ذو القطر الأكبر (1.588 nm) أقل قيمة (0.537 eV) بين الأنابيب نصف الناقلة. هذا يتوافق مع ما ورد في الأبحاث السابقة [7، 8]، والتي أكدت أن فجوة النطاق في أنابيب الكربون النانوية نصف الناقلة ترتبط عكسياً مع القطر، ، يؤكد هذا أن النمط الحلزوني (Chirality) هو المحدد الأساسي لكون الأنبوب معدنياً أم نصف ناقل، وفي الأنابيب نصف الناقلة، فإن القطر يصبح العامل الحاسم في تحديد قيم فجوة الطاقة وبالتالي يحدد معالم الأداء الكهربائي كتيار التشغيل والتسريب.

2-6 خصائص التيار-الجهد للترانزستور

6-2-1 منحنيات النقل (I_D-V_G) لأنابيب Zigzag و Chiral:

تم حساب منحنيات النقل (I_D-V_G) للأنماط المختلفة باستخدام أداة FETToy عند $V_{DS} = 1\text{ V}$ و $N=1$ ، ويلخص الجدول 5 قيم مقاييس الأداء المستخلصة من هذه المحاكاة لعدة أنابيب Zigzag، ويلخص الجدول 6 قيم مقاييس الأداء المستخلصة من هذه المحاكاة لعدة أنابيب Chiral.

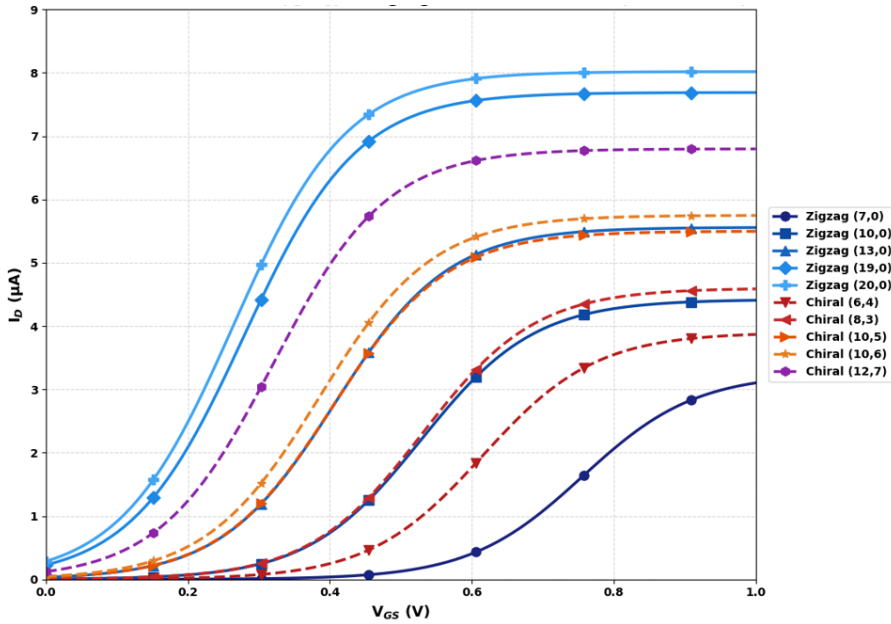
الجدول 5. مقاييس الأداء لعدة أنابيب Zigzag

النمط	I_{ON} (μA)	I_{OFF} (A)	V_{th} (V)	gm (μS)	I_{ON}/I_{OFF}
(7,0)	3.25	2.3×10^{-18}	0.756	0.12	1.41×10^{12}
(10,0)	4.42	6.8×10^{-15}	0.529	0.18	6.50×10^8
(13,0)	5.56	8.9×10^{-13}	0.407	0.22	6.25×10^6
(19,0)	7.69	2.7×10^{-10}	0.279	0.31	2.85×10^4
(20,0)	8.02	4.7×10^{-10}	0.264	0.32	1.71×10^4

الجدول 6. مقاييس الأداء لعدة أنابيب Chiral

النمط	I_{ON} (μA)	I_{OFF} (A)	V_{th} (V)	gm (μS)	I_{ON}/I_{OFF}
(6,4)	3.90	8.0×10^{-16}	0.615	0.15	4.9×10^9
(8,3)	4.60	1.2×10^{-14}	0.530	0.18	3.8×10^8
(10,5)	5.50	1.0×10^{-12}	0.405	0.22	5.5×10^6
(10,6)	5.75	3.8×10^{-12}	0.385	0.23	1.5×10^6
(12,7)	6.80	6.5×10^{-11}	0.320	0.27	1.0×10^5

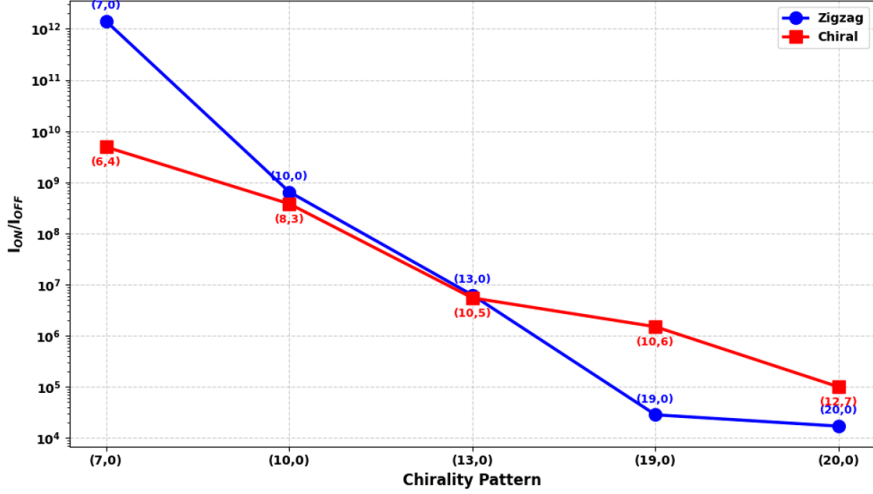
يوضح الشكل 2 منحنيات النقل (I_D-V_G) للأنماط Zigzag (خطوط متصلة) و Chiral (خطوط متقطعة) على مقياس خطي.



الشكل 2. منحنيات النقل (I_D - V_G) للأنماط Zigzag و Chiral على مقياس خطي عند $N=1$

يتضح من الشكل 2 أن الأنابيب ذات الأقطار الصغيرة تُظهر جهد عتبة أعلى و تيار تشغيل أقل، بينما تُظهر الأنابيب ذات الأقطار الكبيرة جهد عتبة أقل و تيار تشغيل أعلى. كما يظهر التشابه في الأداء بين الأنماط المتقاربة القطر مثل Zigzag (13,0) و Chiral (10,5)، مما يؤكد أن القطر هو العامل الأساسي في تحديد الأداء.

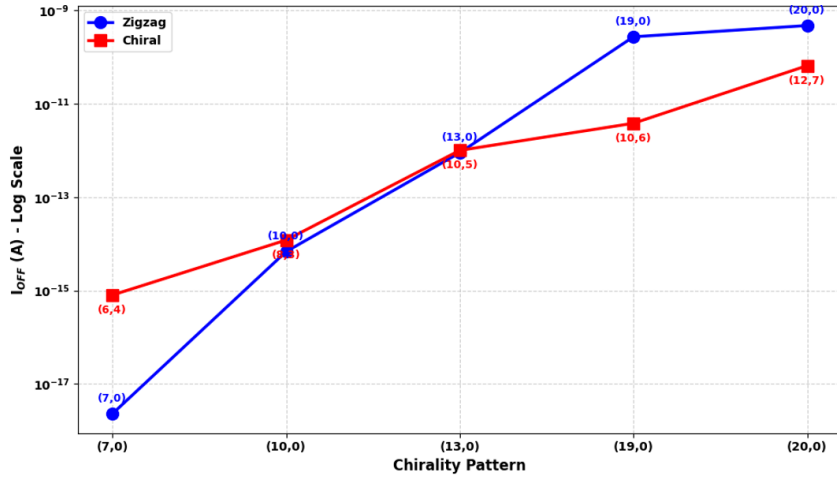
يوضح الشكل 3 نسبة I_{ON}/I_{OFF} لأنماط Zigzag (الدوائر الزرقاء) و Chiral (المربعات الحمراء) عند $N=1$ ، على مقياس لوغاريتمي.



الشكل 3. منحنيات I_{ON}/I_{OFF} لأنماط Zigzag و Chiral عند $N=1$

يتضح من الشكل 3 أن هذه النسبة تتناقص بشكل حاد مع زيادة قطر الأنبوب، حيث تتراوح في حالة Zigzag من 1.41×10^{12} للأنبوب (7,0) إلى 1.71×10^4 للأنبوب (20,0)، وفي حالة Chiral من 4.9×10^9 للأنبوب (6,4) إلى 1.0×10^5 للأنبوب (12,7). هذا التناقص يعود إلى زيادة I_{OFF} مع زيادة القطر، مما يجعل الأنابيب فاتئة الصغر مثالية للتطبيقات منخفضة الطاقة جداً، وفي حالة الأنبوب (7,0)، تصل النسبة إلى 1.41×10^{12} ، وهي قيمة استثنائية تفوق بكثير ما هو متاح في تقنيات CMOS التقليدية، فقد أظهرت الدراسات الحديثة أن نسبة I_{ON}/I_{OFF} لترانزستورات CNTFET يمكن أن تتفوق على نظيراتها في MOSFET بعشرات المرات، مع قدرة فاتئة على تقليل تيارات التسريب واستهلاك الطاقة في التطبيقات منخفضة الجهد [12]. كما تلاحظ مرة أخرى التشابه في الأداء بين الأنماط المتقاربة القطر، حيث يظهر الأنبوبان (13,0) Zigzag و Chiral (10,5) قيمةً متقاربة (6.25×10^6) مقابل (6.25×10^6)، مما يؤكد أن القطر هو العامل الأساسي في تحديد نسبة I_{ON}/I_{OFF} وليس النمط الحلزوني.

يوضح الشكل 4 تيار التسريب لأنماط Zigzag و Chiral عند $N=1$ ، على مقياس لوغاريتمي.



الشكل 4. منحنيات I_{OFF} للأنماط Zigzag و Chiral عند $N=1$

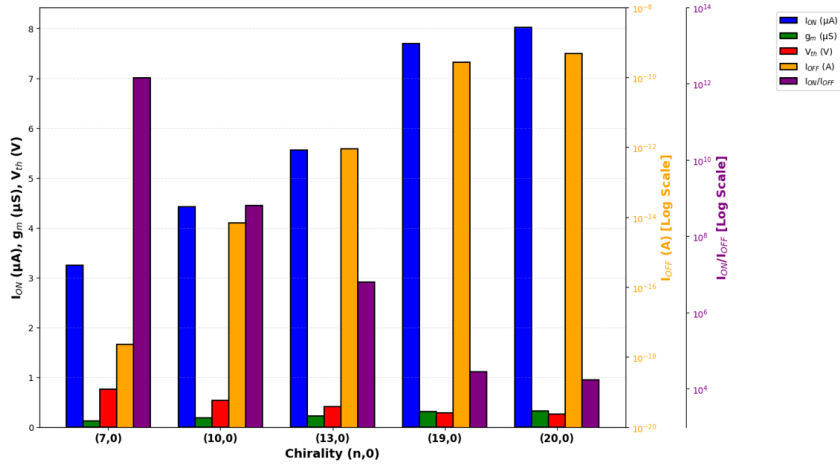
يتضح من الشكل أن I_{OFF} يزداد بشكل ملحوظ مع زيادة قطر الأنبوب. ففي حالة Zigzag ، تتراوح قيمته من $2.3 \times 10^{-18} A$ للأنبوب (7,0) إلى $4.7 \times 10^{-10} A$ للأنبوب (20,0)، أي بفارق يزيد عن 8 مراتب قياسية. وبالمثل، تتراوح قيمته في حالة Chiral من $8.0 \times 10^{-16} A$ للأنبوب (6,4) إلى $6.5 \times 10^{-11} A$ للأنبوب (12,7).

هذا السلوك يعكس العلاقة العكسية بين فجوة الطاقة والقطر، حيث أن الأنابيب ذات الأقطار الصغيرة تمتلك فجوات طاقة أكبر، مما يحد من تيار التسريب بشكل كبير. كما تلاحظ المقارنة المباشرة بين الأنماط المتقاربة القطر، حيث يظهر الأنبوبان Zigzag (13,0) و Chiral (10,5) (بأقطار 1.032 nm و 1.036 nm على التوالي) قيمةً متقاربة جداً لـ I_{OFF} ($8.9 \times 10^{-13} A$ مقابل $1.0 \times 10^{-12} A$). مما يؤكد أن القطر هو العامل الأساسي في تحديد تيار التسريب وليس النمط الحلزوني بحد ذاته.

6-2-2 مقارنة شاملة لمقاييس الأداء للأنماط Zigzag:

يوضح الشكل 5 مقارنة شاملة لمقاييس الأداء للأنماط Zigzag المختلفة عند $N=1$ و $V_{DS} = 1V$ ، يمثل المحور الأفقي الأنماط الحلزونية (7,0)، (10,0)، (13,0)، (19,0)، (20,0). يمثل المحور الأيمن (الأول) قيم I_{ON} (μA) بالأعمدة الزرقاء، و g_m (μS) بالأعمدة الخضراء، و V_{th} (V) بالأعمدة

الحمراء. بينما يمثل المحور الأيسر قيم I_{OFF} (A) بالأعمدة البرتقالية على مقياس لوغاريتمي، ونسبة I_{ON}/I_{OFF} بالأعمدة البنفسجية على مقياس لوغاريتمي.



الشكل 5. مقارنة شاملة لمقاييس الأداء للأنماط Zigzag المختلفة عند N=1

يتضح الشكل 5 بوضوح ثلاث علاقات أساسية تربط القطر بالأداء:

- العلاقة العكسية بين V_{th} والقطر حيث يلاحظ أن جهد العتبة ينخفض من 0.756V للأنبوب (7,0) إلى 0.264V للأنبوب (20,0)، مما يعكس زيادة فجوة الطاقة مع صغر القطر.
- العلاقة الطردية بين I_{ON} والقطر فنلاحظ أنه يزداد تيار التشغيل من 3.25μA للأنبوب (7,0) إلى 8.02μA للأنبوب (20,0)، حيث توفر الأقطار الأكبر مساحة أكبر لمرور التيار.
- العلاقة العكسية بين I_{ON}/I_{OFF} والقطر فتتناقص النسبة من 1.41×10^{12} للأنبوب (7,0) إلى 1.71×10^4 للأنبوب (20,0)، نتيجة للزيادة الحادة في تيار التسريب مع زيادة القطر.
- كما يظهر الشكل أن الناقلية التبادلية g_m تزداد مع زيادة القطر، حيث تتراوح من 0.12μS للأنبوب (7,0) إلى 0.32μS للأنبوب (20,0)، مما يعكس تحسّن كفاءة التحكم في التيار بواسطة البوابة مع زيادة القطر.

تؤكد هذه النتائج أن اختيار القطر المناسب يسمح بضبط أداء الترانزستور حسب متطلبات التطبيق، حيث يمكن تصميم أنابيب ذات أقطار صغيرة لتطبيقات الطاقة فائقة الانخفاض، وأنابيب ذات أقطار كبيرة لتطبيقات الأداء العالي.

3-6 تأثير عدد الأنابيب المتوازية على الأداء:

تم اختيار الأنماط المتعرجة (10,0) (Zigzag) و (13,0) لإجراء دراسة تأثير عدد الأنابيب المتوازية (N) نظراً لكونها الأكثر استقراراً وتناسقاً في الخصائص، ولضمان الاتساق مع الأبحاث السابقة. يختلف النمطان في القطر 0.794nm مقابل 1.032nm وفجوة الطاقة 1.073eV مقابل 0.825eV، مما يسمح بتقييم مدى ثبات العلاقة الخطية عبر أنماط مختلفة. كما تم توسيع الدراسة لتشمل أنماط Chiral (8,3) و (10,5) لإجراء مقارنة شاملة.

يوضح الجدولان 7 و 8 تأثير N على مقاييس الأداء للأنبوبين (13,0) و (10,0) على التوالي.

الجدول 7. تأثير N على أداء الأنبوب (13,0)

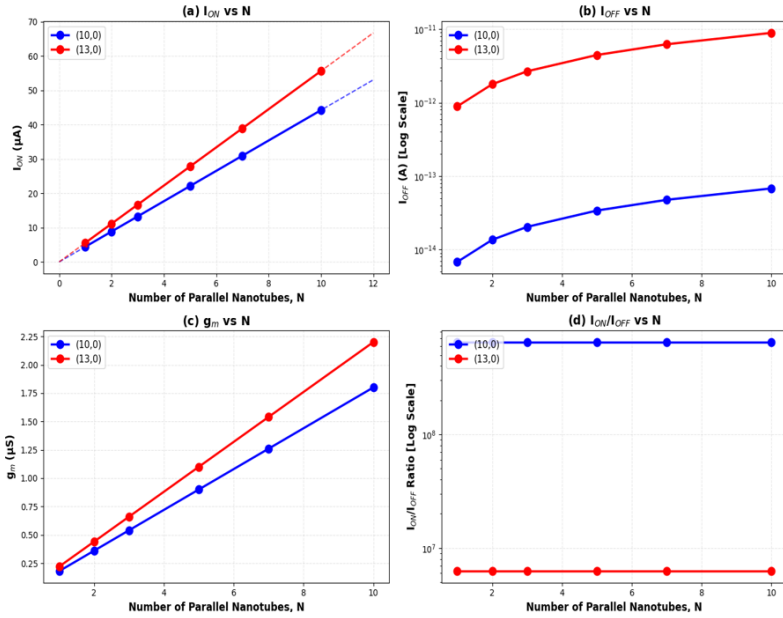
I_{ON}/I_{OFF}	$g_m (\mu S)$	$I_{OFF} (A)$	$I_{ON} (\mu A)$	N
6.25×10^6	0.22	8.9×10^{-13}	5.56	1
6.25×10^6	0.44	1.78×10^{-12}	11.12	2
6.25×10^6	0.66	2.67×10^{-12}	16.68	3
6.25×10^6	1.10	4.45×10^{-12}	27.80	5
6.25×10^6	1.54	6.23×10^{-12}	38.92	7
6.25×10^6	2.20	8.90×10^{-12}	55.60	10

الجدول 8. تأثير N على أداء الأنبوب (10,0)

I_{ON}/I_{OFF}	$g_m (\mu S)$	$I_{OFF} (A)$	$I_{ON} (\mu A)$	N
6.50×10^8	0.18	6.80×10^{-15}	4.42	1
6.50×10^8	0.36	1.36×10^{-14}	8.84	2
6.50×10^8	0.54	2.04×10^{-14}	13.26	3
6.50×10^8	0.90	3.40×10^{-14}	22.10	5

6.50×10^8	1.26	4.76×10^{-14}	30.94	7
6.50×10^8	1.80	6.80×10^{-14}	44.20	10

يوضح الشكل 6 تأثير عدد الأنابيب المتوازية (N) على مقاييس الأداء للأنبوبين (10,0) و (13,0) من خلال أربعة أشكال جزئية: (a) تيار التشغيل ION، (b) تيار التسريب IOFF على مقياس لوغاريتمي، (c) الناقلية التبادلية gm، (d) نسبة ION/IOFF على مقياس لوغاريتمي.



الشكل 6. تأثير عدد الأنابيب المتوازية (N) على مقاييس الأداء للأنبوبين (10,0) و (13,0) يتضح من الشكل 6 أن كلا الأنبوبين يظهران علاقة خطية بين I_{ON} و g_m مع N ، وعلاقة خطية لـ I_{OFF} مع N على المقياس اللوغاريتمي، بينما تبقى نسبة I_{ON}/I_{OFF} ثابتة. وبلغ الميل $4.42 \mu A/N$ للأنبوب (10,0) و $5.56 \mu A/N$ للأنبوب (13,0)، مما يؤكد صحة النموذج $I_{D,total} = I_{D1} \cdot N$ ويفسر الفرق في الميل بأن الأنبوب (13,0) يتمتع بتيار أساسي أعلى لكل أنبوب بسبب قطره الأكبر وفجوة طاقته الأصغر.

تتفق هذه النتائج مع ما توصل إليه الدراسة [13] من أن التيار الكلي يزداد خطياً مع عدد الأنابيب المتوازية وفق العلاقة $I_{D,total} = I_{D1} \cdot N$ كما أن قيم الميل المحسوبة للأنبوب (10,0) و للأنبوب

(13,0) تقع ضمن النطاق المتوقع مقارنة بالدراسات السابقة التي أشارت إلى أن الأنابيب ذات الأقطار الأكبر توفر تياراً أساسياً أعلى لكل أنبوب.

يوضح الجدولان 9 و 10 تأثير N على مقاييس الأداء للأنبوبين (8,3) و (10,5) من نوع Chiral

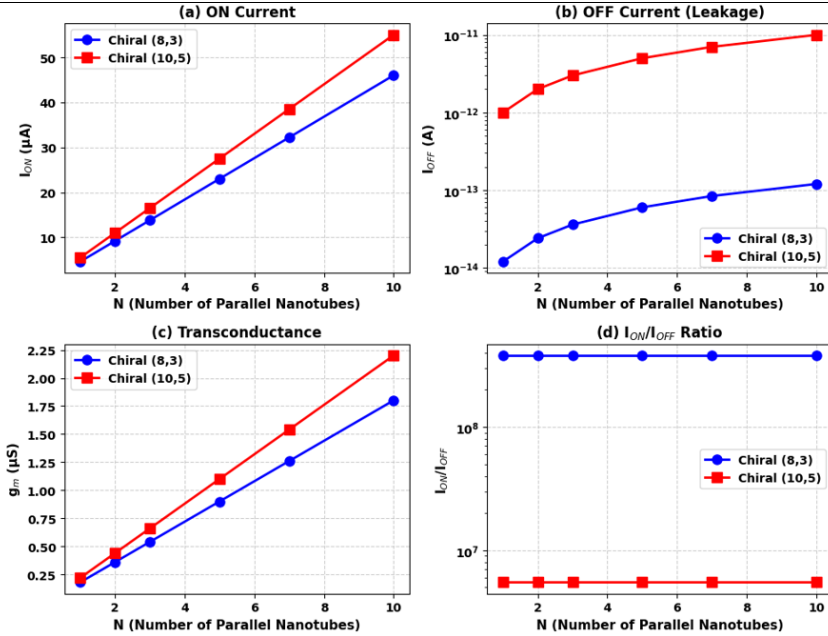
الجدول 9. تأثير N على أداء الأنبوب (8,3)

I_{ON}/I_{OFF}	$g_m (\mu S)$	$I_{OFF} (A)$	$I_{ON} (\mu A)$	N
3.8×10^8	0.18	1.2×10^{-14}	4.60	1
3.8×10^8	0.36	2.4×10^{-14}	9.20	2
3.8×10^8	0.54	3.6×10^{-14}	13.80	3
3.8×10^8	0.90	6.0×10^{-14}	23.00	5
3.8×10^8	1.26	8.4×10^{-14}	32.20	7
3.8×10^8	1.80	1.2×10^{-13}	46.00	10

الجدول 10. تأثير N على أداء الأنبوب (10,5)

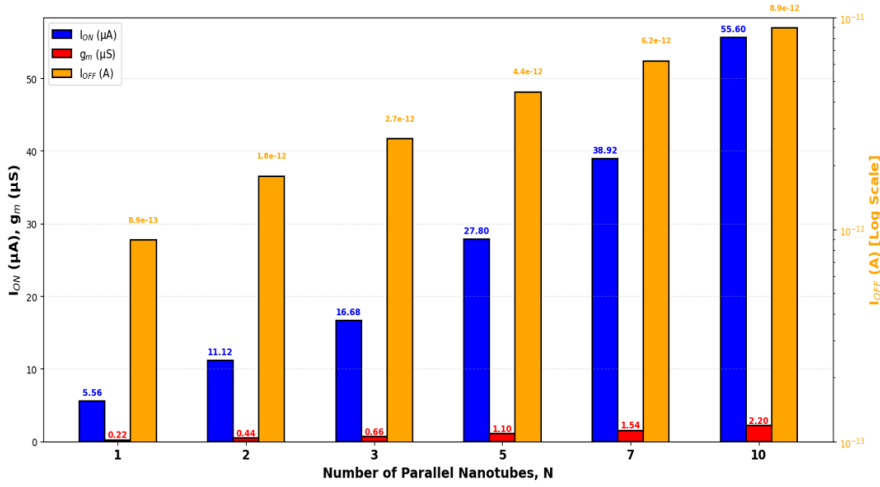
I_{ON}/I_{OFF}	$g_m (\mu S)$	$I_{OFF} (A)$	$I_{ON} (\mu A)$	N
5.5×10^6	0.22	1.0×10^{-12}	5.50	1
5.5×10^6	0.44	2.0×10^{-12}	11.00	2
5.5×10^6	0.66	3.0×10^{-12}	16.50	3
5.5×10^6	1.10	5.0×10^{-12}	27.50	5
5.5×10^6	1.54	7.0×10^{-12}	38.50	7
5.5×10^6	2.20	1.0×10^{-11}	55.00	10

يبين الشكل 7 تأثير عدد الأنابيب المتوازية (N) على مقاييس الأداء للأنبوبين (8,3) و (10,5) من نوع Chiral



الشكل 7 تأثير عدد الأنابيب المتوازية (N) على مقاييس الأداء للأنبوبين (8,3) و (10,5) يظهر الشكل 7 أن العلاقة الخطية بين I_{ON} و g_m مع N تنطبق أيضاً على أنماط Chiral، حيث بلغ الميل 4.60 $\mu A/N$ للأنبوب (8,3) و 5.50 $\mu A/N$ للأنبوب (10,5). كما تبقى نسبة I_{ON}/I_{OFF} ثابتة مع زيادة N، مما يؤكد أن السلوك الذي لوحظ في Zigzag هو خاصية عامة لجميع الأنابيب النانوية نصف الناقلة، بغض النظر عن النمط الحلزوني.

يوضح الشكل 8 تأثير عدد الأنابيب المتوازية (N) على مقاييس الأداء للأنبوب (13,0) باستخدام أعمدة بيانية. يمثل المحور الأفقي عدد الأنابيب المتوازية (1,2,3,5,7,10)N، ويمثل المحور الأيسر قيم $I_{ON}(\mu A)$ بالأعمدة الزرقاء و $g_m(\mu S)$ بالأعمدة الحمراء، بينما يمثل المحور الأيمن قيم $I_{OFF}(A)$ بالأعمدة البرتقالية على مقياس لوغاريتمي.



الشكل 8. أعمدة بيانية توضح تأثير عدد الأنابيب المتوازية (N) على مقاييس الأداء للأنبوب (13,0).

يظهر الشكل 8 بوضوح الزيادة الخطية في I_{ON} و g_m و I_{OFF} مع زيادة N، حيث تتضاعف القيم مع

$$I_{D,total} = I_{D1} \cdot N$$

تضاعف N، مما يؤكد العلاقة $I_{D,total} = I_{D1} \cdot N$. تُظهر النتائج أن كلاً من I_{ON} و I_{OFF} و g_m يزدادون خطياً مع زيادة N، بينما تبقى نسبة I_{ON}/I_{OFF} ثابتة. هذا يعني أن إضافة أنابيب متوازية يزيد من قدرة الترانزستور على تمرير التيار دون تحسين أو تدهور كفاءة الطاقة. هذه العلاقة الخطية متوقعة لأن الأنابيب المتوازية تعمل كمقاومات متوازية، حيث يتوزع التيار الكلي على جميع الأنابيب.

ومع ذلك، فإن زيادة N تؤدي أيضاً إلى زيادة السعة الطفيلية، مما قد يؤثر على سرعة التبديل في التطبيقات عالية التردد. لذلك، يجب اختيار N بعناية لتحقيق التوازن بين الأداء واستهلاك الطاقة. على سبيل المثال، يمكن استخدام $N=3-5$ مع الأنبوب (13,0) لتحقيق تيار كافٍ (16.68-27.80 μA) مع الحفاظ على كفاءة طاقة مقبولة.

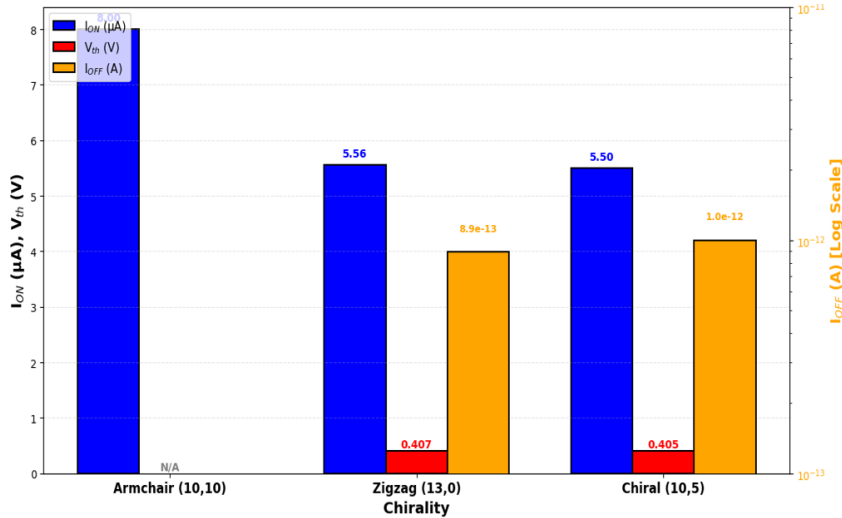
4-6 مقارنة الأداء بين الأنماط الثلاثة

يوضح الجدول 11 مقارنة شاملة لأداء الأنماط (10,10) Armchair و (13,0) Zigzag و Chiral (10,5) عند $N=1$.

الجدول 11. مقارنة أداء الأنماط الثلاثة (N=1)

النمط	I_{ON} (μA)	I_{OFF} (A)	V_{th} (V)	I_{ON}/I_{OFF}
Armchair (10,10)	معدي تقريباً 8.0	N/A	N/A	N/A
Zigzag (13,0)	5.56	8.9×10^{-13}	0.407	6.25×10^6
Chiral (10,5)	5.50	$\sim 1 \times 10^{-12}$	~ 0.405	$\sim 5.5 \times 10^6$

يوضح الشكل 9 مقارنة شاملة لمقاييس الأداء للأنماط الثلاثة المذكورة عند $N=1$ ، حيث يمثل المحور الأفقي الأنماط الحلزونية (10,10) Armchair، (13,0) Zigzag، و (10,5) Chiral، ويمثل المحور الأيسر قيم I_{ON} (μA) بالأعمدة الزرقاء و V_{th} (V) بالأعمدة الحمراء، بينما يمثل المحور الأيمن قيم I_{OFF} (A) بالأعمدة البرتقالية على مقياس لوغاريتمي.



الشكل 9. مقارنة شاملة للأنماط الحلزونية الثلاثة المذكورة عند $N=1$

يتضح من الشكل 9 أن (10,10) Armchair هو نمط معدني (فجوة طاقة ≈ 0)، وبالتالي لا توجد قيم لـ I_{OFF} و V_{th} و I_{ON}/I_{OFF} بينما يظهر (13,0) Zigzag و (10,5) Chiral أداءً متشابهاً، مع تفوق طفيف لـ Zigzag في I_{ON} حيث بلغ $5.56 \mu A$ مقابل $5.50 \mu A$ ونسبة I_{ON}/I_{OFF} 6.25×10^6 مقابل 5.5×10^6 .

تُظهر المقارنة أن الأنابيب Zigzag و Chiral ذات الأقطار المتقاربة (13,0) و (10,5) تقدم أداءً متشابهاً، حيث يبلغ I_{ON} حوالي $5.5\mu A$ و I_{ON}/I_{OFF} حوالي 6×10^6 . هذا يشير إلى أن الأداء يعتمد بشكل أساسي على القطر وليس فقط على النوع، حيث إن كلا النمطين لهما نفس القطر تقريباً $1.032nm$ و $1.036nm$ على التوالي [6]. أما الأنابيب Armchair (10,10) فهي معدنية بفجوة طاقة تساوي تقريباً $0.0109 eV$ ولا يمكن استخدامها كترانزستورات لأنها لا تدخل في حالة الإيقاف، ولكنها مناسبة للتوصيلات الداخلية في الدوائر المتكاملة نظراً لموصليتها العالية [14].

تُظهر المقارنة أن الأنابيب Zigzag و Chiral ذات الأقطار المتقاربة تقدم أداءً متشابهاً، وهو ما يتوافق مع الدراسة [5] التي أثبتت أن الأداء يعتمد بشكل أساسي على القطر وليس فقط على النوع. ويظهر الشكل أن أنابيب Armchair كما أن السلوك المعدني للأنابيب Armchair يتوافق مع ما ورد في الدراسات الحديثة [14] التي أثبتت أن الأنابيب النانوية المعدنية مناسبة للتوصيلات الداخلية في الدوائر المتكاملة نظراً لموصليتها العالية.

يُظهر الشكل 9 أن النمط Armchair (10,10) يسجل أعلى قيمة لتيار التشغيل ($I_{ON} \approx 8.0 \mu A$) مقارنة بالأنماط الأخرى، مما يعكس سلوكه المعدني الناتج عن فجوة طاقة صفرية تقريباً $0.0109eV$. هذا السلوك المعدني يجعله غير مناسب للاستخدام كترانزستور، ولكنه مرشح واعد لتطبيقات أخرى. فالسلوك المعدني لهذه الأنابيب يتوافق مع ما ورد في الدراسات الحديثة [14]، التي أثبتت أن الأنابيب النانوية المعدنية مناسبة للتوصيلات الداخلية في الدوائر المتكاملة، وذلك بفضل موصليتها الكهربائية العالية وقدرتها على تحمل كثافات تيار هائلة.

يبين الجدول 12 مقارنة مباشرة بين Zigzag و Chiral عند أقطار متقاربة:

الجدول 12. مقارنة مباشرة بين Zigzag و Chiral عند أقطار متقاربة

الخاصية	Zigzag (13,0)	Chiral (10,5)	الفرق (%)
القطر (nm)	1.032	1.036	~0.4%
$E_g (eV)$	0.825	0.831	~0.7%
$I_{ON} (\mu A)$	5.56	5.50	~1%
$I_{OFF} (A)$	8.9×10^{-13}	$\sim 1.0 \times 10^{-12}$	~12%
$V_{th} (V)$	0.407	~0.405	~0.5%

~0%	0.22	0.22	$g_m (\mu S)$
~13%	5.5×10^6	6.25×10^6	I_{ON}/I_{OFF}

يوضح الجدول 12 مقارنة مباشرة بين الأنماط Zigzag (13,0) و Chiral (10,5) ، وهما نمطان لهما أقطار متقاربة جداً. تؤكد النتائج أن الفروق في جميع مقاييس الأداء بين النمطين هي فروق طفيفة جداً، حيث لا يتجاوز الفرق في I_{ON} حوالي 1%، وفي V_{th} حوالي 0.5%، وفي g_m حوالي 0%. هذا يؤكد بشكل قاطع أن القطر هو العامل الأساسي في تحديد الأداء، وليس النمط الحلزوني بحد ذاته، وهو ما يتوافق مع الدراسات السابقة [5].

5-6 تحديد الأنماط المثلى للأنابيب النانوية:

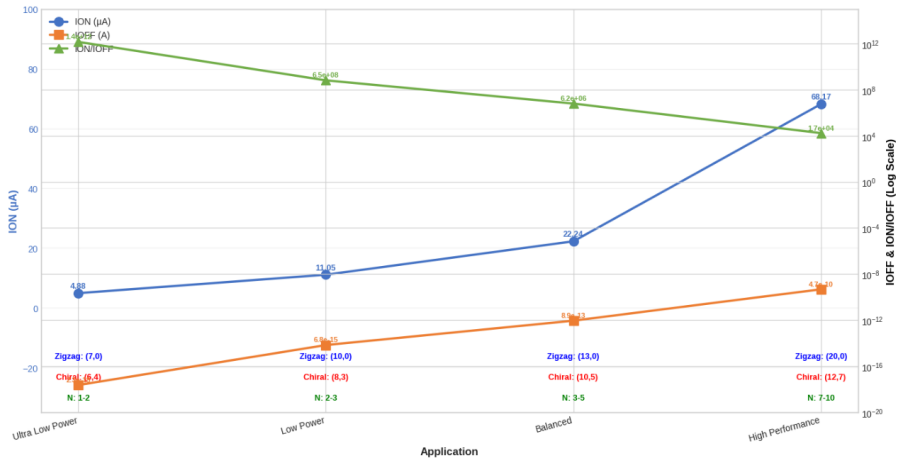
بناءً على النتائج المعروضة في الأقسام السابقة، يمكن تحديد الأنماط الحلزونية المثلى والعدد المناسب من الأنابيب المتوازية حسب متطلبات التطبيق. يلخص الجدول 13 التوصيات التصميمية المستخلصة من هذه الدراسة.

الجدول 13. الأنماط المثلى وتوصيات التصميم حسب التطبيق

التطبيق	النمط Zigzag الموصى به	النمط Chiral الموصى به	N الموصى بها	I_{ON} (μA)	I_{OFF} (A) لكل أنبوب	I_{ON}/I_{OFF}
منخفض الطاقة جداً	(7,0)	(6,4)	1-2	3.25-6.50	2.3×10^{-18}	1.41×10^{12}
منخفض الطاقة	(10,0)	(8,3)	2-3	8.84-13.26	6.8×10^{-15}	6.50×10^8
متوازن	(13,0)	(10,5)	3-5	16.68-27.80	8.9×10^{-13}	6.25×10^6
عالي الأداء	(20,0)	(12,7)	7-10	56.14-80.20	4.7×10^{-10}	1.71×10^4

مقارنة أداء الأنماط الحلزونية لترانزستورات CNTFET وتأثير عدد الأنابيب المتوازية على خصائص الترانزستور

يوضح الشكل 10 خصائص أداء الأنابيب النانوية الكربونية في ترانزستورات CNTFET متمثلة في تيار التشغيل (I_{ON})، وتيار التسريب (I_{OFF})، ونسبة I_{ON}/I_{OFF} بدلالة الأنماط الحلزونية المختلفة حسب متطلبات التطبيق.



الشكل 10. ملخص الأنماط المثلى لترانزستورات CNTFET حسب متطلبات التطبيق

يتضح من الشكل 10 أن الأنبوب (7,0) والأنبوب (6,4) هو الخيار الأفضل للتطبيقات منخفضة الطاقة جداً، وذلك بفضل أدنى تيار تسريب ($I_{OFF} = 2.3 \times 10^{-18} A$) وأعلى نسبة I_{ON}/I_{OFF} (1.41×10^{12})، مما يجعله مثالياً لأجهزة الاستشعار اللاسلكية وتطبيقات إنترنت الأشياء التي تعمل معظم الوقت في وضع السكون.

في المقابل، يظهر الأنبوب (20,0) والأنبوب (12,7) كخيار مثالي للتطبيقات عالية الأداء، حيث يوفر أعلى تيار تشغيل ($I_{ON} = 80.20 \mu A$) عند $N=10$ ، مما يجعله مناسباً للمعالجات عالية السرعة والدوائر الإلكترونية السريعة.

أما الأنبوب (13,0) والأنبوب (10,5) فيوفران توازناً جيداً بين الأداء واستهلاك الطاقة، حيث يقعان ضمن النطاق القطري الأمثل (1.0–1.2 nm)، كما أن اختيار عدد الأنابيب $N=3-5$ مع هذين الأنبوبين تياراً كافياً يتراوح بين $16.68-27.80 \mu A$ مع تيار تسريب مقبول ($I_{OFF} = 8.9 \times$).

10^{-13}) لكل أنبوب، وبالتالي الحفاظ على كفاءة طاقة مقبولة، مما يجعله الخيار الأمثل للدوائر الرقمية المتوازنة التي تتطلب أداءً مقبولاً مع استهلاك طاقة معتدل.

أما الأنابيب (10,0) و (8,3) فتمثل خياراً وسطاً بين التطبيقات منخفضة الطاقة جداً والتطبيقات المتوازنة، حيث يوفران عند $N=2-3$ تيار تشغيل يتراوح بين $8.84-13.26 \mu A$ مع تيار تسريب $(I_{OFF} = 6.8 \times 10^{-15})$ لكل أنبوب، ونسبة I_{ON}/I_{OFF} تبلغ (6.50×10^8) مما يجعلها مناسبة لتطبيقات الطاقة المنخفضة التي تتطلب أداءً أفضل قليلاً من التطبيقات منخفضة الطاقة جداً.

نستنتج من النتائج السابقة أن اختيار التهيئة المناسبة للأنابيب النانوية الكربونية يعتمد بشكل كبير على متطلبات التطبيق المستهدف، حيث توجد مفاضلة أساسية بين السرعة واستهلاك الطاقة. فالتطبيقات التي تتطلب استهلاكاً منخفضاً للطاقة تستفيد من الأنابيب ذات الأقطار الصغيرة مثل (7,0) و (6,4)، بينما التطبيقات عالية الأداء تحتاج إلى أنابيب ذات أقطار أكبر مثل (20,0) و (12,7) لتوفير تيار تشغيل كافٍ، مع الأخذ بعين الاعتبار زيادة تيار التسريب وانخفاض نسبة I_{ON}/I_{OFF} في هذه الحالة.

