مجلة جامعة البعث

سلسلة العلوم الهندسية الميكانيكية والكهربائية والمعلوماتية

مجلة علمية محكمة دورية

المجلد 46 . العدد 11

1446 هـ - 2024 م

الأستاذ الدكتور عبد الباسط الخطيب

رئيس جامعة البعث

المدير المسؤول عن المجلة

أ. د. محمود حديد	**رئيس هيئة التحرير**
أ. د. درغام سلوم	**رئيس التحرير**

مديرة مكتب مجلة جامعة البعث

م. ربا قباقلي

د. محمد هلال	**عضو هيئة التحرير**
د. فهد شريباتي	**عضو هيئة التحرير**
د. معن سلامة	**عضو هيئة التحرير**
د. جمال العلي	**عضو هيئة التحرير**
د. عباد كاسوحة	**عضو هيئة التحرير**
د. محمود عامر	**عضو هيئة التحرير**
د. أحمد الحسن	**عضو هيئة التحرير**
د. سونيا عطية	**عضو هيئة التحرير**
د. ريم ديب	**عضو هيئة التحرير**
د. حسن مشرقي	**عضو هيئة التحرير**
د. هيثم حسن	**عضو هيئة التحرير**
د. نزار عبشي	**عضو هيئة التحرير**

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

رئيس تحرير مجلة جامعة البعث

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

. هاتف / فاكس : 2138071 31 963 ++

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

. البريد الالكتروني : magazine@ albaath-univ.edu.sy

ISSN: 1022-467X

شروط النشر في مجلة جامعة البعث

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.
- **اذا كان الباحث طالب دراسات عليا:**

يجب إرفاق قرار تسجيل الدكتوراه / ماجستير + كتاب من الدكتور المشرف بموافقته على النشر في المجلة.

- **اذا كان الباحث عضو هيئة تدريسية:**

يجب إرفاق قرار المجلس المختص بإنجاز البحث أو قرار قسم بالموافقة على اعتماده حسب الحال.

- **اذا 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.

- **اذا 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 17.5×25 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 وورد 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 البعث

1. دفع رسم نشر (40000) ل.س أربعون ألف ليرة سورية عن كل بحث لكل باحث يريد نشره في مجلة جامعة البعث.
2. دفع رسم نشر (100000) ل.س مئة الف 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 (6000) ل.س ستة آلاف ليرة سورية رسم موافقة على النشر من كافة الباحثين.

المحتوى

اسم البحث	اسم الباحث	الصفحة
تحليل عددي وتجريبي لتأثير تسخين الهواء في الأنابيب متغيرة المقطع على السرعة وحقل درجة الحرارة عند سرعات جريان منخفضة	د. أيوب حسن د. محمد علي د. هيثم عيسى مي سعيد	40-11
تقييم أنظمة كشف هجمات إنترنت الأشياء المعتمدة على تقنيات التعلم والميزات المحددة على مستوى التدفق والحزمة	م . مجد المحسن د. إبراهيم الشامي د. علي ذياب	78-41
دراسة تجريبية لتأثير توجيه الألياف على خصائص الشد للمواد المركبة المدعمة بألياف الكتان الطبيعية	د. ثائر عثمان محسن عدره	104-79
دراسة تقنيات التنبؤ بالسلاسل الزمنية	د. كمال السلوم م. نرمين أحمد الخضر	152-105

تحليل عددي وتجريبي لتأثير تسخين الهواء في الأنابيب متغيرة المقطع على السرعة وحقل درجة الحرارة عند سرعات جريان منخفضة

الدكتور أيوب حسن [*]
الدكتور محمد علي [**]
الدكتور هيثم عيسى [***]
مي نهاد سعيد [****]