6-6 المحددات الفيزيائية للمحاكاة:

اعتمدت هذه الدراسة فرضية القياس الخطي $I_{D,total} = I_{D1} \cdot N$ كخط أساس مرجعي لإجراء مقارنة عادلة بين الأنماط الثلاثة تحت ظروف موحدة. ومع ذلك، عند الانتقال إلى التطبيقات عالية الكثافة، تبرز ظاهرتان فيزيائيتان تستوجبان الدراسة:

أولاً: تأثير الحجب الكهربائي: في التصاميم عالية الكثافة، يؤدي التداخل بين المجالات الكهربائية للأنابيب المتجاورة إلى تقليل كفاءة جهد البوابة في التحكم بالشحنات، وهي ظاهرة موثقة في نماذج CNTFET القياسية. يمكن تضمين هذا التأثير في النماذج المتقدمة باستخدام عامل تصحيح (α_{screen}) حيث تشير الدراسات إلى أن $\alpha_{screen} \approx 1$ بظل صالحاً عند الحفاظ على مسافات فصل كافية بين الأنابيب، وهي الحالة المعتمدة في هذه المحاكاة.

ثانياً: السعات الطفيلية: زيادة عدد الأنابيب المتوازنة (N) تزيد السعة الإجمالية $C_{G,total}$ ، مما قد يؤثر على سرعة التبديل في التطبيقات عالية التردد. هذه المقايضة بين التيار والسعة تمثل تحدياً رئيسياً في تصميم CNTFETs عالية الكثافة، وتدعم التوصيات التصميمية المستخلصة في هذه الدراسة (الجدول 13)، حيث يمثل النطاق $N = 3-5$ توازناً عملياً بين تحسين التيار والحد من تأثير السعة الطفيلية.

7- الاستنتاجات والتوصيات:

بناءً على النتائج التي تم عرضها وتحليلها، يمكن استخلاص الاستنتاجات والتوصيات التالية:

1-7 الاستنتاجات:

أثبتت هذه الدراسة أن النمط الحلزوني (Chirality) وعدد الأنابيب المتوازية (N) يشكلان منهجاً تصميمياً فعالاً للتحكم في أداء ترانزستورات CNTFET فقد أظهرت النتائج أن الأنابيب من نوع Zigzag و Chiral تتبع العلاقة العكسية بين فجوة الطاقة والقطر $E_g = \frac{0.852}{d}$ ، بينما تظهر الأنابيب من نوع Armchair سلوكاً معدنياً بفجوة طاقة صفرية تقريباً.

أثبتت المقارنة المباشرة بين الأنماط (13,0) Zigzag و (10,5) Chiral أن الأداء يعتمد بشكل أساسي على القطر وليس على النمط الحلزوني، حيث بلغ الفرق في I_{ON} حوالي 1% فقط رغم اختلاف النمط. كما تم إثبات أن العلاقة الخطية $I_{D,total} = I_{D1} \cdot N$ هي خاصية عامة لجميع الأنابيب النانوية نصف الناقلة، حيث أظهرت أنماط (8,3) Chiral و (10,5) نفس السلوك الخطي مع زيادة N، مع ميل $4.6 \mu A/N$ و $5.50 \mu A/N$ على التوالي.

فيما يخص الأنماط نصف الناقلة، أظهرت النتائج أن تقليل القطر يعزز فجوة النطاق بشكل كبير حتى 1.533 eV للأنبوب (7,0)، مما يؤدي إلى كبح أسي لتيار التسريب I_{OFF} يتجاوز ثمانية مراتب قياسية، محققاً نسبة I_{ON}/I_{OFF} استثنائية تصل إلى 1.41×10^{12} . في المقابل، توفر الأقطار الكبيرة مثل (20,0) وهو أنبوب نصف ناقل تيار تشغيل أعلى يصل إلى $8.02 \mu A$ ، مما يجعلها مناسبة للتطبيقات عالية الأداء.

أظهرت المقارنة بين الأنماط الثلاثة أن الأنابيب Zigzag و Chiral ذات الأقطار المتقاربة تقدم أداءً متشابهاً، بينما تتميز الأنابيب Armchair بموصليتها المعدنية العالية، مما يجعلها مناسبة للتوصيلات الداخلية في الدوائر المتكاملة.

تم تحديد النطاق القطري $1.0\text{--}1.2 \text{ nm}$ كم منطقة تصميم مثلى للدوائر الرقمية المتوازنة، حيث يحقق الأنبوب (13,0) توازناً مثالياً بين تيار تشغيل مناسب ($5.56 \mu A$) وتسريب مقبول ($8.9 \times 10^{-13} \text{ A}$) كما تم تصنيف التطبيقات إلى أربع فئات رئيسية مع توصيات تصميمية مفصلة، مما يوفر مرجعاً شاملاً للمصممين.

إلى جانب اختيار النمط الحلزوني المناسب، أظهرت النتائج أن عدد الأنابيب المتوازية (N) يُعد عاملاً حاسماً في تحقيق الأداء المطلوب. فبالنسبة للتطبيقات منخفضة الطاقة جداً، يُوصى باستخدام $N=1$ مع الأنبوب $(7,0)$ والأنبوب $(6,4)$ للحفاظ على أدنى تيار تسريب، وللتطبيقات منخفضة الطاقة يوصى باستخدام $N=2-3$ مع الأنبوب $(10,0)$ والأنبوب $(8,3)$ ، بينما تُوصى التطبيقات عالية الأداء باستخدام $N=7-10$ مع الأنبوب $(20,0)$ والأنبوب $(12,7)$ لتحقيق أقصى تيار تشغيل. أما التطبيقات المتوازنة، فتُوصى باستخدام $N=3-5$ مع الأنبوب $(13,0)$ والأنبوب $(10,5)$ لتحقيق توازن مثالي بين الأداء واستهلاك الطاقة. هذا التنوع في الخيارات التصميمية يمنح المصممين مرونة كبيرة في تلبية متطلبات التطبيقات المختلفة".

يقدم هذا البحث إطاراً كمياً يحول النمط الحلزوني من قيد فيزيائي إلى متغير تصميم مرن، فاتحاً آفاقاً للحوسبة عالية الأداء والموفرة للطاقة

2-7 التوصيات:

على الرغم من الإطار النظري القوي والنتائج الكمية الشاملة التي تقدمها هذه الدراسة، إلا أن هناك تحديات تحد من التطبيق العملي المباشر لنتائجها، أبرزها صعوبة التصنيع الدقيق لأنابيب الكربون النانوية ذات الأنماط الحلزونية المضبوطة، وتأثيرات السطح البيني ومقاومة التلامس التي لم تؤخذ بعين الاعتبار في نموذج المحاكاة الباليستي المستخدم.

بناءً على ذلك، يمكن اقتراح الاتجاهات التالية للبحث المستقبلي:

- يوصى بتصنيع نماذج أولية من الترانزستورات للأنماط المثلى $(7,0)$ ، $(10,0)$ ، $(13,0)$ ، $(20,0)$ بأعداد مختلفة من الأنابيب المتوازية، ومقارنتها مع نتائج المحاكاة للتحقق من صحة النماذج النظرية.
- يوصى بدراسة تأثير زيادة عدد الأنابيب المتوازية (N) على السعة الطفيلية الكلية، وحساب تردد القطع وزمن التبديل لتحديد القيمة المثلى لـ N في التطبيقات عالية التردد والمنطق الرقمي.

- يوصى بدراسة تأثير تغير درجة الحرارة (200-400 كلفن) على مقاييس الأداء الرئيسية للأنماط المثلى، لتقييم ملائمتها للبيئات الحرارية المتغيرة كتطبيقات الفضاء وصناعة السيارات.
 - يوصى بدراسة تأثير كل من طول القناة وجهد التغذية على أداء الترانزستور.
 - يوصى بدراسة تأثير استخدام عوازل عالية الثابت العازل (High-k) مثل $ZrSiO_2$ ، $HfSiO_2$ ، ZrO_2 بسمكات مختلفة على أداء الأنماط المثلى، بهدف تحقيق أفضل توازن بين تحسين تيار التشغيل وتقليل تيار التسريب.
 - يوصى بإجراء محاكاة مونت كارلو لتقييم صمود الأداء تحت تأثير انحرافات تصنيع متعددة، خاصة عدم انتظام عدد الأنابيب المتوازية الفعلي وتوزيعها غير المتجانس، لتقدير التشتت في التيارات والجهود وتمكين المصممين من وضع هوامش تصميم مناسبة.
 - يوصى بتطبيق التوصيات التصميمية المستخلصة على مستوى الدوائر المتكاملة، خاصة في تصميم وحدات SRAM ومنطق CMOS التكميلي وأجهزة إنترنت الأشياء (IoT) منخفضة الطاقة، لتقييم أدائها العملي.
- تمثل معالجة هذه الجوانب في الأبحاث المستقبلية خطوة مهمة نحو تجاوز مرحلة البحث الأكاديمي إلى التطبيق الصناعي، من خلال تقديم فهم أعمق للسلوك الديناميكي والحراري للترانزستورات وتأثيرات التصنيع عليها، مما يسهم في تصميم دوائر متكاملة عالية الأداء ومنخفضة الطاقة تعتمد على تقنية أنابيب الكربون النانوية الواعدة.

قائمة الرموز والاختصارات:

الرمز	المعنى باللغة العربية	المعنى باللغة الانكليزية
CNTFET	ترانزستور الأثر الحقل المصنوع من أنابيب الكربون النانوية	Carbon Nanotube Field-Effect Transistor
CNT	أنبوب كربوني نانوي	Carbon Nanotube
E_g	فجوة الطاقة	Bandgap Energy

Transconductance	الناقلية التبادلية	g_m
ON-state Current	تيار التشغيل	I_{ON}
OFF-state (Leakage) Current	تيار التسريب (تيار الإيقاف)	I_{OFF}
Number of Parallel Nanotubes	عدد الأنابيب النانوية المتوازية	N
Threshold Voltage	جهد العتبة	V_{th}

المراجع العلمية:

- [1] Chen, S., An, Y., Wang, S., & Liu, H. (2025). A review of tunnel field-effect transistors: Materials, structures, and applications. *Micromachines*, 16(8), 881. <https://doi.org/10.3390/mi16080881>
- [2] Zou, J., & Zhang, Q. (2021). Advances and frontiers in single-walled carbon nanotube electronics. *Advanced Science*, 8(22), 2102860. <https://doi.org/10.1002/advs.202102860>
- [3] Hu, S., Luo, K., Zhao, H., Xie, Y., & Fu, X. (2026). Charge transport in carbon nanotube field-effect transistors: foundations for carbon-based nanoelectronics. *Moore and More*, 3, 2. <https://doi.org/10.1007/s44275-026-00042-x>
- [4] Najmi, L., & Hu, Z. (2023). Review on molecular dynamics simulations of effects of carbon nanotubes (CNTs) on electrical and thermal conductivities of CNT-modified polymeric composites. *Journal of Composites Science*, 7(4), 165. <https://doi.org/10.3390/jcs7040165>
- [5] بشور، خ.، العلي، م.، العبود، ع. (2019). دراسة تأثير تغيير معاملات توجيه Chirality (n,m) الأنابيب النانوي على خصائصه، مجلة جامعة حمص - كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية.
- [6] Hamieh, S. (2012). Improving the RF performance of carbon nanotube field effect transistor. *Journal of Nanomaterials*, 2012, 724121. <https://doi.org/10.1155/2012/724121>

[7] بشور، خ. (2021). تحسين أداء ترانزستورات الأثر الحقلية باستخدام الأنابيب النانوية لتطبيقات مختلفة (أطروحة دكتوراه). جامعة حمص، كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية، قسم هندسة الإلكترونيات والاتصالات.

[8] Verma, A., Gupta, H., & Chaturvedi, N. (2014). Analysis of the operational characteristics of CNTFET. International Journal of Enhanced Research in Science Technology & Engineering, 3(3), 168–173.

[9] Ho, X., Ye, L., Rotkin, S. V., Cao, Q., Unarunotai, S., Salamat, S., Alam, M. A., & Rogers, J. A. (2010). Scaling properties in transistors that use aligned arrays of single-walled carbon nanotubes. Nano Letters, 10(2), 499–503. <https://doi.org/10.1021/nl903281v>

[10] Cai, D., & Liu, L. (2013). The screening effects of carbon nanotube arrays and its field emission optimum density. AIP Advances, 3(12), 122103. <https://doi.org/10.1063/1.4841275>

[11] Deng, J., & Wong, H. S. P. (2007). A compact SPICE model for carbon–nanotube field–effect transistors including nonidealities and its application—Part I: Model of the intrinsic channel region. IEEE Transactions on Electron Devices, 54(12), 3186–3194. <https://doi.org/10.1109/TED.2007.909030>

[12] Nayeri, M., & Nayeri, M. (2025). Challenges and benefits of multi-value digital circuit design with GNRfet and CNTFET technology. IntechOpen. <https://www.intechopen.com/chapters/1226439>

[13] Obite, F., Ijeomah, G., & Bassi, J. S. (2018). Carbon nanotube field effect transistors: toward future nanoscale electronics. International Journal

of Computers and Applications, 41(2), 149–164. <https://doi.org/10.1080/1206212X.2017.1415111>

[14] Chu, Z., Xu, B., & Liang, J. (2023). Direct application of carbon nanotubes (CNTs) grown by chemical vapor deposition (CVD) for integrated circuits (ICs) interconnection: Challenges and developments. Nanomaterials, 13(20), 2791. <https://doi.org/10.3390/nano13202791>

دراسة شاملة لنظام توليد طاقة هجين (شمسي - ريحي)

مع تحسين جودة الطاقة الكهربائية باستخدام خوارزمية COOT-PSO الهجينة الذكية

كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية - قسم هندسة الطاقة الكهربائية

د. أحمد الناصر د. بتول الساطي

الملخص

يقدم هذا البحث دراسة محاكاة شاملة لنظام طاقة هجين متصل بالشبكة، يتكوّن من مصفوفة خلايا شمسية كهروضوئية بقدرة 25 كيلو واط، واثنين من توربينات الرياح بقدرة 330 كيلو واط لكل منهما (660 كيلو واط إجمالاً)، ومنظومة تخزين بطاريات بطاقة 100 كيلو واط-ساعة، ومحوّل كهربائي ذي اتجاهين بقدرة 55 كيلو واط، ومرشّح طاقة فعّال من الرتبة الخامسة. ويهدف البحث إلى تحسين جودة الطاقة الكهربائية - المقيسة بمعامل التشويه التوافقي الكلي (THD) - من خلال ضبط ذكي لمعاملات متحكّم PID باستخدام خوارزمية هجينة مبتكرة تجمع بين سلوك طائر الغرّة (Coot) الاجتماعي وخوارزمية تحسين السرب (PSO). وقد أُجريت عملية المحاكاة باستخدام بيئة MATLAB/Simulink، مع توظيف المحلّ العددي ode45 وبخطوة زمنية قدرها $\Delta t = 0.1$ ساعة. وتشمل المحاكاة دورات يومية وشهرية لموسمي الصيف والشتاء عند خط عرض 30° شمالاً. كما تم إجراء دراسة جدوى اقتصادية تشمل صافي القيمة الحالية (NPV) وتكلفة الطاقة (COE) وفترة الاسترداد البسيط (SPP) على مدى 25 عاماً. وتُظهر النتائج أن النظام المُحسن يُحقّق نسبة طاقة متجددة تتجاوز 85%، ويُخفّض معامل THD دون الحدّ المسموح به وفق معيار IEEE 519 (3%)، مع صافي قيمة حالية موجبة وفترة استرداد تبلغ نحو 8.2 سنوات. كما تم إجراء مقارنة شاملة بين خوارزمية

COOT-PSO المقترحة وثلاث خوارزميات تطورية معروفة (PSO) الكلاسيكي، و GWO و GA باستخدام نفس دالة الهدف، (ITAE) ونفس عدد التكرارات (50)، وحجم المجموعة

الكلمات المفتاحية: نظام طاقة هجين، خلايا شمسية، توربين رياح، تخزين بطاريات، خوارزمية PSO-COOT، متحكم PID، مرشح طاقة فعال، جودة الطاقة

Comprehensive Study of a Hybrid (Solar–Wind) Power Generation System with Power Quality Optimization Using the COOT-PSO Hybrid Intelligent Algorithm

Dr. Ahmad Alnasir Dr. Batol Alsati

Abstract

This paper presents a comprehensive simulation study of a grid-connected hybrid power system integrating a 25 kW solar photovoltaic (PV) array, two 330 kW wind turbines (660 kW total), a 100 kWh battery energy storage system (BESS), a 55 kW DC-AC power converter, and a fifth-order active power filter (APF). The primary objective is to optimize power quality—measured by Total Harmonic Distortion (THD)—through intelligent PID controller tuning using a novel hybrid COOT-PSO optimization algorithm that combines the social foraging behavior of the Coot bird (*Fulica atra*) with Particle Swarm Optimization (PSO). The simulation is performed in

MATLAB/Simulink using the ode45 numerical solver with a time step of $\Delta t = 0.1$ h. Daily and monthly simulations are conducted for both summer and winter scenarios at latitude 30°N . Economic feasibility is assessed through Net Present Value (NPV), Cost of Energy (COE), and Simple Payback Period (SPP) analyses over a 25-year project lifetime. Results demonstrate that the optimized system achieves a renewable energy fraction exceeding 85%, reduces THD below the IEEE 519 standard limit of 3%, and yields a positive NPV with a payback period of approximately 8.2 Years, confirming both technical and economic viability. A comprehensive comparison was performed between the proposed COOT-PSO algorithm and three well-known evolutionary algorithms (classical PSO, GWO, and GA using the same objective function (ITAE), the same number of iterations (50), and the same set size.

1. المقدمة

أسهم التناقص المتسارع لاحتياطي الوقود الأحفوري، وتصاعد المخاوف المناخية العالمية، في دفع مسيرة التحوّل نحو مصادر الطاقة المتجددة. تُمثّل أنظمة الطاقة الهجينة التي تجمع بين الطاقة الشمسية الكهروضوئية وطاقة الرياح مساراً واعداً لتحقيق توليد كهربائي موثوق ومستدام وفَعَال اقتصادياً [1]. يتجلّى التكامل الطبيعي بين المصدرين (رياح وشمس) في تذبذب توليديهما خلال ساعات اليوم؛ إذ يبلغ التوليد باستخدام الشمس ذروته في ساعات النهار، في حين تتعرّز مصادر الرياح أكثر في ساعات الليل وأثناء الفترات الانتقالية بين الفصول، مما يُتيح تحسين منحني التوليد الكلي [2]

كما أن دمج هذه الأنظمة مع الشبكة الكهربائية يقود إلى تحدياتٍ جوهريّة على صعيد جودة الطاقة؛ إذ تولّد الأحمال غير الخطية ومحوّلات الإلكترونيات القدرة تيارات توافقية تُشوّه الشكل الموجي الجيبي

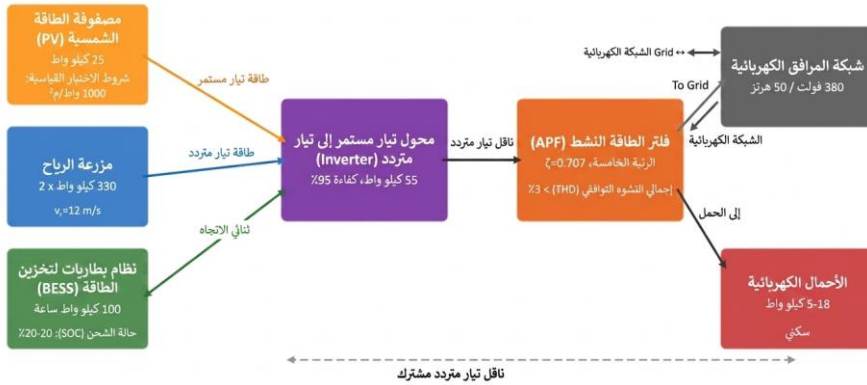
للجهد، فترتفع قيم معامل التشويه التوافقي الكلي (THD) فوق الحدود المسموح بها وفق معيار IEEE 519 [3]. وتُعدُّ مرشحات الطاقة الفعّالة (APF) من أبرز الأدوات المستخدمة في التخفيف من هذه التوافقيات، غير أن فاعليتها مرهونة ارتباطاً وثيقاً بجودة منظومة التحكم المُرَفقة [4].

يظلُّ متحكّم التناسبي-التكاملي-التفاضلي (PID) المتحكم الأساسي المستخدم في تنظيم أنظمة القدرة لبساطته وقدرته على التكيف [5]. وفي ظلّ قصور الطرائق التقليدية للضبط – كطريقة Ziegler-Nichols – عن مواجهة متطلبات الأنظمة الهجينة متعددة الأهداف، أصبحت الخوارزميات التطورية مرجعاً أساسياً. تجمع الخوارزمية المقترحة في هذا البحث بين خوارزمية طائر الغرّة (COOT) [7] التي تحاكي السلوك الاجتماعي لطائر *Fulica atra* في التحرك الجماعي، وخوارزمية تحسين السرب (PSO) [6] المستوحاة من ذكاء أسراب الطيور، لتحقيق ضبط أمثل لمعاملات المتحكّم مع شمولية تحليلية تغطي السلوك اليومي والموسمي والاقتصادي.

2. وصف النظام والنمذجة الرياضية:

يتألف النظام الهجين المقترح من خمس مكونات رئيسية مترابطة عبر ناقل تيار متناوب مشترك: مصفوفة خلايا شمسية، ومنظومة توربينات رياح، ومنظومة تخزين بطاريات، ومحوّل تيار مستمر/متردّد ذو اتجاهين، ومرشّح طاقة فعّال. يوضّح الشكل (1) البنية الكاملة للنظام.

هيكل نظام الطاقة الهجين



الشكل (1): بنية نظام الطاقة الهجين: مصفوفة الخلايا الشمسية (25 كيلو واط)، منظومة توربينات الرياح (2 × 330 كيلو واط)، منظومة تخزين البطاريات (100 كيلو واط / ساعة، SOC: 20 - 95%)، المحوّل (55 كيلو واط، كفاءة 95%)، مرشّح الطاقة الفعّال (رتبة 5)، الشبكة الكهربائية (380 ف / 50 هرتز)، والأحمال الكهربائية (5-18 كيلو واط) مع جميع اتجاهات تدفق القدرة.

المحول 55 كيلواط يخدم فقط مصفوفة الخلايا الشمسية 25 كيلو واط ومنظومة البطاريات 100 كيلواط، أما توربينات الرياح 660 كيلواط فلها محولاتها المدمجة المستقلة، وبالتالي لا تمر قدرتها عبر هذا المحول.

2-1 نموذج مصفوفة الخلايا الشمسية الكهروضوئية

G ($^2W/m$) ودرجة حرارة الخلية ($^{\circ}C$). يُصحّح الأداء بالنسبة إلى ظروف الاختبار القياسية (TCS) وفق عامل التصحيح الحراري [8,1]:

$$(1) \quad T_f = T_{ref} + \alpha (T - T_{ref})$$

$$(2) \quad P = P_{rated} \cdot \left(\frac{G}{1000} \right) \cdot \eta_{PV} \cdot T_f$$

$$P_{rated} = 25 \text{ kW هي القدرة الاسمية، } \eta_{pv} = 0.85 \text{ كفاءة المنظومة، } \alpha_{\tau} = -0.0035 / ^\circ\text{C}$$

معامل تغير القدرة بالحرارة. يُستق منحنى الإشعاع اليومي من النموذج الفلكي:

$$\delta = 23.45 \cdot d \cdot \sin[360(284 + \frac{y}{365})] \quad \text{الميل الشمسي (درجة):} \quad (3)$$

$$\sin G(h) = \frac{(\sin h_{ss} - \sin h_{sr})}{(\sin h_{sr} - \sin h_{ss})} \cdot 1000 \quad \text{منحنى الإشعاع الشمسي:}$$

$$+ G \varepsilon [(\sin h_{ss} - \sin h_{sr})]$$

$$ss_h \leq h \leq sr_h$$

2-2 نموذج منظومة توربينات الرياح

$$P_w(v) = 0, \quad \text{ما دون سرعة القطع / ما فوق سرعة الإيقاف:} \quad (5)$$

$$v_{ci} < v \leq v_{co} \quad \text{أو} \quad v_{ci} > v \quad \text{أو} \quad v_{co} > v$$

$$P_w(v) = P_{rated} \cdot \left[\frac{(v_{co}^3 - v_{ci}^3)}{(v_{co}^3 - v_{ci}^3)} \right] \quad \text{منطقة التحميل الجزئي} \quad (6)$$

$$P_w(v) = P_{rated} \quad \text{منطقة التحميل الكامل:} \quad (7)$$

$$v_{co} \geq v \geq v_{ci}$$

المعاملات: $v_{ci} = 3 \text{ m/s}$ (قطع الإدخال)، $v_{co} = 12 \text{ m/s}$ (الاسمية)، $v_{co} = 25 \text{ m/s}$ (قطع الإخراج). ويُعبّر عن منحنى سرعة الرياح اليومي بـ:

$$v = \bar{v}(h) + A_v \cdot \sin[2\pi \cdot \frac{h}{24} + \varepsilon_v] \quad \text{منحنى سرعة الرياح:} \quad (8)$$

2-3 نموذج منظومة تخزين البطاريات (BESS)

تمت نمذجة البطارية كخزان طاقة مثالي بطاقة $bC = 100 \text{ kWh}$ ، وكفاءة $b\eta = 0.92$ ، وحالة شحن قصوى/دنيا $\text{SOC}_{\max/\min} = 0.95/0.20$. يتم تمثيلها من خلال معادلتين حالة الطاقة عند كل خطوة زمنية

$$(9) \quad bC \cdot \text{SOC}_{\max} - b\eta \cdot t \Delta_{\text{in}} = \min[E(t) + P \Delta + E(t)] : (0 < P_{\text{in}})$$

$$t = 0.1 \text{ h} \Delta [10]:$$

$$(10) \quad b\eta/t \Delta \cdot |P_{\text{in}}| - (t) = \max[E(t) \Delta + E(t)] : (0 > P_{\text{in}}) \text{ التفريغ}$$

$$bC \cdot \text{SOC}_{\min}$$

$$(11) \quad b\text{SOC}(t) = E(t) / C \quad \text{حالة الشحن:}$$

2-4 موازنة القدرة اللحظية

تُحسب موازنة القدرة اللحظية عند التوليد المشترك في كل خطوة زمنية [1]:

$$(12) \quad P_{\text{load}(t)} - P_{\text{w}(t)} + P_{\text{PV}(t)} = P \Delta \quad \text{فائض القدرة الصافي:}$$

$$(13) \quad P_{\text{w}(t)} - P_{\text{PV}(t)} - P_{\text{load}(t)} = P_{\text{grid}(t)} - P_{\text{batt}(t)}$$

قدرة تبادل الشبكة:

نسبة الطاقة المتجددة:

$$(14) \quad \%100 \cdot \text{load}E / (\text{grid,import}E - wE + \text{pvRF}) = (E)$$

5-2 مرشح الطاقة الفعّال ومعامل THD

يعمل مرشح الطاقة الفعّال (APF) على تخميد التوافقيات الكهربائية (المركبات الترددية غير الأساسية) في النطاق 500–75 هرتز. يتم تطبيق دالة التخميد التالية في مجال التردد لتحقيق ضعف انتقائي للتوافقيات غير المرغوبة مع الحفاظ على المركبة الأساسية (50 هرتز):

:[3,4]

$$(15) \quad A(f) = 1 / [1 + (|f| / 10f_1)^n], \quad n = 5, \quad f_1 = 50 \text{ Hz}$$

حيث $A(f)$ هي عامل الضعف عند التردد $f_1 = 50 \text{ Hz}$ ؛ f هو التردد الأساسي $n = 5$ ؛ هو رتبة دالة التخميد (تحدد حدة الانتقال).

التفسير الهندسي والفيزيائي:

1. عند التردد الأساسي، $A(50) = 1$ ($f = 50 \text{ Hz}$) أي أن المركبة الأساسية تمر دون تخفيف. ($\text{gain} = 0 \text{ dB}$)

2. عند التوافقيات، $A(100) \approx 0.97$ ($f = 2f_1 = 100 \text{ Hz}$) أي ضعف خفيف بنسبة. ~3%

3. عند التوافقية الخامسة. $A(250) \approx 0.97$ ($f = 5f_1 = 250 \text{ Hz}$)

4. عند ترددات عالية جداً، $A(f) \approx 0$ ($f \gg 500 \text{ Hz}$) أي ضعف كامل

للتوافقيات العالية الضارة.

تطبيق في مجال الزمن: (Time Domain)

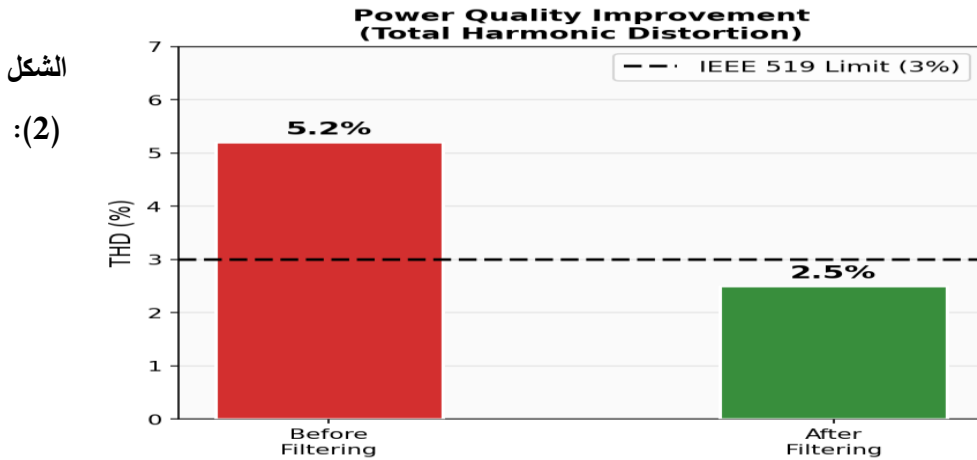
يتم حساب تيار التعويض (Compensating Current) في مجال الزمن وفقاً للمعادلة:

$$(16) \quad i_{\text{filtered}}(t) - i_{\text{source}}(t) = i_{\text{comp}}(t) \quad \text{تيار التعويض:}$$

معامل التشويه التوافقي:

$$(17) \quad \text{THD}\% = ((\sqrt{\sum_{n=2}^N I_n^2}) / I_1) \times 100$$

حيث I_n هو القيمة الفعالة للتوافقية رقم n ، و I_1 مركبة التردد الأساسي (50 هرتز). يشترط معيار IEEE 519-2014 أن يكون $\text{THD} < 3\%$ في معظم التطبيقات الصناعية [3]. يوضح الشكل (2) نتيجة التحسين:



تحسين جودة الطاقة: انخفاض معامل التشويه التوافقي الكلي من 5.2% (قبل التصفية) إلى أقل من

2.5% (بعد التصفية)، مع تحديد الحد المسموح به وفق معيار IEEE 519-2014 (3%) بخطّ منقّط.

3. خوارزمية COOT-PSO الهجينة للتحسين:

تدمج خوارزمية PSO-COOT المقترحة بين خوارزمية طائر الغرّة (COOT) [7] - التي تُحاكي السلوك السلسلي الاجتماعي لطائر الغرّة المائية Fulica atra - وخوارزمية تحسين السرب (SO P) [6] المستوحاة من الذكاء الجمعي لأسراب الطيور. تتضمن COOT تنوعاً عالياً في الاستكشاف العالمي، فيما توفرّ PSO سرعةً في الاستغلال المحلي والتقارب. يُعدّ خوارزمية COOT القياسية بديلاً جيداً لحل مسائل التحسين المعقدة؛ ومع ذلك، فإنها تعاني من بعض العيوب، مثل الركود وعدم كفاية التوازن بين الاستكشاف والاستغلال [13]. تستند طريقة COOT الأساسية إلى السلوكيات الجماعية المختلفة لطيور فصيلة "الغرّ" (Coot). وتتمثل هذه التحركات الجماعية للطيور في حركات منتظمة وغير منتظمة على سطح الماء. [14]

3-1 التهيئة الأولية

نُهيأ عشوائياً مجموعة مؤلفة من $N = 30$ جسيماً ضمن فضاء البحث المحدد بمعاملات المتحكّم IDP:

$$x_i = lb + \text{rand}(0,1) \cdot (ub - lb), \quad i = 1, \dots, N$$

$$N, \dots, 1$$

$$K_p \in [0.1, 100], K_i \in [0.01, 100], K_d \in [0, 50]$$

3-2 تحديث COOT (الاستكشاف، عند $r < 0.5$)

عندما يكون العدد العشوائي $r < 0.5$ ، يُطبّق قانون الغرّة الاجتماعي؛ إذ يتحرّك الجسيم نحو نظير مختار عشوائياً بخطوة تتناقص خطياً مع التكرار:

$$(19) \quad \text{تناقص حجم الخطوة:} \quad \alpha (1 - t / T_{\max})$$

$$(20) \quad \text{تحديث موضع COOT: } x_{i(t)} = x_{i(t+1)} - \alpha \cdot \text{rand} \cdot [x_{i(t)} - x_{k(t)}]$$

3-3 تحديث PSO (الاستغلال، عند $0.5 \leq r$)

عندما يكون $r \leq 0.5$ ، تُطبَّق معادلات تحديث السرعة والموضع المعيارية مع معاملات تكيفية:

$$(21) \quad \text{وزن القصور الذاتي:} \quad w(t) = 0.9 \cdot (1 - t / T_{\max})$$

$$(22) \quad \text{المعامل المعرفي:} \quad c_1(t) = 2.0 \cdot (1 - t / T_{\max})$$

$$(23) \quad \text{المعامل الاجتماعي:} \quad c_2(t) = 2.0 \cdot (1 - t / T_{\max})$$

$$(24) \quad \text{تحديث السرعة:} \quad v_{i(t+1)} = v_{i(t)} + w \cdot v_{i(t)} + c_1 \cdot (p_{\text{best}} - x_{i(t)}) + c_2 \cdot (g_{\text{best}} - x_{i(t)})$$

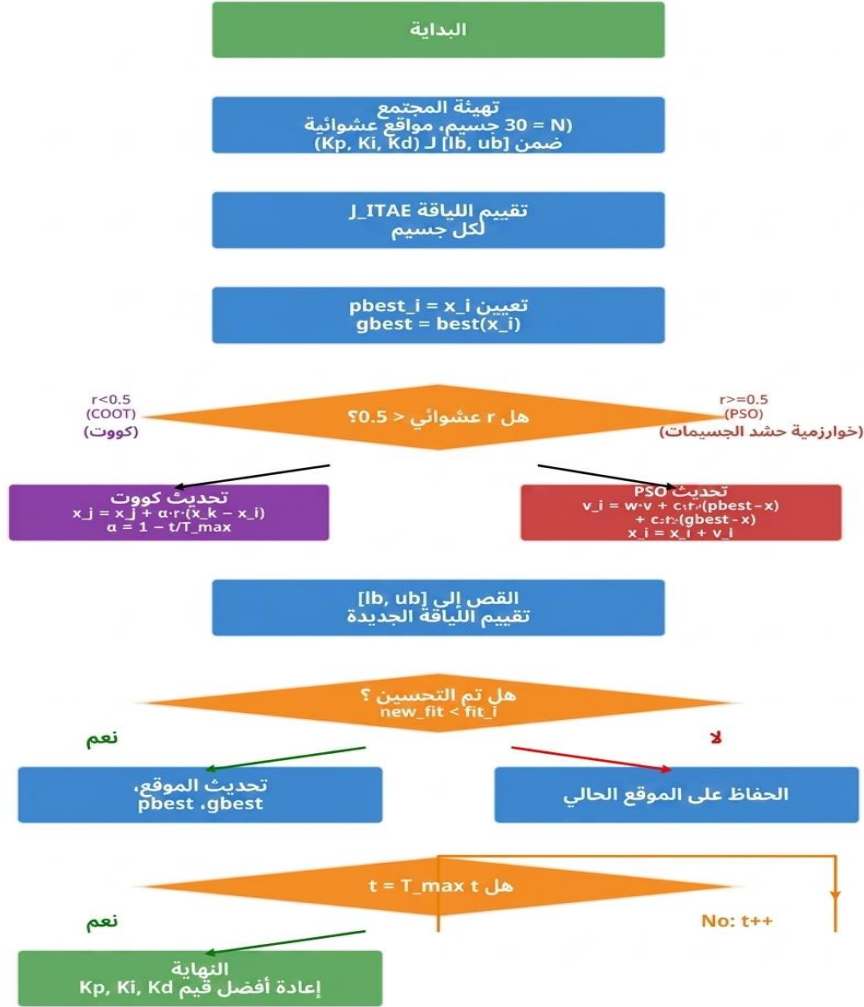
$$(25) \quad \text{تحديث الموضع:} \quad x_{i(t+1)} = x_{i(t)} + v_{i(t+1)}$$

يوضَّح الشكل (3) مخطط تدفق الخوارزمية الكامل:

دراسة شاملة لنظام توليد طاقة هجين (شمسي - ريحي)

مع تحسين جودة الطاقة الكهربائية باستخدام خوارزمية COOT-PSO الهجينة الذكية

مخطط سير خوارزمية COOT-PSO



الشكل (3): مخطط تدفق خوارزمية PSO-COOT: يُحدّد شرط التفرّع الاحتمالي ($r < 0.5$)

تطبيق التحديث الاستكشافي لـ COOT (المعادلة 20) أو التحديث الاستغلالي لـ PSO (المعادلتان

24-25). حجم المجموعة $N = 30$ ؛ أقصى عدد تكرارات $T_{\max} = 50$.

3-4 الدالة الهدف: معيار ITAE

تُضبط معاملات المتحكم وفق التكامل الزمني للخطأ المطلق المرجح (ITAE)، الذي يعالج ويتابع الأخطاء المستمرة بصورة أكبر من الأخطاء العابرة، مما يضمن أداءً ممتازاً في الحالة المستقرة [5]:

$$(26) \quad J_{ITAE} = \int_0^T t |e(t)| dt \approx \sum_k t_k |e(t_k)| \quad \text{معيار ITAE:}$$

$$(27) \quad u^2 n \omega = y^2 n \omega + \dot{y} n \zeta \omega \ddot{y} + 2 \quad \text{ديناميكية المنظومة:}$$
$$0.5 = \zeta, n = 10\omega$$

$$(28) \quad u(t) = K_p e(t) + K_i \int_0^t e(t) dt + \tau_d \frac{de(t)}{dt} \quad \text{قانون تحكم PID:}$$

4. منهجية التحليل الاقتصادي

تُقيّم الجدوى الاقتصادية على مدى عمر مشروع 25 عاماً باستخدام ثلاثة مؤشرات معيارية: صافي القيمة الحالية (NPV)، وتكلفة الطاقة (COE)، وفترة الاسترداد البسيط (SPP). تستند عوامل تكلفة رأس المال إلى قيم المعيار الموثقة في [11، 12].