الملخص

تمّ في هذا البحث دراسة تأثير تسخين الهواء في الأنابيب المتغيرة المقطع على حقل السرعة وتوزع درجة الحرارة تحليلياً وتجريبياً، تمّت الدراسة التحليلية للجريان باستخدام CFD واستخدام برنامج ANSYS FLUENT2021R1 لإجراء نمذجة ومحاكاة عددية لجريان الهواء ضمن الأنبوب المتغير المقطع، وتمّ التحقق من النتائج التحليلية عن طريق مقارنة النتائج التحليلية مع النتائج التجريبية لدرجة الحرارة والسرعة في حالتي تسخين الهواء وعدم التسخين من خلال بناء نموذج تجريبي وإجراء مختلف التجارب بهدف الحصول على أعلى سرعة عند مقطع الخروج.

[*] أستاذ – قسم هندسة القوى الميكانيكية – كلية الهمك – جامعة تشرين – اللاذقية – سوريا.
[**] أستاذ مساعد – قسم هندسة القوى الميكانيكية– كلية الهمك – جامعة تشرين – اللاذقية – سوريا.
[***] أستاذ مساعد – قسم الهندسة البحرية– كلية الهمك – جامعة تشرين – اللاذقية – سوريا.
[****] طالبة دكتوراة – قسم هندسة القوى الميكانيكية– كلية الهمك – جامعة تشرين – اللاذقية – سوريا.

أظهرت النتائج تأثير التسخين على السرعة عند مقطع الخروج للأنبوب، إذ تزداد السرعة بمقدار 15% برفع درجة حرارة الهواء بمقدار 45°c، كما تبيّن من خلال مقارنة القيم التحليلية لدرجة الحرارة في نقاط مختلفة في حقل درجة الحرارة في نموذج المحاكاة العددية للأنبوب المتقارب والقيم التجريبية لقراءات درجة الحرارة للمزدوجات الحرارية من خلال منصة PLC التطابق بين القيم التحليلية والقيم التجريبية إذ كانت أعلى نسبة خطأ 2.78%، وبمقارنة النتائج التجريبية والعددية لسرعة الهواء عند مخرج الأنبوب في حالتي التسخين وعدم التسخين كان الخطأ النسبي للحالتين بحدود 12.5% عند التسخين و 12.13% بدون تسخين، بالتالي فإنّ نموذج المحاكاة العددية للمنشأة الحقيقية صحيح.

الكلمات المفتاحية: الأنبوب المتغير المقطع، CFD، حقل درجة الحرارة، سرعة الهواء، التسخين.

Numerical and Experimental Analysis of the Effect of Air Heating in Pipes of Variable Cross-Section on the Velocity and Temperature Field at Low Flow Speeds

[1]Dr. Ayoub Hasan
****Dr Mohamed Ali**
***** Dr Heithem Issa**
****** Mai Nuhad Saaeed**

Abstract

In this research, the effect of heating the air in the variable-section pipes on the velocity field and temperature distribution was studied analytically and experimentally, the flow was analytically studied by using CFD and the ANSYS FLUENT2021R1 program was used to conduct numerical modeling and simulation of the air flow within the variable-section pipe, and the analytical results were verified by comparing the analytical results with the experimental results for temperature and speed in the cases of air heating and non-heating by building an experimental model and

[*]Professor in Department of Mechanical Power Engineering, Faculty of Mechanical & Electrical Engineering, Tishreen University, Lattakia, Syria.
**** Assistant Professor in Department of Mechanical Power Engineering, Faculty of Mechanical & Electrical Engineering, Tishreen University, Lattakia, Syria.**
*****Assistant Professor in Department of Marine Engineering, Faculty of Mechanical & Electrical Engineering, Tishreen University, Lattakia, Syria.**
****** Doctorate student in Department of Mechanical Power Engineering, Faculty of Mechanical & Electrical Engineering, Tishreen University, Lattakia, Syria**.

conducting various experiments for obtaining the highest speed at the exit section.