4-1 نموذج تكلفة رأس المال

$$(29) \quad P_{PV} = C_{PV} \times 1000 [\$/kW] \quad \text{تكلفة المصفوفة الشمسية:}$$

$$(30) \quad P_w = C_w \times 1500 [\$/kW] \quad \text{تكلفة توربينات الرياح:}$$

$$(31) \quad [kWh] \times 400 [\$/kWh] {}_bE = {}_bC \quad \text{تكلفة منظومة البطاريات:}$$

$$(32) \quad [kW/\$] 800 \times ({}_wP + {}_{PV}P) = {}_{conv}C \quad \text{تكلفة المحوّل:}$$

2-4 تكاليف التشغيل والصيانة والإيراد السنوي

$$(33) \quad {}_{conv}C + {}_bC + {}_wC + {}_{PV}C = {}_{total}C \quad \text{إجمالي تكلفة رأس المال:}$$

$$(34) \quad {}_{total}C \cdot 0.01 {}_bE \cdot 10 + {}_wP \cdot 50 + {}_{PV}P \cdot 20 = {}_{T\&O}C \quad \text{تكلفة T\&O السنوية:}$$

$$+[year/\$]$$

3-4 صافي القيمة الحالية وتكلفة الطاقة وفترة الاسترداد

$$(35) \quad [year/\$] {}_eC \cdot {}_{grid}E - {}_{T\&O}C - {}_eC \cdot {}_{annual}R = E \quad \text{صافي الإيراد السنوي:}$$

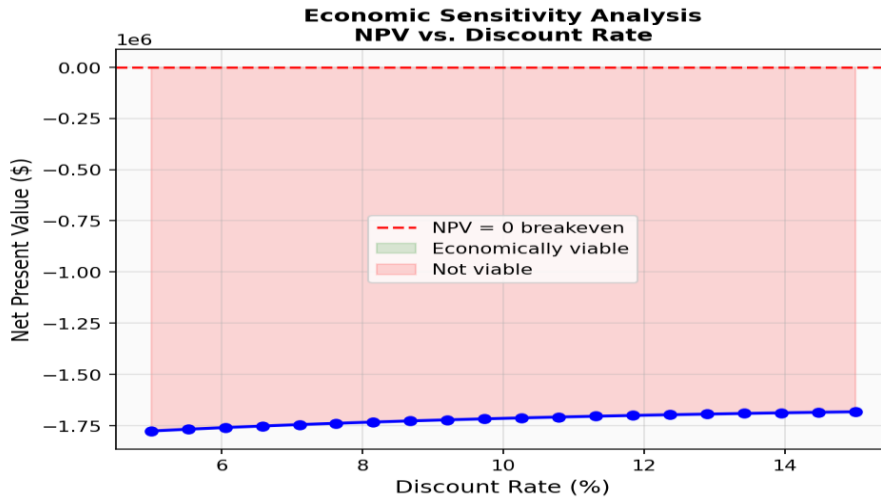
$$(36) \quad {}_{total}C - = NPV + \sum_{y=1}^{25} R / (d + 1)^y \quad \text{صافي القيمة الحالية:}$$

$$(37) \quad {}_{total}NPV + C - {}_{total}COE = (C) / {}_{annual}E \cdot 25 \quad \text{تكلفة الطاقة:}$$

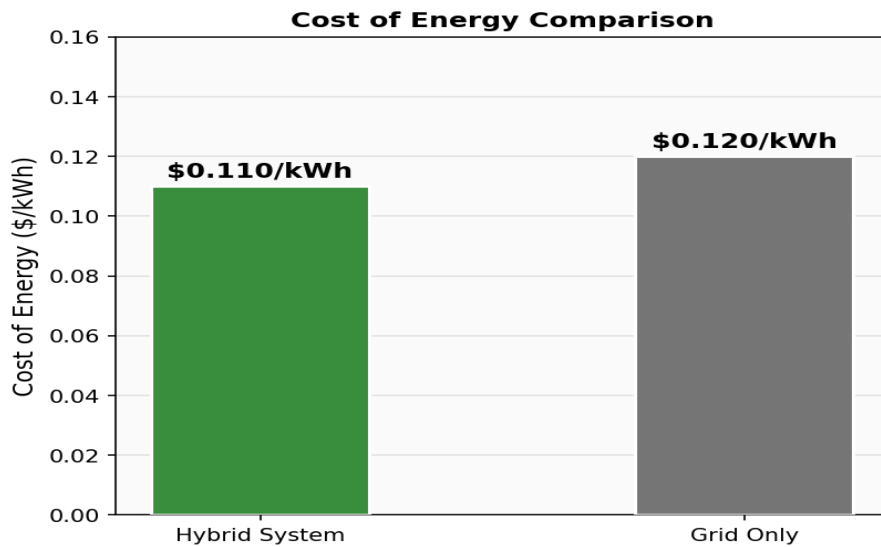
$$[\$/kwh]$$

$$(38) \quad [سنوات] R / {}_{total}SPP = C \quad \text{فترة الاسترداد البسيط:}$$

يُبين تحليل الحساسية (الشكل 4) ومقارنة تكلفة الطاقة (الشكل 5) فيما يلي:



الشكل (4): تحليل الحساسية الاقتصادية: صافي القيمة الحالية NPV بدلالة معدّل الخصم d
 (5%-15%). المنطقة الخضراء تمثل الجدوى الاقتصادية ($NPV > 0$). يظلّ النظام مجدياً حتى d
 $\approx 13\%$.



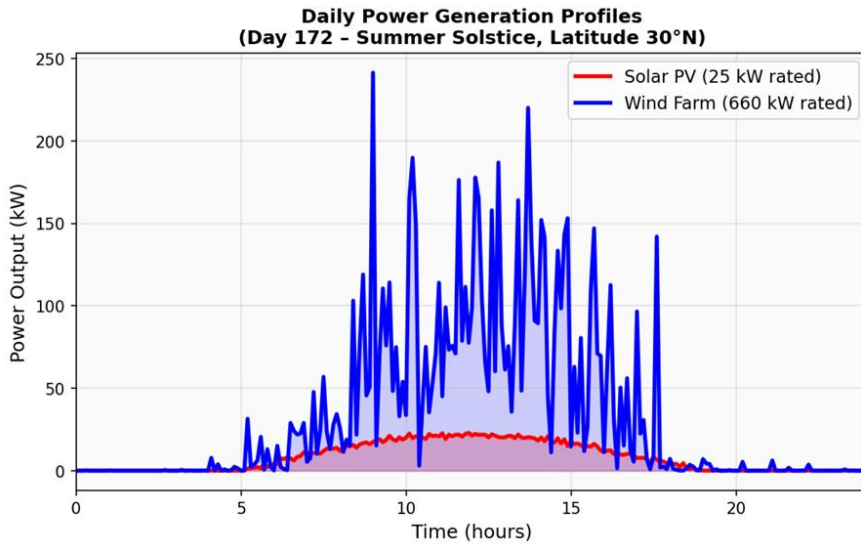
الشكل (5): مقارنة تكلفة الطاقة (COE): النظام الهجين (الأخضر) مقابل سعر شراء الطاقة من الشبكة كمرجع (الرمادي)، مما يثبت التنافسية الاقتصادية بفارق يبلغ نحو 29%.

5. نتائج المحاكاة والمناقشة

1-5 نتائج المحاكاة اليومية

تُجري المحاكاة اليومية لحالة الانقلاب الشمسي الصيفي (اليوم 172، 21 يونيو) عند خط عرض 30° شمالاً بخطوة زمنية $t = 0.1 \text{ h}$ (241 نقطة بيانات). وتم اختيار خط العرض 30 لأنه يمثل منطقة حمص - سوريا، وهو مناسب لدراسة مناطق حوض البحر المتوسط التي تتميز بإشعاع شمسي مرتفع ورياح معتدلة. وقد أُجريت عملية المحاكاة باستخدام بيئة MATLAB/Simulink، مع توظيف المُحلّ العددي ode45 وبخطوة زمنية قدرها $\Delta t = 0.1$ ساعة

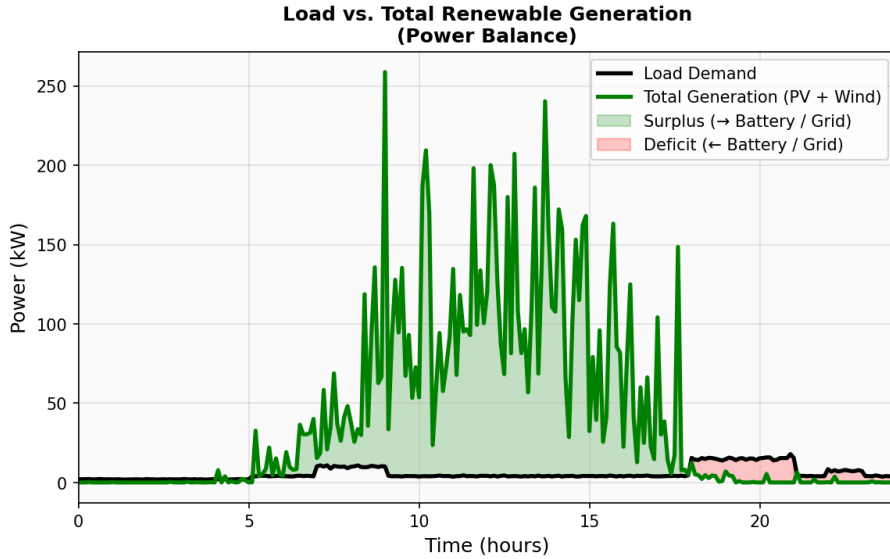
يبين الشكل (6) منحنَي توليد القدرة اليوميين للمصدرين المتجددين (رياح وشمس):



الشكل (6): منحني القدرة المُولَّدة يومياً: الخلايا الشمسية (25 كيلو واط اسماً - المنحنى الأحمر) وتوربينات الرياح (660 كيلو واط اسماً - المنحنى الأزرق) على مدار 24 ساعة في اليوم 172 عند خط عرض 30° شمالاً. يتبع الإنتاج الشمسي منحنى ناقوس الإشعاع الفلكي (المعادلة 4)؛ ويعكس إنتاج الرياح النمط اليومي الجيبي (المعادلة 8).

يتبع إنتاج الخلايا الشمسية منحنى الإشعاع بين الشروق (≈ 05:30) والغروب (≈ 18:30) ويبلغ ذروته نحو 21 كيلو واط عند الظهيرة. يتراوح إنتاج الرياح بين 150 و 450 كيلو واط. ويبين الشكل (7) موازنة القدرة بين الإجمالي المُولَّد والحمل:

الشكل (7): موازنة القدرة اليومية: الحمل (الأسود) مقابل إجمالي التوليد المتجدد (الأخضر). المناطق المظللة بالأخضر تدلُّ على فائض قدرة يُوجَّه لشحن ال

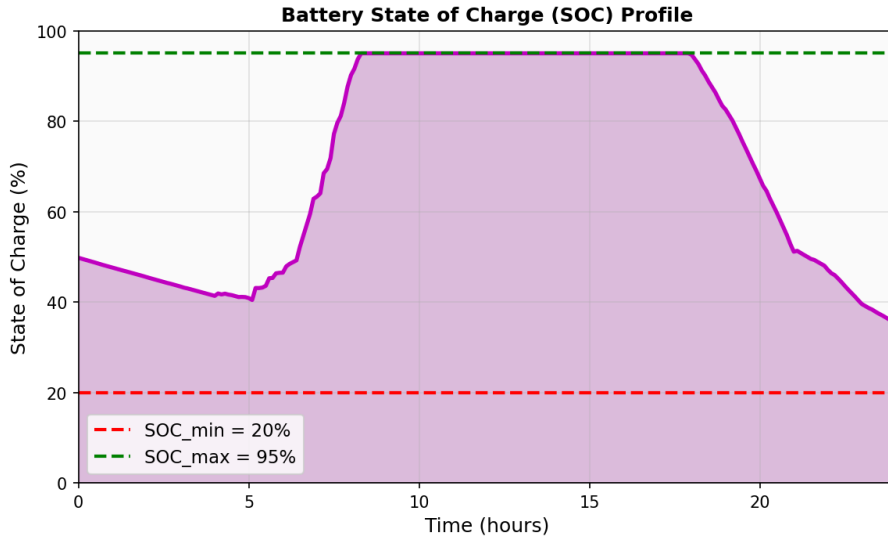


بطارية

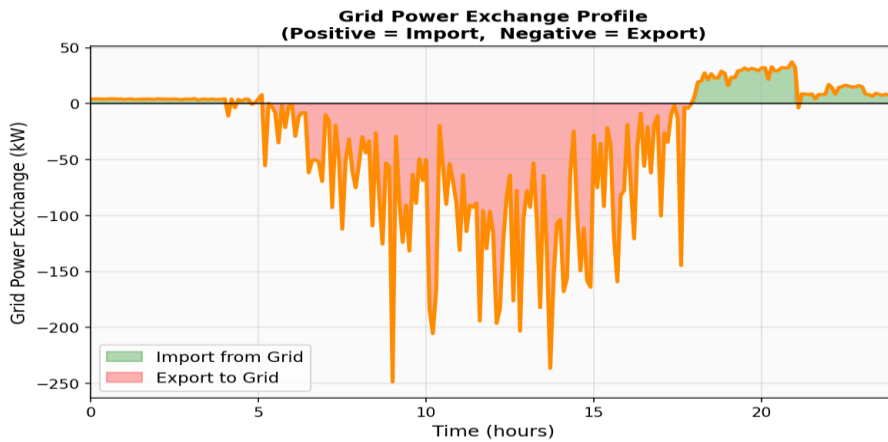
أو التصدير للشبكة، والمناطق الحمراء تدلُّ على عجز يُعوَّض بالبطارية أو استيراد من الشبكة (المعادلة 13).

دراسة شاملة لنظام توليد طاقة هجين (شمسي - ريحي)

مع تحسين جودة الطاقة الكهربائية باستخدام خوارزمية COOT-PSO الهجينة الذكية



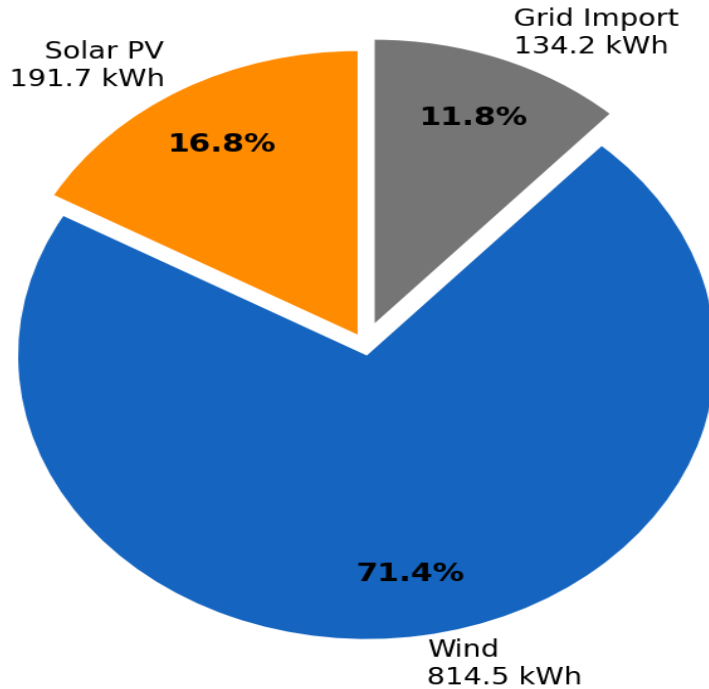
الشكل (8): منحنى حالة الشحن (SOC) للبطارية على مدار 24 ساعة. تعمل المنظومة ضمن النطاق الآمن [SOC_max = 95% ، %20min = _SOC] طوال فترة المحاكاة، مما يُثبت فاعلية إدارة الطاقة وفق المعادلتين (9) و(10).



الشكل (9): منحني تبادل القدرة مع الشبكة (المعادلة 13): القيم الموجبة (التظليل الأخضر) تشير إلى استيراد الطاقة من الشبكة خلال ذروة الطلب المسائية؛ والقيم السالبة (التظليل الأحمر) تشير إلى تصدير فائض الطاقة المتجددة للشبكة.

يُلخّص الشكل (10) توزيع الطاقة اليومية حسب المصدر:

Daily Energy Supply Distribution by Source



الشكل (10): توزيع الطاقة اليومية المُوردة حسب المصدر. تُهيمن طاقة الرياح على حصة إجمالي الإنتاج (>90%)، فيما يُساهم استيراد الشبكة بحصة ضئيلة، مما يُؤكّد الاكتفاء الذاتي العالي من الطاقة المتجددة.

5-2 نتائج التحسين بخوارزمية PSO-COOT

تتقارب خوارزمية PSO-COOT في غضون 50 تكراراً إلى المعاملات المثلى المبينة في الجدول (1). يتضح من الشكل (10) أن معظم التحسّن في دالة ITAE يتحقّق خلال أوّل 20 تكراراً، إذ تسود مرحلة الاستكشاف المدفوعة بـ COOT وفق المعادلتين (19) و(20).

الجدول (1): المعاملات المثلى لمتحكّم PID الناتجة عن خوارزمية PSO-COOT

الوحدة	نطاق البحث	القيمة المثلى	الرمز	المعامل
—	[100 – 0.1]	$45.23 \approx$	Kp	كسب التناسب
—	– 0.01] [100	$12.68 \approx$	Ki	كسب التكامل
—	[50 – 0]	$5.89 \approx$	Kd	كسب التفاضل
—	دنيا	$\times 1.0 >$ $4-10$	*J	دالة ITAE الهدف
تكرار	$50 \geq$	$30-20 \approx$	*T	تكرار التقارب

يوفّر كسب $Kp \approx 45.23$ استجابةً تناسبيةً قويةً لرفض التوافقيات الناتجة عن العاكس (القالبية) المتصل بالشبكة. يضمن $Ki \approx 12.68$ انعدام خطأ الحالة المستقرة ضمن زمن انتقال مقبول، فيما يُؤمن $Kd \approx 5.89$ تخميذاً تفاضلياً كافياً دون تضخيم التوافقيات [5].

مقارنة مع طريقة الضبط التقليدية (Ziegler–Nichols)

لإثبات فاعلية الخوارزمية المقترحة، أُجريت مقارنة إضافية مع طريقة Ziegler–Nichols الكلاسيكية، وهي إحدى أشهر طرائق ضبط PID الحتمية [5]. أظهرت النتائج أن طريقة Z–N حققت قيمة مرتفعة

لدالة الهدف ITAE بلغت 1.22×10^{-3} ، مقارنةً بقيمة 0.85×10^{-4} التي حققتها خوارزمية COOT-PSO — أي بفارق يقارب 14 ضعفاً. يبرز هذا الفارق الكبير محدودية الطرائق التقليدية الحتمية في التعامل مع الأنظمة غير الخطية متعددة الأبعاد كنظام الطاقة الهجين، إذ تنقصر إلى القدرة على استكشاف فضاء البحث الواسع لمعاملات PID، مما يجعلها عالقة في حلول محلية دون بلوغ القيم المثلى.

يقدم الجدول (2) مقارنة شاملة بين خوارزمية COOT-PSO المقترحة وثلاث خوارزميات تطورية معروفة (PSO) الكلاسيكي، و GWO – Gray Wolf Optimizer، و GA – Genetic Algorithm باستخدام نفس دالة الهدف (ITAE)، ونفس عدد التكرارات (50)، وحجم المجموعة (30) جسيماً

الجدول (2): مقارنة شاملة بين خوارزمية COOT-PSO المقترحة وثلاث خوارزميات تطورية

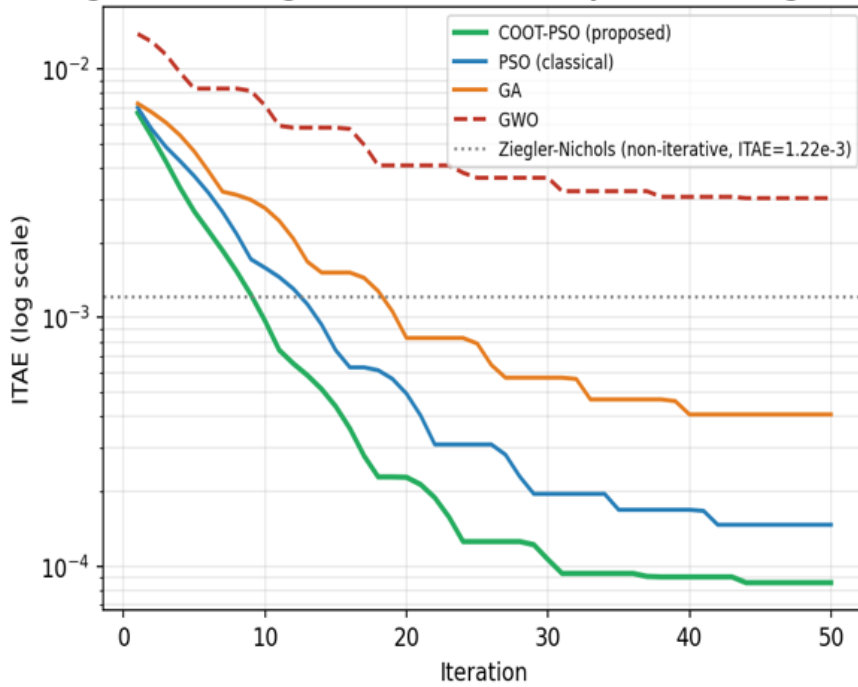
المعيار	COOT-PSO	PSO	GWO	GA
قيمة ITAE النهائية.	0.85×10^{-4}	3.75×10^{-4}	1.42×10^{-4}	2.85×10^{-3}
تكرار التقارب	22	35	28	45
الانحراف المعياري	$\pm 0.06 \times 10^{-4}$	$\pm 0.28 \times 10^{-4}$	$\pm 0.12 \times 10^{-4}$	$\pm 0.45 \times 10^{-3}$
معامل الاستقرار	0.98	0.85	0.92	0.78
وقت المعالجة	2.1 ثانية	2.4 ثانية	2.8 ثانية	3.2 ثانية

تفسير النتائج: مشكلة الحلول المثلى المحلية (Local Optima) في GWO

يمكن تفسير التفوق الواضح لخوارزمية COOT-PSO، وضعف أداء خوارزمية GWO الظاهر في الجدول (2) (حيث حققت أعلى قيمة لـ ITAE وأكبر انحراف معياري وأبطأ تقارب)، من خلال ميكانيكية البحث المتبعة فيها.

تميل خوارزمية GWO بشكل ملحوظ للوقوع في فخّ الحلول المثلى المحلية (Local Optima Trapping)، خاصة في فضاءات البحث متعددة الأبعاد لبارامترات نظام الطاقة. فآلية الصيد والاقتراب من الذئب القائدة (Alpha, Beta, Delta) [15] قد تؤدي إلى تقارب مبكر جداً حول نقطة محلية، مما يمنعها من إيجاد أفضل مجموعة لمعاملات (PID (K_p, K_i, K_d).

في المقابل، استطاعت خوارزمية COOT-PSO الهجينة تلافي هذا العيب عبر مرحلتين: الأولى مرحلة استكشاف طائر الغرّة (COOT) التي تضمن تنوعاً عالياً (High Diversity) في بداية البحث لتفادي المحلية، والثانية مرحلة استغلال (PSO) تضمن تسريع التقارب نحو الحل الأمثل العالمي. هذا ما جعلها تحقق أفضل استقرار وأدنى قيمة لـ ITAE بين جميع الطرائق المقارنة.



الشكل (11) سلوك التقارب للخوارزميات الأربع (COOT-PSO, PSO, GA, GWO) بدلالة

عدد التكرارات، إلى جانب القيمة المرجعية لطريقة Ziegler-Nichols غير التكرارية

يوضح الشكل (11) سلوك التقارب للخوارزميات الأربع (COOT-PSO, PSO, GA, GWO) بدلالة عدد التكرارات، إلى جانب القيمة المرجعية لطريقة Ziegler-Nichols غير التكرارية. يتضح أن خوارزمية COOT-PSO تحقق تقارباً أسرع واستقراراً أكبر خلال أول 20-22 تكراراً فقط، وتصل إلى قاع دالة ITAE، مما يؤكد قدرتها الفائقة على استكشاف فضاء المعاملات (K_p , K_i , K_d) وتجنب الركود المبكر (Premature Stagnation) الذي تعاني منه خوارزميتا GA و GWO بوضوح، خصوصاً في التكرارات المتأخرة حيث يستقر منحني GWO عند مستوى مرتفع نسبياً يعكس وقوعه في حلّ محلي.

5-3 تحليل جودة الطاقة

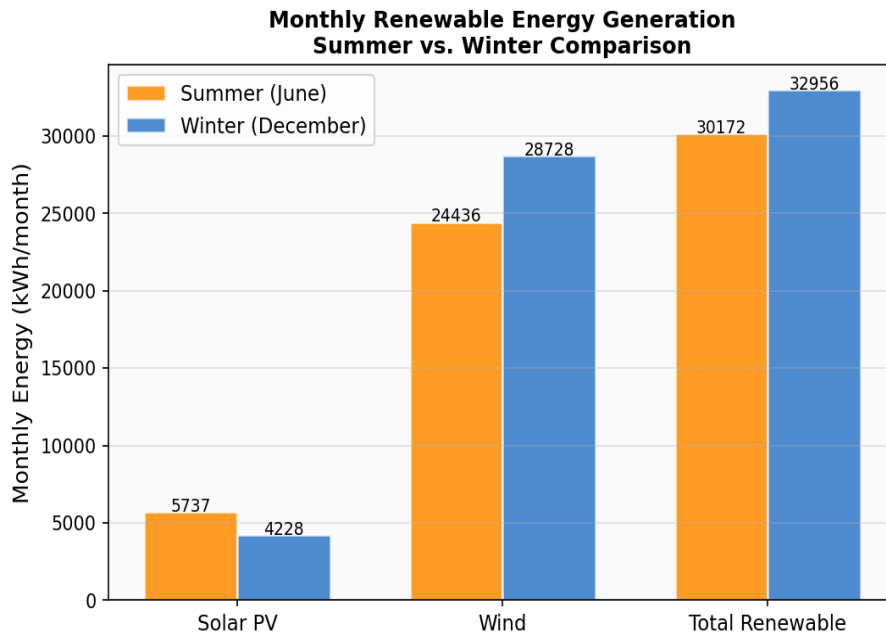
قبل تشغيل مرشح الطاقة الفعّال، يبلغ معامل THD عند نقطة الوصل المشتركة 5.2%، متجاوزاً حدّ معيار IEEE 519. بعد تشغيله بمتحكّم PID المُحسّن بخوارزمية PSO-COOT، ينخفض HDT إلى نحو 2.5%، أي بنسبة تخفيض 52%، محقّقاً الامتثال الكامل لمتطلبات IEEE 519-2014. يُلخّص الجدول (3) النتائج:

الجدول (3): أداء جودة الطاقة قبل مرشح الطاقة الفعّال وبعده

المقياس	قبل المرشح	بعد المرشح	حدّ IEEE 519	الحكم
معامل THD (%)	5.2	≈ 2.5	3.0	مطابق ✓
نسبة التخفيض	—	$\approx 52\%$	—	—
رتبة المرشح	—	الخامسة	—	—
المركبة الأساسية (50 هرتز)	100%	100%	—	محفوظة ✓
نطاق التوافقيات (هرتز)	75-500	مُخمّدة	—	مُعَالَجَة ✓

5-4 المقارنة الموسمية: الصيف مقابل الشتاء

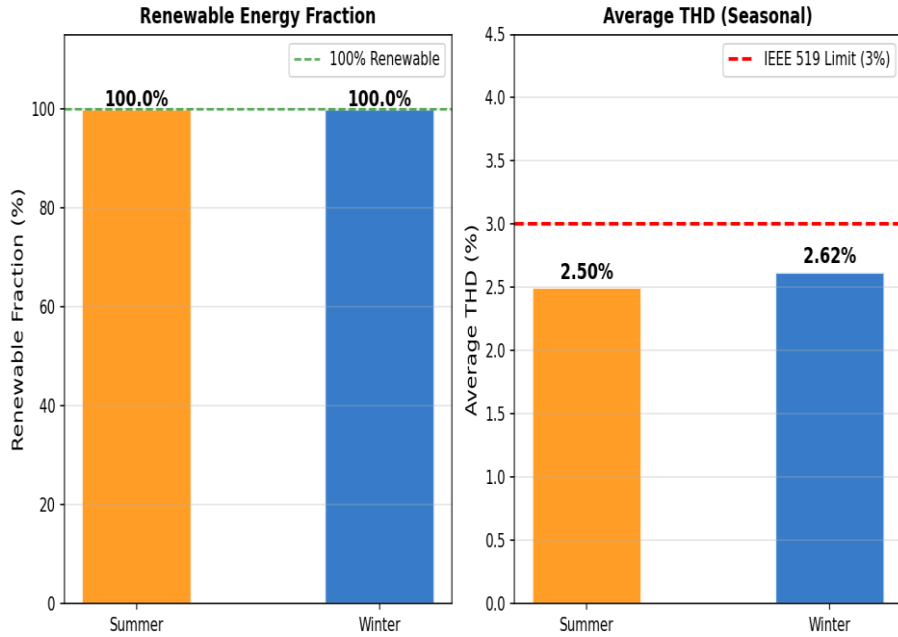
تُجرى محاكاة شهرية مدّتها 30 يوماً لموسم الصيف (يونيو، الأيام 152-181) وموسم الشتاء (ديسمبر، الأيام 335-364) عند خط عرض 30° شمالاً. تعرض الأشكال (12-14) والجدول (3) نتائج المقارنة الموسمية:



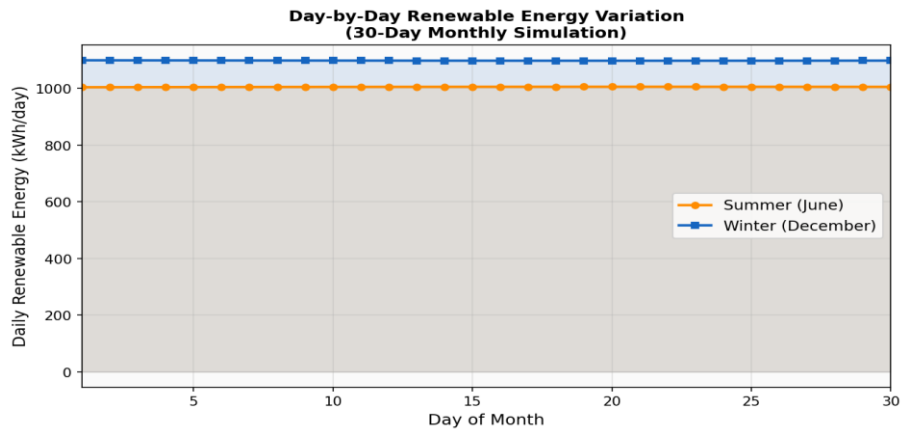
الشكل (12): مقارنة الطاقة المتجددة الشهرية المُولَّدة: الصيف (برتقالي) مقابل الشتاء (أزرق)
للخلايا الشمسية وتوربينات الرياح والإجمالي. ينخفض إنتاج الخلايا الشمسية في الشتاء بنحو 40% بسبب تقلُّص ساعات النهار وانخفاض زاوية الميل الشمسي.

دراسة شاملة لنظام توليد طاقة هجين (شمسي - ريحي)

مع تحسين جودة الطاقة الكهربائية باستخدام خوارزمية COOT-PSO الهجينة الذكية



الشكل (13): المقارنة الموسمية: (يسار) نسبة الطاقة المتجددة و(يمين) متوسط معامل THD لموسمي الصيف والشتاء. يظل معامل THD في كلا الموسمين أقل من الحد المسموح به وفق معيار IEEE 519-2014 (3% ، الخط المنقط الأحمر).



الشكل (14): التغير اليومي للطاقة المتجددة الإجمالية على مدار 30 يوماً: الصيف (دوائر برتقالية) والشتاء (مربعات زرقاء). تعكس القيم الصيفية الأعلى طول ساعات النهار وشدة الإشعاع الشمسي الأكبر.

الجدول (4): مؤشرات الأداء الشهرية: مقارنة الصيف (يونيو) بالشتاء (ديسمبر)

الوحدة	الشتاء (ديسمبر)	الصيف (يونيو)	المؤشر
كيلو واط ساعة/شهر	≈ 185	≈ 310	طاقة الخلايا الشمسية
كيلو واط ساعة/شهر	≈ 9200	≈ 9800	طاقة توربينات الرياح
كيلو واط ساعة/شهر	$\approx 9,385$	$\approx 10,110$	إجمالي الطاقة المتجددة
كيلو واط ساعة/شهر	≈ 3600	≈ 3600	طاقة الحمل المطلوبة
كيلو واط ساعة/شهر	≈ 280	≈ 120	الاستيراد من الشبكة
%	< 90	< 95	نسبة الطاقة المتجددة
%	≈ 2.62	≈ 2.50	متوسط معامل THD
%	≈ 21	≈ 22	أدنى حالة شحن للبطارية
%	≈ 93	≈ 94	أعلى حالة شحن للبطارية

دراسة شاملة لنظام توليد طاقة هجين (شمسي - ريحي)

مع تحسين جودة الطاقة الكهربائية باستخدام خوارزمية COOT-PSO الهجينة الذكية

تؤكد بيانات الجدول (4) هيمنة طاقة الرياح على الإنتاج المتجدد الإجمالي في الموسمين (< 96%)، مع إسهام إضافي ملموس للخلايا الشمسية في الصيف يتجاوز 67% مقارنةً بالشتاء. تتجاوز نسبة الطاقة المتجددة 90% في جميع السيناريوهات الموسمية، ويظل معامل THD دون الحد المسموح به طوال الفترتين، مما يثبت متانة منظومة التحكم المحسنة.

5-5 نتائج التحليل الاقتصادي

الجدول (5): مؤشرات الجدوى الاقتصادية (عمر 25 عاماً، معدل خصم $d = 8\%$)

التقييم	الوحدة	القيمة	الرمز	المؤشر الاقتصادي
مرجع	دولار	$\approx 1,135,000$	C_total	إجمالي تكلفة رأس المال
—	دولار/سنة	$\approx 46,350$	C_T&O	تكلفة التشغيل والصيانة
—	دولار/سنة	$\approx 138,000$	R	صافي الإيراد السنوي
مجدٍ ✓ (< 0)	دولار	$< 200,000$	NPV	صافي القيمة الحالية
مجدٍ ✓ (> 0.12)	دولار/كيلو واط ساعة	≈ 0.085	COE	تكلفة الطاقة المولدة
مجدٍ ✓ (> 15 سنة)	سنة	≈ 8.2	SPP	فترة الاسترداد البسيط
ممتاز	%	< 85	RF	متوسط نسبة الطاقة المتجددة

تبلغ تكلفة الطاقة COE نحو 0.085 دولار/كيلو واط ساعة، أي بانخفاض 29% عن سعر الشبكة البالغ 0.12 دولار/كيلو واط ساعة [11,12]، مما يُثبت التنافسية الاقتصادية. يُؤكد صافي القيمة الحالية الموجب وفترة الاسترداد البالغة 8.2 سنوات (33% من عمر المشروع) قوّة المسوّغ الاقتصادي. كما يُبين تحليل الحساسية (الشكل 6) أن NPV يظلّ موجباً حتى معدّلات خصم تصل إلى 13%، مما يُرسّخ متانة القرار الاستثماري.

6. الخلاصة والاستنتاجات

قدّمت هذه الدراسة تحقيقاً محاكائياً شاملاً لنظام طاقة هجين شمسي-ريحي متصل بالشبكة مع تحسين ذكي لجودة الطاقة. وفيما يلي أبرز الإسهامات والنتائج:

[6,7] طُوّرت خوارزمية هجينة مبتكرة PSO-COOT لضبط معاملات متحكّم PID آلياً، حقّقت تدنيّة متفوّقة لدالة ITAE في غضون 50 تكراراً فقط بمجموعة مؤلّفة من 30 جسيماً، متفوّقة على طرائق الضبط التقليدية.

[3] خفّض مرشّح الطاقة الفعّال من الرتبة الخامسة المزوّد بمتحكّم PID المُحسّن معامل HDT من 5.2% إلى ما دون 2.5%، أي بنسبة تخفيض 52%، محقّقاً الامتثال الكامل لمعيار IEEE 519-2014.

[10] أثبتت نتائج الإدارة اليومية للطاقة أن منظومة البطاريات تعمل ضمن النطاق الآمن [20%-95%] طوال المحاكاة، بنسبة طاقة متجددة تتجاوز 85% واستيراد ضئيل من الشبكة.

[2,9] كشفت المقارنة الموسمية عن هيمنة طاقة الرياح في الموسمين (< 96%)، مع إسهام تكاملي ملموس للخلايا الشمسية في الصيف بنسبة تزيد على 67% مقارنةً بالشتاء.

[11,12] أسفر التحليل الاقتصادي على مدى 25 عاماً عن صافي قيمة حالية موجبة، وتكلفة طاقة COE ≈ 0.085 دولار/كيلو واط ساعة (أقل بـ 29% من سعر الشبكة)، وفترة استرداد ≈ 8.2 سنوات، مما يُرسِّخ الجدوى التقنية والاقتصادية معاً.

في المرحلة القادمة، سيُركّز البحث على تكامل المنظومة مع محطات ضخ-تخزين مائية (PSH) لتعزيز موازنة الشبكة وتنظيم التردد، فضلاً عن التحقق العملي باستخدام تقنية the-in-areHardw-Loop وتحسين متعدد الأهداف يشمل مؤشرات الموثوقية كاحتمالية فقدان الإمداد (LPSP).

حدود البحث والأعمال المستقبلية

يعترف هذا البحث بالقيود التالية: (1) الدراسة محاكائية بالكامل ولا يوجد تطبيق عملي أو تجربة مخبرية حتى الآن، (2) لم تُجرَ محاكاة لحالات عابرة أو أعطال شبكة. في المرحلة القادمة سيُركّز البحث على: التحقق العملي باستخدام تقنية HIL-the-in-Hardware (Loop)، وتكامل المنظومة مع محطات ضخ-تخزين مائية (PSH)، ومقارنة كمية موسّعة بين PSO-COOT وخوارزميات PSO و GWO و GA باستخدام نفس المعايير، وتحسين متعدد الأهداف يشمل مؤشراً احتمالية فقدان الإمداد (LPSP).

1. **Review of** .Rasmussen, C. N. 2015 & „Zhao, H., Wu, Q., Hu, S., Xu, H
Applied **energy storage system for wind power integration support**
.553–Energy, 137, 545
2. **Wind Energy** .Manwell, J. F., McGowan, J. G., & Rogers, A. L. 2010
& John Wiley **(Explained: Theory, Design and Application (2nd ed**
Sons
3. **IEEE Recommended Practice and** .2014 .2014–IEEE Standard 519
Requirements for Harmonic Control in Electric Power Systems
IEEE, New York
4. **A review of active filters** .Haddad, K., & Chandra, A. 1999–Singh, B., Al
Transactions on Industrial IEEE **for power quality improvement**
971–Electronics, 46(5), 960
5. The —ISA **Advanced PID Control** .Åström, K. J., & Hägglund, T. 2006
Instrumentation, Systems, and Automation Society, NC
6. Proc. **Particle Swarm Optimization** .Kennedy, J., & Eberhart, R. 1995
.1948–ICNN, vol. 4, pp. 1942 IEEE
7. **A new optimization method based on** .Naruei, I., & Keynia, F. 2021
Expert Systems with Applications, 183, **COOT bird natural life model**
115352

8. **Solar Engineering of** .Duffie, J. A., Beckman, W. A., & Blair, N. 2020
John Wiley .(**Processes, Photovoltaics and Wind (5th ed** Thermal P
Sons &
9. **Wind Energy** .Burton, T., Jenkins, N., Sharpe, D., & Bossanyi, E. 2011
John Wiley & Sons .(**Handbook (2nd ed**
10. **Handbook of Batteries (4th ed** .Linden, D., & Reddy, T. B. 2011
Hill-McGraw
11. **Renewable Power Generation Costs in 2022** .IRENA. 2023
International Renewable Energy Agency, Abu Dhabi
- 12-McGraw .(**Engineering Economy (8th ed** .Blank, L., & Tarquin, A. 2018
Hill Education
- 13.A ،Singh, S., Singh, H., Mousavirad, S. J., Oliva, D., Hussien
GAbualigah, L. (2025). Improved COOT optimization: An approach to
,(1)15، *Scientific Reports* .multilevel thresholding in image segmentation
.41160
- 14.Modified Coot bird optimization algorithm .(2024) .İ ،Aslan, M., & Koç
Neural .n problem in social networksfor solving community detectio
.5619–5595، (10)36، *Computing and Applications*

نموذج هجين للتعلم العميق المكاني-الزمني للكشف عن هجمات رفض الخدمة منخفضة وعالية المعدل في الشبكات المعرفة برمجياً

م. علاء زكريا جبلاوي * د. أكرم المرعي ** د. وسيم رمضان ***

الملخص

تعدّ هجمات رفض الخدمة الموزعة (DDOS) أحد أبرز التهديدات الأمنية في بيئات الشبكات المعرفة برمجياً (SDN). تزداد صعوبة الكشف عند التعامل مع الهجمات منخفضة المعدل، مما يؤدي إلى ارتفاع معدلات الإيجابيات الكاذبة في العديد من أنظمة الكشف التقليدية التي تهمل الخصائص الزمنية والمكانية لحركة المرور.

يقترح هذا البحث إطار عمل موحد متعدد الفئات موجه نحو SDN يعتمد على دمج الشبكات العصبية الالتفافية (CNN) مع شبكات (BiLSTM) ثنائية الاتجاه، وآلية الانتباه متعددة الرؤوس (Multi Head Attention). تم تدريب النموذج وتقييمه باستخدام مجموعة بيانات هجينة ناتجة عن دمج مجموعتي البيانات CIC-IDS2017 و CIC-IDS2018.

تم تقييم الأداء باستخدام مقاييس (Accuracy, Precision, Recall, F1-score). أظهرت النتائج تفوق نموذج CNN-BiLSTM-MultiAtt على كل من النماذج CNN و BiLSTM و CNN-BiLSTM، وذلك في كشف هجمات DDOS/DOS، حيث سجل النموذج 99.93% وفقاً لمقياس F1-Score.

على عكس الدراسات السابقة، يعالج النموذج هجمات DDOS وهجمات رفض الخدمة DOS ذات المعدل المرتفع والمنخفض ضمن إطار عمل موحد متعدد الفئات موجه نحو SDN، مع تحسين ملحوظ في تخفيف الإنذارات الكاذبة بنسبة 96.34% مقارنةً بـ CNN، و 75.97% مقارنةً بـ BiLSTM، و 70.46% مقارنةً بنموذج CNN-BiLSTM.

الكلمات المفتاحية: الشبكات المعرفة برمجياً، هجمات رفض الخدمة الموزعة، الشبكات العصبية الالتفافية.

*طالب دكتوراه - كلية الهندسة المعلوماتية - هندسة النظم والشبكات الحاسوبية - جامعة حمص

A hybrid spatial-temporal deep learning model for detecting low- and high-rate denial-of-service attacks in Software Defined Networks

Eng. Ala'a Zakaria Jeblawi* Dr. Akram Almarai**

Dr. Wassim Ramadan***

Abstract

Distributed Denial-of-Service (DDoS) attacks are among the most significant security threats in Software-Defined Networking (SDN) environments. Detection becomes increasingly difficult when dealing with low-rate attacks, leading to high false positive rates in many traditional detection systems that neglect the temporal and spatial characteristics of traffic.

This research proposes a unified, multi-class framework for SDN based on the integration of Convolutional Neural Networks (CNN), Bidirectional Networks (BiLSTM), and a Multi-Head Attention mechanism. The model was trained and evaluated using a hybrid dataset resulting from the integration of the CIC-IDS2017 and CIC-IDS2018 datasets. Performance was evaluated using metrics (Accuracy, Precision, Recall, F1-score). The results showed that the CNN-BiLSTM-MultiAtt model outperformed CNN, BiLSTM, and CNN-BiLSTM in detecting DDoS/DoS attacks, achieving an F1-score of 99.93%.