The results showed the effect of heating on the velocity at the exit section of the pipe, as the velocity increases 15% by raising the air temperature by 45°C, It was also shown by comparing the analytical values of the temperature at different points in the temperature field in the numerical simulation model of the converging tube and the experimental values of the temperature readings for the thermocouples through the PLC platform, that the analytical values and the experimental values were identical, as it was the highest percentage of error to 2.78%, and by comparing the experimental and numerical results of the air velocity at the tube exit in the cases of heating and non-heating, the relative error for the two cases was approximately 12.5% at the heating and 12.13% without heating, Therefore, the numerical simulation model of the real facility is correct.

Key Words: Pipe of Variable Cross-Section, CFD, Temperature Field, Air Velocity, Heating.

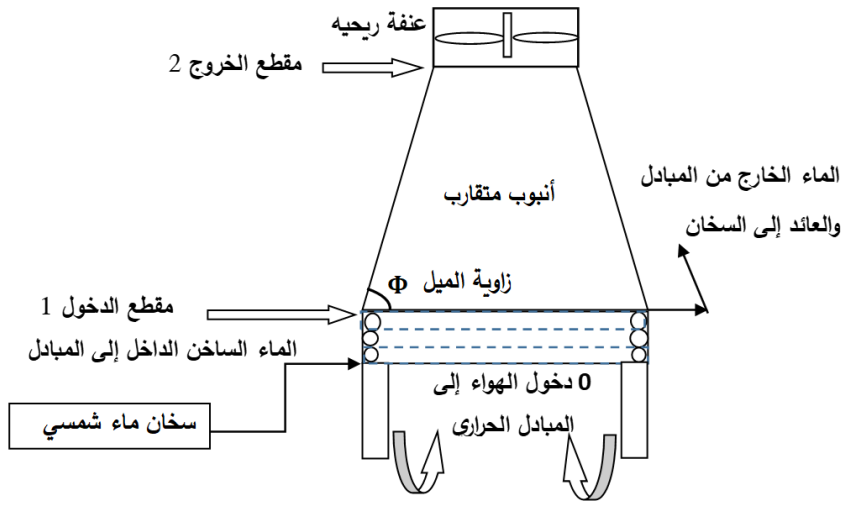
فهرس الرموز والواحدات المستخدمة

الرمز	المفهوم الفيزيائي والواحدة	الرمز	المفهوم الفيزيائي والواحدة
H_{1P}	ارتفاع الأنبوب المتغير المقطع [m]	Re	رقم رينولدز
H_{1m}	ارتفاع الأنبوب المتغير المقطع في النموذج [m]	Nu	رقم نوسل
H_{2p}	ارتفاع الأسطوانة في المنشأة الحقيقية [m]	Pr	رقم براندل
H_{2m}	ارتفاع الأسطوانة في النموذج [m]	ν_a	اللزوجة الحركية للهواء [m^2/s]
V_{1m}	سرعة الهواء عند مدخل الأنبوب في النموذج [m/s]	T_{a1}'	درجة حرارة الهواء الجوي [K]
V_{1p}	سرعة الهواء عند مدخل الأنبوب في المنشأة الحقيقية [m/s]	T_{a2}'	درجة حرارة الهواء عند مخرج المبادل الحراري [K]
ν_{1p}	لزوجة الهواء عند مدخل المنشأة الحقيقية [m^2/s]	D_T	قطر العنفة الريحية [m]
ν_{1m}	لزوجة الهواء عند مدخل النموذج [m^2/s]	V_2	سرعة العنفة الريحية عند مقطع الخروج للمنشأة [m/s]
T_{1m}	درجة حرارة الهواء عند مدخل الأنبوب في النموذج [K]	ρ_a	الكتلة النوعية للهواء عند مدخل المبادل [kg/m^3]
r_i	نصف قطر مقطع الدخول للأنبوب المتقارب [m]	ρ_1	الكتلة النوعية للهواء عند مخرج المبادل [kg/m^3]
δ_d	سماكة الطبقة الحدية الديناميكية[mm]	V_a	سرعة الرياح [m/s]
δ_{dm}	سماكة الطبقة الحدية الديناميكية في النموذج [mm]	V_{1p}	سرعة الهواء عند مخرج المبادل الحراري [m/s]
δ_t	سماكة الطبقة الحدية الحرارية [mm]	D_{2P}	قطر مقطع الخروج للأنبوب المتغير المقطع [m]
δ_{tm}	سماكة الطبقة الحدية الحرارية في النموذج [mm]	D_{1P}	قطر مقطع الدخول للأنبوب المتغير المقطع [m]
D_{2m}	قطر مقطع الخروج للأنبوب في النموذج [m]	D_{1m}	قطر مقطع الدخول في النموذج [m]

1. مقدمة

يقود التوجه العالمي نحو استخدام الطاقات البديلة لتقليل الاعتماد على الوقود الأحفوري والحفاظ على البيئة، باستخدام طاقة الرياح لما تنتجه من ملايين الميغاوات على مدار العام، تساهم منشأة تشغيل العنفة الريحية المقترحة في توليد الطاقة الكهربائية في المناطق منخفضة سرعة الرياح [1]، ويشكل الأنبوب المتقارب العنصر الأساس في المنشأة إذ يساهم في زيادة سرعة الهواء إلى السرعة اللازمة لدوران العنفة الريحية، وتمت الدراسة التحليلية والتجريبية لحقل درجة الحرارة ضمن الأنبوب المتقارب ودراسة تأثير تسخين الهواء على السرعة عند مقطع الخروج، الأمر الذي يؤمن عمل العنفة الريحية وتوليد الطاقة الكهربائية.

تمّ اعتماد أنبوباً متغير المقطع في منشأة تشغيل العنفات الريحية [1]، كما هو مبين في الشكل (1):



الشكل (1) مخطط منظومة تشغيل العنفة الريحية

يقوم سخان الماء الشمسي بتسخين الماء الذي يشكل الوسيط الحراري الساخن، ويدخل إلى مبادل حراري (ماء–هواء) لتسخين الهواء الجوي الذي يشكل الوسيط الحراري البارد [2]، عند مرور الهواء الجوي عبر المبادل الحراري ترتفع درجة حرارته، وتنخفض كثافته ويرتفع نحو الأعلى باتجاه الأنبوب المتقارب، وتزداد سرعته بطريقتين الأولى من التسخين والثانية من تغير مقطع الأنبوب كون التدفق ثابت حتى تصل إلى أعلى سرعة عند مخرج الأنبوب [3]، حيث يصطدم بشفرات العنفة الريحية ويؤدي إلى تدويرها وتوليد الطاقة الكهربائية.

2. هدف البحث

يهدف البحث إلى دراسة تحليلية وتجريبية لحقل السرعة وحقل درجة الحرارة، ودراسة تأثير درجة الحرارة على السرعة عند مقطع الخروج عن طريق حل معادلات الجريان باستخدام تقنية CFD للحصول على أعلى سرعة عند مقطع الخروج للأنبوب المتقارب (وفق شروط البحث الموجودة)، وتم استخدام نموذج تجريبي للتحقق من صحة النتائج الرقمية، وذلك بهدف الحكم على صحة النتائج التحليلية للمنشأة الحقيقية.

3. مواد وطرق البحث

تمّ في هذا البحث نمذجة الجريان باستخدام تقنية الـ CFD (Dynamic Fluid Computational) إحدى فروع ديناميك الموائع التي تستخدم الطرق العددية، والخوارزميات لحل المسائل التي تتضمن جريان الموائع [4]، تمّت عملية المحاكاة باستخدام الحاسب، وباستخدام برنامج (ANSYS Fluent2021R1) لحل معادلات الجريان (معادلة الاستمرار، معادلة الحركة نافير ستوكس، معادلة الطاقة)، وتم التحقق تجريبيا من صحة النتائج العددية من خلال بناء نموذج تجريبي وإجراء كافة التجارب عليه لقياس درجات الحرارة والسرعة.