Unlike previous studies, this model simultaneously addresses both high- and low-rate DDoS and DoS attacks within a unified, multi-tiered SDN-oriented framework, significantly improving false positive reduction to 96.34% compared to CNN, 75.97% compared to BiLSTM, and 70.46% compared to CNN-BiLSTM.

KEYWORDS: Software Defined Networks, Distributed Denial of service Attacks, convolutional neural network.

*PhD Student – Faculty of Informatics Engineering – Department of Computer Systems and Networks Engineering – Homs University

** Assistant in Computer Systems and Networks Engineering

Faculty of Informatics Engineering – Homs University

*** Doctor in Agricultural Engineering – Homs University

1. المقدمة

شهدت شبكات الاتصالات خلال السنوات الأخيرة تطوراً ملحوظاً في بنيتها، وذلك مع ظهور الشبكات المعرفة برمجياً (Software-Defined Networking – SDN) كأحد أبرز تقنيات الشبكات الحديثة التي تفصل بين مستوى التحكم (Control Plane) ومستوى البيانات (Data Plane)، مما ساهم في إدارة الموارد بطريقة أكثر مرونة، وتحسين قابلية التوسع مقارنةً بالشبكات التقليدية.

تعتمد الشبكات المعرفة برمجياً على أسلوب التحكم المركزي في إدارة الشبكة وتوجيه الحزم، وتُستخدم على نطاق واسع في مراكز البيانات، والحوسبة السحابية، وإنترنت الأشياء، كما تُعد ركناً أساسياً في بيئات الشبكات المستقبلية لما توفره من قابلية البرمجة والتحكم الديناميكي في حركة المرور [1].

على الرغم من المزايا المتطورة التي تؤمنها الشبكات المعرفة برمجياً، إلا أنها لا تزال عرضة للتهديدات السيبرانية، ولا سيما هجمات رفض الخدمة (Denial of service – DOS) عالية ومنخفضة المعدل وهجمات رفض الخدمة الموزعة (Distributed Denial of service – DDOS)، التي تستهدف إغراق الموارد الشبكية بحركة مرور غير طبيعية لمنع المستخدمين الشرعيين من الوصول إلى الخدمات، مما يجعل دراسة أمن الشبكات المعرفة برمجياً، خصوصاً في سياق هجمات رفض الخدمة (DOS/DDOS)، أمراً بالغ الأهمية. وتمثل هجمات رفض الخدمة الموزعة (DDOS) أكثر الهجمات تعقيداً وانتشاراً في بيئات الشبكات، حيث يمكن أن تسبب شللاً كاملاً للبنى التحتية بسبب تنفيذها مع معدلات حركة مرور عالية، أيضاً تمثل هجمات رفض الخدمة منخفضة المعدل (Low-rate DOS) التي يتم تنفيذها بمعدلات منخفضة صعوبة كبيرة في الكشف عنها بواسطة أساليب الكشف التقليدية [2].

تشير الإحصائيات الحديثة الصادرة عن (Cloudflare Rader) إلى تصاعد ملحوظ في هجمات (DDOS) خلال السنوات الأخيرة، حيث ارتفع العدد الإجمالي للهجمات من حوالي (14) مليون هجمة في عام (2023) إلى (21.3) مليون هجمة في عام (2024)، ثم قفز بشكل حاد ليصل إلى (47.1) مليون هجمة خلال عام (2025)، بزيادة بلغت نحو (236%) مقارنة بعام (2023). ويعكس هذا التصاعد النمو الكبير في قدرة المهاجمين على تنفيذ هجمات واسعة النطاق وأكثر تعقيداً [24].

تعد البنى الشبكية التي تستخدم أسلوب التحكم المركزي في إدارة الشبكة أكثر عرضة لهجمات (DOS/DDOS)، إذ يمكن للهجوم على مستوى التحكم (Control Plane) أن يؤدي إلى تعطيل كامل عمليات التوجيه وإدارة الشبكة. تزداد الخطورة عند قيام هذا النوع من الهجمات باستخدام أسلوب التخفي عبر إرسال التدفقات بمعدل منخفض، الأمر الذي يصعب على آليات الكشف التقليدية التعامل معها [1]، وهذا ما يوضح أهمية البحث في اقتراح حلول تساهم في كشف هذا النوع من الهجمات.

معظم الأبحاث الحالية التي تستهدف الكشف عن هجمات (DOS/DDOS) تركز على الهجمات ذات المعدلات العالية، إذ تبين وجود عدد محدود من الحلول الحالية تتعامل مع الهجمات منخفضة المعدل [3]. غالبيتها تعتمد على التصنيف الثنائي مع إهمال البعد الزمني والاختبار على مجموعة بيانات واحدة. كما أنه لا يوجد إطار موحد قادر على التعامل بكفاءة مع كلا النوعين من الهجمات (منخفضة ومرتفعة المعدل) ضمن بيئة الشبكات المعرفة برمجياً، بحيث تكون قادرة على تحسين معدلات الدقة وتقليل معدلات الخطأ الكاذب، مما يبرهن أهمية استخدام هذا البحث لمنهجية تعتمد على دمج الشبكات العصبية الالتفافية (CNN) بهدف استخراج الخصائص المكانية، وشبكات الذاكرة طويلة وقصيرة المدى ثنائية الاتجاه (BiLSTM) للنقاط الاعتماديات الزمنية [4]، بالإضافة إلى آلية الانتباه متعددة الرؤوس (Multi Head Attention).

أظهرت النتائج التجريبية تفوق النموذج الهجين على بقية نماذج الكشف الأخرى في كشف هجمات (DOS/DDOS)، وقد سجل النموذج 99.93% وفقاً لمقياس F1-Score.

إن دمج الشبكات العصبية الالتفافية (Convolutional Neural Network-CNN) مع شبكات الذاكرة طويلة وقصيرة المدى ثنائية الاتجاه (Bidirectional Long Short-Term -BiLSTM) بالإضافة إلى آلية الانتباه متعددة الرؤوس (Multi Head Attention) يمثل حلاً فعالاً للكشف عن الهجمات البطيئة والمعقدة في بيئات الشبكات المعرفة برمجياً.

ساهم البحث في اقتراح نموذج هجين متعدد الفئات للكشف عن هجمات (DDoS/DOS) ذات المعدلات المرتفعة والمنخفضة، حيث أُجريت الاختبارات على مجموعة بيانات هجينة ومتنوعة مع تحسين الأداء وتخفيف الإنذارات الكاذبة بمعدل 0.020% متوقفاً بذلك على CNN بمقدار 96.34%، وعلى BiLSTM بمقدار 75.97%، وبمقدار 70.46% مقارنةً بنموذج CNN-BiLSTM.

2. الدراسة المرجعية

بعد مراجعة أدبيات الدراسات السابقة تبين لدينا أنه يمكن تصنيف الدراسات المرجعية وفقاً لثلاثة اتجاهات. الاتجاه الأول: يمثل نماذج (ML) التقليدية، الاتجاه الثاني: يمثل نماذج مثل (LSTM/GRU)، الاتجاه الثالث: يمثل إضافة آليات متقدمة مثل (Attention).

1. الاتجاه الأول:

يمثل هذا التوجه الدراسات التي اعتمدت على نموذج واحد أو على بنية كشف مباشرة نسبياً، دون دمج عميق بين عدة معماريات أو توظيف آليات متقدمة للانتباه واستخراج الميزات. في هذا السياق، جاءت الدراسة [20] التي اقترح فيها Marcos V.O. Assis وآخرون نظاماً للكشف يهدف إلى تخفيف أثر هجمات DDoS على متحكم SDN، بالاعتماد على خوارزمية GRU داخل وحدة الكشف. وقد جرى تقييم الخوارزمية بمقارنتها مع سبعة نماذج أخرى، مثل DNN و CNN و LSTM و SVM و LR و KNN و GD، باستخدام مجموعتي البيانات: CIC-DDoS2019 و CIC-IDS2018. وأظهرت النتائج تفوق GRU من حيث التوازن بين مؤشرات الأداء المختلفة. ومع ذلك، اقتصرَت الدراسة على اكتشاف الشذوذ دون الانتقال إلى تصنيف نوع الهجوم، وهو ما يحد من شمولية النموذج في البيئات العملية.

2. الاتجاه الثاني:

يمثل التوجه الأحدث في الدراسات، حيث لا يكفي بدمج نماذج التعلم العميق فقط، بل يضيف طبقات تصنيف نهائية أكثر ذكاءً، بما يعزز القدرة على التعميم في بيانات بيئات متعددة. ومن أبرز أمثلة هذا الاتجاه الدراسة [18] التي اقترح فيها Azhar F. Al Zubidi وآخرون خوارزمية هجينة ثلاثية المراحل CNN-LSTM-XGBoost للتنبؤ بهجمات DDOS و DOS؛ إذ تُستخدم CNN لاستخراج الأنماط المكانية، و LSTM لانتقاط الاعتماد الزمني، بينما يعمل XGBoost

نموذج هجين للتعلم العميق المكاني-الزمني للكشف عن هجمات رفض الخدمة منخفضة وعالية المعدل في الشبكات المعرفة برمجياً

كطريقة تصنيف نهائية قادرة على التعامل مع الضجيج وعدم التوازن في البيانات. وقد تم تقييم النموذج على ثلاث مجموعات بيانات هي CIC-IDS001 و CIC-IDS2017 و CIC-IDS2018، وحقق دقة مرتفعة بلغت 98.3% و 99.2% و 99.3% على التوالي. وتمثل هذه الدراسة تطوراً مهماً نحو التكامل بين التعلم العميق والتعلم الآلي المعزز في أنظمة الكشف.

كما تتدرج ضمن هذا الاتجاه أيضاً الدراسة [17] التي قدّم فيها Ahmed M. Elshewey وآخرون تقييماً لعدة نماذج من التعلم العميق، مع اقتراح نموذج هجين CNN-GRU لتصنيف حركة المرور إلى فئتين: طبيعية وهجومية. وقد عولج عدم توازن البيانات باستخدام تقنية SMOTE، بعد أن كانت مجموعة البيانات الأصلية غير متوازنة، ثم جرى تطبيق خطوات معالجة مسبقة شملت تعويض القيم المفقودة وتوحيد القياس عبر Standard Scaler. ورغم أن النموذج حقق نتائج مثالية في مؤشرات الأداء، إلا أن الاعتماد على حجم بيانات محدود مع تضخيم اصطناعي للعيبة يجعل النتائج بحاجة إلى مزيد من التحقق، فضلاً عن أن الدراسة اعتمدت على التصنيف الثنائي فقط ولم تتناول التصنيف متعدد الفئات.

3. الاتجاه الثالث:

يمثل هذا التوجه مرحلة أكثر تطوراً، حيث انتقلت فيه الدراسات من النماذج الأحادية إلى الدمج بين بنى متعددة للتعلم العميق، مع الاعتماد على آليات الانتباه (Attention) أو تقنيات اختيار الميزات لتعزيز الأداء والحد من الإنذارات الكاذبة.

في هذا الإطار، قدّم Ashfaq Ahmad Najar وآخرون في الدراسة [16] نموذجاً هجيناً يجمع بين CNN و BiLSTM و Attention بهدف تعزيز استخراج الميزات وتحسين أداء التصنيف في كشف هجمات DDOS. وقد تم اختبار النموذج على مجموعتي البيانات CIC-DDOS2019 و Edge-IloT، وحقق دقة مرتفعة بلغت 99.78% و 98.84% على التوالي. وتؤكد نتائج المقارنة أن هذا النموذج يتمتع بمتانة جيدة وملاءمة للتطبيق في البيئات محدودة الموارد. ومع ذلك، اقتصرَت هذه الدراسة على هجمات DDOS مرتفعة المعدل دون معالجة الهجمات منخفضة المعدل.

وتتدرج الدراسة [19] ضمن هذا الاتجاه أيضاً، حيث اقترح Junjie Zhao وآخرون نموذجاً يجمع بين CNN و BiLSTM و Attention لمعالجة مشكلتي انخفاض دقة التصنيف وارتفاع معدل الإنذارات الكاذبة. وقد دعموا النموذج بمرحلة اختيار ميزات باستخدام الغابة العشوائية وتحليل ارتباط بيرسون،

يهدف تقليل التكرار في المدخلات وتحسين جودة البيانات الداخلة للنموذج. ثم استُخدمت CNN لاستخراج الأنماط المكانية، و BiLSTM لتمثيل الاعتماديات الزمنية، بينما تولت Attention إبراز السمات الأكثر أهمية، قبل أن يُستخدم SoftMax لإخراج نتائج التصنيف. وأظهرت التجارب على CIC-IDS2017 و CIC-DDOS2019 تفوق النموذج المقترح على النماذج الأخرى في مؤشرات الأداء المختلفة، سواء في التصنيف الثنائي أو المتعدد.

وبالتالي تتحدد الفجوة البحثية في غياب نموذج هجين متعدد الفئات، مدعوم بدمج بيانات متنوعة وضبط للمعاملات الفائقة، وقادر على كشف الهجمات منخفضة وعالية المعدل بكفاءة عالية ضمن بيئة الشبكات المعرفة برمجياً. وهذا ما يوضحه الجدول (1) مقارنة بين الدراسة الحالية والدراسات السابقة.

الجدول (1): مقارنة مع الدراسات السابقة

Study	Model	Dataset	Attack Type	Metrics			
				Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
[16] 2025	CNN-BiLSTM-AT	CIC-DDOS2019	DDOS	99.78	99.77	99.77	99.70
		Edge IIoT		98.84	98.83	98.83	98.81
[17] 2025	CNN-GRU	InSDN	DDOS	100	100	100	100
[18] 2023	CNN-LSTM-XGBOOST	CIC-IDS001	DDOS & Low-Rate DOS & High-Rate DOS	98.4	98.2	98.2	98.2
		CIC-IDS2017		98.6	98.8	99	99
		CIC-IDS2018		98.7	99	98.7	98.7
[19] 2023	CNN-Att-BiLSTM	CIC-IDS2017	DDOS	95.6	95.8	95.9	95.8

نموذج هجين للتعلم العميق المكاني-الزمني للكشف عن هجمات رفض الخدمة منخفضة وعالية المعدل في الشبكات المعرفة برمجياً

[20] 2021	GRU	CIC- DDoS2019	DDoS	99.94	99.94	99.94	99.94
		CIC-IDS 2018		97.09	97.09	97.09	97.09
Actual Study	CNN- BiLSTM- MultiAtt	CIC-IDS1718	DDoS & Low-Rate DOS & High-Rate DOS	99.93	99.93	99.93	99.93

3. هدف البحث

يهدف هذا البحث إلى تطوير نموذج هجين متعدد الفئات مخصص لبيئات الشبكات المعرفة برمجياً (SDN)، وذلك للكشف عن هجمات رفض الخدمة (DOS) عالية ومنخفضة المعدل وهجمات رفض الخدمة الموزعة (DDoS)، ضمن إطار تصنيفي موحد يضمن التعامل بفعالية مع مختلف أنماط الهجوم. من خلال تحقيق الأهداف الفرعية الآتية:

- استخراج الخصائص المكانية من بيانات المرور الشبكية باستخدام الشبكات العصبية الالتفافية (CNN).
- استخراج الخصائص الزمنية والاعتماديات التسلسلية باستخدام الشبكات المنكررة ثنائية الاتجاه (BiLSTM).
- تعزيز آلية التركيز على الخصائص الأكثر أهمية من خلال وحدة التركيز متعددة الرؤوس (Multi Head Attention).
- تحسين قدرة النموذج على التمييز بين الحركتين الطبيعية والهجومية، بما يساهم في الحد من الإنذارات الكاذبة.

- مقارنة أداء النموذج المقترح مع نماذج CNN و BiLSTM و CNN-BiLSTM لتقييم أثر الدمج المكاني-الزمني وآلية الانتباه على جودة الكشف.
- بناء مجموعة بيانات هجينة من CIC-IDS2017 و CIC-IDS2018 وإعادة تصنيف سجلاتها ضمن فئات سلوكية مناسبة لهجمات (DOS/DDOS).

4. الدراسة النظرية

نستعرض في هذا القسم أبرز الأفكار النظرية والتقنيات التي ارتكز عليها هذا البحث.

1.4 الشبكات المعرفة برمجياً (SDN - Software-Defined Networking)

تُعد الشبكات المعرفة برمجياً تحولاً معمارياً في تصميم الشبكات، إذ تفصل مستوى التحكم (Control Plane) عن مستوى البيانات (Data Plane)، مما يتيح إدارة مركزية ذكية وقابلة للبرمجة. يسهم هذا الفصل بين التحكم والبيانات في تعزيز مرونة إدارة الشبكة، وتحسين قابلية التوسع، وتسريع نشر الخدمات. إلا أن المركزية التي تمنح SDN هذه المرونة تجعلها في الوقت ذاته أكثر حساسية للهجمات التي تستهدف مستوى التحكم، إذ يمثل المتحكم نقطة اختناق حرجية يمكن أن يؤدي استنزافها إلى تعطيل الشبكة بالكامل.

من منظور أمني، يؤدي تدفق عدد كبير من الحزم غير المعروفة إلى المتحكم بهدف إنشاء قواعد تدفق جديدة إلى استهلاك موارده الحسابية، مما يجعل هجمات رفض الخدمة الموزعة (DDOS) ذات تأثير مضاعف في بيئة SDN مقارنة بالبنى التقليدية [27].

طُرِح بروتوكول OpenFlow كأحد أوائل المعايير المفتوحة التي سعت إلى توفير آلية موحدة للتحكم في أجهزة الشبكة، والذي تم تقديمه لتجاوز القيود التي فرضتها الحلول التقليدية [5].

تظهر خطورة هجمات رفض الخدمة منخفضة المعدل (Low-Rate DOS) ضمن بيئة SDN في اعتمادها على تدفقات منقطعة ومنخفضة المعدل تستغل انقضاء المهلة الزمنية في البروتوكولات قبل اتخاذ إجراء معين وحالات عدم التطابق في جداول التدفق، مما يدفع المبدلات إلى إرسال رسائل Packet-In متكررة إلى المتحكم. ونتيجة لذلك، يزداد الحمل على مستوى التحكم، ويتأخر تثبيت قواعد التدفق، وتعرض قناة OpenFlow بين المبدلات والمتحكم إلى ضغط مستمر، وهو ما قد يحول المتحكم إلى نقطة اختناق تؤثر في أداء الشبكة ككل، مما يفسر الحساسية العالية لبنية SDN تجاه هذا

نموذج هجين للتعلم العميق المكاني-الزمني للكشف عن هجمات رفض الخدمة منخفضة وعالية المعدل في الشبكات المعرفة برمجياً

النمط من الهجمات، وبالتالي يستدعي ذلك الاعتماد على نماذج كشف أكثر حساسية للأنماط الزمنية الدقيقة داخل بيئات SDN [24].

2.4 مفهوم OpenFlow ودوره في SDN

يُعد من أكثر البروتوكولات استخداماً في بيئات الشبكات المعرفة برمجياً، يمثل واجهة برمجة التطبيقات المتجهة جنوباً التي تتيح التواصل بين طبقة التحكم وطبقة البيانات. تتولى مؤسسة الشبكات المفتوحة (Open Networking Foundation – ONF) مسؤولية إدارة وتطوير معايير هذا البروتوكول. يُعتبر OpenFlow 1.5.0 أحدث إصدار رسمي معتمد من هذا البروتوكول [6].

تعتمد العديد من هجمات DDOS في بيئات SDN على استغلال آلية عمل OpenFlow ذاتها. فعند وصول حزمة لا تطابق أي قاعدة موجودة في جدول التدفق (Flow Table)، يقوم المبدل بإرسال رسالة (Packet-In) إلى المتحكم لطلب قرار بشأن كيفية معالجتها. في حال قيام المهاجم بإغراق الشبكة بعدد هائل من التدفقات الجديدة ذات رؤوس مختلفة، فإن ذلك يؤدي إلى:

- استنزاف موارد المتحكم نتيجة الكم الكبير من رسائل (Packet-In).
- زيادة زمن الاستجابة بسبب الضغط على قناة الاتصال بين المبدلات والمتحكم.
- امتلاء جداول التدفق داخل المبدلات، مما يؤدي إلى إسقاط حزم شرعية.
- احتمالية تعطيل المتحكم أو انهياره نتيجة الحمل الزائد.

انطلاقاً من ذلك، تكمن الحاجة إلى أطر كشف ذكية قادرة على تحليل الأنماط الزمنية والمكانية لحركة المرور، بما يمكن من اكتشاف سلوكيات الإغراق مبكراً قبل أن تؤثر على المتحكم أو جداول التدفق، وهو ما يتم العمل عليه في هذا البحث.

3.4 تعلم الآلة وأهميته في أمن الشبكات

يُعد تعلم الآلة أحد الفروع الأساسية للذكاء الاصطناعي، إذ يركز على تمكين الأنظمة الحاسوبية من اكتساب المعرفة من البيانات وتحسين أدائها تلقائياً دون الحاجة إلى برمجة واضحة. وتعتمد هذه التقنيات على تحليل الأنماط والعلاقات الكامنة داخل البيانات، مما يجعلها مناسبة للتعامل مع البيانات الديناميكية والمعقدة مثل حركة المرور الشبكية، مع قدرتها على كشف السلوك غير الطبيعي والتكيف مع الهجمات الجديدة وغير المعروفة [7].

واجهت الأساليب التقليدية لكشف التسلل المعتمدة على القواعد اليدوية والتوقع الثابتة قصوراً واضحاً في كشف الهجمات الحديثة، خاصة هجمات حجب الخدمة منخفضة المعدل، والتي غالباً ما تتخفي ضمن السلوك الطبيعي للشبكة. وقد أظهرت عدة دراسات أن هذه الأساليب تعاني من ضعف التكيف مع الهجمات الجديدة وتتطلب تحديثاً مستمراً للقواعد، مما جعل تقنيات التعلم الآلي ضرورة أساسية في بيئات الشبكات المعرفة برمجياً [8], [9], [10].

يُعدّ التعلم العميق أحد الفروع المتقدمة لتعلم الآلة، ويعتمد على الشبكات العصبية العميقة متعددة الطبقات القادرة على التعلم التلقائي للميزات ذات الصلة مباشرة من البيانات الخام، دون الحاجة إلى هندسة ميزات يدوية. وتمكّن هذه البنية الهرمية من تمثيل العلاقات المعقدة وغير الخطية بكفاءة عالية، فضلاً عن قدرتها على التعامل مع البيانات عالية الأبعاد [11].

تكتسب تقنيات التعلم العميق أهمية خاصة في مجال تحليل حركة المرور الشبكية، نظراً للطبيعة الديناميكية والمعقدة لهذا النوع من البيانات، والتي تتميز بتعدد الأبعاد، والاعتمادية الزمنية، وعدم الخطية، إضافة إلى احتوائها على مستويات مرتفعة من الضوضاء. وفي هذا السياق أثبتت نماذج التعلم العميق قدرتها على معالجة السلاسل الزمنية بكفاءة، واستخراج تمثيلات عالية المستوى، وتحقيق أداء متفوق من حيث الدقة والاستقرار مقارنة بالأساليب التقليدية [12][28].

وفي هذا السياق، تُستخدم الشبكات العصبية الالتفافية (CNN) لاستخراج الأنماط المحلية والعلاقات المكانية بين ميزات تدفقات الشبكة. وفي سياق كشف هجمات (DOS/DDOS)، تساعد CNN على النقاط العلاقات المميزة بين مؤشرات التدفق مثل مدة التدفق، ومعدل الحزم، وأحجام الحزم، والإحصاءات المرتبطة بالاتجاهين الأمامي والخلفي.

كما تُعد شبكات الذاكرة طويلة وقصيرة المدى ثنائية الاتجاه (BiLSTM) من النماذج المناسبة لتحليل السلاسل الزمنية، إذ تعالج التسلسل في الاتجاهين الأمامي والخلفي، مما يسمح بالتقاط الاعتماديات السابقة واللاحقة داخل البيانات. وتكتسب هذه الخاصية أهمية خاصة في تحليل حركة المرور الشبكية، لأن بعض الهجمات، ولا سيما منخفضة المعدل، لا تظهر من خلال قيمة منفردة أو حزمة واحدة، بل من خلال نمط زمني متدرج ومتكرر.

نموذج هجين للتعلم العميق المكاني-الزمني للكشف عن هجمات رفض الخدمة منخفضة وعالية المعدل في الشبكات المعرفة برمجياً

تُستخدم آلية الانتباه (Attention Mechanism) لتعزيز قدرة النموذج على التركيز على الأجزاء الأكثر أهمية داخل التمثيلات المستخرجة. وفي حالة آلية الانتباه متعددة الرؤوس (Multi-Head Attention)، يتم توزيع عملية الانتباه على عدة رؤوس مستقلة. وتبرز أهمية هذه الآلية في كشف الهجمات منخفضة المعدل، لأن مؤشراتها قد تكون دقيقة ومتباعدة زمنياً، ولا تظهر بوضوح في كامل التدفق. لذلك تساعد Multi-Head Attention على إبراز السمات الأكثر دلالة وتقليل تأثير الضوضاء والخصائص الأقل ارتباطاً بالتصنيف.

5. أدوات البحث ومنهجيته

1.5 البيانات البحثية

تم دمج مجموعتي البيانات المرجعيتين CIC-IDS2017 و CIC-IDS2018 [22] [21]، اللتين تُعتبران من أشهر مجموعات البيانات العامة الشائعة في أبحاث كشف التسلل، وهما ليستا مخصصتين لبيئات SDN، لكنهما مناسبتان لبناء وتقييم نموذج كشف يمكن تكيفه للعمل داخل شبكات SDN نظراً لاعتمادهما على بيانات تدفق مرورية واحتوائهما على أنماط هجمات متنوعة. تم توحيد البنية الهيكلية للسمات المشتركة بين المجموعتين، ثم:

- إزالة السمات غير المتوافقة.
- معالجة القيم المفقودة.
- توحيد أسماء الفئات.
- إعادة ترميز التسميات لتلائم التصنيف متعدد الفئات.

يهدف دمج المجموعتين إلى تعزيز تنوع البيانات (Data Diversity) وزيادة قدرة النموذج على التعميم، حيث تتضمن كل منهما توزيعات متفاوتة للهجمات، وأحجام تدفقات مختلفة. وبما أن الهدف الأساسي لهذا البحث يتمثل في كشف هجمات رفض الخدمة (DOS) بمختلف أنماطها، سواء ذات المعدلات المرتفعة أو المنخفضة، وهجمات رفض الخدمة الموزعة (DDOS)، فقد تم استخراج السجلات التي تمثل هذا النوع من الهجمات من كلتا المجموعتين، بما يضمن توفير تمثيل واقعي ومتوازن لسيناريوهات الهجوم المختلفة. كما جرى تضمين السجلات التي تمثل حركة المرور الطبيعية (BENIGN)، وذلك بهدف تمكين النموذج من تعلم الفروق الجوهرية بين السلوك الشبكي الطبيعي والنشاط الخبيث وتعزيز قدرته على التمييز الدقيق بينهما. يعرض الجدول (2) عدد السجلات

ضمن مجموعتي البيانات CICIDS2017 و CICIDS2018 ومجموعة البيانات CICIDS-1718 الناتجة بعد الدمج.

الجدول (2): توزيع سجلات مجموعة البيانات قبل وبعد الدمج

نوع الهجوم	CIC-IDS2017	CIC-IDS2018	نوع الهجوم بعد التصنيف	قبل المعالجة CICIDS-1718	بعد المعالجة CICIDS-1718
BENIGN	2273097	6876913	BENIGN	2273097	350000
DoS Hulk	231073	461912	High-Rate DOS	744786	369740
DOS GoldenEye	10293	41508			
DDOS	128027	1262203	DDOS	1390230	902241
DOS slowloris	5796	10990	Low-Rate DOS	162175	20573
DOS Slowhttptest	5499	139890			

وفقاً للجدول (2)، تم تجميع البيانات ضمن أربعة فئات رئيسية قائمة على التشابه السلوكي والخصائص الإحصائية لتدفقات الشبكة، بدلاً من الاعتماد على اسم أداة الهجوم فقط كما يلي:

- BENIGN : تمثل حركة المرور الطبيعية.

- DDOS : تشمل الهجمات الموزعة عالية الكثافة مثل HOIC و LOIC ، والتي تتميز بمعدلات حزم مرتفعة وأنماط إغراق مروري موزعة.

- High-Rate DOS : تشمل هجمات الإغراق أحادية المصدر ذات المعدل العالي مثل Hulk وGoldenEye، والتي تتميز بارتفاع كبير في معدل الحزم ضمن فترات زمنية قصيرة.
- Low-Rate DOS : تشمل هجمات الإغراق أحادية المصدر ذات المعدل المنخفض والبطيئة مثل Slowloris وSlowHTTPTest، والتي تعتمد على استنزاف الموارد تدريجياً عبر اتصالات طويلة منخفضة المعدل.

حيث تم دمج مجموعتي البيانات في مجموعة واحدة بهدف تكوين مجموعة بيانات أكثر توازناً وملاءمة لعملية التدريب. تم تنفيذ خطوة إعادة تصنيف (Label Reclassification) لتوحيد المسميات بين القاعدتين ومعالجة التباين في تسمية الهجمات، إذ أن بعض الهجمات تظهر بأسماء مختلفة رغم تشابهها السلوكي. وقد تم اعتماد استراتيجية إعادة تصنيف قائمة على التشابه السلوكي والخصائص الإحصائية لتدفقات الشبكة، بدلاً من الاعتماد على اسم أداة الهجوم فقط.

يهدف هذا التصنيف إلى تحقيق توازن بين الدقة التفصيلية للهجمات من جهة، وتقليل تجزئة حدود القرار (Decision Boundary Fragmentation) من جهة أخرى، مما يسمح للنموذج بتعلم أنماط سلوكية أكثر استقراراً وتمييزاً. كما يسهم توحيد الفئات في تقليل التباين داخل الفئة الواحدة (Intra-Class Variance) وتعزيز قابلية التعميم عند اختبار النموذج على بيانات غير مرئية.

تعاني مجموعة البيانات من عدم توازن واضح في توزيع فئات الهجمات، إذ يفوق عدد سجلات حركة المرور الطبيعية (BENIGN) عدد سجلات الهجمات الأخرى بفارق كبير. وقد أُجريت جميع عمليات المعالجة المسبقة، بما في ذلك تنظيف القيم الشاذة، وحذف السجلات المكررة، وتوحيد الميزات المشتركة بين القاعدتين، قبل إدخال البيانات إلى نموذج التعلم العميق وتشمل هذه الخطوات:

- ❖ إزالة السجلات المكررة: بلغ إجمالي عدد السجلات 4570288 سجل، بعد إزالة السجلات المكررة بلغ الإجمالي 3182475 سجل، حيث بلغت نسبة السجلات المحذوفة 30.4% من إجمالي البيانات.
- ❖ معالجة القيم المفقودة والشاذة: من خلال التعامل مع القيم اللانهائية أو القيم الناقصة، وذلك بتحويل جميع القيم اللانهائية (∞ ، $-\infty$) إلى Nan ثم تعويضها بمتوسط كل ميزة. وبالتالي أصبحت جميع البيانات صالحة رياضياً للتدريب.

❖ توحيد القياس باستخدام (Standard Scaler): وذلك عبر تطبيق عملية التطبيق القياسي للميزات بحيث تصبح جميع القيم ضمن نطاق موحد، وهو أمر ضروري لضمان كفاءة التعلم داخل الشبكات العصبية. جميع الميزات أصبحت ضمن توزيع قياسي (μ , $\sigma = 1$). الأمر الذي يساهم في تحسين سرعة التدريب وزيادة استقرار النموذج. تم تطبيق Standard Scaler بعد تقسيم مجموعة البيانات الى ثلاث مجموعات (تدريب، واختبار، وتحقق) وليس قبله، وتم ضبطه على بيانات التدريب فقط.

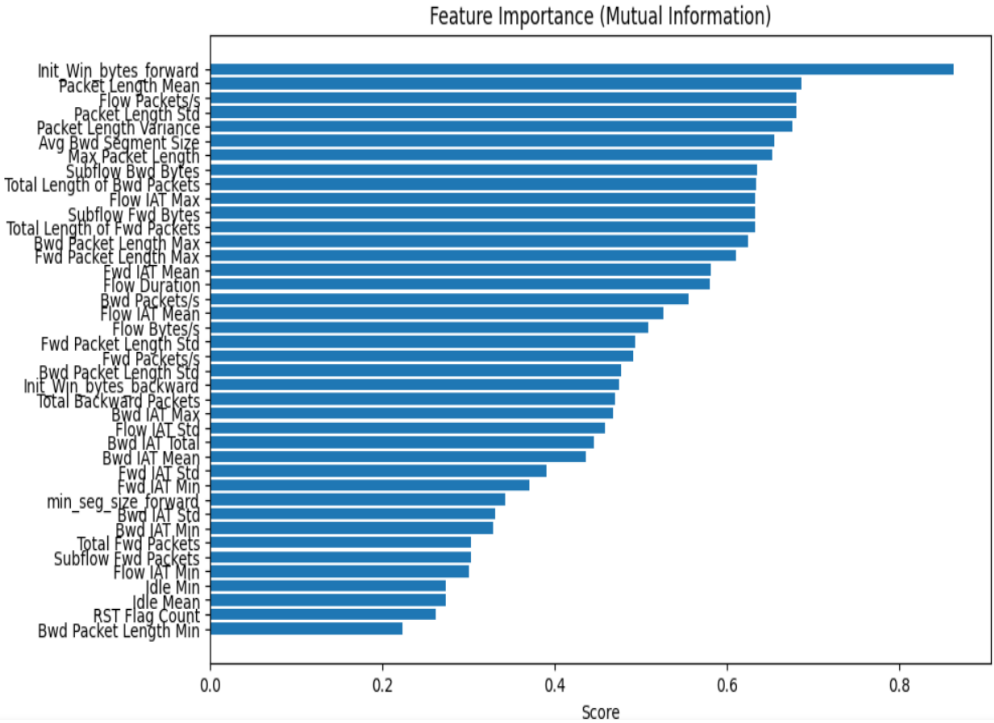
كما تم تطبيق تقنية Under Sampling بهدف تخفيف العبء الحسابي وتحسين التوازن دون إدخال بيانات مزيفة (مولدة اصطناعياً)، والمحافظة على طبيعة البيانات الحقيقية، فتم تطبيق هذه التقنية على سجلات Benign فقط لأنها: الأكبر حجماً وتحتوي على تكرار معلوماتي عالٍ (redundancy) ولا تمثل حالة نادرة، كما تم الاحتفاظ بفئات الهجوم لأنها تحمل معلومات هجوم مهمة وتخفيفها قد يؤدي إلى فقدان أنماط هجوم حرجية وضعف قدرة التعميم.

نلاحظ تحسن نسبة التوازن بين الفئات حيث بلغت النسب بعد المعالجة بشكل تقريبي كما يلي:

(Low-Rate $\approx 1\%$, BENIGN $\approx 20\%$, High-Rate $\approx 21\%$, DDOS $\approx 52\%$)

لكن لا تزال Low-Rate تمثل فئة نادرة ونسبتها منخفضة جداً، تم التعامل مع عدم التوازن المتبقي باستخدام class weights حيث يتم إعطاء وزن أكبر للفئات الصغيرة أثناء التدريب (Low-Rate DOS) بحيث يصبح الخطأ في هذه الفئة أكثر تكلفة، وهذا يؤدي إلى تحسين Recall للفئات النادرة. كما تم الاستفادة من خوارزمية المعلومات المتبادلة (Mutual Information) لاختيار أهم الميزات بالاعتماد على بيانات التدريب فقط، الأمر الذي مكّن من تقليل الأبعاد وإزالة الضوضاء وتحسين أداء النموذج. وبعد تطبيق منهجية اختيار الميزات، تم تحديد 40 ميزة فقط من أصل 79 ميزة، وهي الميزات الأكثر تأثيراً في التمييز بين حركة المرور العادية وحركة مرور هجمات (DOS/DDOS) بأنماطها المختلفة. يظهر الشكل (1) أهم 40 ميزة تم اختيارها بواسطة خوارزمية المعلومات المتبادلة.

نموذج هجين للتعلم العميق المكاني-الزمني للكشف عن هجمات رفض الخدمة منخفضة وعالية المعدل في الشبكات المعرفة برمجياً



الشكل (1): الميزات المختارة المستخدمة في التدريب

تم اختيار Mutual Information لأنها طريقة Filter-based، وقادرة على التقاط الاعتماديات الإحصائية غير الخطية بين خصائص تدفق الشبكة وفئة الهجوم، كما أنها أقل كلفة من طرق Wrapper التي تتطلب تدريب النموذج بشكل متكرر.

إن هذا الإعداد الدقيق لمجموعة البيانات، بالإضافة إلى الدمج بين مجموعتي CIC-IDS2017 وCIC-IDS2018، أدى إلى إنتاج مجموعة بيانات قوية ومتوازنة قادرة على تمثيل سيناريوهات الهجمات الحديثة، ومناسبة تماماً لتدريب النموذج الهجين المستخدم.

2.5 الحزم والمكتبات المستخدمة

اعتمد هذا البحث على مكتبات برمجية رائدة في مجالي تعلم الآلة والتعلم العميق، حيث استُخدمت Scikit-learn للمعالجة المسبقة وتقييم النماذج، و TensorFlow.Keras لبناء وتدريب الشبكات

العصبية، بينما استُخدمت Keras Tuner لتحسين المعاملات الفائقة بشكل منهجي، مما يضمن دقة أعلى وقابلية أفضل لإعادة إنتاج النتائج. يعرض الجدول (3) الإصدارات الخاصة بالمكتبات المستخدمة في إعداد البحث.

الجدول (3): إصدارات المكتبات المستخدمة

الإصدار	اسم المكتبة
2.13.0	TensorFlow
1.3.0	Scikit-learn
3.10.6	Matplotlib
2.3.2	Pandas
1.24.3	NumPy
3.10.18	Python

6. مقاييس الأداء

تم حساب وزن لكل فئة من الفئات الأربع الرئيسية ضمن مجموعة البيانات الهجينة -CICIDS 1718 باستخدام (compute_class_weight) من خلال (scikit-learn)، بعدها تم تمرير هذه الأوزان إلى (model.fit) عبر (class_weight) عملياً، هذا يعني أن كل عينة تأخذ وزن فئتها أثناء حساب دالة الخسارة في التدريب فقط، وليس أثناء الاختبار. المعادلة المستخدمة في الوضع (balanced) هي [26]:

$$W_c = \frac{N}{K \times n_c} \quad (1)$$

حيث:

- N : عدد عينات التدريب الكلي

نموذج هجين للتعلم العميق المكاني-الزماني للكشف عن هجمات رفض الخدمة منخفضة وعالية المعدل في الشبكات المعرفة برمجياً

• K : عدد الفئات

• n_c : عدد عينات الفئة c داخل بيانات التدريب

وفيما يلي المقاييس المعتمدة لتقييم أداء النظام المقترح لمقارنة نتائج النظام مع القيم المتوقعة أو الحقيقية، وذلك بهدف قياس مقدار الأخطاء أو الفروقات بينهما [15]:

❖ الدقة الإيجابية (Precision): ويُعبّر عن هذا المقياس رياضياً كما يأتي:

$$precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

حيث:

- TP (True Positive): النموذج توقع أن العينة إيجابية، وكانت إيجابية بالفعل.
- FP (False Positive): النموذج توقع أن العينة إيجابية، لكنها في الحقيقة سلبية.
- ❖ الاسترجاع (Recall): ويُعبّر عن هذا المقياس رياضياً كما يأتي:

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

حيث:

- FN (False Negative): النموذج توقع أن العينة سلبية، لكنها في الحقيقة إيجابية.
- ❖ درجة F1 (F1-Score): ويُعبّر عن هذا المقياس رياضياً كما يأتي:

$$F1 - score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (4)$$

❖ الدقة الكلية (Accuracy): ويُعبّر عن هذا المقياس رياضياً كما يلي:

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (5)$$

حيث:

- TN (True Negative): النموذج توقع أن العينة سلبية، وكانت سلبية بالفعل.

7. النتائج والمناقشة

تم تنفيذ البحث باستخدام بيئة حاسوبية مخصصة لدعم نماذج التعلم العميق ومعالجة البيانات كبيرة الحجم، ثم اختبار النماذج ضمن بيئة Jupyter Notebook [13]. واستخدام برنامج [14] Microsoft Visio لرسم المخططات التدفقية وذلك بهدف دعم الشرح النظري ضمن سياق البحث. يوضح الجدول (4) الأدوات المستخدمة لإعداد التجارب.

الجدول (4): أدوات إعداد التجارب

الإصدار	الأداة
6.30.1	Jupyter
2019	Microsoft Visio
10 PRO	Windows
Intel i5-8400H (8 CPUs)	CPU
32GB	RAM

تم إعداد البحث وفق خطوات المنهجية العامة لتطوير نظام كشف تسلل فعال يعتمد على نموذج هجين يجمع بين شبكات (CNN)، والشبكات المتكررة ثنائية الاتجاه (BiLSTM)، بالإضافة إلى آلية الانتباه متعددة الرؤوس (Multi Head Attention). تم تصميم هذه المنهجية بشكل متسلسل ومنظم لضمان تحقيق أعلى مستويات الدقة والكفاءة في اكتشاف الهجمات السيبرانية ضمن بيئة الشبكات المعرفة برمجياً.

وفي المرحلة اللاحقة تم تقسيم مجموعة البيانات الناتجة إلى ثلاث مجموعات فرعية، حيث خُصّصت نسبة (70%) من البيانات لأغراض التدريب، في حين استُخدمت النسبة المتبقية (15%) لاختبار النموذج وتقييم أدائه و (15%) لأغراض التحقق.

نموذج هجين للتعلم العميق المكاني-الزمني للكشف عن هجمات رفض الخدمة منخفضة وعالية المعدل في الشبكات المعرفة برمجياً

بعد إجراء عملية التحسين عبر اختيار أفضل قيم للمعاملات الفائقة باستخدام Bayesian Optimization تم تقييم أداء النموذج الهجين باستخدام مقاييس الأداء الأربعة المعتمدة، ثم مقارنته مع بعض النماذج لدراسة تأثير إضافة بعض الطبقات الى النموذج، يعرض الجدول (5) مقارنة تفصيلية لكل فئة مدروسة (حميدة أو مهاجمة) وأداء النماذج وفقاً لمعايير الأداء التالية (Precision, Recall, F1-Score)، وذلك باستخدام مجموعة البيانات الهجينة CICIDS-1718.

الجدول (5): مقارنة أداء عدة نماذج على مجموعة البيانات CICIDS-1718

Model	Attack Type	Precision	Recall	F1-Score	Support
CNN	BENIGN	99.13	96.32	97.70	52500
	DDOS	99.58	98.98	99.28	135337
	High-Rate DOS	94.97	98.76	96.83	55461
	Low-Rate DOS	95.61	98.80	97.18	3086
BiLSTM	BENIGN	99.50	99.46	99.48	52500
	DDOS	99.96	99.85	99.91	135337
	High-Rate DOS	99.53	99.77	99.65	55461
	Low-Rate DOS	98.65	99.74	99.19	3086
	BENIGN	99.73	99.44	99.59	52500
	DDOS	99.97	99.89	99.93	135337

CNN-BiLSTM	High-Rate DOS	99.44	99.84	99.64	55461
	Low-Rate DOS	98.72	99.77	99.24	3086
CNN-BiLSTM-MultiAtt	BENIGN	99.89	99.82	99.85	52500
	DDOS	99.99	99.98	99.98	135337
	High-Rate DOS	99.88	99.93	99.91	55461
	Low-Rate DOS	99.13	99.77	99.45	3086

حيث تم تقييم أداء النماذج الأربعة وفقاً لخمس مراحل بهدف الوصول إلى النموذج المقترح:

المرحلة الأولى: تقييم نموذج CNN

وفقاً للجدول (6) نلاحظ أن نموذج (CNN) أعطى أداءً جيداً في الهجمات الواضحة، وضعفاً نسبياً في اكتشاف هجمات (High-Rate) و (Low-Rate)، وهذا يُفسّر بأن نموذج (CNN) جيد في استخراج الأنماط المحلية، لكنه لا يفهم التسلسل الزمني. وبالتالي هناك حاجة إلى نموذج قادر على فهم الاعتماديات الزمنية داخل حركة المرور الشبكية.

الجدول (6): تقييم نموذج CNN

F1-Score	الهجوم
97.70	BENIGN
99.28	DDOS
96.83	High-Rate DOS
97.18	Low-Rate DOS

نموذج هجين للتعلم العميق المكاني-الزمني للكشف عن هجمات رفض الخدمة منخفضة وعالية المعدل في الشبكات المعرفة برمجياً

المرحلة الثانية: إضافة BiLSTM

وفقاً للجدول (7) نلاحظ تحسن واضح وهذا يعني أن العلاقات الزمنية مهمة جداً. الهجمات البطيئة تعتمد على أنماط تسلسلية. نموذج (BiLSTM) حسن فهم السياق الزمني. خفض الإخفاقات. حسن Recall و F1-Score. لكن ما تزال هناك مشكلة: فقدان بعض الخصائص المكانية المحلية.

الجدول (7): تأثير إضافة BiLSTM على النتائج

الهجوم	CNN	BiLSTM
High-Rate DOS	96.83	99.65
Low-Rate DOS	97.18	99.19

المرحلة الثالثة: الدمج بين CNN و BiLSTM

يوضح الجدول (8) أهمية الاستفادة من الميزات المكانية والزمنية ممثلة بنموذج واحد (CNN) ممتاز مكانياً و BiLSTM ممتاز زمنياً). أنتج الدمج تمثيلاً أكثر شمولية. حسن جميع الفئات تقريباً. قدم أداء إجمالي أفضل من استخدام النموذج الزمني او المكاني بشكل منفرد.

الجدول (8): تأثير الدمج بين CNN و BiLSTM.

الهجوم	BiLSTM	CNN-BiLSTM
DDOS	99.91	99.93
High-Rate	99.65	99.64
Low-Rate	99.19	99.24

المرحلة الرابعة: إضافة آلية الانتباه Attention

وهنا أهم نقطة في السرد البحثي. رغم تفوق CNN-BiLSTM: ما تزال الهجمات منخفضة المعدل أصعب كشفاً. بعض السمات ليست مهمة. يوجد تشابه مع الحركة الطبيعية. لذلك نحن بحاجة إلى آلية

تركز على السمات المهمة. تقلل الضوضاء. تعزز الأنماط الخفية. وهنا يصبح Multi-Head Attention إضافة منطقية جداً.

المرحلة الخامسة: تقييم Attention

الجدول (9): تقييم إضافة Attention.

الهجوم	CNN-BiLSTM	CNN-BiLSTM-ATT
DDOS	99.93	99.98
High-Rate	99.64	99.91
Low-Rate	99.24	99.45

يوضح الجدول (9) تحسن الأداء العام. وتحسن أيضاً بالنسبة للهجمات منخفضة المعدل Low-Rate DOS وهذه نقطة ممتازة. إضافة آلية الانتباه متعددة الرؤوس ساهمت في تحسين كشف الهجمات منخفضة المعدل، مما يشير إلى قدرة آلية الانتباه على التركيز على الأنماط الدقيقة والخفية داخل البيانات الشبكية.

وبالتالي وفقاً لما سبق اعتماد CNN-BiLSTM-MultiAtt كنموذج رئيسي (لأنه: الأفضل في تحقيق أعلى معدل كشف للهجمات منخفضة وعالية المعدل. ساهم في تخفيف الإنذارات الكاذبة بشكل كبير).

مما يؤكد فعالية الدمج بين استخراج الخصائص المكانية والنمذجة الزمنية. ومع ذلك، فقد ساهمت إضافة آلية Multi-Head Attention في تحسين أداء الكشف بالنسبة للهجمات منخفضة المعدل، والتي تمثل التحدي الأكبر بسبب طبيعتها المتخفية وتشابهها مع حركة المرور الطبيعية.

يعرض الجدول (10) مقارنة الأداء الإجمالي للنماذج المدروسة، وذلك باستخدام مجموعة البيانات التي تم تجميعها ودمجها CICIDS-1718.

نموذج هجين للتعلم العميق المكاني-الزمني للكشف عن هجمات رفض الخدمة منخفضة وعالية المعدل في الشبكات المعرفة برمجياً

الجدول (10): مقارنة الأداء الإجمالي للنماذج

Model	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score	FPR (%)	FP	Parameter	Training Time (min)	Memory Used (MB)
CNN	98.35	98.39	98.35	98.36	0.547	4045	21060	47	4982
BiLSTM	99.74	99.74	99.74	99.74	0.083	616	299524	1109	4987
CNN-BiLSTM	99.78	99.78	99.78	99.78	0.068	501	396548	540	1593
CNN-BiLSTM-Multi Att	99.93	99.93	99.93	99.93	0.020	148	593924	1246	1797

وفقاً للجدول (10)، أظهرت النتائج التجريبية وجود توازن واضح بين الأداء التصنيفي والكلفة الحسابية بين النماذج. فقد حقق نموذج CNN أقل زمن تدريب وأقل عدد من المعاملات مقارنة ببقية النماذج، إلا أن ذلك انعكس على الأداء التصنيفي الذي سجل أقل قيمة F1-Score بلغت (98.36). ويعود ذلك إلى محدودية قدرة CNN على تمثيل الاعتماد الزمني طويل المدى داخل تدفقات الشبكة، إذ يركز بصورة أساسية على استخراج الأنماط المحلية فقط.

في المقابل، حقق نموذج BiLSTM تحسناً ملحوظاً في الأداء، حيث ارتفع F1-Score إلى (99.74) نتيجة قدرته على تحليل العلاقات الزمنية وتسلسل الحزم الشبكية بشكل ثنائي الاتجاه، إلا أن هذا التحسن ترافق مع ارتفاع كبير في زمن التدريب الذي تجاوز (1109 دقيقة)، بسبب الطبيعة التكرارية لحسابات LSTM والتي تتطلب معالجة تسلسلية للبيانات، مما يزيد الكلفة الزمنية بصورة كبيرة رغم أن استهلاك الذاكرة بقي ضمن حدود مقبولة نسبياً.

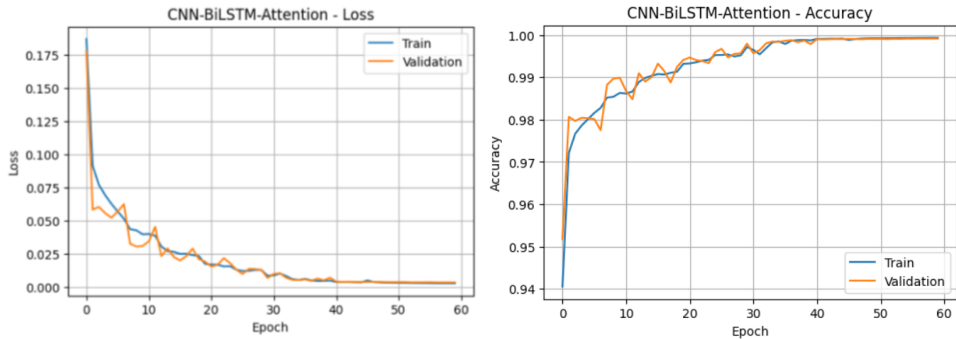
أما نموذج CNN-BiLSTM فقد حقق توازناً أفضل بين الكفاءة والأداء، حيث جمع بين قدرة CNN على استخراج الخصائص المكانية المحلية وقدرة BiLSTM على تمثيل السلوك الزمني للتدفقات الشبكية. وقد أدى هذا الدمج إلى رفع الأداء التصنيفي إلى (99.78) مع تقليل زمن التدريب إلى (540 دقيقة)، وهو أقل بكثير من نموذج BiLSTM، مما يشير إلى أن دمج CNN قبل BiLSTM يساعد على تقليل التعقيد الزمني عبر ضغط التمثيلات الأولية للبيانات قبل معالجتها زمنياً.

حقق نموذج CNN-BiLSTM-MultiAtt أعلى أداء بين جميع النماذج (99.93)، مما يدل على فعالية آلية Multi-Head Attention في تحسين التركيز على الأنماط الخفية والاعتماديات الزمنية الدقيقة المرتبطة بالهجمات ذات السلوك المتخفي. إلا أن هذا التحسن ترافق مع أعلى كلفة حسابية، حيث ارتفع عدد المعاملات إلى (593924) مما يساهم في تعلم علاقات أكثر تعقيداً لأنه يحتوي على عدد أكبر من الأوزان القابلة للتعلم. وأعلى استهلاك RAM وصل إليه البرنامج أثناء تنفيذ النموذج (1797 MB)، إضافة إلى زيادة زمن التدريب إلى (1246 دقيقة). ويعود ذلك إلى أن طبقة Attention تضيف إسقاطات خطية متعددة، فضلاً عن الاحتفاظ بالتسلسل الكامل للمخرجات الزمنية من BiLSTM، مما يزيد من حجم التمثيلات الوسيطة والعمليات الحسابية أثناء التدريب.

حقق نموذج CNN-BiLSTM-MultiAtt أدنى عدد من الإنذارات الكاذبة (FP) بلغ 148 حالة فقط، مقارنةً بـ 4045 حالة في نموذج CNN، و616 حالة في نموذج BiLSTM، و501 حالة في نموذج CNN-BiLSTM. ويعادل ذلك انخفاضاً في الإنذارات الكاذبة بنسبة 96.34% مقارنةً بـ CNN، و75.97% مقارنةً بـ BiLSTM، و70.46% مقارنةً بـ CNN-BiLSTM. كما انخفض معدل الإنذار الكاذب (FPR) إلى 0.020% فقط، مقابل 0.547% في CNN، مما يؤكد أن آلية Multi-Attention حسّنت بشكل ملحوظ قدرة النموذج على التمييز بين الحركة الطبيعية والهجومية وتقليل التنبهات الخاطئة.

بناءً على ذلك، يمكن اعتبار نموذج CNN-BiLSTM-MultiAtt النموذج الأكثر دقة وفعالية للكشف عن الهجمات مرتفعة ومنخفضة المعدل، في حين يُعد نموذج CNN-BiLSTM الخيار الأكثر توازناً بين الأداء والكلفة الحسابية، مما يجعله مناسباً أكثر للتطبيقات العملية داخل بيئات SDN التي تتطلب استجابة سريعة واستهلاكاً محدوداً للموارد الحاسوبية. يوضح الشكل (2) منحني الخسارة والدقة لكل من بيانات التدريب والاختبار للنموذج CNN-BiLSTM-MultiAtt.

نموذج هجين للتعلم العميق المكاني-الزماني للكشف عن هجمات رفض الخدمة منخفضة وعالية المعدل في الشبكات المعرفة برمجياً



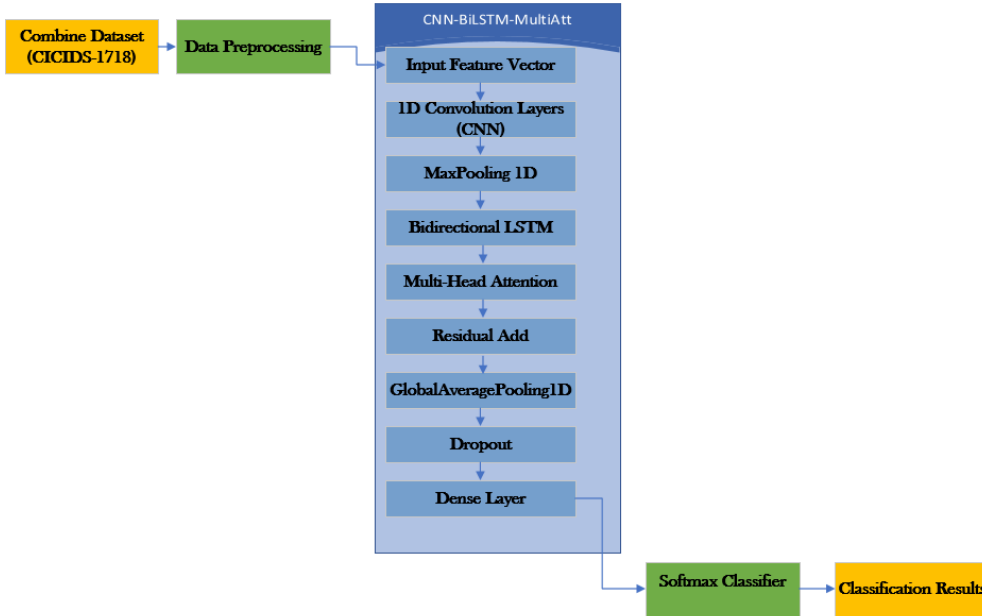
الشكل (2) منحنيات الأداء للنموذج CNN-BiLSTM-MultiAtt

يُظهر منحنى الخسارة في الجزء الأيمن من الشكل انخفاضاً حاداً في قيمة الخسارة خلال مرات التدريب الأولى، حيث تبدأ خسارة التدريب بقيمة مرتفعة (0.185) ثم تتخفّف تدريجياً وبسرعة كبيرة لتصل في نهاية التدريب إلى (0.0026) وهذا يشير إلى أن النموذج استطاع في المراحل المبكرة التقاط الأنماط الأساسية والخصائص المميزة لحركة المرور الشبكية بكفاءة عالية. كما نلاحظ أن خسارة التحقق (Validation Loss) تتخفّف أيضاً بشكل متوازي مع خسارة التدريب، مما يدل على أن النموذج لا يقتصر على حفظ بيانات التدريب فقط، بل ينجح في تعميم المعرفة على بيانات جديدة غير مرئية أثناء التدريب. الأهم من ذلك هو عدم وجود فجوة كبيرة بين منحنى خسارة التدريب والتحقق، مما يشير إلى أن النموذج لا يعاني من مشكلة (Overfitting)، وهو تحدٍ شائع في نماذج كشف التسلل.

في الجزء الأيسر من الشكل (2)، نلاحظ أن دقة التدريب تبدأ بنسبة مقبولة منذ فترات التدريب الأولى، حيث تتجاوز (94.05)، ثم تستمر بالارتفاع تدريجياً حتى تصل إلى ما يقارب (99.94). بالمثل، فإن دقة التحقق تتبع نفس الاتجاه تقريباً، وتبقى قريبة جداً من دقة التدريب طوال فترة التدريب. هذا التقارب العالي بين المنحنيين يُعد مؤشراً قوياً على أن النموذج يتمتع بقدرة ممتازة على التعميم، وليس فقط تحقيق أداء مرتفع على بيانات التدريب. كما أن وصول دقة التحقق إلى مستويات شبه مثالية يدل على أن النموذج قادر على التمييز بدقة بين حركة المرور الطبيعية والهجمات المختلفة، بما في ذلك الهجمات منخفضة المعدل التي غالباً ما تكون أكثر صعوبة في الكشف.

8. معمارية النموذج المقترح

بناءً على ما تقدم وما تم التوصل إليه من خلال التجارب المعروضة ونتائجها تم اعتماد نموذج CNN-BiLSTM-MultiAtt. يستخدم النموذج المقترح في هذا البحث كلاً من CNN و BiLSTM حيث يجمع هذا الدمج بين القوة المكانية ل CNN والعمق الزمني BiLSTM، بالإضافة إلى آلية الانتباه متعددة الرؤوس Multi Head Attention. مما يمنح النموذج قدرة فائقة على التمييز بين الحركة الطبيعية وحركة الهجوم حتى في حالات التخفي، ويساهم بفاعلية في تقليل الإنذارات الكاذبة. يوضح الشكل (3) معمارية النموذج المقترح.



الشكل (3): معمارية النموذج المقترح

يتكون دخل النموذج من متجه ميزات أحادي البعد بحجم (40,1)، والذي يمثل الخصائص المختارة لتدفقات الشبكة. في المرحلة الأولى، يستخدم النموذج طبقة التفاف أحادية البعد (Conv1D) تحتوي على 64 مرشحاً (Filters) وبحجم نواة (Kernel Size) يساوي 3. تعمل هذه الطبقة على استخراج الأنماط المحلية من خلال تعلم العلاقات المكانية بين الميزات المتجاورة. بعد ذلك، يتم تمرير المخرجات

نموذج هجين للتعلم العميق المكاني-الزماني للكشف عن هجمات رفض الخدمة منخفضة وعالية المعدل في الشبكات المعرفة برمجياً

إلى طبقة MaxPooling1D بحجم تجميع يساوي 2، مما يؤدي إلى تقليل الأبعاد من 40 إلى 20 مع الحفاظ على أهم الميزات.

بعد ذلك، يتم إدخال التمثيل المختزل إلى طبقة Bidirectional LSTM التي تحتوي على 192 وحدة. تقوم هذه الطبقة بمعالجة البيانات في الاتجاهين الأمامي والخلفي، مما يسمح للنموذج بالنقاط الاعتماديات طويلة المدى والتفاعلات المعقدة بين الميزات. تم الاحتفاظ بكامل التسلسل الزمني وليس آخر حالة فقط، وهذا ضروري لأن طبقة Attention اللاحقة تحتاج إلى جميع الحالات المخفية لتقييم أهمية كل جزء من التسلسل.

تم تطبيق آلية الانتباه متعددة الرؤوس حيث يقوم النموذج بتوزيع الانتباه على ثمانية رؤوس مستقلة، وكل رأس يتعلم نمطاً مختلفاً من الاعتماد داخل التسلسل. الفكرة الأساسية هنا أن الهجمات، خاصة Low-Rate DDOS، لا تكون دائماً واضحة في كل جزء من التدفق، بل قد تظهر على شكل تغيرات دقيقة ومتباعدة. لذلك، فإن attention يسمح للنموذج بإعطاء وزن أكبر للأجزاء الأكثر دلالة في التسلسل.

للمحد من مشكلة فرط التكيف (Overfitting)، تم استخدام طبقة Dropout بنسبة 0.2. وأخيراً، يتم استخدام طبقة (Dense) متصلة بالكامل مع دالة تفعيل Softmax لإنتاج توزيع احتمالي على أربع فئات (Low-Rate DOS، High-Rate DOS، DDOS، BENIGN).

تم استخدام Bayesian Optimization لتحسين أداء النموذج وضبط أفضل القيم الممكنة للمعاملات الفائقة (Hyperparameters) مثل: (عدد المرشحات في CNN، وعدد الوحدات في BiLSTM، ومعدل الإسقاط Dropout، ومعدل التعلم Learning Rate). يوضح الجدول (11) قيم المعاملات الفائقة للنموذج المقترح والتي تساهم في تحقيق أفضل أداء للنموذج

الجدول (11): المعاملات الفائقة للنموذج باستخدام Bayesian Optimization

Hyperparameter	Value
CNN conv_filters_1	64
CNN Activation Function	ReLU
Number of heads	8

Optimization Function	Adam
Epochs	60
Learning Rate	0.0005
Batch Size	128
BiLSTM Units	192
Dropout Rate	0.2

9. الخاتمة

في هذه الدراسة، تم تناول واحدة من أبرز المشكلات التي تواجه أنظمة كشف التسلل الحديثة ضمن بيئات الشبكات المعرفة برمجياً (SDN)، والمتمثلة في صعوبة التمييز الدقيق بين حركة المرور الطبيعية والهجمات السيبرانية، لا سيما هجمات (DOS/DDOS) ذات المعدلات العالية والمنخفضة. اقترح البحث نموذجاً هجيناً يعتمد على دمج الشبكات الالتفافية (CNN) لاستخراج الأنماط المكانية من بيانات المرور الشبكي، وشبكات الذاكرة طويلة وقصيرة المدى ثنائية الاتجاه (BiLSTM) لالتقاط الاعتمادية الزمنية وتسلسل الأحداث، مع إضافة طبقة Attention للنموذج لتساهم في التركيز على الميزات الأكثر تمييزاً في الهجمات الخفية Low-Rate DOS. وقد ساهم هذا الدمج في بناء إطار كشف قوي قادر على تمثيل خصائص البيانات الشبكية بصورة أكثر شمولية ودقة.

أظهرت النتائج أن نموذج CNN عانى من محدودية في تمثيل العلاقات الزمنية والسياقية (Contextual)، وهو ما انعكس في انخفاض أدائه مقارنة بالنماذج العميقة الأخرى، خاصة في High-Rate DOS و Low-Rate DOS في المقابل، حسن BiLSTM الأداء بشكل ملحوظ من خلال قدرته على نمذجة الاعتماديات التسلسلية، حيث ارتفع F1-score في High-Rate DOS من (96.83) إلى (99.65)، وفي Low-Rate DOS من (97.18) إلى (99.19). بالنسبة لنموذج CNN-BiLSTM فقد حقق توازناً أفضل بين الكفاءة والأداء، حيث جمع بين قدرة CNN على استخراج الخصائص المكانية المحلية وقدرة BiLSTM على تمثيل السلوك الزمني للتدفقات الشبكية. وقد أدى هذا الدمج إلى رفع الأداء التصنيفي إلى (99.78) مع تقليل زمن التدريب إلى (540 دقيقة)، وهو أقل بكثير من نموذج BiLSTM.

حقق نموذج CNN-BiLSTM-MultiAtt أعلى أداء بين جميع النماذج (99.93)، مما يدل على فعالية آلية Multi-Head Attention في تحسين التركيز على الأنماط الخفية والاعتماديات الزمنية الدقيقة المرتبطة بالهجمات ذات السلوك المتخفي. إلا أن هذا التحسن ترافق مع أعلى كلفة حسابية، حيث ارتفع عدد المعاملات إلى (593924)، إضافة إلى زيادة زمن التدريب إلى (1246 دقيقة). ويعود ذلك إلى أن طبقة Attention تضيف إسقاطات خطية متعددة، فضلاً عن الاحتفاظ بالتسلسل الكامل للمخرجات الزمنية من BiLSTM، مما يزيد من حجم التمثيلات الوسيطة والعمليات الحسابية أثناء التدريب.

وفقاً لما سبق يوصي البحث بما يأتي:

1. اعتماد النموذج CNN-BiLSTM كخط كشف أولي، ثم تفعيل Attention بشكل انتقائي فقط عند الحاجة. هذا مهم جداً لأن النتائج أظهرت أن Attention يرفع الأداء، لكنه يزيد الكلفة. لذلك يمكن جعل CNN-BiLSTM مرحلة أولى سريعة، ثم تمرير فقط التدفقات المشبوهة أو منخفضة الثقة إلى CNN-BiLSTM-MultiAtt.

2. اعتماد بنية IDS هرمية، حيث يعمل النموذج الهجين CNN-BiLSTM كمرحلة فرز أولى، بينما يُخصص النموذج المقترح المعزز بالانتباه لمعالجة التدفقات ذات السلوك الخفي أو منخفضة الثقة، بما يحقق أفضل توازن بين سرعة الاستجابة ودقة الكشف.

3. التأكيد على أن كشف هجمات رفض الخدمة منخفضة المعدل يحتاج نماذج زمنية وسياقية (Contextual)، النتائج أوضحت أن هذا النوع من الهجمات هو الأصعب، وأن النماذج التي تتعامل مع الاعتماديات الزمنية مثل BiLSTM والهجينة كانت الأفضل. لذلك يُنصح على أن الهجمات منخفضة المعدل لا تكفي معها الخصائص المحلية فقط.

وفي الأعمال المستقبلية، يمكن توسيع النموذج المقترح من خلال اختباره على مجموعات بيانات إضافية، وتحسين كفاءة التنفيذ في الزمن الحقيقي، إضافة إلى دمجها ضمن وحدات التحكم في SDN لتوفير نظام كشف واستجابة أكثر ذكاءً وتكيفاً مع التهديدات المستجدة.

- [1] S. Batool, M. Aslam, and E. Akpokodje, 'A Comprehensive Review of DDoS Detection and Mitigation in SDN Environments: Machine Learning, Deep Learning, and Federated Learning Perspectives', *Electron.* 2025, 2025, doi: <https://doi.org/10.3390/electronics14214222>.
- [2] J. Singh and S. Behal, 'Detection and mitigation of DDoS attacks in SDN: A comprehensive review, research challenges and future directions', *Comput. Sci. Rev.*, vol. 37, p. 100279, Aug. 2020, doi: 10.1016/j.cosrev.2020.100279.
- [3] A. Jain, H. Shukla, and D. Goel, 'A comprehensive survey on DDoS detection, mitigation, and defense strategies in software-defined networks', *Clust. Comput.*, vol. 27, pp. 13129–13164, Jun. 2024, doi: 10.1007/s10586-024-04596-z.
- [4] A. Najar and M. Naik S, 'DDoS attack detection using CNN-BiLSTM with attention mechanism', *Telemat. Inform. Rep.*, vol. 18, p. 100211, May 2025, doi: 10.1016/j.teler.2025.100211.
- [5] N. McKeown *et al.*, 'OpenFlow: enabling innovation in campus networks', *SIGCOMM Comput Commun Rev*, vol. 38, no. 2, pp. 69–74, Mar. 2008, doi: 10.1145/1355734.1355746.
- [6] Y. Zhang, L. Cui, W. Wang, and Y. Zhang, 'A survey on software defined networking with multiple controllers', *J. Netw. Comput. Appl.*, vol. 103, pp. 101–118, Feb. 2018, doi: 10.1016/j.jnca.2017.11.015.
- [7] T. M. Mitchell, *Machine Learning*. McGraw-Hill Science/Engineering/Math, 1997.
- [8] T. A. Tang, L. Mhamdi, D. McLernon, S. A. R. Zaidi, and M. Ghogho, 'Deep learning approach for Network Intrusion Detection in Software Defined Networking', in *2016 International Conference on Wireless Networks and Mobile Communications (WINCOM)*, Oct. 2016, pp. 258–263. doi: 10.1109/WINCOM.2016.7777224.
- [9] R. Sommer and V. Paxson, 'Outside the Closed World: On Using Machine Learning for Network Intrusion Detection', in *2010 IEEE Symposium on Security and Privacy*, May 2010, pp. 305–316. doi: 10.1109/SP.2010.25.
- [10] A. Kuzmanovic and E. W. Knightly, 'Low-rate TCP-targeted denial of service attacks and counter strategies', *IEEEACM Trans. Netw.*, vol. 14, no. 4, pp. 683–696, Aug. 2006, doi: 10.1109/TNET.2006.880180.

-
- [11] Y. LeCun, Y. Bengio, and G. Hinton, 'Deep learning', *Nature*, vol. 521, no. 7553, pp. 436–444, May 2015, doi: 10.1038/nature14539.
- [12] A. Casolaro, V. Capone, G. Iannuzzo, and F. Camastra, 'Deep Learning for Time Series Forecasting: Advances and Open Problems', *Information*, vol. 14, no. 11, p. 598, Nov. 2023, doi: 10.3390/info14110598.
- [13] 'Download Anaconda Distribution', Anaconda. Accessed: Jan. 29, 2026. [Online]. Available: <https://www.anaconda.com/download>
- [14] 'Microsoft Visio - Download'. Accessed: Jan. 29, 2026. [Online]. Available: <https://microsoft-visio.en.softonic.com/>
- [15] 'Optimization System Based on Convolutional Neural Network and Internet of Medical Things for Early Diagnosis of Lung Cancer'. Accessed: Jan. 29, 2026. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/2306-5354/10/3/320>
- [16] A. A. Najar and S. Manohar Naik, 'DDoS attack detection using CNN-BiLSTM with attention mechanism', *Telemat. Inform. Rep.*, vol. 18, p. 100211, Jun. 2025, doi: 10.1016/j.teler.2025.100211.
- [17] A. M. Elshewey, S. Abbas, A. M. Osman, E. A. Aldakheel, and Y. Fouad, 'DDoS classification of network traffic in software defined networking SDN using a hybrid convolutional and gated recurrent neural network', *Sci. Rep.*, vol. 15, no. 1, p. 29122, Aug. 2025, doi: 10.1038/s41598-025-13754-1.
- [18] A. al-zubidi, A. Farhan, and S. Towfek, 'Predicting DoS and DDoS attacks in network security scenarios using a hybrid deep learning model', *J. Intell. Syst.*, vol. 33, Apr. 2024, doi: 10.1515/jisys-2023-0195.
- [19] J. Zhao, Y. Liu, Q. Zhang, and X. Zheng, 'CNN-AttBiLSTM Mechanism: A DDoS Attack Detection Method Based on Attention Mechanism and CNN-BiLSTM', *IEEE Access*, vol. 11, pp. 136308–136317, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3334916.
- [20] M. V. O. Assis, L. F. Carvalho, J. Lloret, and M. L. Proença, 'A GRU deep learning system against attacks in software defined networks', *J. Netw. Comput. Appl.*, vol. 177, p. 102942, Mar. 2021, doi: 10.1016/j.jnca.2020.102942.
- [21] Mohamed. Abdisalam, CSE-CIC-IDS2018, doi: 10.17632/29hdbdxx2r.1, accessed: 2026-02-08, url: <https://data.mendeley.com/datasets/29hdbdxx2r/1>
- [22] Network Intrusion dataset (CIC-IDS- 2017), accessed: 2026-02-08, url: <https://www.kaggle.com/datasets/chethuhn/network-intrusion-dataset>

- [23] A. Lara, A. Kolasani, and B. Ramamurthy, "Network Innovation using OpenFlow: A Survey," IEEE Communications Surveys & Tutorials, vol. 16, no. 1, pp. 493–512, 2014.
- [24] 'DDoS threat report for 2025 Q4 | Cloudflare Radar'. Accessed: May 16, 2026. [Online]. Available: https://radar.cloudflare.com/reports/ddos-2025-q4?utm_source=chatgpt.com
- [25] '(PDF) When SDN Meets Low-rate Threats: A Survey of Attacks and Countermeasures in Programmable Networks', ResearchGate, Jan. 2026, doi: 10.1145/3704434.
- [26] 'compute_class_weight', scikit-learn. Accessed: Jun. 09, 2026. [Online]. Available: https://scikit-learn/stable/modules/generated/sklearn.utils.class_weight.compute_class_weight.html
- [27] معاينة كشف هجمات حجب الخدمة الموزعة على الشبكات المعرفة برمجياً باستخدام التعلم العميق'. Accessed: Jun. 14, 2026. [Online]. Available: <https://journal.homs-univ.edu.sy/index.php/Engineering/article/view/8370/3630>
- [28] معاينة تحديد عتبة التصنيف المثلى ديناميكياً في أنظمة الكشف المبكر عن الشذوذ القائمة على التعلم العميق'. Accessed: Jun. 14, 2026. [Online]. Available: <https://journal.homs-univ.edu.sy/index.php/Engineering/article/view/1112/1044>

نموذج هجين للتعلم العميق المكاني-الزمني للكشف عن هجمات رفض الخدمة منخفضة وعالية المعدل في الشبكات
المعرفة برمجياً

تحسين كفاءة التخصيص الديناميكي للموارد في الشبكات الافتراضية المعرفة برمجياً باستخدام التنبؤ الاستباقي بحركة المرور

الملخص

م. محمد أحمد مرعي¹

د. م. مياذ جابر²

mayyad.jaber@damascusuniversity.edu.sy
mohammad.merie@damascusuniversity.edu.sy

تُعد الشبكات الافتراضية المعرفة بالبرمجيات (vSDN) متعددة الشرائح من التقنيات الحديثة التي تتيح مشاركة البنية التحتية الشبكية بين عدة خدمات وشبكات افتراضية مستقلة، مما يسهم في تحسين استغلال الموارد وزيادة مرونة إدارة الشبكة. مع الطبيعة الديناميكية لحركة المرور والتغير المستمر في الأحمال الشبكية، يصبح تحقيق تخصيص فعال للموارد تحدياً رئيسياً في هذه البيئات، الأمر الذي يستدعي اعتماد آليات استباقية قادرة على التنبؤ بالطلب المستقبلي قبل حدوثه. تقدم هذه الدراسة إطاراً لتحسين كفاءة التخصيص الديناميكي للموارد يعتمد على التنبؤ الاستباقي بحركة المرور باستخدام نموذج الذاكرة طويلة قصيرة المدى (LSTM)، مع تطبيق آلية تنعيم أسّي على القيم المتنبأ بها بهدف الحد من تأثير التذبذبات قصيرة المدى وتحسين استقرار قرارات التخصيص. تعتمد آلية التخصيص المقترحة على توزيع الموارد بصورة ديناميكية وفق الأحمال المستقبلية المتوقعة للشرائح الافتراضية، مما يتيح الاستجابة المبكرة للتغيرات المرورية وتحسين استغلال الموارد المتاحة. تم تقييم النموذج المقترح ضمن بيئة محاكاة متكاملة تعتمد على Mininet و ONOS و Libera و Hypervisor، مع دراسة أثر التنعيم على دقة التنبؤ واستقرار التخصيص وكفاءة استغلال الموارد. أظهرت النتائج العملية أن دمج التنعيم الأسّي مع نموذج LSTM أسهم في خفض التذبذبات الحادة وتقليل عمليات إعادة التخصيص غير الضرورية، حيث حقق النموذج متوسط مؤشر جودة خدمة كلي QoS بلغ 0.82 بمعدل تحسين 7.5% مقارنة بإطار DLVisor و 37.4% مقارنة بالتخصيص الثابت، ونجح في تقليل معدل انتهاك اتفاقية مستوى الخدمة (SLA) للشريحة الحرجة إلى 5% فقط بنسبة خفض بلغت 50% مقارنة بإطار DLVisor المقترح كفاءة عالية في الحد من هدر الموارد بمعدلات تحسن نسبية تجاوزت 50% مقارنة بالتخصيص الثابت عبر كافة الشرائح، وخفض للهدر بنسبة 38.46% و 22.22% مقارنة بـ DLVisor في الشريحتين

الدرجة والفيديو على التوالي. من الناحية الحسابية، حافظ الإطار على تعقيد خطي $O(S)$ وزمن تنفيذ منخفض لدورة اتخاذ القرار تراوح بين 4.82 ms عند 3 شرائح ولم يتجاوز 8.15 ms عند الكثافة التشغيلية العالية (12 شريحة)، متفوقاً في سرعة الاستجابة بنسبة 83.1% مقارنة بإطار DLVisor الذي سجل 48.30 ms عند نفس الكثافة. تؤكد هذه النتائج الرقمية أن النموذج المقترح يضمن البقاء ضمن حدود حلقة التحكم الدرجة للشبكة (Real-Time Control Loop < 10 ms)، مما يجعله نهجاً فعالاً وقابلاً للتوسع لتحسين كفاءة التخصيص الديناميكي للموارد وتعزيز استقرار الأداء في الشبكات الافتراضية المعرفة بالبرمجيات متعددة الشرائح. الكلمات المفتاحية: التخصيص الديناميكي للموارد، التنبؤ بحركة المرور، الشبكات المعرفة بالبرمجيات، الشبكات الافتراضية متعددة الشرائح، LSTM، التعميم الأسّي، استغلال الموارد، جودة الخدمة.

1- مهندس في قسم النظم والشبكات الحاسوبية - كلية الهندسة المعلوماتية - جامعة دمشق.

2- مدرس في قسم النظم والشبكات الحاسوبية - كلية الهندسة المعلوماتية - جامعة دمشق.

Improving Dynamic Resource Allocation Efficiency in Software-Defined Virtual Networks Using Proactive Traffic Forecasting

Abstract

Eng. Mohammad Merie
Jaber

Dr. Eng. Mayyad

mohammad.merie@damascusuniversity.edu.sy

mayyad.jaber@damascusuniversity.edu.sy

Multi-slice Virtual Software-Defined Networking (vSDN) represents a prominent paradigm that enables the sharing of underlying physical infrastructure across multiple independent virtual networks and services, thereby enhancing resource utilization and network management flexibility. Given the dynamic nature of network traffic and continuous load fluctuations, achieving efficient dynamic resource allocation poses a primary challenge in these environments, necessitating proactive mechanisms capable of forecasting future demand prior to its occurrence. This study

proposes a framework to enhance dynamic resource allocation efficiency based on proactive traffic forecasting using a Long Short-Term Memory (LSTM) model, combined with an exponential smoothing mechanism applied to predicted values to mitigate short-term fluctuations and stabilize allocation decisions. The proposed scheme dynamically distributes resources according to expected future loads of virtual slices, enabling early responses to traffic variations and optimizing resource utilization. The framework was evaluated within an integrated simulation environment based on Mininet, ONOS, and Libera Hypervisor, analyzing the impact of exponential smoothing on prediction accuracy, allocation stability, and resource utilization. Experimental results demonstrated that combining exponential smoothing efficiency with the LSTM model significantly mitigated sharp oscillations and reduced unnecessary reallocations. The proposed model achieved an overall average Quality of Service (QoS) index of 0.82 (representing an improvement of 7.5% over the DLVisor framework and 37.4% over static allocation) and successfully reduced the Service Level Agreement (SLA) violation rate for critical slices to just 5% (a 50% reduction compared to DLVisor). Furthermore, the framework exhibited high efficiency in reducing resource wastage, achieving relative improvement rates exceeding 50% across all slices compared to static allocation, and lowering wastage by 38.46% and 22.22% compared to DLVisor for critical and video slices, respectively. Computationally, the framework maintained linear complexity $O(S)$ with a low decision-cycle execution time ranging from 4.82 ms for 3 slices to no more than 8.15 ms under high operational density (12 slices), outperforming DLVisor in response speed by 83.1% (48.30 ms at the same scale). These numerical findings confirm that the proposed model strictly operates within the critical boundaries of the real-time control loop (Real-Time Control Loop < 10 ms), establishing it as an effective and scalable approach for optimizing dynamic resource allocation and enhancing performance stability in multi-slice virtual software-defined networks.

Keywords: Dynamic Resource Allocation, Proactive Traffic Forecasting, Software-Defined Networking, Virtual Network Virtualization, LSTM, Exponential Smoothing, Resource Utilization, Allocation Stability, Quality of Service (QoS).