4. دراسة نظرية

1.4 أبعاد الأنبوب المتقارب في المنشأة الحقيقية

تمّ تصميم الأنبوب المتقارب بناءً على المعطيات التالية الموضحة في الجدول (1):

الجدول (1) معطيات تصميم الأنبوب المتقارب [5]

درجة حرارة الهواء الجوي T_{a1} '	35°c
سرعة العنفة الريحية عند مقطع الخروج للمنشأة	6m/s
قطر العنفة الريحية	1.25m
سرعة الرياح كقيمة متوسطة	2m/s
درجة حرارة الهواء عند مخرج المبادل الحراري	$80^{o}c$
الكتلة النوعية للهواء عند مدخل المبادل الحراري	$1.14[kg/m^3]$
الكتلة النوعية للهواء عند مخرج المبادل الحراري	$1.015\ [kg/m^3]$

بناءً على المعطيات السابقة تمّ الحصول على أبعاد الأنبوب المتغير المقطع وذلك بتطبيق معادلة الاستمرار بين مقطعي الدخول والخروج للمبادل الحراري وبين مقطعي الخول والخروج للأنبوب المتغير المقطع [6]، نرتّب النتائج التي حصلنا عليها في الجدول (2):

الجدول (2) أبعاد الأنبوب المتغير المقطع وسرعة الهواء عند مدخله [3]

سرعة الهواء عند مدخل الأنبوب المتغير المقطع	2.3[m/s]
قطر مقطع الخروج للأنبوب المتقارب	1.25 [m]
قطر مقطع الدخول للأنبوب المتغير المقطع	2.014[m]
زاوية ميل الأنبوب المتقارب	82[degree]
ارتفاع الأنبوب المتقارب	2.646[m]
ارتفاع الأسطوانة في الأنبوب المتقارب	60[cm]

2.4 النموذج التجريبي

نظراً لصعوبة تصميم المنشأة الأصلية بسبب الكلفة العالية، وصعوبة إجراء مختلف أنواع التجارب عليها كقياس درجات الحرارة والسرع في نقاط مختلفة من الأنبوب المتغير المقطع، تمّ بناء نموذجاً مصغراً Model لمنشأة تشغيل العنفة الريحية Prototype وفق قوانين التشابه، والتي تتضمن [3]:

- التشابه الهندسي.
- التشابه الديناميكي (الحركي).
- التشابه الحراري.

1.2.4 التشابه الهندسي

يجب أن تكون النسب بين أبعاد الأنبوب المتقارب في المنشأة (الأصل) Prototype، وأبعاد الأنبوب المتقارب في النموذج Model مساوية نسبة التشابه C [7]:

$$C = \frac{D_{1P}}{D_{1m}} = \frac{D_{2P}}{D_{2m}} = \frac{H_{1P}}{H_{1m}} = \frac{H_{2P}}{H_{2m}}$$

2.2.4 التشابه الديناميكي

يتحقق التشابه الديناميكي عندما يتساوى رقم رينولدز للجريان عند مدخل الأنبوب المتقارب للمنشأة ورقم رينولدز عند مدخل الأنبوب المتقارب للنموذج:

$$\mathrm{Re}_m = \mathrm{Re}_P$$

$$\Rightarrow \frac{V_{1m}.D_{1m}}{\nu_{1m}} = \frac{V_{1P}.D_{1P}}{\nu_{1P}}$$

نستنتج من العلاقة السابقة سرعة الهواء عند مدخل النموذج [8]:

$$V_{1m} = V_{1P}.\frac{\nu_{1m}}{\nu_{1P}}.\frac{D_{1P}}{D_{1m}} = V_{1P}.\frac{\nu_{1m}}{\nu_{1P}}.C$$

3.2.4 التشابه الحراري:

لتحقيق التشابه الحراري بين المنشأة المدروسة والنموذج يجب أن يتساوى رقم نوسل للمنشأة ورقم نوسل للنموذج، لذلك يجب أن يكون رقم رينولدز ورقم براندل واحد للمنشأة والنموذج [9]، ولكن بما أن المائع المدروس هو الهواء (ثنائي الذرة) فرقم براندل $\Pr \approx 0.7$ لذلك أصبح:

$$Nu = f\ (\mathrm{Re})$$

وبالتالي يتحقق التشابه الحراري عندما: $\mathrm{Re}_m = \mathrm{Re}_P$ (وهذا محقّق في النموذج التجريبي).

بناءً على ما سبق تمّ إيجاد أبعاد الأنبوب المتقارب في النموذج وبارامترات الهواء عند مقطع الدخول للأنبوب المتقارب في النموذج وفق قوانين التشابه آنفة الذكر (نفرض نسبة التشابه C=2) كما هو مبين في الجدول (3):

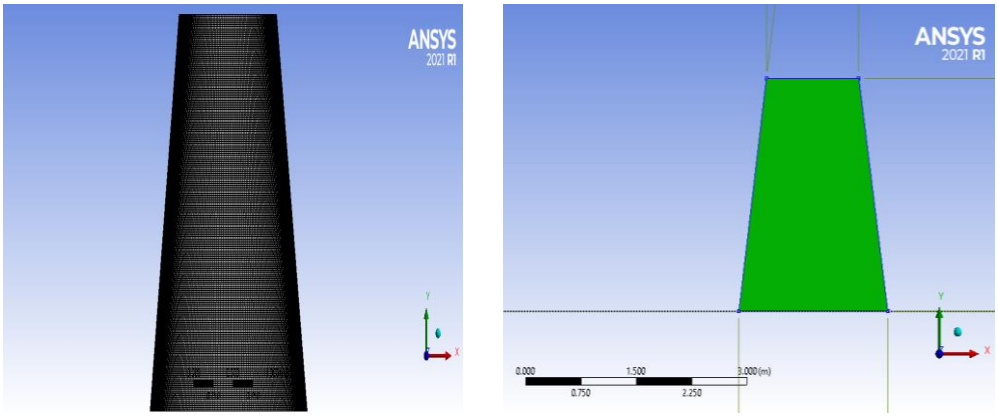
الجدول (3) بارامترات الهواء عند مدخل الأنبوب المتغير المقطع في النموذج وأبعاده

سرعة الهواء عند مدخل الأنبوب المتقارب	3.1 [m/s]
درجة حرارة الهواء عند مدخل الأنبوب في النموذج	35°c
قطر مقطع الخروج للأنبوب المتقارب	0.635 [m]
قطر مقطع الدخول للأنبوب	1.007[m]
زاوية ميل الأنبوب المتقارب	82[degree]
ارتفاع الأنبوب المتقارب	1.323[m]
ارتفاع الأسطوانة في النموذج	30[cm]

5. النتائج والمناقشة

1.5 المحاكاة العددية للأنبوب المتغير المقطع في المنشأة والنموذج

تمّت نمذجة الجريان للهواء الساخن ضمن الأنبوب المتغير المقطع باستخدام برنامج (Ansys Fluent2021R1) لحل معادلات الجريان [10]، حيث تمّ رسم نموذج ثنائي الأبعاد للأنبوب المتغير المقطع وفق الأبعاد الموضحة في الجدول (2)، وتمّ إنشاء شبكة ثنائية الأبعاد [11]، كما هو مبين في الشكل (2):



الشكل (2) نموذج الأنبوب المتقارب ثنائي الأبعاد (يميناً) والشبكة الرقمية (يساراً)