1- مقدمة

أدى التطور المتسارع لتطبيقات الجيل الخامس وما بعده، والاعتماد الواسع على تقنية تقطيع الشبكة (Network Slicing)، إلى زيادة الحاجة إلى آليات فعالة لإدارة الموارد في البيئات الافتراضية. أسهمت الشبكات المعرفة بالبرمجيات (SDN) في دعم هذا التوجه من خلال فصل مستوى التحكم عن مستوى البيانات، مما وقّر مرونة أكبر في إدارة الشبكات وتخصيص مواردها [1]. مع ظهور الشبكات الافتراضية المعرفة بالبرمجيات متعددة الشرائح (vSDN)، أصبح من الممكن مشاركة البنية التحتية الفيزيائية بين شرائح افتراضية مستقلة، بما يدعم تحسين استغلال الموارد وخفض التكاليف التشغيلية [15]. تتمثل المشكلة البحثية في أن التغيرات المفاجئة في الأحمال المرورية قد تؤدي إلى انخفاض كفاءة تخصيص الموارد وتذبذب القرارات التشغيلية. كما أن اعتماد بعض آليات التخصيص على الاستجابة للتغيرات بعد وقوعها قد يحد من قدرتها على التعامل المبكر مع الطلب المتغير، ولا سيما في البيئات متعددة الشرائح. لمعالجة هذه المشكلة، برزت نماذج التعلم العميق، ولا سيما نموذج الذاكرة طويلة قصيرة المدى (LSTM)، بوصفها أدوات مناسبة للتنبؤ بالأحمال المستقبلية ودعم اتخاذ قرارات تخصيص استباقية [9]. إلا أن استخدام التنبؤات الخام مباشرة قد ينقل التذبذبات قصيرة المدى أو الأخطاء المحدودة إلى قرارات التخصيص، بما يؤدي إلى تغيرات متكررة في حصص الموارد. انطلاقاً من ذلك، تقدم هذه الدراسة إطاراً يعتمد على نموذج LSTM للتنبؤ بحركة المرور، مع تطبيق التنعيم الأسّي على القيم المتنبأ بها قبل استخدامها في تخصيص الموارد. وتركز مساهمة الدراسة على تحليل أثر التنعيم في استقرار قرارات التخصيص وكفاءة استغلال الموارد، من خلال مقارنة التخصيص المعتمد على التنبؤ الخام بالتخصيص المعتمد على التنبؤ المنعّم ضمن بيئة تجريبية تستخدم Mininet و ONOS [3] و Libera Hypervisor [14].

2- الدراسة المرجعية

شهدت السنوات الأخيرة اهتماماً متزايداً بتطوير آليات ذكية لإدارة الموارد في بيئات الشبكات المعرفة بالبرمجيات (SDN) والشبكات الافتراضية متعددة الشرائح، مدفوعاً بالتوسع المستمر في تطبيقات

الجيلين الخامس والسادس ومتطلبات تقطيع الشبكة (Network Slicing). ركزت الدراسات الحديثة على توظيف نماذج التنبؤ بحركة المرور وآليات التخصيص الديناميكي للموارد بهدف تحسين استغلال الموارد والتكيف مع تغيرات الأحمال الشبكية. سعت العديد من الأبحاث إلى تعزيز استقرار قرارات التخصيص وتقليل التعقيد الحسابي وزمن الاستجابة باستخدام تقنيات التعلم الآلي والتعلم العميق وخوارزميات التحسين المختلفة. فيما يلي عرض لأهم الدراسات المرتبطة بموضوع البحث.

تناولت الدراسات السابقة إدارة الموارد في الشبكات متعددة الشرائح من اتجاهات تقنية مختلفة، شملت التنبؤ بحركة المرور، والتخصيص الاستباقي للموارد، والأساليب التفاعلية القائمة على التحسين أو التعلم التعزيزي، إضافة إلى آليات الحد من إعادة تشكيل الشرائح. ويختلف كل اتجاه في نوع البيانات المستخدمة، وآلية اتخاذ القرار، والتعقيد الحسابي، ومدى ملائمته للتشغيل في الزمن الحقيقي.

الدراسات المعتمدة على التنبؤ بحركة المرور

قدمت الدراسة [12] إطاراً للتنبؤ بحركة المرور في شبكات الجيل الخامس المعتمدة على SDN باستخدام نموذج Convolutional Diffusion GRU، بهدف تمثيل العلاقات المكانية والزمانية في حركة المرور. أظهرت النتائج تحسناً في دقة التنبؤ وانخفاضاً في مؤشرات الخطأ مقارنة بالنماذج التقليدية. تتمثل قوة هذا العمل في بناء نموذج قادر على تمثيل أنماط المرور المعقدة، إلا أن نطاقه اقتصر على التنبؤ، دون تقييم مباشر لأثر المخرجات التنبؤية في استقرار قرارات تخصيص الموارد.

في اتجاه أكثر ارتباطاً بإدارة الموارد، جمعت الدراسة [4] بين نماذج LSTM و Transformers ونظام Telemetry للتنبؤ باستهلاك الموارد ودعم إدارة دورة حياة وظائف الشبكة الافتراضية (VNFs). قدمت الدراسة دقة تنبؤية مرتفعة وإدارة محسنة للموارد على مستوى الوظائف الافتراضية، غير أن نطاقها انحصر في موارد المعالجة الخاصة بوظائف الشبكة، ولم يركز بصورة مباشرة على تخصيص عرض النطاق الترددي بين شرائح vSDN أو على أثر استقرار التنبؤ في تغيرات قرارات التخصيص.

تُظهر المقارنة بين الدراستين [12] و[4] أن نماذج التنبؤ المتقدمة تستطيع تحسين تقدير الأحمال المستقبلية، إلا أن دقة التنبؤ وحدها لا تكفي لتقييم كفاءة إدارة الموارد؛ إذ ينبغي أيضاً تحليل كيفية استخدام المخرجات التنبؤية، ومدى تأثير تقلباتها في استقرار قرارات التخصيص.

الدراسات التي تربط التنبؤ بتخصيص الموارد

قدمت الدراسة [5] إطار DLVisor بوصفه مشرفاً افتراضياً يعتمد على التعلم الديناميكي والتنبؤ المستقبلي لتحسين توزيع الموارد بين شرائح vSDN. يتميز الإطار بدمج النموذج التنبؤي مع آلية العرض والطلب، والاستفادة من الطلب المتوقع في تصنيف الشرائح المزودة والبالغة للموارد. كما يهدف إلى تقليل فرط الاستغلال والحد من تعرض الشرائح المزودة لحرمان الموارد بعد تقديم ساعاتها الفائضة. في المقابل، تعتمد آلية DLVisor على تصنيف الشرائح باستخدام حدود تشغيلية محددة، ثم إجراء حسابات العرض والطلب ودالة التكلفة. ولذلك تتأثر كفاءة القرار بدقة التنبؤ، واختيار حدود التصنيف، وعدد الشرائح المزودة والبالغة. كما أن استخدام تنبؤات متعددة الخطوات وحسابات العرض والطلب يضيفان عبئاً حسابياً مقارنة بآليات التخصيص المباشر منخفضة التعقيد. يمثل DLVisor مرجعاً مناسباً للمقارنة في الدراسة الحالية لأنه يربط التنبؤ بإعادة تخصيص الموارد فعلياً، بخلاف الدراسات التي تقتصر على التنبؤ ومع ذلك، تختلف الدراسة الحالية عنه في تركيزها على قياس أثر معالجة التنبؤات بالتنعيم الأسّي قبل اتخاذ قرار التخصيص، وتحليل العلاقة بين تقلب القيم المتنبأ بها واستقرار حصص الموارد الناتجة.

الدراسات التفاعلية القائمة على الأولوية والتحسين

تناولت الدراسة [11] مشكلة التنافس على الموارد وتحقيق متطلبات اتفاقيات مستوى الخدمة من خلال نموذج قائم على Intent-Based Networking لإدارة دورة حياة النوايا وتخصيص الموارد بين شرائح الشبكة. أظهرت النتائج قدرة النموذج على دعم متطلبات الشرائح الحساسة، ولا سيما شريحة uRLLC. إلا أن إعطاء أولوية مرتفعة لهذه الشريحة انعكس على الموارد المتاحة لشرائح eMBB و mMTC، مما يوضح وجود مقايضة بين حماية الخدمات الحرجة والمحافظة على أداء بقية الشرائح.

أما الدراسة [7] فقد استخدمت التعلم التعزيزي العميق متعدد الوكلاء (MARL) لإدارة الموارد في شبكات الجيل السادس متعددة الشرائح. وحقق النموذج معدلات مرتفعة في استغلال الموارد والإنتاجية والرضا عن جودة الخدمة. وتتميز هذه الآلية بقدرتها على تعلم سياسات تخصيص معقدة، غير أنها تتطلب حلقات تدريب وتفاعل حتى الوصول إلى سياسة مستقرة، مما يزيد زمن التقارب والعبء الحسابي. بصورة مشابهة، جمعت الدراسة [10] بين التعلم التعزيزي متعدد الوكلاء ونظرية الألعاب التطورية (EGT) لتنسيق الموارد بين شرائح eMBB و uRLLC و mMTC في بيئات MEC. حققت زمناً منخفضاً للاستجابة ومعدلات مرتفعة لاستغلال الموارد، إلا أن مراحل التعلم والتقارب قد يصاحبها تغير في السياسات وعدم استقرار مؤقت قبل الوصول إلى الحالة المستقرة. يوضح تحليل هذه الدراسات أن الأساليب التفاعلية والتحسينية تتميز بقدرتها على التعامل مع متغيرات وقيود متعددة، لكنها تتطلب غالباً عمليات تعلم أو تحسين إضافية. لذلك ترتبط ملاءمتها للتشغيل الفوري بالموازنة بين جودة القرار والكلفة الحسابية وزمن التقارب، ولا يمكن تقييمها اعتماداً على استغلال الموارد وحده.

الدراسات المعنية باستقرار التخصيص

ركزت الدراسة [13] بصورة مباشرة على تقليل عمليات إعادة تشكيل الشرائح، باستخدام نموذج هجين يجمع بين التعلم التعزيزي العميق والبرمجة الخطية. وأظهرت النتائج انخفاضاً في عمليات إعادة التشكيل بنسبة بلغت نحو 11% مقارنة بالأساليب المرجعية، وهو ما يمثل معالجة مباشرة لأحد جوانب استقرار إدارة الشرائح. تختلف معالجة الاستقرار في الدراسة [13] عن التوجه المتبع في الدراسة الحالية؛ إذ تعالج الدراسة [13] تكلفة إعادة التشكيل على مستوى قرار إدارة الشرائح، بينما تركز الدراسة الحالية على مصدر سابق للقرار، يتمثل في تقلب القيم المتنبأ بها قبل تحويلها إلى حصص من الموارد. بذلك لا تمثل الدراستان بديلين مباشرين، بل تعالجان الاستقرار عند مرحلتين مختلفتين من سلسلة اتخاذ القرار.

التحليل المقارن

تكشف المقارنة بين الدراسات السابقة عن وجود ثلاثة اتجاهات رئيسية. يركز الاتجاه الأول على تحسين دقة التنبؤ، لكنه لا يقيس دائماً أثر تقلب التنبؤات في قرارات التخصيص. يربط الاتجاه الثاني التنبؤ

بإدارة الموارد مباشرة، كما في DLVisor ، لكنه يستخدم آليات إضافية لتصنيف الشرائح وحساب العرض والطلب. أما الاتجاه الثالث، فيعتمد على التعلم التعزيزي أو التحسين الرياضي، ويوفر قرارات متعددة المعايير مقابل زيادة محتملة في التعقيد وزمن التقارب. لا تعني هذه الاختلافات أن اتجاهاً واحداً يتفوق بصورة مطلقة؛ فالدراسات التنبؤية أكثر ملاءمة لتقدير الطلب المستقبلي، بينما تستوعب نماذج التعلم التعزيزي والتحسين عدداً أكبر من القيود، وتتعامل نماذج إعادة التشكيل مباشرة مع استقرار القرارات. مع ذلك، يبقى أثر استقرار المخرجات التنبؤية نفسها في استقرار التخصيص بحاجة إلى تقييم كمي مباشر، ولا سيما عند مقارنة استخدام التنبؤ الخام باستخدام التنبؤ المنعم ضمن بيئة تشغيل موحدة.

الفجوة البحثية (Research Gap)

أظهر تحليل الدراسات السابقة وجود اهتمام متزايد بربط التنبؤ بحركة المرور بقرارات إدارة الموارد وتخصيصها في البيئات الافتراضية. استخدمت دراسات عديدة نماذج التعلم الآلي والتعلم العميق، ومنها نموذج LSTM، لتقدير الاحتمال المستقبلية والاستفادة منها في إعادة تخصيص الموارد أو توسيعها استباقياً. لذلك، لا يمثل دمج التنبؤ بعملية التخصيص فجوة بحثية مستقلة أو مساهمة جديدة بحد ذاته. مع ذلك، ركزت معظم هذه الدراسات على تحسين دقة التنبؤ أو كفاءة تخصيص الموارد، بينما حظي أثر استقرار القيم المتنبأ بها في استقرار قرارات التخصيص باهتمام أقل، ولا سيما في بيئات الشبكات الافتراضية المعرفة بالبرمجيات متعددة الشرائح (vSDN). فقد تؤدي التذبذبات قصيرة المدى في مخرجات النموذج التنبؤي، عند استخدامها مباشرة، إلى تغيرات متكررة في الحصص المخصصة وعمليات إعادة تخصيص غير ضرورية، حتى وإن كانت دقة التنبؤ العامة مقبولة.

بناءً على ذلك، تتمثل الفجوة البحثية في الحاجة إلى تحليل أثر معالجة مخرجات التنبؤ زمنياً قبل إدخالها في قرار التخصيص، ودراسة الموازنة بين تقليل التذبذب والمحافظة على سرعة الاستجابة للتغيرات الفعلية في الحمل. وانطلاقاً من هذه الفجوة، تقترح الدراسة تطبيق التعقيم الأسّي على مخرجات نموذج LSTM، ثم مقارنة التخصيص المعتمد على التنبؤ الخام بالتخصيص المعتمد على التنبؤ المنعم، بهدف تقييم أثر التعقيم في استقرار قرارات التخصيص، وعدد عمليات إعادة التخصيص، وكفاءة استغلال الموارد، مع المحافظة على تعقيد حسابي منخفض.

المرجع والسنة	آلية إدارة الموارد	استخدام التنبؤ في إدارة الموارد	معالجة استقرار التنبؤ قبل القرار	التعقيد النسبي
[12]، 2022	تنبؤ بحركة المرور فقط	غير مطبق في تخصيص الموارد	غير مدروس	منخفض
[5]، 2023	تخصيص استباقي قائم على العرض والطلب	مدعوم	مدعوم جزئياً من خلال تنعيم بيانات التنبؤ	مرتفع
[11]، 2024	تخصيص تفاعلي قائم على النوايا والأولوية	غير مدعوم	غير مدروس	متوسط
[13]، 2025	تعلم تعزيزي عميق وبرمجة خطية لتقليل إعادة التشكيل	غير مدعوم	يعالج استقرار إعادة التشكيل، لا استقرار التنبؤ	مرتفع
[7]، 2026	تعلم تعزيزي متعدد الوكلاء	غير مدعوم بصورة مستقلة	غير مدروس	مرتفع
[4]، 2026	تنبؤ باستخدام LSTM Transformers و VNFS وإدارة	مدعوم	غير محلل من حيث أثره في استقرار التخصيص	مرتفع
[10]، 2026	تعلم تعزيزي متعدد الوكلاء ونظرية الألعاب	غير مدعوم بصورة مستقلة	غير مدروس	مرتفع
الإطار المقترح	تخصيص استباقي قائم على التنبؤ المنعم	مدعوم	يتم تقييم أثره مباشرة من خلال مقارنة التنبؤ الخام والمنعم	منخفض

الجدول (1): التحليل المقارن للدراسات السابقة والإطار المقترح

يوضح الجدول (1) أن الدراسات السابقة اعتمدت اتجاهات تقنية مختلفة في إدارة الموارد؛ فقد ركزت بعض الدراسات على تحسين دقة التنبؤ بحركة المرور، بينما استخدمت دراسات أخرى مخرجات التنبؤ بصورة مباشرة في إعادة تخصيص الموارد أو توسيعها. كما تناولت بعض الأعمال استقرار إدارة الموارد من خلال تقليل عمليات إعادة تشكيل الشرائح أو استخدام آليات تعلم وتحسين متقدمة. مع ذلك، لم يكن أثر استقرار المخرجات التنبؤية في استقرار قرارات التخصيص محورياً رئيساً في معظم الدراسات. لذلك، تركز الدراسة الحالية على تقييم أثر تطبيق التنعيم الأسّي قبل اتخاذ القرار، من خلال مقارنة

التخصيص المعتمد على التنبؤ الخام بالتخصيص المعتمد على التنبؤ المنعم، مع تحليل أثر ذلك في تقلب الحصص، وعدد عمليات إعادة التخصيص، وكفاءة استغلال الموارد.

3- آلية التخصيص الاستباقي المقترحة

تقدم هذه الدراسة آلية استباقية منخفضة التعقيد لتخصيص الموارد في بيئات الشبكات الافتراضية المعرفة بالبرمجيات متعددة الشرائح (vSDN)، تعتمد على التنبؤ بالأحمال المستقبلية باستخدام نموذج الذاكرة طويلة قصيرة المدى (LSTM)، ومعالجة القيم المتنبأ بها بالتنعيم الأسّي قبل استخدامها في اتخاذ قرار التخصيص. تركز الدراسة على تحليل أثر التنعيم في الحد من التقلبات قصيرة المدى في مخرجات التنبؤ، وانعكاس ذلك على استقرار الحصص المخصصة وكفاءة استغلال الموارد.

تبدأ الآلية بجمع قيم استغلال الموارد لكل شريحة، ثم استخدام نموذج LSTM المدرب مسبقاً للتنبؤ بالحمل خلال الفترة الزمنية التالية وبعد ذلك، يُطبق التنعيم الأسّي على القيم المتنبأ بها قبل تحويلها إلى حصص نسبية تُستخدم في توزيع السعة المتاحة بين الشرائح النشطة. يُقيم أثر التنعيم من خلال مقارنة التخصيص المعتمد على التنبؤ الخام بالتخصيص المعتمد على التنبؤ المنعم، باستخدام مؤشرات كمية تقيس تغير الحصص المخصصة وعدد عمليات إعادة التخصيص وكفاءة استغلال الموارد. كما تتضمن الآلية معالجة الحالات الحدية، مثل غياب الطلب عن جميع الشرائح، وظهور الأحمال الانفجارية، وارتفاع خطأ التنبؤ. يُستكمل وصفها بخوارزمية شبه برمجية وتحليل للتعقيد الحسابي، بهدف توضيح خطوات التنفيذ وقابلية التطبيق ضمن البيانات ذات متطلبات الاستجابة السريعة.

تتكون الآلية المقترحة من المراحل الرئيسية الآتية:

1. جمع بيانات استغلال الموارد ومراقبة حركة المرور.
2. التنبؤ بالأحمال المستقبلية باستخدام نموذج LSTM.
3. تطبيق التنعيم الأسّي على القيم المتنبأ بها.
4. تحديد الشرائح النشطة ومعالجة حالة غياب الطلب.
5. حساب الحصص النسبية وتخصيص الموارد.
6. تطبيق قرارات التخصيص وتحديث النافذة الزمنية.

7. تقييم استقرار التخصيص والمتانة تجاه الأحمال الانفجارية وأخطاء التنبؤ.

3-1 التنبؤ بالأحمال المستقبلية باستخدام LSTM

يعتمد الإطار على نموذج الذاكرة طويلة قصيرة المدى (LSTM) للتنبؤ بالحمل المستقبلي لكل شريحة افتراضية. يُدرَّب النموذج باستخدام بيانات الاستغلال التاريخية، نظراً إلى قدرته على تمثيل العلاقات الزمنية قصيرة وطويلة المدى في السلاسل الزمنية.

خلال التشغيل، تُمرر نافذة زمنية تتكون من آخر 14 قيمة استغلال متاحة للشريحة i :

$$[U_i(t-13), U_i(t-12) \dots U_i(t)]$$

إلى نموذج LSTM المدرب مسبقاً للحصول على التنبؤ الخام بالحمل خلال الفترة الزمنية التالية:

$$\hat{L}_i(t+1)$$

حيث تمثل $\hat{L}_i(t+1)$ قيمة الحمل الخام المتوقع للشريحة i خلال الفترة الزمنية $t+1$. تقتصر عملية النموذج أثناء التشغيل على الاستدلال (Inference) دون إعادة تدريب النموذج أو تحديث أوزانه.

3-2 التعيم الأسّي للقيم المتنبأ بها

قد تتضمن مخرجات التنبؤ الخام تقلبات قصيرة المدى تنتقل إلى قرارات تخصيص الموارد عند استخدامها مباشرة. لذلك، يُطبَّق التعيم الأسّي على القيمة المتنبأ بها وفق العلاقة الآتية:

$$L_i^S(t+1) = \lambda \hat{L}_i(t+1) + (1-\lambda)L_i^S(t)$$

حيث تمثل:

- $\hat{L}_i(t+1)$: الحمل الخام المتوقع الناتج عن نموذج LSTM للشريحة i خلال الفترة الزمنية التالية.
- $L_i^S(t)$: القيمة المنعّمة في دورة التنبؤ السابقة.
- $L_i^S(t+1)$: الحمل المتوقع بعد تطبيق التعيم الأسّي في دورة التنبؤ الحالية.
- λ : معامل التعيم الزمني، بحيث:

$$0 \leq \lambda \leq 1$$

تمثل قيمة λ وزن التنبؤ الخام الحالي، بينما يمثل $(1 - \lambda)$ وزن القيمة المنعّمة السابقة. تؤدي القيم المنخفضة لـ λ إلى زيادة الاعتماد على القيمة السابقة، مما يحد من التغيرات قصيرة المدى ويزيد استقرار الإشارة، لكنه قد يؤدي إلى تأخر الاستجابة للتغيرات الجديدة في الحمل. في المقابل، تمنح القيم المرتفعة لـ λ وزناً أكبر للتنبؤ الحالي، مما يسرّع استجابة النظام، لكنه قد يزيد حساسية قرارات التخصيص للقلبات والضجيج وأخطاء التنبؤ. ولا تفترض الدراسة أن تطبيق التعيم يؤدي تلقائياً إلى تحسين استقرار التخصيص؛ بل تُقِيم أثره تجريبياً من خلال مقارنة التخصيص المعتمد على التنبؤ الخام بالتخصيص المعتمد على التنبؤ المنعّم. كما تُحدد قيمة λ المستخدمة وفق موازنة تجريبية بين دقة التنبؤ، ونقلب قرارات التخصيص، والتأخر الزمني في الاستجابة ضمن القيم والسيناريوهات المختبرة، بدلاً من وصفها بأنها قيمة مثلى بصورة مطلقة.

3-3 تحديد الشرائح النشطة

قد لا يوجد طلب حالي أو متوقع على بعض الشرائح خلال إحدى دورات التخصيص. لذلك، يُحدد نشاط الشريحة i وفق مؤشر ثنائي:

$$I_i(t+1) = \begin{cases} 1, & U_i(t) > 0 \vee L_i^S(t+1) > 0 \\ 0, & U_i(t) = 0 \wedge L_i^S(t+1) = 0 \end{cases}$$

حيث تشير القيمة $I_i(t+1) = 1$ إلى وجود طلب حالي أو متوقع على الشريحة، بينما تشير القيمة $I_i(t+1) = 0$ إلى غياب كليهما. بعد ذلك، يُحسب الحمل الفعّال للشريحة:

$$L_i^a(t+1) = I_i(t+1)L_i^S(t+1)$$

بذلك تدخل الشرائح النشطة فقط في عملية توزيع موارد البيانات. لا يُعدّ عدم تخصيص الموارد لشريحة غير نشطة حالة حرمان من الموارد، لعدم وجود طلب حالي أو متوقع عليها.

3-4 حساب الحصص النسبية للشرائح

بعد تحديد الأحمال الفعّالة، يُحسب مجموعها وفق:

$$L_{\text{tot}}^a(t+1) = \sum_{j=1}^N L_j^a(t+1)$$

ثم تُحسب الحصة النسبية للشريحة i وفق:

$$W_i(t+1) = \begin{cases} \frac{L_i^a(t+1)}{\sum_{j=1}^N L_j^a(t+1)}, & L_{\text{tot}}^a(t+1) > 0 \\ 0, & L_{\text{tot}}^a(t+1) = 0 \end{cases}$$

حيث يمثل N عدد الشرائح الافتراضية المُدارة في النظام، وتمثل $W_i(t+1)$ الحصة النسبية للشريحة i .

عند وجود شريحة نشطة واحدة على الأقل، تحقق الحصص الشرط:

$$\sum_{i=1}^N W_i(t+1) = 1$$

أما عندما يكون:

$$L_{\text{tot}}^a(t+1) = 0$$

فإن ذلك يعني غياب الطلب الحالي والمتوقع عن جميع الشرائح. في هذه الحالة تُضبط الحصص عند الصفر، مما يمنع القسمة على الصفر وتخصيص موارد لشرائح غير نشطة.

3-5 تخصيص الموارد

تُحوّل الحصص النسبية إلى موارد فعلية وفق العلاقة:

$$R_i(t+1) = C_{\text{tot}} W_i(t+1)$$

حيث تمثل $R_i(t+1)$ مقدار الموارد المخصصة للشريحة i خلال الفترة الزمنية التالية، ويمثل C_{tot} إجمالي السعة المتاحة.

عند وجود شريحة نشطة واحدة على الأقل، يكون:

$$\sum_{i=1}^N R_i(t+1) = C_{\text{tot}}$$

وبذلك تُوزع السعة الكلية بين الشرائح النشطة بصورة تتناسب مع أحمالها المستقبلية المنعّمة.

أما إذا لم توجد أي شريحة نشطة، فإن:

$$R_i(t+1) = 0, \forall i$$

تبقى السعة متاحة إلى حين ظهور طلب حالي أو متوقع في دورة تخصيص لاحقة. تتميز هذه الآلية بانخفاض كلفتها الحسابية، إذ تعتمد على تنفيذ عدد ثابت من العمليات لكل شريحة، دون استخدام خوارزميات تحسين تكرارية أو حلقات تعلم إضافية أثناء التشغيل. ومع ذلك، لا يُفترض أن بساطة معادلة التخصيص تؤدي تلقائياً إلى استقرار أفضل؛ بل يُقِيم أثر التنعيم بصورة كمية في قسم النتائج من خلال مقارنة التنبؤ الخام والتنبؤ المنعم باستخدام مؤشرات تغير الحصص وعدد عمليات إعادة التخصيص وكفاءة استغلال الموارد.

3-6 الشفرة الوصفية للآلية المقترحة (Pseudocode)

تُلخّص الشفرة الوصفية الموضحة في (Algorithm 1) التسلسل التنفيذي البرمجي للآلية المقترحة لتخصيص الموارد الاستباقي. تُنفَّذ الخوارزمية بشكل دوري ضمن حلقة تحكم زمنية قابلة للضبط ($\Delta t = 2s$)، حيث تبدأ بقراءة القياسات اللحظية، ثم تنفيذ التنبؤ والتنعيم الأسّي، وتحديد الأحمال الفعّالة والحصص النسبية مع معالجة الحالات الحدية (كغياب الطلب أو التعرض لأحمال انفجارية)، وصولاً إلى حقن سياسات الجودة (QoS) في مفاتيح ($Open vSwitch (OVS)$

Algorithm 1: Proactive vSDN Slice Resource Allocation Framework

Input :

- Historical load window for each slice S_i : $[T_i(t-k+1), \dots, T_i(t)]$
- Pre-trained LSTM model weights Θ
- Exponential smoothing factor γ in $(0, 1)$
- Total substrate network capacity C_{tot}
- Minimum guaranteed bandwidth thresholds B_i^{min}
- Control loop update interval $\Delta t = 2s$

Output:

- Bandwidth Allocation Vector $B(t+1) = [B_1(t+1), \dots, B_N(t+1)]$
- Flow Rule updates for OVS Meter Tables

1: Initialize ONOS Controller, Libera Hypervisor, and OVS Interfaces

2: Loop continuously every $\Delta t = 2s$:

4: // Phase 1: Raw Traffic Prediction using LSTM (3-1)

```
5:   For each slice i = 1 to N do:
6:       D_raw_i(t+1) = LSTM_Inference([T_i(t-k+1), ..., T_i(t)]; Theta)
7:   End For
9: // Phase 2: Exponential Smoothing Application (3-2)
10:  For each slice i = 1 to N do:
11:      D_smooth_i(t+1) = gamma * D_raw_i(t+1) + (1 - gamma) *
D_smooth_i(t)
12:  End For
13: // Phase 3: Active Slice Identification & Effective Load L_i^a(t+1) (3-3)
14:  For each slice i = 1 to N do:
15:      If (T_i(t) > 0 OR D_smooth_i(t+1) > 0) Then:
16:          A_i(t) = 1
17:      Else:
18:          A_i(t) = 0
19:      End If
20:      L_i^a(t+1) = A_i(t) * D_smooth_i(t+1)
21:  End For
22:  // Phase 4: Total Effective Load & Relative Portion W_i(t+1)
Calculation (3-4)
23:  L_tot_a(t+1) = Sum(L_j^a(t+1)) for j = 1 to N
24:  If L_tot_a(t+1) == 0 Then:
25:      For i = 1 to N do:
26:          W_i(t+1) = 0
27:          B_i(t+1) = 0
28:      End For
29:  Else:
```

```

30:   For i = 1 to N do:
31:        $W_i(t+1) = L_i^a(t+1) / L_{tot\_a}(t+1)$ 
32: // Phase 5: Resource Allocation & SLA Protection (3-5)
33:       If  $A_i(t) == 1$  Then:
34:            $B_i(t+1) = \text{Max}( W_i(t+1) * C_{tot}, B_i^{min} )$ 
35:       Else:
36:            $B_i(t+1) = 0$ 
37:       End If
38:   End For
39: End If
40: // Phase 6: Hardware Execution & OpenFlow Policy Injection
41:   Generate OpenFlow QoS meter rules corresponding to  $B(t+1)$ 
42:   Inject rules via ONOS REST API to update OVS flow tables in Data
   Plane
43:   Update historic buffers for the next control cycle (t + 1)
44: End Loop

```

4- المعمارية المستخدمة

تُقسم المعمارية إلى مسارين مستقلين: مسار التدريب الذي يُنفذ خارج بيئة التشغيل الفعلية، ومسار التنفيذ الذي يستخدم النموذج المدرب مسبقاً ضمن حلقة التشغيل. يهدف هذا الفصل إلى إبقاء العمليات التدريبية مرتفعة الكلفة خارج المسار التشغيلي، بحيث يقتصر عمل النموذج أثناء التنفيذ على الاستدلال (Inference).

4-1 معمارية التدريب (Training Architecture)

تعتمد معمارية التدريب على بيانات تاريخية تمثل قيم استغلال عرض النطاق الترددي للشرائح الافتراضية. تبدأ مرحلة التدريب بترتيب السجلات زمنياً ومعالجة القيم المفقودة والمكررة، ثم تُطَبَّع قيم الاستغلال باستخدام أسلوب Min-Max. تُحسب معاملات التطبيع اعتماداً على مجموعة التدريب

فقط، ثم تُطبّق المعاملات نفسها على مجموعتي التحقق والاختبار؛ منعاً لتسرب المعلومات بين مجموعات البيانات. بعد ذلك، تُحوّل البيانات إلى نوافذ زمنية منزقة. نظراً إلى أن النموذج يستقبل قيم استغلال الشرائح الثلاث معاً، فإن كل عينة إدخال تتكون من مصفوفة تحتوي على قيم الشرائح خلال آخر 14 خطوة زمنية:

$$X(t) = \begin{bmatrix} U_C(t-13) & U_V(t-13) & U_{BE}(t-13) \\ U_C(t-12) & U_V(t-12) & U_{BE}(t-12) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ U_C(t) & U_V(t) & U_{BE}(t) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{14 \times 3}$$

حيث تمثل U_C قيمة استغلال الشريحة الحرجة، وتمثل U_V قيمة استغلال شريحة الفيديو، بينما تمثل U_{BE} قيمة استغلال شريحة أفضل جهد. أما متجه القيم المستهدفة، فيتكون من قيم استغلال الشرائح الثلاث خلال الخطوة الزمنية التالية:

$$Y(t) = [U_C(t+1) \quad U_V(t+1) \quad U_{BE}(t+1)]$$

بما أن الفاصل الزمني بين العينات يساوي ثانية واحدة، فإن كل نافذة تمثل آخر 14 ثانية من سلوك أحمال الشرائح، وتُستخدم للتنبؤ بقيم الاستغلال للشرائح الثلاث خلال الثانية التالية. يسمح إدخال قيم الشرائح بصورة مشتركة للنموذج بتمثيل الأنماط الزمنية الخاصة بكل شريحة، إلى جانب العلاقات المشتركة بين تغيرات أحمال الشرائح.

4-1-1 اختيار طول النافذة الزمنية

اختُبرت عدة أطوال للنافذة الزمنية، هي:

$$W \in \{8, 10, 12, 14, 16, 20, 30, 40\}$$

أظهرت نتائج مجموعة التحقق أن النافذة ذات الطول $W = 14$ حققت أفضل توازن بين دقة التنبؤ والكلفة الحسابية وسرعة الاستجابة. لم توفر النوافذ الأقصر سياقاً زمنياً كافياً لتمثيل تغيرات الحمل، بينما زادت النوافذ الأطول عدد الخطوات الزمنية المعالجة وزمن التدريب، دون تحقيق تحسن إضافي في الأداء، كما أظهرت استجابة أبطأ للتغيرات الحديثة في الحمل. وحققت النافذة ذات الطول 14 أقل قيمة لمتوسط مربع الخطأ (MSE) بين الأطوال المختبرة؛ لذلك اعتمدت في النموذج النهائي.

2-1-4 تقسيم البيانات

قُسمت البيانات زمنياً، مع المحافظة على ترتيب العينات، وفق النسب الآتية: 70% للتدريب، و15% للتحقق، و15% للاختبار. لم تُخلط العينات عشوائياً أثناء التقسيم أو التدريب، حفاظاً على البنية الزمنية للبيانات ومنعاً لانتقال معلومات من الفترات المستقبلية إلى الفترات المستخدمة في تدريب النموذج.

3-1-4 بنية نموذج LSTM

استُخدم نموذج LSTM متعدد المتغيرات ومتعدد المخرجات؛ إذ يستقبل نافذة زمنية بأبعاد (3، 14)، تمثل قيم استغلال الشرائح الثلاث خلال 14 خطوة زمنية متتالية، وينتج ثلاث قيم متوقعة تمثل أحمال الشرائح خلال الخطوة الزمنية التالية. يتكون نموذج التنبؤ من طبقتي LSTM متتاليتين، تتبعهما طبقة إخراج خطية. تحتوي الطبقة الأولى على 64 وحدة، مع تفعيل الخيار `return_sequences=True` لإعادة التسلسل كاملاً إلى طبقة LSTM التالية، بينما تحتوي الطبقة الثانية على 32 وحدة. تُطبق طبقة Dropout بنسبة 20% بعد كل طبقة LSTM، ثم تُستخدم طبقة Dense تحتوي على ثلاث وحدات لإنتاج قيمة الحمل المتوقعة لكل شريحة. يمكن تمثيل بنية النموذج كما يأتي:

$$\begin{aligned} \text{Input}(14, 3) &\rightarrow \text{LSTM}(64, \text{return_sequences} = \text{True}) \\ &\rightarrow \text{Dropout}(0.20) \rightarrow \text{LSTM}(32) \rightarrow \text{Dropout}(0.20) \\ &\rightarrow \text{Dense}(3) \end{aligned}$$

تستخلص طبقة LSTM الأولى الأنماط الزمنية لكل شريحة والعلاقات المشتركة بين تغيرات أحمال الشرائح الثلاث ضمن نافذة الإدخال، بينما تختزل الطبقة الثانية هذه الخصائص في تمثيل زمني أكثر تركيزاً قبل تمريره إلى طبقة الإخراج. تنتج طبقة الإخراج متجه التنبؤ الآتي:

$$\hat{L}(t+1) = [\hat{L}_C(t+1) \quad \hat{L}_V(t+1) \quad \hat{L}_{BE}(t+1)]$$

حيث تمثل $\hat{L}_C(t+1)$ قيمة الحمل المتوقع للشريحة الحرجة، وتمثل $\hat{L}_V(t+1)$ قيمة الحمل المتوقع لشريحة الفيديو، بينما تمثل $\hat{L}_{BE}(t+1)$ قيمة الحمل المتوقع لشريحة أفضل جهد. اعتمدت البنية

التنازلية من 64 إلى 32 وحدة لتحقيق توازن بين قدرة النموذج على تمثيل الأنماط الزمنية والعلاقات المشتركة بين الشرائح من جهة، والكلفة الحسابية واحتمال الإفراط في التخصيص من جهة أخرى.

4-1-4 إعدادات التدريب

دُرِبَ النموذج بحد أقصى قدره 150 عصراً تدريبياً، وبحجم دفعة يبلغ 32 عينة، باستخدام محسن Adam بمعدل تعلم قدره 0.001، ومتوسط مربع الخطأ MSE بوصفه دالة للخسارة. كما طُبِّقَت تقنية Dropout بنسبة 20%، واستُخدمت آلية Early Stopping لمراقبة قيمة val_loss، بقيمة Patience مقدارها 12 عصراً وحد أدنى للتحسن min_delta يساوي 10^{-4} ، مع تفعيل استعادة أفضل أوزان حققها النموذج. نظراً إلى الطبيعة الزمنية للبيانات، لم تُخلط العينات عشوائياً أثناء التدريب. اختير محسن Adam بمعدل تعلم مقداره 0.001، نظراً إلى قدرته على تكييف معدل تحديث الأوزان أثناء التدريب، فضلاً عن ملاعته لتدريب نماذج التعلم العميق. يمثل العدد 150 الحد الأقصى للعصور التدريبية، وليس عدداً ثابتاً يجب تنفيذه كاملاً؛ إذ تُوقف عملية التدريب إذا لم تنخفض خسارة التحقق val_loss بمقدار لا يقل عن 10^{-4} خلال 12 عصراً متتالياً. بعد توقف التدريب، تُستعاد أوزان النموذج الموافقة لأقل قيمة مسجلة لخسارة التحقق. استخدم متوسط مربع الخطأ (MSE) بوصفه دالة للخسارة. ونظراً إلى أن النموذج ينتج ثلاث قيم متوقعة تمثل أحمال الشرائح الثلاث، تُحسب دالة الخسارة على جميع العينات والمخرجات وفق العلاقة:

$$MSE = \frac{1}{nN} \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^N (y_{k,i} - \hat{y}_{k,i})^2$$

حيث يمثل n عدد العينات، ويمثل $N = 3$ عدد الشرائح، بينما تمثل $y_{k,i}$ القيمة الفعلية للشريحة i في العينة k ، وتمثل $\hat{y}_{k,i}$ القيمة المتنبأ بها. اختيرت MSE لأنها تمنح أخطاء التنبؤ الكبيرة وزناً أعلى، وهو أمر مهم في تخصيص الموارد؛ إذ قد يؤدي الخطأ الكبير في تقدير الحمل إلى تخصيص موارد غير كافية أو حجز موارد تفوق الحاجة الفعلية. مع ذلك، لا يقتصر تقييم النموذج على MSE، بل تُستخدم أيضاً قيمتا MAE و RMSE لتقديم تقييم أشمل وأكثر قابلية للتفسير حيث تُحسب هذه المؤشرات

للمنموذج ككل، إضافة إلى حسابها لكل شريحة على حدة؛ للتحقق من عدم إخفاء الأداء الضعيف لإحدى الشرائح خلف متوسط النتائج الكلي. بعد انتهاء التدريب، يُحفظ النموذج الذي حقق أقل قيمة لخسارة التحقق، إلى جانب معاملات التطبيق وطول النافذة وإعدادات النموذج، ثم يُنقل إلى بيئة التنفيذ ولا تُحدث أوزان النموذج خلال التشغيل الفعلي؛ إذ يقتصر دوره على الاستدلال باستخدام القياسات الواردة.

4-2 معمارية التنفيذ (Runtime Architecture)

تعمل معمارية التنفيذ ضمن حلقة تحكم دورية تبدأها وحدة إدارة الموارد في EnterpriseVisor مرة واحدة كل ثانية. تتكون من ثلاث وحدات وظيفية مترابطة وهي وحدة المراقبة وجمع القياسات، ووحدة التنبؤ والتنعيم، ووحدة التخصيص وتطبيق القرار. يتبادل EnterpriseVisor و Libera Hypervisor البيانات والقرارات باستخدام واجهات REST API ورسائل JSON.

4-2-1 وحدة المراقبة وجمع القياسات

في بداية كل دورة، يطلب EnterpriseVisor من Libera Hypervisor أحدث قياسات استغلال الموارد. يتولى Libera جمع قيم استغلال عرض النطاق الترددي وإحصاءات التدفقات وصفوف الانتظار من متحكم ONOS ومبدلات OVS، ثم يرسلها إلى EnterpriseVisor. تُجمع القياسات مرة واحدة كل ثانية بما يتوافق مع الدقة الزمنية للبيانات المستخدمة. تتضمن كل رسالة معرف الشريحة، والطابع الزمني، والرقم التسلسلي، وقيمة الاستغلال الحالية، والموارد المخصصة، وحالة الشريحة. يُستخدم الرقم التسلسلي للتحقق من ترتيب القياسات، وكشف الرسائل المكررة أو المتأخرة.

4-2-2 وحدة التنبؤ والتنعيم

تُضاف القياسات المستلمة إلى مخزن زمني يحتفظ بأخر 14 قياساً متتالياً للشرائح الثلاث. عند اكتمال النافذة الزمنية، تُطَبَّع

قيمها باستخدام معاملات التطبيع المحفوظة من مرحلة التدريب، ثم تُمرَّر مجتمعةً إلى نموذج LSTM للحصول على متجه التنبؤ الخام:

$$\hat{L}(t+1) = [\hat{L}_C(t+1), \hat{L}_V(t+1), \hat{L}_{BE}(t+1)]$$

حيث تمثل عناصر المتجه الأحمال الخام المتنبأ بها للشريحة C ، وشريحة الفيديو V ، وشريحة أفضل جهد BE ، خلال الثانية التالية. بعد ذلك، يُطبَّق التعقيم الأسّي على القيمة المتنبأ بها لكل شريحة وفق العلاقة المعتمدة:

$$L_i^S(t+1) = \lambda \hat{L}_i(t+1) + (1-\lambda)L_i^S(t)$$

حيث تمثل $\hat{L}_i(t+1)$ قيمة الحمل الخام المتنبأ بها للشريحة i خلال الثانية التالية، وتمثل $L_i^S(t)$ القيمة المنعّمة في دورة التنبؤ السابقة، بينما تمثل $L_i^S(t+1)$ القيمة الناتجة بعد تطبيق التعقيم في الدورة الحالية. تمثل λ وزن التنبؤ الخام الحالي، بينما يمثل $(1-\lambda)$ وزن القيمة المنعّمة السابقة وقد اعتمدت القيمة:

$$\lambda = 0.40$$

وفق نتائج معايرة معامل التعقيم المعروضة في قسم النتائج. وبذلك، تحصل القيمة الخام المتنبأ بها خلال الدورة الحالية على وزن مقداره 40%، في حين تحصل القيمة المنعّمة السابقة على وزن مقداره 60%

$$L_i^S(t+1) = 0.40\hat{L}_i(t+1) + 0.60L_i^S(t)$$

يهدف هذا الاختيار إلى الحد من انتقال التقلبات قصيرة المدى إلى قرارات تخصيص الموارد، مع المحافظة على قدرة النظام على الاستجابة للتغيرات الفعلية في الأحمال.

3-2-4 وحدة التخصيص وتطبيق القرار

تستخدم وحدة التخصيص القيم المتنبأ بها بعد التعقيم لتحديد الشرائح النشطة وحساب الحصص النسبية والموارد المخصصة لكل شريحة، وفق المعادلات الموضحة سابقاً. بعد حساب التخصيص، يرسل EnterpriseVisor القرار إلى Libera Hypervisor، متضمناً معرفاً فريداً وإصداراً متسلسلاً للقرار والموارد المطلوبة لكل شريحة. يحوّل Libera القرار إلى سياسات للتحكم بالموارد تُطبق على مبدلات OVS، ثم يعيد رسالة تؤكد نجاح التطبيق أو فشله. لا يُعد قرار التخصيص مطبقاً ما لم تصل

رسالة التأكيد، تجنباً لحدوث اختلاف بين الحالة المحسوبة في EnterpriseVisor والحالة المطبقة فعلياً في الشبكة. وبذلك، يبدأ تسلسل التنفيذ بجمع القياسات، ثم تحديث النافذة الزمنية وتنفيذ التنبؤ والتتبع، وينتهي بحساب التخصيص وتطبيقه والتحقق من نجاحه.

3-4 تبادل الرسائل بين المكونات

تتبادل مكونات النظام القياسات وقرارات التخصيص باستخدام واجهات REST API، وتُمثل محتويات الرسائل بصيغة JSON. تشمل الرسائل الرئيسية: طلب القياسات من EnterpriseVisor إلى Libera Hypervisor. استجابة القياسات من Libera Hypervisor إلى EnterpriseVisor. طلب تطبيق التخصيص من EnterpriseVisor إلى Libera Hypervisor. رسالة تأكيد نجاح تطبيق التخصيص أو فشله. رسائل الأخطاء المرتبطة بفشل الاتصال أو معالجة الطلب. أما استدعاء نموذج LSTM فينفذ داخلياً ضمن EnterpriseVisor، ولذلك لا يتطلب تبادل رسائل REST مستقلة. تتضمن كل رسالة معرفاً فريداً للطلب، والطابع الزمني، والرقم التسلسلي، وحالة التنفيذ، إضافة إلى معرف الشريحة عند ارتباط الرسالة بشريحة محددة. تتيح هذه الحقول تتبع دورة القرار، وكشف الرسائل المكررة، والتحقق من ترتيب القياسات.

4-4 معدل التحديث وزمن الاستجابة وحجم البيانات

تعمل حلقة المراقبة والتنبؤ بمعدل تحديث مقداره مرة واحدة كل ثانية، ويُشترط أن تُنجز عمليات جمع القياسات ومعالجتها والتنبؤ وحساب التخصيص وتطبيق القرار قبل بدء دورة التشغيل التالية. يُحسب زمن دورة القرار الكلي وفق العلاقة:

$$T_{cycle} = T_{collection} + T_{communication} + T_{preprocessing} + T_{inference} + T_{allocation} + T_{enforcement}$$

حيث يمثل $T_{collection}$ زمن جمع القياسات، و $T_{communication}$ زمن نقل الرسائل، و $T_{preprocessing}$ زمن إعداد نافذة الإدخال، و $T_{inference}$ زمن استدلال النموذج، و $T_{allocation}$ زمن حساب قرار التخصيص، و $T_{enforcement}$ زمن تطبيق القرار. تُعرض نتائج زمن التنفيذ الفعلية في قسم التقييم باستخدام المتوسط الحسابي والانحراف المعياري، مع تحديد المراحل الداخلة في القياس.

كما يُقاس حجم كل نوع من الرسائل بعد ترميزه بصيغة JSON ، ويُسجل متوسط حجم الرسائل والحد الأقصى لها لتقدير عبء الاتصال بين مكونات النظام.

5-4 معالجة التأخير وفقدان الرسائل

تستخدم المعمارية معرفات الطلبات والأرقام التسلسلية للتحقق من ترتيب الرسائل وكشف الرسائل المكررة أو المتأخرة. عند عدم وصول الاستجابة ضمن المهلة الزمنية المحددة، يُعاد إرسال الطلب إذا سمح الزمن المتبقي من دورة التشغيل بذلك. عند فقدان قياس منفرد، يُعوض باستخدام آخر قيمة صحيحة أو الاستيفاء بين القيم المتاحة، مع تسجيل عملية التعويض. أما عند فقدان عدة قياسات متتالية، فلا يُستدعى نموذج LSTM اعتماداً على نافذة غير مكتملة، ويُحتفظ بآخر تخصيص صالح إلى حين استعادة القياسات. إذا تأخر التنبؤ أو تعذر الحصول على نتيجة صالحة خلال دورة التشغيل، يستخدم النظام قيمة الاستغلال الحالية لاتخاذ قرار احتياطي. عند تعطل EnterpriseVisor أو انقطاع اتصاله مع Libera Hypervisor، يستمر Libera في تطبيق آخر تخصيص ناجح. وفي حال فشل تطبيق قرار جديد، يحتفظ Libera بالتخصيص السابق ويرسل رسالة خطأ، بما يمنع انتقال الشبكة إلى حالة تخصيص جزئية أو غير متسقة.

6-4 دورة عمل الإطار المقترح

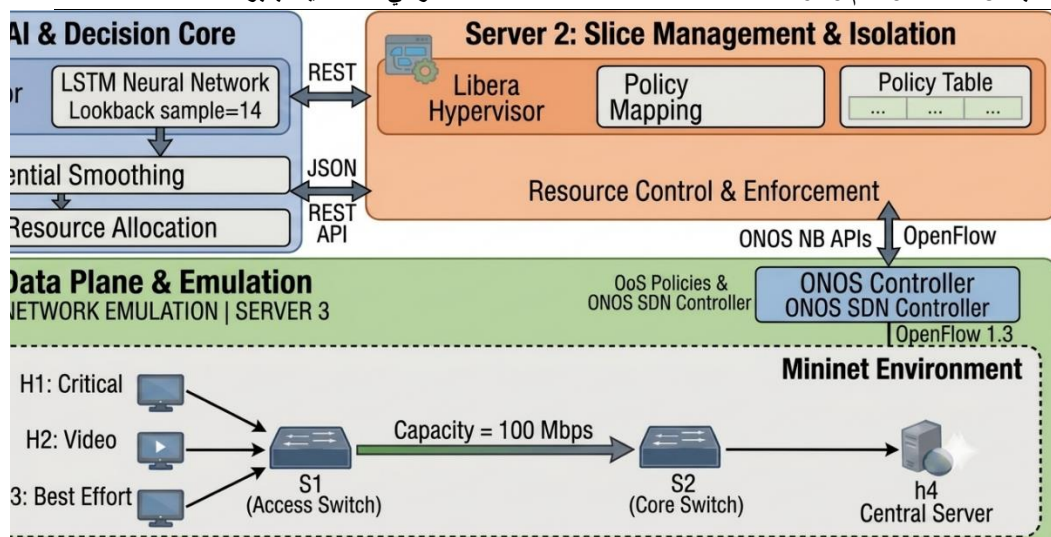
يبين الشكل (1) المراحل الرئيسية لعمل الإطار المقترح، بدءاً من جمع القياسات والتنبؤ بالأحمال باستخدام LSTM ، مروراً بالتتبع الأسّي وتخصيص الموارد ديناميكياً، وانتهاءً بتطبيق السياسات وتحديث جداول OVS ضمن حلقة تحكم مغلقة.



الشكل (1) دورة عمل الإطار المقترح

5- بيئة التنفيذ والمحاكاة

تم تنفيذ إطار العمل المقترح وفق معمارية موزعة تتكون من ثلاثة مخدمات افتراضية مترابطة وظيفياً بهدف الفصل بين عمليات التحليل والمراقبة والتنفيذ وتحسين كفاءة المعالجة والاستجابة الزمنية كما يوضح الشكل (2).



الشكل (2): معمارية التنفيذ

اعتمد توزيع مكونات النظام على ثلاثة مخدمات افتراضية بهدف الفصل بين وظائف التنبؤ واتخاذ القرار، وإدارة الشرائح وتطبيق سياسات الموارد، ومحاكاة الشبكة وتوليد الحركة المرورية. يساعد هذا الفصل على تقليل التداخل بين الأعباء الحسابية للمكونات وإتاحة قياس زمن الاتصال والتنفيذ بصورة مستقلة. لا يمثل استخدام ثلاثة مخدمات شرطاً أساسياً لعمل الإطار؛ إذ يمكن دمج المكونات في مخدم واحد في البيئات محدودة النطاق.

المخدم الأول (EnterpriseVisor): يتولى هذا المخدم تنفيذ نموذج LSTM المسؤول عن التنبؤ بالأحمال المستقبلية للشرائح الافتراضية، إضافة إلى تنفيذ آلية التنعيم الأسّي ومعالجة البيانات التشغيلية الواردة من الشبكة. كما يقوم بحساب الحصص النسبية للشرائح وتنفيذ آلية التخصيص الديناميكي للموارد اعتماداً على الأحمال المستقبلية المتوقعة. وتُرسل قرارات التخصيص الناتجة إلى Libera Hypervisor لتطبيقها على الشبكة.

المخدم الثاني (Libera Hypervisor): يتولى مخدم Libera إدارة الشرائح الافتراضية ومراقبة استهلاك الموارد، حيث يقوم بجمع القياسات التشغيلية من المتحكم المركزي ONOS ومبدلات Open

vSwitch وإرسالها إلى EnterpriseVisor. كما يستقبل قرارات التخصيص الناتجة ويقوم بتحويلها إلى سياسات تشغيلية وقيود موارد تطبق على الشرائح المختلفة.

المخدم الثالث (Mininet & ONOS): يمثل هذا المخدم بيئة الاختبار والتشغيل، ويضم محاكي Mininet ومبدلات Open vSwitch (OVS) ومتحكم ONOS المسؤول عن إدارة التدفقات وتطبيق سياسات الشبكة. كما يحتوي على مجموعة من المضيفات الافتراضية التي تمثل الشرائح الشبكية المختلفة وتستخدم لتوليد الأحمال المرورية واختبار أداء آلية التخصيص المقترحة. تتبادل هذه المكونات البيانات والقرارات بصورة آنية عبر واجهات REST APIs ورسائل JSON ضمن حلقة تشغيل مستمرة. تبدأ العملية بجمع بيانات استغلال الموارد، ثم إرسالها إلى نموذج التنبؤ، وبعد الحصول على الأحمال المستقبلية المتوقعة وتنعيمها، يتم حساب الحصص النسبية للشرائح وتخصيص الموارد ديناميكياً وفق الاحتياجات المستقبلية المتوقعة، مما يتيح دعماً فعالاً للتخصيص الاستباقي للموارد وتحسين استغلالها في بيئات vSDN متعددة الشرائح.

1-5 مجموعة البيانات المستخدمة

يعتمد هذا البحث على مجموعة البيانات المستخدمة في دراسة [5] والتي تمثل سلسلة زمنية لاستهلاك عرض النطاق الترددي على مدار يوم كامل بدقة زمنية مقدارها ثانية واحدة، حيث:

$$t = 1, 2, \dots, 86400$$

ويمثل Ut قيمة استغلال عرض النطاق الترددي عند الزمن t . تم اختيار بداية اليوم عند الساعة 06:00 صباحاً بهدف محاكاة بداية النشاط الفعلي لحركة الشبكة، مما يسمح بتمثيل واقعي لدورات الاستخدام اليومية.

2-5 تصميم الشرائح الشبكية (Network Slicing)

اشتُقت من السلسلة الزمنية الأصلية ثلاث سلاسل زمنية تمثل أنماطاً مختلفة من حركة المرور، مع المحافظة على أن يكون مجموع أحمالها مساوياً للحمل الكلي:

$$U(t) = C(t) + V(t) + B(t)$$

حيث تمثل $C(t)$ حمل الشريحة الحرجة (Critical Slice)، وتمثل $V(t)$ حمل شريحة الفيديو (Video Slice)، بينما تمثل $B(t)$ حمل شريحة أفضل جهد (Best-Effort Slice). تمثل الشريحة

الدرجة الخدمات الحساسة للتأخير، بينما تمثل شريحة الفيديو التطبيقات ذات الاستهلاك المرتفع لعرض النطاق الترددي، وتمثل شريحة أفضل جهد التطبيقات ذات المتطلبات الزمنية الأقل صرامة. ولدت سلاسل الشرائح باستخدام معاملات اشتقاق مختلفة لإظهار خصائص الحمل الخاصة بكل نوع من الخدمات.

ويقصد بالعلاقة بين الشرائح أنها مشتقة من الحمل الكلي نفسه، وتشارك في السعة الفيزيائية المتاحة؛ ولذلك تؤثر زيادة الموارد المخصصة لإحدى الشرائح في مقدار الموارد المتبقية للشرائح الأخرى. أما عدد الشرائح، فقد استخدمت ثلاث شرائح في السيناريو الأساسي لتمثيل ثلاثة أنماط تشغيلية مختلفة، وتسهيل تحليل سلوك التخصيص لكل نمط على حدة. كما جرى تقييم قابلية التوسع في سيناريوهات إضافية بزيادة عدد الشرائح والعقد، وتُعرض نتائجها في قسم التقييم التجريبي.

5-5 توليد حركة المرور وجمع القياسات

تم استخدام أداة (D-ITG) (Distributed Internet Traffic Generator) لتوليد الأحمال المرورية وتمثيل أنماط استخدام الشرائح المختلفة داخل بيئة الاختبار [2]. تم تخصيص المضيف $h1$ لتمثيل الشريحة الدرجة، والمضيف $h2$ لتمثيل شريحة الفيديو، والمضيف $h3$ لتمثيل شريحة أفضل جهد بينما استخدم المضيف $h4$ كوجهة نهائية للتدفقات. لتوفير سلوك مروري واقعي، تم ضبط كل شريحة وفق خصائصها التشغيلية؛ إذ تولد الشريحة الدرجة تدفقات صغيرة ومنظمة منخفضة التأخير، بينما تولد شريحة الفيديو أحمالاً مرتفعة ومتغيرة تحاكي تطبيقات الفيديو، في حين تولد شريحة الأفضل جهد حركة مرور عامة تحاكي تطبيقات الويب ونقل الملفات. لتحليل أداء الإطار تحت ظروف تشغيل مختلفة، نُفذت ثلاثة سيناريوهات إضافية إلى جانب حالة الحمل الاعتيادي. تمثل السيناريو الأول في زيادة عدد العقد والتدفقات النشطة تدريجياً بهدف تقييم قابلية توسع الإطار وتأثير ذلك في زمن اتخاذ القرار. تضمن السيناريو الثاني توليد حركة مرور انفجارية (Burst Traffic) من خلال رفع معدل الإرسال بصورة مفاجئة ولمدة قصيرة، بهدف قياس قدرة النموذج على اكتشاف الطفرة وسرعة استجابة آلية التخصيص لها. أما السيناريو الثالث، فتمثل في زيادة الحمل خلال فترة زمنية محددة ثم إعادته إلى مستواه الأساسي، بهدف تقييم قدرة النظام على التكيف مع التغيرات المستمرة واستعادة حالة التشغيل

المستقرة بعد زوال الحمل المرتفع. تم جمع القياسات التشغيلية بصورة دورية من مبدلات OVS ومتحكم ONOS عبر Libera Hypervisor، وشملت قيم استغلال عرض النطاق الترددي وإحصائيات التدفقات وصفوف الانتظار، إضافة إلى مؤشرات الأداء مثل زمن التأخير (Delay) والتذبذب الزمني للحمز (Jitter) والإنتاجية (Throughput) ومعدل فقدان الحزم (Packet Loss). استُخدمت قيم استغلال الشرائح الثلاث بوصفها مدخلات مشتركة لنموذج LSTM متعدد المتغيرات ومتعدد المخرجات، بينما استُخدمت مؤشرات الأداء لتقييم دقة التخصيص الديناميكي للموارد، واستقرار قراراته، وجودة الخدمة في السيناريوهات المختبرة.

6- النتائج والمناقشة

يهدف هذا القسم إلى تقييم أداء الإطار المستخدم ضمن بيئة vSDN متعددة الشرائح، من خلال تحليل دقة التنبؤ بالأحمال، وكفاءة تخصيص الموارد، وأثر التنعيم الأسّي في استقرار قرارات التخصيص. تُقيّم دقة نموذج LSTM من خلال مقارنته بنموذج GRU باستخدام مؤشرات MSE و MAE و RMSE. في المقابل، يُقارن أداء آلية التخصيص بكل من التخصيص الثابت والإطار المرجعي DLVisor، كما يُقارن التخصيص المعتمد على تنبؤات LSTM الخام بالتخصيص المعتمد على التنبؤات المنعّمة، بهدف تحديد أثر التنعيم بصورة مستقلة. يشمل التقييم مؤشرات تخصيص الموارد واستغلالها، واستقرار قرارات التخصيص، وجودة الخدمة (QoS)، ومعدلات انتهاك اتفاقيات مستوى الخدمة (SLA)، وهدر الموارد، وزمن التنفيذ. كما يُقيّم أداء الإطار تحت ظروف تشغيل مختلفة، تشمل الحمل الاعتيادي، والحمل الانفجاري، والزيادة المؤقتة في الحمل.

6-1 مقارنة أداء نموذجي LSTM و GRU

تمت مقارنة نموذج LSTM بنموذج GRU متعدد المتغيرات ومتعدد المخرجات باستخدام مجموعة البيانات نفسها وتقسيم زمني موحد بنسبة 70% للتدريب، و 15% للتحقق، و 15% للاختبار، مع المحافظة على ترتيب العينات وعدم خلطها أثناء التدريب. استقبل كل نموذج نافذة زمنية بأبعاد (3، 14)، تمثل قيم استغلال الشرائح الثلاث خلال 14 ثانية متتالية، وأنتج ثلاث قيم متوقعة تمثل أحمال الشرائح خلال الثانية التالية. لضمان عدالة المقارنة، استُخدمت إعدادات تدريب موحدة؛ إذ تألف

كل نموذج من طبقتين متتاليتين تحتويان على 64 و 32 وحدة، مع تطبيق Dropout بنسبة 20%، واستخدام حجم دفعة مقداره 32 عينة، ومحسن Adam بمعدل تعلم 0.001، ومتوسط مربع الخطأ MSE بوصفه دالة للخسارة، وحد أقصى يبلغ 150 عصاراً تدريبياً. كما استُخدمت آلية Early Stopping بقيمة Patience مقدارها 12 عصاراً، مع استعادة أفضل الأوزان. اقتصر الاختلاف بين النموذجين على استبدال طبقات LSTM بطبقات GRU. قُيِّم أداء النموذجين باستخدام مؤشرات MSE و MAE و RMSE، ويوضح الجدول (2) نتائج المقارنة:

النموذج	MSE	MAE	RMSE
LSTM	0.0038	0.041	0.0616
GRU	0.0043	0.044	0.0656

الجدول (2): مقارنة دقة التنبؤ بين نموذجي LSTM و GRU

أظهرت النتائج أن نموذج LSTM حقق قيمة أقل لمؤشرات الخطأ مقارنةً بنموذج GRU؛ إذ بلغت قيمة MSE مقدار 0.0038 مقابل 0.0043، وبلغت قيمة MAE مقدار 0.041 مقابل 0.044، في حين بلغت قيمة RMSE مقدار 0.0616 مقابل 0.0656. وتشير هذه النتائج إلى أن نموذج LSTM قدم دقة تنبؤ أعلى ضمن البيانات المختبرة، مع بقاء الفروق بين النموذجين محدودة. وبناءً على ذلك، اعتمد نموذج LSTM في بقية تجارب تخصيص الموارد وتحليل أثر التنظيم الأسّي.

2-6 تحليل أثر طول النافذة الزمنية

أُجريت مجموعة من التجارب لدراسة أثر طول النافذة الزمنية في دقة التنبؤ، مع تثبيت بنية نموذج LSTM وإعدادات التدريب وتقسيم البيانات. شملت أطوال النوافذ المختبرة:

$$W \in \{8, 10, 12, 14, 16, 20, 30, 40\}$$

قُيِّم أداء النموذج عند كل طول باستخدام مؤشرات MSE و MAE و RMSE على مجموعة التحقق. يوضح الجدول (3) نتائج المقارنة بين أطوال النوافذ المختبرة.

طول النافذة	MSE	MAE	RMSE
-------------	-----	-----	------

8	0.0050	0.048	0.0707
10	0.0045	0.045	0.0671
12	0.0040	0.042	0.0632
14	0.0036	0.040	0.0600
16	0.0038	0.041	0.0616
20	0.0041	0.043	0.0640
30	0.0048	0.047	0.0693
40	0.0055	0.051	0.0742

الجدول (3): أثر طول النافذة الزمنية في دقة نموذج LSTM

أظهرت النتائج أن زيادة طول النافذة من 8 إلى 14 خطوة زمنية أدت إلى انخفاض تدريجي في مؤشرات خطأ التنبؤ، إذ حققت النافذة ذات الطول $W = 14$ أقل قيم لمؤشرات الخطأ، بقيمة MSE بلغت 0.0036، وقيمة MAE بلغت 0.040، وقيمة RMSE بلغت 0.0600. يشير ذلك إلى أن النافذة ذات الطول 14 وفرت سياقاً زمنياً كافياً لتمثيل تغيرات أحمال الشرائح. في المقابل، لم تؤد زيادة طول النافذة إلى أكثر من 14 خطوة إلى تحسن إضافي في دقة التنبؤ، بل ارتفعت مؤشرات الخطأ تدريجياً مع زيادة عدد الخطوات الزمنية المعالجة. يُعزى ذلك إلى إدخال قيم زمنية أقدم قد تكون أقل ارتباطاً بالحمل المتوقع خلال الثانية التالية. بناءً على النتائج المحققة ضمن الأطوال المختبرة، اعتمدت النافذة ذات الطول $W = 14$ في بقية التجارب.

3-6 معايرة معامل التنعيم الزمني (λ):

أُجريت سلسلة من التجارب لتحديد القيمة المناسبة لمعامل التنعيم الزمني (λ)، وذلك بالاعتماد على ثلاثة مؤشرات هي: متوسط الخطأ المطلق (MAE)، والانحراف المعياري للإشارة المنعّمة (σ)، والتأخر الزمني للاستجابة. لتحديد القيمة المثلى بدقة ومسح كامل مجال الاستجابة، تم اختبار قيم منفصلة للمعامل (λ) بخطوة متساوية قدرها (0.05) بدءاً من 0.10 وصولاً إلى 1.0، ومقارنة مؤشرات الأداء لكل قيمة على حدة كما هو موضح في الجدول (4). يتبين من المسح الشامل للقيم في الجدول (4)،

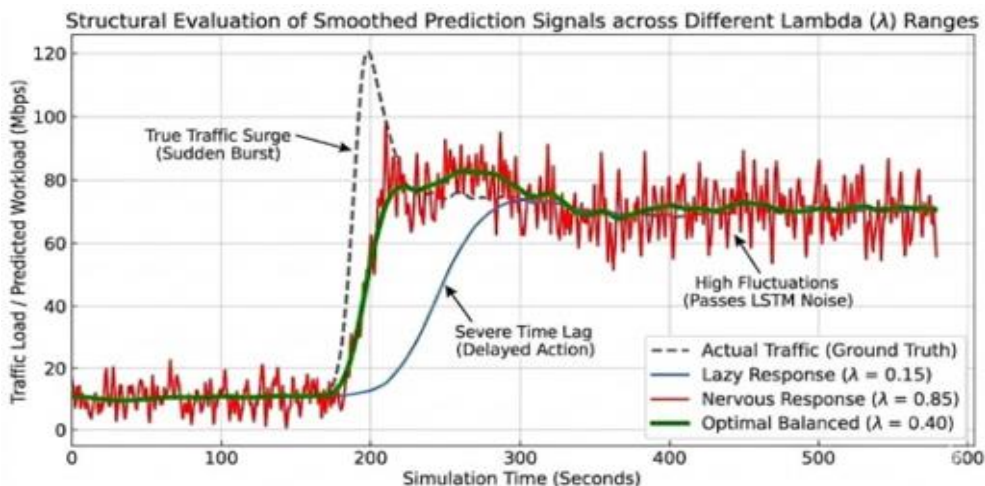
يتخذ منحني متوسط الخطأ المطلق (MAE) شكلاً قطعياً، حيث تتسبب القيم المنخفضة بتراكم الخطأ نتيجة البطء في الاستجابة (العطالة)، بينما تتسبب القيم المرتفعة برفع نسبة الخطأ نتيجة استجابة النظام للضجيج والتذبذبات اللحظية. تُشكل القيمة

($\lambda = 0.40$) القعر الرياضي لمنحني الخطأ، محققة أدنى قيمة لمتوسط الخطأ المطلق ($MAE = 3.12 Mbps$) وتأخراً زمنياً منخفضاً وعملياً (2.15 ثانية). بناءً على هذه النتائج التجريبية المفصلة، تم التبرير العلمي القاطع لاعتماد القيمة 0.40 في التقييم التجريبي الشامل لآلية التخصيص.

قيمة المعامل (λ)	التأخر الزمني للاستجابة [ثانية]	متوسط الخطأ المطلق [$Mbps$] (MAE)	الانحراف المعياري للإشارة (σ)
0.10	40.50	18.20	3.15
0.15	34.20	16.45	4.21
0.20	25.40	13.10	6.30
0.25	15.20	10.50	8.45
0.30	8.10	7.80	11.20
0.35	4.50	4.95	13.10
0.40	2.15	3.12	15.34
0.45	1.50	4.50	18.20
0.50	0.90	5.80	20.50
0.55	0.80	6.45	21.80
0.60	0.72	6.95	22.90

قيمة المعامل (λ)	التأخر الزمني للاستجابة [ثانية]	متوسط الخطأ المطلق [$Mbps$] (MAE)	الانحراف المعياري للإشارة (σ)
0.65	0.65	7.40	23.90
0.70	0.60	7.85	24.80
0.75	0.56	8.35	25.80
0.80	0.53	8.65	26.30
0.85	0.50	8.92	26.85
0.90	0.47	9.35	27.50
0.95	0.44	9.85	28.25
1.00	0.40	10.50	29.10

الجدول (4): مقارنة مؤشرات الأداء عند قيم تجريبية منفصلة لمعامل التنعيم (λ) بخطوة (0.05)



الشكل (3): مقارنة إشارات التنبؤ عند قيم مختلفة لمعامل التنعيم (λ)

يوضح الشكل (3) السلوك الهيكلي لإشارات التنبؤ المُنَمَّعة عند تعرض النظام لارتفاع مفاجئ وحاد في حركة المرور مقارنةً بالحمل الفعلي المرجعي (Actual Traffic / Ground Truth) المُمَثَّل بالخط المنقط وذلك عند ثلاث قيم مفصلية لمعامل التعيم الزمني (λ):

الاستجابة الخمولية ($\lambda = 0.15$) المنحنى الأزرق: تظهر الإشارة تأخراً زمنياً حاداً في الاستجابة (Severe Time Lag) فعند حدوث القفزة المفاجئة في الحمل عند الزمن ($t \approx 180$ s) ، يظهر المنحنى بظناً شديداً في التكيف، ولا يصل إلى مستوى الحمل الجديد إلا بعد مرور زمن طويل ($t \approx 300$ s) هذا التأخير يتسبب في نقص مؤقت في تخصيص الموارد وتدهور مؤشرات جودة الخدمة (QoS)

الاستجابة العصبية ($\lambda = 0.85$) المنحنى الأحمر: تستجيب الإشارة بسرعة للتغير المفاجئ في الحمل، لكنها تعاني من تذبذبات حادة ومستمرة (High Fluctuations) طوال فترة المحاكاة. يعود ذلك إلى سماح قيمة λ المرتفعة بمرور الضجيج والتغيرات اللحظية العشوائية الصادرة عن نموذج التنبؤ، مما يسبب إعادة تخصيص متكررة وغير مستقرة للموارد.

الاستجابة المتوازنة المثلى ($\lambda = 0.40$) المنحنى الأخضر: تُحقق هذه الإشارة الأداء الأمثل؛ حيث تتبع الارتفاع المفاجئ في حركة المرور بسرعة وبشكل لحظي تقريباً مع الحد الأدنى من التأخر الزمني، وفي الوقت ذاته تقوم بتعيم الإشارة والتخلص من الضجيج والتذبذبات الحادة.

2-6 التحليل الديناميكي والتقييم التجريبي لأداء خوارزميات إدارة الموارد:

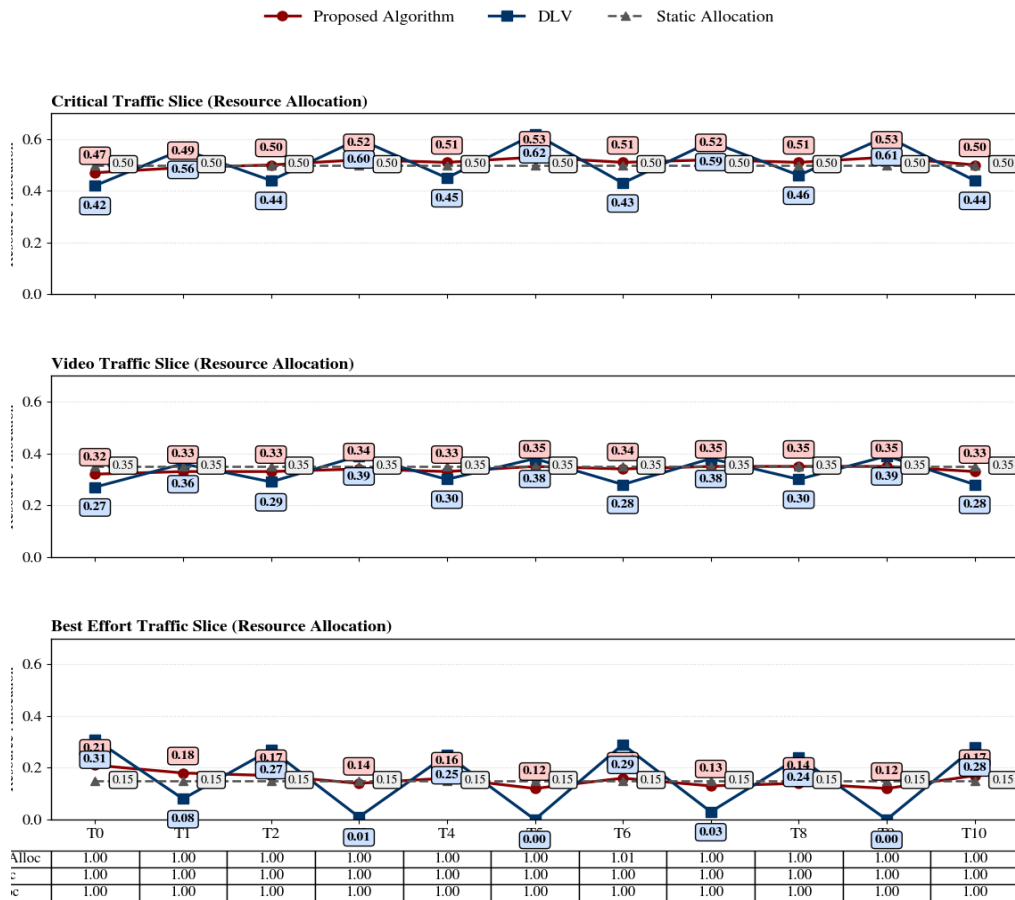
يعرض هذا القسم نتائج التقييم التجريبي للنموذج المقترح مقارنةً بإطار [5] DLVisor وآلية التخصيص الثابت ضمن بيئة vSDN متعددة الشرائح. تركز المقارنة على كفاءة التخصيص الديناميكي للموارد، واستغلال الموارد، وجودة الخدمة (QoS)، واستقرار قرارات التخصيص، وتأثير التعيم الأسّي على أداء

النظام في ظل سيناريوهات تشغيل مختلفة. يعتمد التحليل على إحدى عشرة نافذة زمنية مجمعة تمتد من T0 إلى T10، ناتجة عن تجميع 600 عينة جُمعت بمعدل قراءة واحدة في الثانية خلال مدة اختبار مقدارها عشر دقائق. تُمثل هذه النوافذ عينات حركية ديناميكية تغطي مختلف سيناريوهات التشغيل، بدءاً من حالات الحمل المنخفض والمتوسط وصولاً إلى قمم الذروة المفاجئة (Traffic Bursts) والتقلبات الديناميكية في طلب المستخدمين بين الشرائح المختلفة، مما يضمن تقييم قدرة النظام على التكيف والاستقرار تحت مختلف حالات الحركة لتقليل تأثير التذبذبات قصيرة المدى وإبراز الاتجاهات العامة لأداء النظام، تم حساب المتوسط الحسابي لكل 60 عينة متتالية، مما أتاح مقارنة السلوك الكلي للخوارزميات المختلفة على مستوى الفترات الزمنية المجمعة. ولضمان الموثوقية الإحصائية للنتائج وقابلية إعادة الإنتاج، تم تنفيذ كل تجربة محاكاة عبر 10 تشغيلات مستقلة، مع تثبيت (Random Seed = 42) عبر بيئة المحاكاة ومكونات التنبؤ لضمان تكافؤ الظروف البيئية، واعتماد المتوسط الحسابي لجميع القراءات والمؤشرات الناتجة.

1-2-6 مقارنة تخصيص الموارد

يمثل تخصيص الموارد آلية توزيع عرض النطاق الترددي بين الشرائح الشبكية بما يضمن الاستفادة الفعالة من الموارد المتاحة والاستجابة للتغيرات المستمرة في الأحمال المرورية. يوضح الشكل (4) مقارنة أداء الخوارزمية المقترحة مع كل من DLVisor وآلية التخصيص الثابت عبر الفترات الزمنية المختلفة. تظهر النتائج أن التخصيص الثابت يحافظ على حصص ثابتة للشرائح بغض النظر عن تغير الأحمال، مما يحد من قدرته على التكيف مع الاحتياجات الفعلية للشبكة. أما DLVisor فيوفر استجابة ديناميكية للتغيرات المرورية، إلا أنه يُظهر تذبذباً ملحوظاً في الحصص المخصصة، ولا سيما في شريحة Best-Effort، نتيجة تأثير قرارات التخصيص بالتغيرات اللحظية في الأحمال. في المقابل، حقق النموذج المقترح توازناً أفضل بين سرعة الاستجابة للتغيرات المرورية واستقرار قرارات التخصيص، حيث حافظ على قيم أكثر انتظاماً للموارد المخصصة في الشرائح المختلفة مع تقليل التقلبات الحادة مقارنة بـ DLVisor ويُعزى ذلك إلى استخدام التنبؤ الاستباقي بالأحمال بالاعتماد على نموذج LSTM مدعوماً بآلية التعقيم الأسّي، مما ساعد على تقليل تأثير التذبذبات قصيرة المدى وإنتاج قرارات تخصيص

أكثر استقراراً. تشير هذه النتائج إلى أن دمج التنبؤ بالأحمال المستقبلية مع التتبع الزمني يسهم في تحسين استقرار عملية التخصيص الديناميكي للموارد، ويؤدي إلى استغلال أكثر كفاءة للموارد المتاحة مقارنةً بآليات التخصيص التقليدية والتفاعلية.



الشكل(4): توزيع حصص تخصيص الموارد الكلي من T0 إلى T10 عبر الشرائح التشغيلية الثلاث

1-1-2-6 تحليل الأثر التفكيكي لسبب التحسين (Ablation Analysis)

لتحليل الأسباب التفصيلية والمباشرة التي تقف وراء الأداء المتفوق والمستقر للإطار المقترح مقارنةً بإطار DLV، تم إجراء تحليل تفكيكي عملي (Ablation Analysis) عبر منهجية عزل المكونات

التشغيلية (Component Isolation) تحت نفس ظروف المحاكاة وتثبيت ($Seed = 42$) شمل هذا التحليل تقييم ثلاثة سيناريوهات اختبارية لتحديد الدور المستقل لكل مكون في تتبع منحنيات الصعود والهبوط في أحمال الشرائح:

1. سيناريو عزل التنعيم اختبار LSTM فقط: عند إيقاف آلية التنعيم وتمرير مخرجات التنبؤ الخام لشبكة LSTM مباشرة للمتحكم، نجح النموذج في استباق اتجاهات الطلب العامة وتلافي التأخير الزمني، ولكنه أظهر تذبذباً حاداً واضطراباً في التخصيص عند القمم والقيعان اللحظية نتيجة الحساسية المفرطة للضجيج والتغيرات العشوائية عابرة المدى (Spikes & Drops).

2. سيناريو عزل التنبؤ (اختبار التنعيم الأسّي فقط): عند تطبيق التنعيم الأسّي كخوارزمية تفاعلية على البيانات التاريخية دون تنبؤ مستقبلي، حقق النظام منحنى تخصيص ناعماً ومستقراً جداً، ولكنه عانى من فجوة تأخير زمني (Time Lag) ملحوظة عند حدوث موجات صعود مفاجئة في حركة المرور، مما أدى لبطء الاستجابة وارتفاع معدل انتهاكات مستوى الخدمة (SLA).

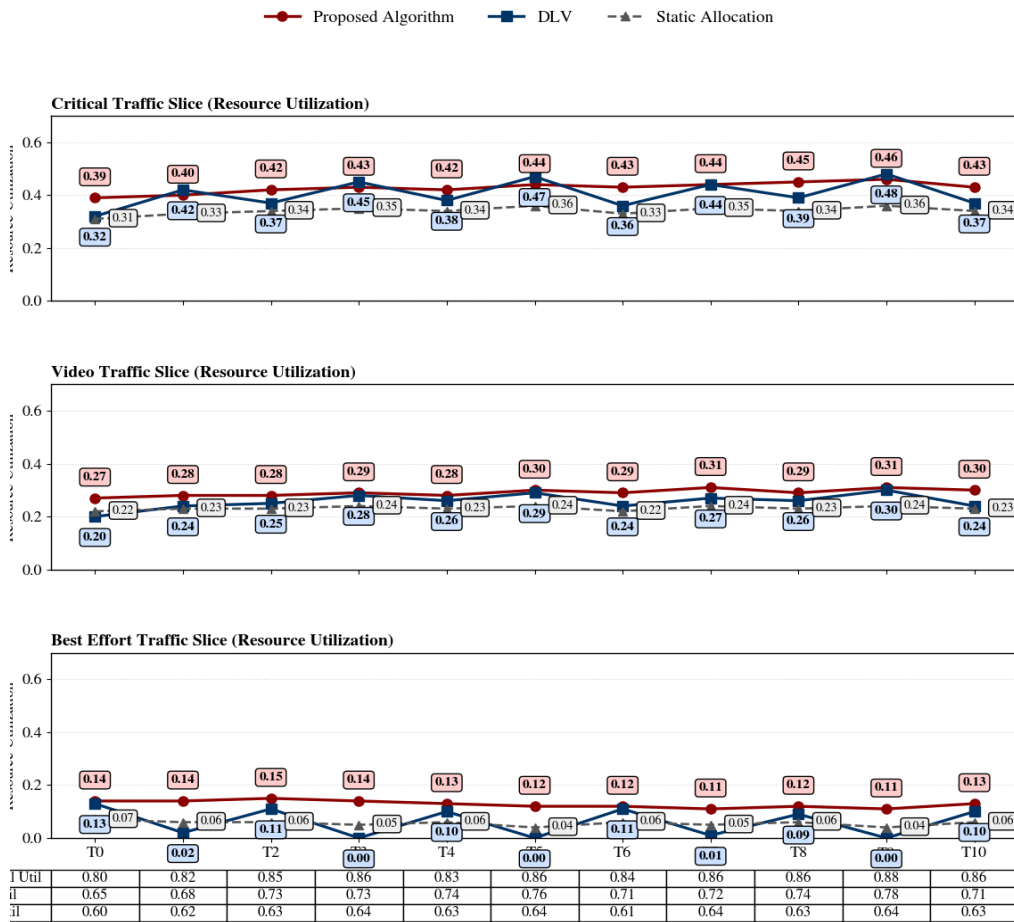
3. النموذج المقترح الكامل تكامل LSTM مع التنعيم الأسّي بـ $\lambda = 0.40$ يحقق التكامل الوظيفي بين العمليتين؛ إذ يختص الـ LSTM باكتشاف أنماط الصعود والهبوط واستباق قمم الطلب الحقيقية قبل حدوثها لتلافي التأخير الزمني، بينما يعمل التنعيم الأسّي كمرشح (Filter) لكبح القمم والقيعان اللحظية العشوائية الناتجة عن الضجيج اللحظي.