تمّ نمذجة الجريان باستخدام (CFD Solver Level2-CFD Solver-Level1) وتحديد الشروط الحدية (Boundary Conditions) وعدد التكرارات والشروط الابتدائية ونسبة التقارب للحل (1e-6) ونموذج الاضطراب وذلك وفق حالتين تسخين الهواء وعدم التسخين [12]، كما هو مبين في الجدول (4) والجدول (5) على التوالي:

الجدول (4) مدخلات برنامج Ansys Fluent (مع التسخين)

models	Energy on Viscous: (SST k-omega)
Boundary Conditions	Inlet: Velocity Inlet
	Internal: Interior Surface Body
	Outlet: Pressure Outlet
	Wall: Walls
Monitors	Residual: Convergence Absolute Criteria 1e-6
Run Calculation	Number of iterations: 10000000

الجدول (5) مدخلات برنامج Ansys Fluent (عدم التسخين)

models	Energy off Viscous: (SST k-omega)
Boundary Conditions	Inlet: Velocity Inlet
	Internal: Interior Surface Body
	Outlet: Pressure Outlet
	Wall: Walls
Monitors	Residual: Convergence Absolute Criteria 1e-6
Run Calculation	Number of iterations: 10000000

2.5 التحقق من دقة الحل (Validation)

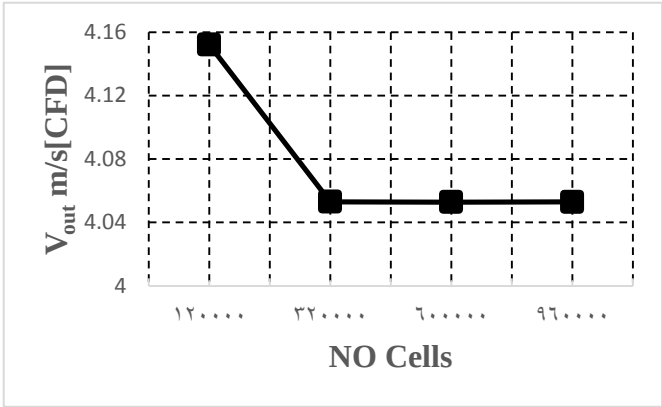
تمّ التحقق من دقة الحل للحصول على نتائج دقيقة وبنسبة خطأ ضئيلة جداً، وفقاً لما يلي [13]:

1.2.5 التحقق وفق دقة الشبكة الرقمية (Mesh Independence).

2.2.5 التحقق من صحة الحل.

1.2.5 اختبار دقة الشبكة Mesh independence

تمّ اختبار دقة الشبكة باستخدام أربعة أنواع مختلفة من الشبكات [14] (شبكة خشنة، وشبكة متوسطة الخشونة، وشبكة ناعمة، وشبكة عالية النعومة) عند زاوية معينة، وتمّ إيجاد سرعة الهواء عند مخرج المقطع العرضي للأنبوب باستخدام برنامج ANSYS FLUENT، وتم رسم العلاقة بين السرعة عند مقطع الخروج وعدد الخلايا الشبكية (الشكل (3)):