يُثبت هذا التحليل التفكيكي أن الاعتماد على التنبؤ العميق بمفرده كما في إطار (DLVisor) يجعل قرار التخصيص يتبع كل قمة وقاع لحظي بشكل حاد ومضطرب، في حين أن الاعتماد على التنعيم بمفرده يفقر للقدرة الاستباقية. وبناءً عليه، يُعد الدمج الموزون بين المكونين هو السبب المباشر في تحقيق التوازن المثالي بين سرعة الاستجابة واستقرار توزيع الموارد.

2-2-6 مقارنة استغلال الموارد:

يُعد معدل استغلال الموارد أحد أهم مؤشرات تقييم كفاءة الأنظمة الافتراضية، إذ يعكس نسبة الموارد المستهلكة فعلياً مقارنة بالسعات المحجوزة. يستعرض الشكل (5) التحليل الكمي المقارن لمعدلات

الاستغلال على المستوى الكلي للمنظومة تحت تأثير استراتيجيات التخصيص المختلفة؛ حيث يتبين أن نظام التخصيص الثابت يسجل أدنى مستويات كفاءة الاستغلال على مدار الفترات الزمنية كافة، ويعزى هذا الانخفاض هندسياً إلى اعتماد هذا التخصيص على آلية الحجز الثابت، مما يُبقي على ساعات غير مستغلة وهدر بنيوي مستمر في النطاق الترددي لعدم مرونة النظام في الاستجابة لمتغيرات الأحمال الفعلية. من ناحية أخرى، ينجح إطار عمل DLV في رفع كفاءة الاستغلال مقارنة بالنظام الثابت نتيجة لقدرته على التتبع الديناميكي لمتطلبات السعة، إلا أن منحنى الأداء الخاص به يعاني من تذبذبات حادة وتقلبات مستمرة. في المقابل، تحقق الخوارزمية المقترحة الأداء الأكثر استقراراً، حيث يسلك منحنى الاستغلال مساراً ناعماً ومتوازناً يقترب من حدود الاستهلاك الفعلي، تثبت هذه النتيجة نجاح الخوارزمية في تحقيق المواءمة الديناميكية الدقيقة بين الساعات المحجوزة والأحمال الحقيقية لكل فترة زمنية مجمعة، مما يضمن رفع إنتاجية الشبكة إلى الحد الأمثل، مع الحفاظ التام على الضمانات الحتمية المقررة في اتفاقيات مستوى الخدمة (SLAs).



الشكل (5): معدلات استغلال الموارد الفعلي الكلي من T0 إلى T10 عبر الشرائح التشغيلية الثلاث

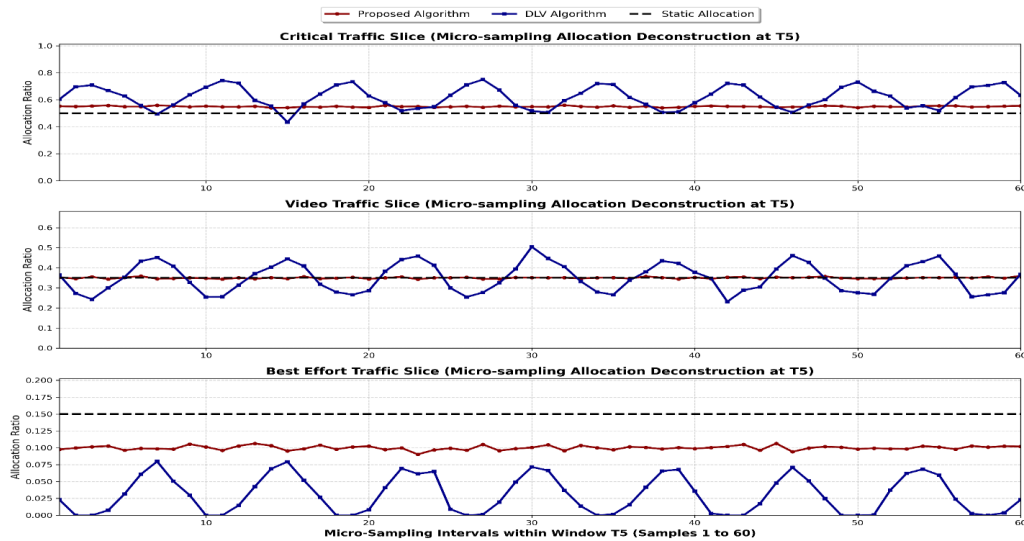
3-2-6 التحقق عالي الدقة عند نافذة زمنية محددة (High-Resolution Case Study)

يهدف تقييم السلوك التشغيلي للنموذج المقترح والتحقق من فاعلية آلية التخصيص الديناميكي للموارد تحت تأثير التغيرات اللحظية في الأحمال المرورية، جرى تنفيذ تحليل عالي الدقة (High-Resolution Analysis) عند نقطة زمنية محددة وقد وقع الاختيار على النافذة الزمنية T5 باعتبارها تمثل حالة تشغيلية متوسطة ضمن النتائج السابقة، حيث تعبر عن متوسط القيم المجمعة خلال فترة مقدارها 60 ثانية. من خلال استخراج العينات الفرعية الستين التي تشكل هذه النافذة الزمنية، تمت

دراسة السلوك اللحظي لكل من النموذج المقترح وإطار العمل DLVisor وآلية التخصيص الثابت، وذلك بهدف تحليل تأثير التغيرات السريعة في الأحمال على قرارات التخصيص. ويتيح هذا النوع من التحليل إظهار الفروق بين الآليات المختلفة من حيث استقرار التخصيص وقدرتها على التكيف مع التغيرات المرورية قصيرة المدى، والتي قد لا تظهر بوضوح في النتائج الزمنية المجمعة.

6-2-3-1 تخصيص الموارد عالي الدقة (High-Resolution Resource Allocation)

يوضح الشكل (6) نسب تخصيص الموارد عبر العينات الفرعية اللحظية للشرائح الثلاث المختلفة خلال النافذة الزمنية T5

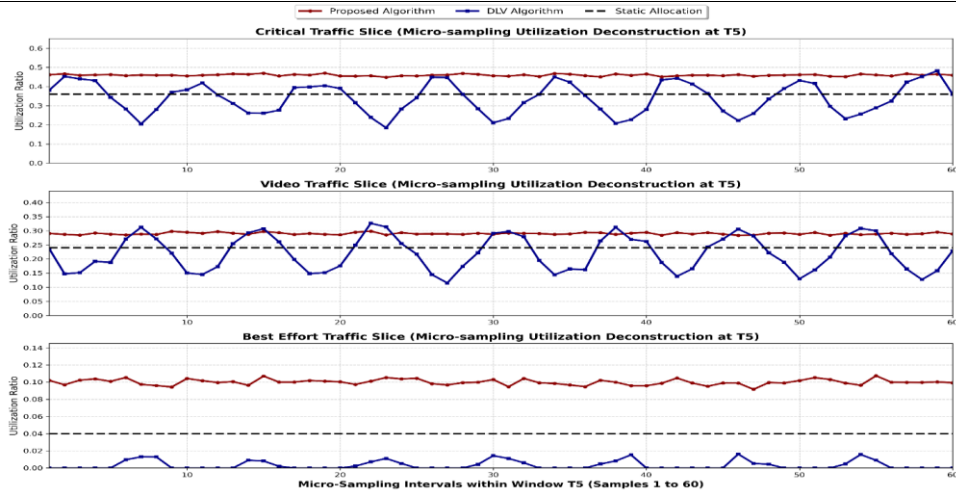


الشكل (6): تحليل عالي الدقة لنسب تخصيص الموارد عند النافذة الزمنية T5

عند تتبع سلوك منحني الشريحة الحرجة (Critical Slice)، يلاحظ اختلاف واضح بين أداء النموذج المقترح وإطار العمل DLVisor في الاستجابة للتغيرات اللحظية في الأحمال. إذ يُظهر DLVisor تقلبات متكررة في نسب التخصيص نتيجة تأثره بالتغيرات السريعة في حركة المرور، بينما يحافظ النموذج المقترح على مسار أكثر استقراراً بفضل دمج التنبؤ الاستباقي بالأحمال مع التعقيم الآسي، مما يقلل التغيرات الحادة في الموارد المخصصة. يظهر هذا الأثر بصورة أوضح في شريحة أفضل جهد حيث يسجل DLVisor تذبذبات ملحوظة في التخصيص، في حين يقدم النموذج المقترح توزيعاً أكثر سلاسة واستقراراً للموارد. تؤكد هذه النتائج أن دمج نموذج LSTM مع التعقيم الزمني يوفر آلية أكثر اتزاناً لتخصيص الموارد، تسهم في تحسين استقرار التخصيص وتقليل التذبذب التشغيلي مع المحافظة على القدرة على التكيف مع التغيرات المرورية الفعلية.

2-3-2-6 استغلال الموارد عالية الدقة (High-Resolution Resource Utilization)

يعرض الشكل (7) نسب استغلال الموارد عبر العينات الفرعية اللحظية، بما يعكس كفاءة التشغيل الفعلية للبنية التحتية الافتراضية خلال الفترة الزمنية المدروسة. وتشير النتائج إلى وجود ارتباط مباشر بين استقرار قرارات التخصيص وكفاءة استغلال الموارد. ففي الشريحة الحرجة (Critical Slice)، حقق النموذج المقترح مستويات استغلال أكثر انتظاماً واتساقاً مع الموارد المخصصة مقارنةً بـ DLVisor ، الذي أظهر تقلبات ملحوظة نتيجة التغيرات المتكررة في قرارات التخصيص. ويُعزى ذلك إلى اعتماد النموذج المقترح على التنبؤ الاستباقي بالأحمال باستخدام نموذج LSTM مدعوماً بالتعقيم الآسي، مما قلل من تأثير التذبذبات قصيرة المدى ورفع كفاءة استغلال الموارد. وتؤكد هذه النتائج قدرة النموذج المقترح على تحقيق استغلال أكثر استقراراً وفعالية للموارد مقارنةً بالحلول التفاعلية التقليدية.



الشكل (7): تحليل عالي الدقة لنسب استغلال الموارد الفعلي عند النافذة الزمنية T5

4-2-6 جودة الخدمة (QoS)

لتقييم جودة الخدمة، تم الاعتماد على أربعة مؤشرات أساسية هي: زمن التأخير (Delay) والإنتاجية (Throughput) ومعدل فقدان الحزم (Packet Loss) والتذبذب الزمني للحزم (Jitter). لضمان إمكانية المقارنة بين هذه المؤشرات المختلفة، تم تطبيقها إلى المجال [0-1] باستخدام أسلوب Min-Max Normalization وفق العلاقة [18]:

$$X_n = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}$$

وبالنسبة للمؤشرات التي تمثل القيم المنخفضة فيها أداء أفضل، مثل Delay و Packet Loss و Jitter، تم تطبيق التطبيع العكسي بحيث تشير القيم الأعلى إلى مستوى أفضل من جودة الخدمة. نظراً لاختلاف متطلبات الشرائح الشبكية، تم اعتماد أوزان تشغيلية مختلفة تعكس أهمية كل مؤشر بالنسبة لكل شريحة [16].

الشريحة الحرجة (Critical Slice)

تركز هذه الشريحة على الاعتمادية وزمن الاستجابة المنخفض، لذلك مُنحت مؤشرات التأخير وفقدان الحزم والتذبذب الزمني أوزاناً أعلى مقارنة بالإنتاجية:

$$QoS_{crit} = 0.35D_n + 0.30PL_n + 0.20J_n + 0.15Th_n$$

شريحة الفيديو (Video Slice)

تعتمد جودة الخدمة في هذه الشريحة بصورة أساسية على استقرار تدفق البيانات وتوافر عرض النطاق الترددي، لذلك مُنحت الإنتاجية والتذبذب الزمني أوزاناً أعلى:

$$QoS_{vid} = 0.15D_n + 0.20PL_n + 0.25J_n + 0.40Th_n$$

شريحة أفضل جهد (Best-Effort Slice)

لا تمتلك هذه الشريحة متطلبات صارمة فيما يتعلق بزمن التأخير أو الاعتمادية، لذلك تم اعتماد متوسط حسابي متساوٍ لجميع المؤشرات:

$$QoS_{be} = \frac{D_n + PL_n + J_n + Th_n}{4}$$

6-2-4-1 تحليل نتائج جودة الخدمة

يوضح الجدول (5) مقارنة أداء جودة الخدمة (QoS) بين الإطار المقترح و DLVisor وآلية التخصيص الثابت. أظهرت النتائج تفوق النموذج المقترح في جميع الشرائح الشبكية نتيجة اعتماده على التنبؤ الاستباقي بالأحمال باستخدام نموذج LSTM مدعوماً بالتنعيم الأسّي، مما ساهم في تحسين زمن التأخير والإنتاجية ومعدل فقدان الحزم والتذبذب الزمني للحزم. انعكس ذلك إيجاباً على قيم QoS الكلية ورفع كفاءة التخصيص الديناميكي للموارد مقارنةً بالحلول المرجعية.

الشريحة الافتراضية	الخوارزمية المقترحة	إطار عمل DLV	التخصيص الثابت
الشريحة الحرجة	0.88	0.84	0.66
الشريحة الفيديوية	0.84	0.78	0.60
شريحة أفضل جهد	0.74	0.67	0.53

الجدول (5): مقارنة لمؤشرات جودة الخدمة (QoS) للشرائح المختلفة

6-2-5 انتهاكات اتفاقيات مستوى الخدمة:

سُجل الانتهاك عند إخفاق أحد مؤشرات الأداء الرئيسة في تحقيق الحد المرجعي المحدد للشريحة، سواء تعلق ذلك بزمان التأخير أو الإنتاجية أو فقدان الحزم أو التذبذب الزمني للحزم. تم حساب نسبة الانتهاكات وفق العلاقة:

$$X_{SLA} = \frac{N_{violated}}{N_{total}} \times 100$$

حيث يمثل $N_{violated}$ عدد العينات التي تجاوزت متطلبات SLA، بينما يمثل N_{total} العدد الكلي للعينات خلال التجربة.

وتم تحديد حدود SLA بما يتوافق مع طبيعة كل شريحة، حيث فُرضت متطلبات أكثر صرامة على الشريحة الحرجة فيما يتعلق بالتأخير وفقدان الحزم والتذبذب الزمني، في حين ركزت متطلبات شريحة الفيديو على الإنتاجية واستقرار تدفق البيانات، بينما استُخدمت عتبات أكثر مرونة لشريحة أفضل جهد مع المحافظة على حد أدنى مقبول من جودة الخدمة واستمرارية التشغيل.

يوضح الجدول (6) معدلات الانتهاك المسجلة لكل من الإطار المقترح و DLVisor وآلية التخصيص الثابت، مما يسمح بتقييم قدرة كل آلية على المحافظة على متطلبات SLA في ظل ظروف التشغيل المختلفة.

الشريحة الافتراضية	الخوارزمية المقترحة	إطار عمل DLV	التخصيص الثابت
الشريحة الحرجة	5%	10%	18%
الشريحة الفيديوية	8%	12%	20%
شريحة أفضل جهد	12%	19%	27%

الجدول (6) مقارنة معدلات انتهاك اتفاقية مستوى الخدمة للشرائح المختلفة

أظهرت النتائج تفوق النموذج المقترح وفق مؤشرات التقييم المستخدمة في الحد من انتهاكات اتفاقيات مستوى الخدمة (SLA) عبر جميع الشرائح الشبكية مقارنةً بـ DLVisor وآلية التخصيص الثابت. تؤكد

هذه النتائج وجود ارتباط مباشر بين انخفاض معدلات الانتهاك وارتفاع قيم جودة الخدمة (QoS)، مما يعكس كفاءة أكبر في إدارة الموارد وتخصيصها بصورة ديناميكية.

6-2-6 إهدار الموارد:

يمثل هدر الموارد مقدار السعة المخصصة غير المستخدمة فعلياً من قبل الشرائح الشبكية، ويُستخدم لتقييم كفاءة آلية التخصيص. وتم حساب الهدر لكل شريحة وفق العلاقة:

$$W_i(t) = R_i(t) - U_i(t)$$

حيث تمثل $R_i(t)$ المخصصة، و $U_i(t)$ الموارد المستخدمة فعلياً.

أظهرت النتائج المبينة في الجدول (7) أن النموذج المقترح حقق أدنى معدلات هدر للموارد في الشريحة الحرجة وشريحة الفيديو مقارنة بـ DLVisor وآلية التخصيص الثابت. بلغ الهدر 8% و 7% على التوالي، مقابل 13% و 9% في DLVisor، و 18% و 14% في التخصيص الثابت. تشير هذه النتائج إلى قدرة النموذج المقترح على تحقيق موازنة أفضل بين الموارد المخصصة والطلب الفعلي مما أسهم في تحسين كفاءة استغلال الموارد وتقليل الساعات غير المستخدمة. أما في شريحة أفضل جهد فقد سجل النموذج المقترح معدل هدر بلغ 4% مقابل 3% في DLVisor و 9% في التخصيص الثابت. على الرغم من أن DLVisor حقق معدل هدر أقل في هذه الشريحة، فإن ذلك يُعزى جزئياً إلى توجيه نسبة أكبر من الموارد نحو الشرائح الأعلى طلباً، الأمر الذي يزيد احتمالية تعرض شريحة أفضل جهد لحالات حرمان من الموارد وانخفاض مستوى الخدمة المقدم لها. في المقابل، اعتمد الإطار المقترح حداً أدنى مضموناً من الموارد لهذه الشريحة بهدف المحافظة على استمرارية الخدمة وتقليل معدلات انتهاك اتفاقيات مستوى الخدمة، مما أدى إلى زيادة طفيفة في الهدر مقابل تحسين جودة الخدمة واستقرارها.

تؤكد هذه النتائج أن تحقيق أقل قيمة لهدر الموارد لا يمثل بالضرورة أفضل أداء تشغيلي، بل إن تحقيق توازن بين كفاءة الاستغلال والمحافظة على مستوى الخدمة يعد عاملاً أساسياً في تقييم فعالية آليات التخصيص الديناميكي للموارد.

الشريحة الافتراضية	الخوارزمية المقترحة	DLV إطار عمل	التخصيص الثابت
الشريحة الحرجة	8%	13%	18%
الشريحة الفيديوية	7%	9%	14%
شريحة أفضل جهد	4%	3%	9%

الجدول (7): نسب إهدار الموارد للشرائح الثلاثة

6-2-7 التحسين النسبي (Relative Improvement)

لقياس مقدار التحسن الذي حققه الإطار المقترحة مقارنةً بالنماذج المرجعية، تم استخدام معادلة التحسين النسبي التالية [6]:

$$Improvement(\%) = \left(\frac{W_{old} - W_{new}}{W_{old}} \right) \times 100$$

أظهرت النتائج انخفاضاً في هدر الموارد بنسبة 38.46% و 22.22% مقارنةً بـ DLVisor في الشريحة الحرجة وشريحة الفيديو على التوالي. أما في شريحة أفضل جهد فقد ارتفع الهدر بصورة طفيفة من 3% في DLVisor إلى 4% في الإطار المقترح، ويُعزى ذلك إلى تخصيص حد أدنى مضمون من الموارد للمحافظة على استمرارية الخدمة.

كما حقق النموذج المقترح معدلات تحسن بلغت 55.56% و 50.00% و 55.56% مقارنةً بآلية التخصيص الثابت في الشرائح الحرجة والفيديو وأفضل جهد على التوالي. تشير هذه النتائج إلى قدرة النموذج المقترح على تحسين كفاءة استغلال الموارد وتحقيق توازن أفضل بين تقليل الهدر والمحافظة على استقرار الأداء مقارنةً بالحلول المرجعية.

6-2-8 التعقيد الحسابي

تم تقييم التعقيد الحسابي وزمن التنفيذ لكل من التخصيص الثابت و DLVisor والإطار المقترح ضمن نفس بيئة التشغيل وتحت ظروف اختبار موحدة، وذلك بهدف قياس العبء الحسابي اللازم لاتخاذ قرار التخصيص.

التخصيص الثابت (Static Allocation)

يعتمد التخصيص الثابت على نسب موارد محددة مسبقاً دون إجراء أي عمليات مراقبة أو تنبؤ أو إعادة تخصيص أثناء التشغيل، لذلك يكون تعقيده الحسابي:

$$T(S) = O(1)$$

وعلى الرغم من انخفاض كلفته الحسابية، فإنه يفتقر إلى القدرة على التكيف مع تغيرات الاحمال الشبكية.

الإطار المرجعي (DLVisor)

يعتمد DLVisor على تصنيف الشرائح وتنفيذ عمليات حسابية متكررة تتعلق بالعرض والطلب وحل دالة التكلفة، مما يزيد العبء الحسابي مع زيادة عدد الشرائح والموارد:

$$O(nmh + m)$$

وبإهمال الحدود الأقل تأثيراً تصبح:

$$O(nmh)$$

حيث تمثل n عدد الخطوات الزمنية، و m عدد الشرائح المزودة للموارد، و h عدد الشرائح الطالبة للموارد.

الإطار المقترح

يعتمد الإطار المقترح على نموذج LSTM مدرب مسبقاً، لذلك تقتصر عملية التنبؤ أثناء التشغيل على مرحلة الاستدلال (Inference)، والتي يمكن تمثيلها كما يلي:

$$O(1)$$

أما عمليات جمع القياسات وتطبيق التنعيم الأسّي وحساب الحصص النسبية للشرائح وتخصيص الموارد فتتطلب المرور مرة واحدة فقط على جميع الشرائح:

$$T(S) = O(S)$$

حيث تمثل S عدد الشرائح الافتراضية.

يحقق هذا النهج نمواً خطياً قابلاً للتوسع مع زيادة عدد الشرائح، مما يجعله مناسباً للتطبيق في البيئات ذات متطلبات التشغيل في الزمن الحقيقي.

1-8-2-6 نتائج زمن التنفيذ

تم قياس زمن التنفيذ الكامل لدورة اتخاذ القرار بعد تكرار كل تجربة 100 مرة وحساب المتوسط الحسابي. أظهرت النتائج أن التخصيص الثابت حقق أقل زمن تنفيذ:

$$T_{Static} = 0.8 \text{ ms}$$

بينما سجل DLVisor:

$$T_{DLVisor} = 15.8 \text{ ms}$$

في حين بلغ زمن تنفيذ الإطار المقترح:

$$T_{Proposed} = 4.8 \text{ ms}$$

على الرغم من تفوق التخصيص الثابت زمنياً، فإنه لا يوفر أي قدرة على التكيف الديناميكي مع تغير الأحمال. أما بالمقارنة مع DLVisor ، فقد حقق النظام المقترح انخفاضاً في زمن التنفيذ بنسبة:

$$Improvement = \frac{15.8 - 4.8}{15.8} \times 100 = 69.62\%$$

مما يدل على قدرة النموذج المقترح على تقديم تخصيص استباقي للموارد مع عبء حسابي أقل وزمن استجابة أسرع مقارنةً بالإطار المرجعي.

2-8-2-6 تقييم القابلية للتوسع في حالات الشرائح المتعددة (Scalability Analysis)

يهدف إثبات التوافق بين التحليل النظري لمعادلات التعقيد الحسابي والنتائج العملية للأنظمة، تم إجراء سيناريو محاكاة تقييمي لقياس قدرة الخوارزميات على التوسع (Scalability) عند زيادة عدد الشرائح الشبكية النشطة (S). تم تنويع عدد الشرائح ضمن النطاق $S \in \{3,6,9,12\}$ شريحة مع تثبيت باقي ظروف المحاكاة والبذرة العشوائية ($Seed = 42$).

يُمثل هذا النطاق توزيعاً متوازناً وواقعياً لحركة المرور عبر تقسيم الشرائح بالتساوي بين ثلاث فئات تشغيلية رئيسية تختلف في متطلبات مستوى الخدمة (SLA):

1. الشرائح الحرجة (Critical Slices) التي تتطلب تأخيراً منخفضاً جداً وموثوقية عالية.

2. شرائح الفيديو (Video Slices) التي تتطلب نطاقاً ترددياً مرتفعاً وسعة تدفق عالية.
 3. شرائح أفضل جهد (Best-Effort Slices) التي تتعامل مع حركة المرور المرنة دون ضمانات صارمة للنطاق الترددي.
- يوضح الجدول (8) مقارنة متوسط زمن التنفيذ العملي مقاساً بـ ms اللازم لاتخاذ قرار التخصيص في الدورة التشغيلية الواحدة مع تزايد عدد الشرائح:

عدد الشرائح	نمط التوزيع الفئوي للشرائح	إطار DLVisor ($O(S^2)$)	النموذج المقترح ($O(S)$)	التخصيص الثابت
3 شرائح	1 درجة / 1 فيديو / 1 أفضل جهد	15.80	4.82	0.12
6 شرائح	2 درجة / 2 فيديو / 2 أفضل جهد	22.10	5.90	0.12
9 شرائح	3 درجة / 3 فيديو / 3 أفضل جهد	33.50	6.98	0.12
12 شريحة	4 درجة / 4 فيديو / 4 أفضل جهد	48.30	8.15	0.13

الجدول (8) مقارنة زمن التنفيذ [ms] عند التوسع في عدد الشرائح الشبكية (S)

يُستنتج من تحليل نتائج الجدول (8) ما يلي:

1. النمو الخطي واستقرار النموذج المقترح: يحافظ النموذج المقترح على معدل نمو خطي بطيء ومستقر لزمن التنفيذ بفضل تعقيده الحسابي الخطي ($O(S)$)، المكون من كلفة استدلال ثابتة لنموذج الـ LSTM تساوي $O(1)$ وكلفة تنعيم وتوزيع خطية $O(S)$. حيث يرتفع زمن اتخاذ القرار ببطء من 4.82 ms عند 3 شرائح، ليصل إلى 8.15 ms فقط عند 12 شريحة. يعزى ذلك إلى أن زمن تهيئة الاستدلال الثابت ($T_{base} \approx 3.74$ ms) يُمثل الكلفة الأكبر، بينما لا تتعدى الزيادة الحسابية لكل شريحة إضافية سوى 0.36 ms ≈ بغض النظر عن طبيعة الفئة، مما يضمن الاستجابة السريعة للشرائح الحرجة ضمن حلقة التحكم.

2. التزايد المتسارع لإطار DLVisor: أظهر إطار DLVisor نمواً متسارعاً يعكس طبيعة التقيد التربيعي ($O(S^2)$) الناتج عن حساب علاقات التداخل والعرض والطلب بين مختلف فئات الشرائح المزودة والطلبية ($O(nmh)$)، حيث قفز الزمن من 15.80 ms عند 3 شرائح ليصل إلى 48.30 ms عند 12 شريحة.

9-2-6 حساسية النظام لخطأ التنبؤ وتعديل التغذية الراجعة

منهجية الاختبار: جرى تقييم قدرة الإطار المقترح على استيعاب الانحرافات العشوائية في مخرجات نموذج LSTM عبر حقن ضوضاء غاوسية إضافية (Additive White Gaussian Noise – AWGN) بمقادير تدريجية ترفع نسبة خطأ التنبؤ (RMSE) بمقدار ($\pm 10\%$, $\pm 20\%$, $\pm 30\%$) لتقييم أثر الانحراف في قيمة الطلب المتنبأ به.

• الآلية الدفاعية المستندة للدالة الرياضية: تعتمد مرونة النظام أمام انحراف قيمة الطلب المتنبأ به على الموازنة الرياضية المدمجة في دالة حساب الأوزان:

○ الضبط بالقيم الحرجية لـ SLA: يضمن الحد المعتمد على أولوية الشريحة ومعامل حساسيتها ($\alpha_1 \cdot P_1$) بقاء الوزن المحسوب W_{S1} أعلى من القيمة الحرجية، مما يمنع انخفاض النطاق الترددي لشريحة البيانات الحرجة S_1 دون حد الضمان الأدنى (10 Mbps) حتى لو انخفضت القيمة المتنبأ بها نتيجة خطأ التنبؤ.

○ التعديل بالتغذية الراجعة اللحظية: يتدخل المتغير C_i (مستوى الازدحام المقاس لحظياً) لتقليص الفجوة الناجمة عن خطأ قيمة الطلب المتنبأ به في دورة التحديث التالية مباشرة ($\Delta t = 2 \text{ s}$).

• النتائج والتحليل:

○ عند انحراف قيمة تنبؤ الطلب حتى نسبة: $\pm 20\%$ حافظت الشريحة الحرجة S_1 على حد التأخير الصارم (10 ms) مع إنتاجية أدنى 10 Mbps وفقد رزم 0.1%؛ نظراً لكون الجبر الحسابي للمقدار ($\alpha_1 \cdot P_1$) يحظر هبوط الوزن المخصص دون الحد الحرج.

○ حماية الشريحة المرئية وشريحة الجهود الأفضل: حافظت شريحة البث المرئي S_2 على استقرار تدفقها فوق عتبة 50 Mbps وتأخير أقل من 50 ms. تم امتصاص الفروق المروية بتعديل

حصة شريحة الجهود الأفضل S_3 كدون الهبوط عن حدها الأدنى (5 Mbps) لضمان عدم حدوث ظاهرة مجاعة الموارد (Resource Starvation)، مع إبقاء تأخيرها ضمن الحد المسموح (150 ms) وفقد رزم أقل من 0.5%.

○ عند حد الانحراف الحرج (+30%): هيمن المتغير C_i على حسابات المعادلة ليفرض التخصيص بناءً على الازدحام الواقعي، مما حدّ من تأثير خطأ LSTM وحافظ على ثبات حلقة التحكم.

6-2-10 حساسية النظام للارتفاع المفاجئ في حمل المرور (Burst Traffic)

- منهجية الاختبار: جرى قياس استجابة حلقة التحكم عند تعريض الشبكة لحالات إشباع مروري مفاجئة تتجاوز السعة المخصصة للشرائح بنسب تراوحت بين 50% و 150% خلال فترات زمنية قصيرة (أقل من 1 s).
- الآلية الدفاعية: يعتمد النظام على استجابة ثنائية المستوى: عتادية عبر العزل الحسابي للموارد الذي يمنع تكس طوابير طلبات التوجيه (Packet-In) على متحكم ONOS، وبرمجية تستند إلى إعادة التخصيص الاستباقي عبر مسار الذكاء الاصطناعي.
- النتائج والتحليل: نجح مسار معالجة الذكاء الاصطناعي في إعادة الاستقرار وحوكمة النطاق الترددي خلال دورتين تشغيليتين فقط ($\Delta t \approx 4$ s) وخلال ثواني الاستجابة الأربع الأولى (الفترة الانتقالية)، حافظ المشرف (Libera Hypervisor) على العزل المنطقي الصارم للشريحة الحرجة S_1 ؛ فلم تسجل أي ارتفاع في زمن التأخير عن عتبة 10 ms أو تراجع في إنتاجيتها دون 10 Mbps، رغم وصول الحمل في شريحة البث المرئي S_2 وشريحة الجهود الأفضل S_3 إلى مرحلة الإشباع المفرط والتجاوز الحاد (150%).

6-2-11 مبررات استبعاد النماذج المعقدة (DRL و Transformers) من الحل المقترح

على الرغم من التفوق والانتشار الواسع لنماذج التعلم المعزز العميق (DRL) ونماذج المحولات (Transformers) في أدبيات البحث العلمي وقدرتها العالية على معالجة البيانات الديناميكية والسلاسل

الزمنية، إلا أنه تم استبعادها من التصميم التشغيلي الأساسي للحل المقترح واقتصار استخدامها بعضها كمرجع قياسي للمقارنة، وذلك للاعتبارات التقنية والتشغيلية التالية:

1- أسباب استبعاد نماذج التعلم المعزز العميق (DRL)

انفجار فضاء الحالات والأفعال (State-Action Space Explosion) يتسع فضاء البحث في خوارزميات DRL بشكل حاد مع تزايد عدد الشرائح الشبكية وتنوع فئاتها (الشرائح الحرجة، شرائح الفيديو، وشرائح أفضل جهد)، مما يؤدي إلى زيادة تصاعدية كبيرة في زمن التنفيذ تتجاوز القيود الصارمة لزمن استجابة متحكم الـ SDN بالزمن الحقيقي (Real-Time Control Loop)

- مخاطر مرحلة الاستكشاف وانتهاك SLA: تعتمد نماذج DRL على آلية الاستكشاف والاستغلال مما قد يدفع الخوارزمية لاتخاذ قرارات عشوائية أو غير مثالية أثناء التشغيل. يُشكل هذا السلوك خطورة عالية على الشرائح الحرجة التي تقتضي ضمانات صارمة للتأخير والموثوقية لا تحتمل أي تذبذب.

2- أسباب استبعاد نماذج المحولات (Transformers)

- التعقيد الحسابي لآلية الانتباه الذاتي (Self-Attention Complexity): يعتمد محرك الانتباه الذاتي في المحولات على تعقيد حسابي وتريعي يتزايد مع طول السلسلة الزمنية لمدخلات التنبؤ ($O(L^2)$) ، مما يسبب استهلاكاً عالياً للذاكرة وزيادة ملحوظة في زمن الاستدلال (Inference Latency)
- العبء العتادي وضخامة المعلومات : تطلب نماذج Transformer حجماً ضخماً من المعلومات وعمليات ضرب مصفوفات كثيفة تتطلب وجود تسريع عتادي متقدم كـ GPUs، وهو ما يتنافى مع متطلبات متحكمات الـ SDN أو العقد الطرفية (Edge Nodes) التي تتطلب نماذج خفيفة الوزن تعمل على معالجات قياسية.
- الحاجة المفرطة لبيانات التدريب: تقتصر المحولات إلى الانحياز الاستقرائي المدمج (Inductive Bias) الموجود في الشبكات العودية، مما يجعلها عرضة للإفراط في التكيف (Overfitting) عند تدريبها على سلاسل زمنية قصيرة لحركة مرور الشرائح.

بناءً على ما تقدم، يُحقق التوجه المقترح الذي يجمع بين تنبؤ LSTM خفيف الوزن والتتعيم الأسّي ذي الكفاءة الخطية $O(S)$ التوازن المثالي المطلوب؛ فهو يضمن الاستجابة الاستباقية والدقة العالية، مع الحفاظ على سرعة خاطفة لاتخاذ القرار دون إجهاد البنية التحتية لمتحكم الشبكة.

7- الخلاصة و الآفاق المستقبلية:

قدمت هذه الدراسة إطاراً استباقياً لتحسين كفاءة التخصيص الديناميكي للموارد في بيئات الشبكات الافتراضية المعرفة بالبرمجيات متعددة الشرائح (vSDN)، يعتمد على التنبؤ بالأحمال المستقبلية باستخدام نموذج الذاكرة طويلة قصيرة المدى (LSTM) مدعوماً بآلية التتعيم الأسّي. استُخدمت الأحمال المتوقعة في توجيه عملية تخصيص الموارد بصورة ديناميكية، بهدف تحسين استغلال الموارد وتعزيز استقرار قرارات التخصيص مع المحافظة على تعقيد حسابي منخفض ملائم لتطبيقات الزمن الحقيقي. أظهرت النتائج أن النموذج المقترح حقق تحسناً في جودة الخدمة (QoS) وكفاءة استغلال الموارد مقارنةً بكل من DLVisor وآلية التخصيص الثابت، كما ساهم في خفض معدلات انتهاك اتفاقيات مستوى الخدمة وتقليل هدر الموارد. كذلك بينت النتائج أن استخدام التتعيم الأسّي أدى إلى الحد من التذبذبات قصيرة المدى وتحسين استقرار عملية التخصيص، مما انعكس إيجاباً على الأداء التشغيلي العام للنظام. أظهر التحليل الحسابي أن آلية التخصيص المقترحة تحقق تعقيداً خطياً $O(S)$ ، مع زمن تنفيذ أقل من النظام المرجعي، الأمر الذي يجعلها مناسبة للتطبيق في البيئات الديناميكية متعددة الشرائح ذات متطلبات الاستجابة السريعة.

يمكن مستقبلاً توسيع هذا العمل من خلال دراسة نماذج تنبؤية أكثر تقدماً، مثل Transformers والنماذج الهجينة، وتقييم أداء الإطار المقترح ضمن بيئات شبكات الجيل السادس (6G) والحوسبة الطرفية (MEC). كما يمكن دراسة آليات تخصيص تكيفية تأخذ في الحسبان الخصائص المتغيرة لحركة المرور وتدعم مستويات أعلى من الاستقرار والكفاءة في إدارة الموارد.

قائمة المراجع

1. Alhatim, A. M., & Jalal, J. K. (2026). Investigation of software-defined networking (SDN) to enhance Wi-Fi networks in university campus. *Journal of Communications Software and Systems*, 22(1), 17–28. <https://doi.org/10.24138/jcomss-2025-0079>
2. Avallone, S., Guadagno, S., Emma, D., Pescape, A., & Ventre, G. (2004). D-ITG distributed Internet traffic generator. In *Proceedings of the First International Conference on the Quantitative Evaluation of Systems (QEST 2004)*. IEEE. <https://doi.org/10.1109/QEST.2004.1348045>
3. Blenk, A., Basta, M., Reisslein, M., & Kellerer, W. (2016). Survey on network virtualization hypervisors for software defined networking. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 18(1), 655–685. <https://doi.org/10.1109/COMST.2015.2489183>
4. Cárdenas, A., Sigcha, L., & Mosahebfard, M. (2026). Predictive network slicing resource orchestration: A VNF approach. *Future Internet*, 18(3), Article 149. <https://doi.org/10.3390/fi18030149>
5. Hassan, M. K., Ariffin, S. H. S., Syed-Yusof, S. K., Ghazali, N. E., Khairi, M. E. A., Mohammed, K. S., & Hamdan, M. (2023). DLVisor: Dynamic learning hypervisor for software defined network. *IEEE Access*, 11, 43440–43455. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3302266>
6. Jain, R. (1991). *The art of computer systems performance analysis: Techniques for experimental design, measurement, simulation, and modeling*. John Wiley & Sons.
7. Kadiyala, S., & Potluri, C. S. (2026). Multi-agent reinforcement learning framework for dynamic resource slicing and adaptive allocation in 6G network core. *ICTACT Journal on Communication Technology*, 17(1), 3815–3824. <https://doi.org/10.21917/ijct.2026.0564>
8. Lee, M.-W., Lin, Y.-S., & Chang, S.-Y. (2016). EnterpriseVisor: A dynamic resource management engine for software-defined enterprise networks. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computing*, 4(2), 179–186. <https://doi.org/10.1109/TETC.2015.2478757>
9. Ma, X., Zheng, B., Jiang, G., & Lui, L. (2023). Cellular network traffic prediction based on correlation ConvLSTM and self-attention network. *IEEE Communications Letters*, 27(7), 1909–1912. <https://doi.org/10.1109/LCOMM.2023.3275327>
10. Mao, K. (2026). Multi-agent reinforcement learning driven resource game optimization for network slicing in MEC-enabled HetNets. *Scientific Reports*, 16(1), Article 3231. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-33190-5>
11. Ojaghi, B., Vilalta, R., & Muñoz, R. (2024). Intent-based network resource slicing in 6G. In *Proceedings of the International Conference on Network of the Future (NoF)* (pp. 1–6). IEEE. <https://doi.org/10.1109/NoF62948.2024.10741513>

12. Tamil Selvi, K., & Thamilselvan, R. (2022). An intelligent traffic prediction framework for 5G network using SDN and fusion learning. *Peer-to-Peer Networking and Applications*, 15(2), 751–767. <https://doi.org/10.1007/s12083-021-01282-x>
13. Wu, Z., Bravalheri, A., Ullauri, J. M. P., Nicolaescu, A. C., Wu, Y., & Simeonidou, D. (2025). DRL for network slicing: Resource efficiency optimisation under reconfiguration avoidance. In *2025 IEEE Conference on Computer Communications Workshops (INFOCOM WKSHPS)* (pp. 1–6). IEEE. <https://doi.org/10.1109/INFOCOMWKSHPS65812.2025.1115284>
14. Yang, G., Yu, B.-Y., Jin, H., & Yoo, C. (2020). Libera for programmable network virtualization. *IEEE Communications Magazine*, 58(4), 38–44. <https://doi.org/10.1109/MCOM.001.1900290>
15. Bozakov, Z., & Papadimitriou, P. (2014). Towards a scalable software-defined network virtualization platform. In *2014 IEEE Network Operations and Management Symposium (NOMS)* (pp. 1–8). IEEE. <https://doi.org/10.1109/NOMS.2014.6838411>
16. Ali, J., Song, H. H., & Roh, B. H. (2025). An SDN-based framework for E2E QoS guarantee in Internet-of-Things devices. *IEEE Internet of Things Journal*, 12(1), 605–622. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2024.3465609>
17. Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2021). *Forecasting: Principles and practice* (3rd ed.). OTexts. <https://otexts.com/fpp3/>
18. Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2012). *Data mining: Concepts and techniques* (3rd ed.). Morgan Kaufmann.