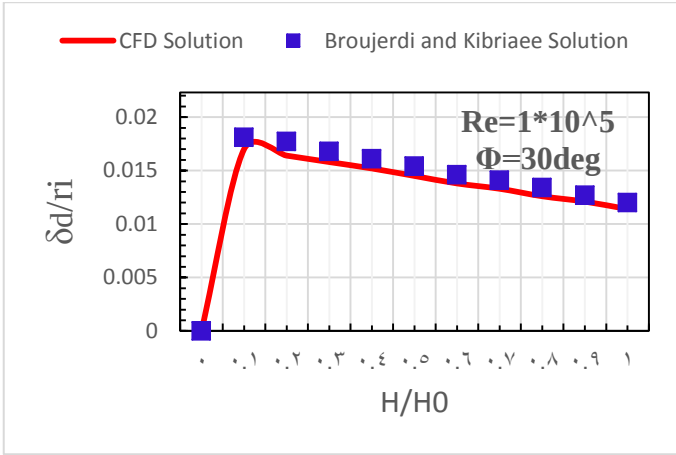


الشكل (3) علاقة السرعة عند مقطع الخروج مع عدد خلايا الشبكة

نلاحظ من الشكل (3) أنّ الحل يصبح مستقراً جداً عند زيادة عدد الخلايا من الشبكة متوسطة الخشونة إلى الشبكة الناعمة والشبكة عالية النعومة، وبذلك تم تحقيق اختبار الشبكة.

2.2.5 التحقق من صحة النتائج العددية

تمّ التحقق من صحة نتائج نموذج المحاكاة عن طريق مقارنة تغير سماكة الطبقة الحدية الناتجة باستخدام CFD [12] مع البيانات الرقمية المتوفرة في الدراسات السابقة، والتي تمثل تغير سماكة الطبقة الحدية وفق معطيات سابقة والتي تم الحصول عليها من قبل Brougerdi and Kebriaee [15]، كما هو مبين في الشكل (4):

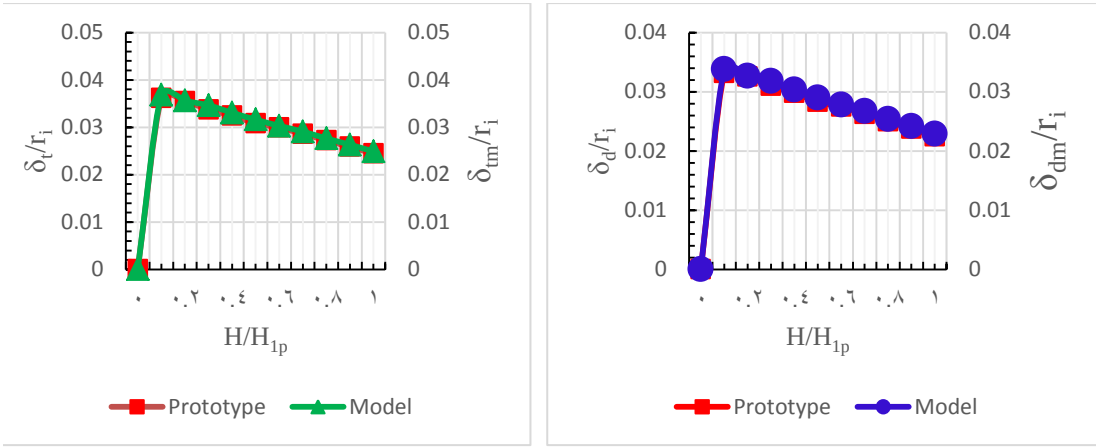


الشكل (4) مقارنة سماكة الطبقة الحدية

يتضح من الشكل (4) مقدار التطابق الجيد جداً إذ تبلغ أعلى نسبة خطأ 7.3% وهذا يؤكد مدى دقة الـ CFD، وهذا يشير إلى أنّ نموذج المحاكاة العددية صحيح بعد اختبار دقة الشبكة ودقة الحل.

3.5 التحقق من التشابه بين النموذج والمنشأة الحقيقية

للتحقق من التشابه بين المنشأة الحقيقية والنموذج باستخدام ANSYS Fluent تمّت المقارنة بين تغير سماكة الطبقة الحدية الديناميكية اللابعدية للنموذج وتغير سماكة الطبقة الحدية الديناميكية اللابعدية في المنشأة الحقيقية [12]، كما تمت المقارنة بين سماكة الطبقة الحدية الحرارية اللابعدية للنموذج وتغير سماكة الطبقة الحدية الحرارية اللابعدية في المنشأة الحقيقية [16]، كما هو مبين في الشكل (5):

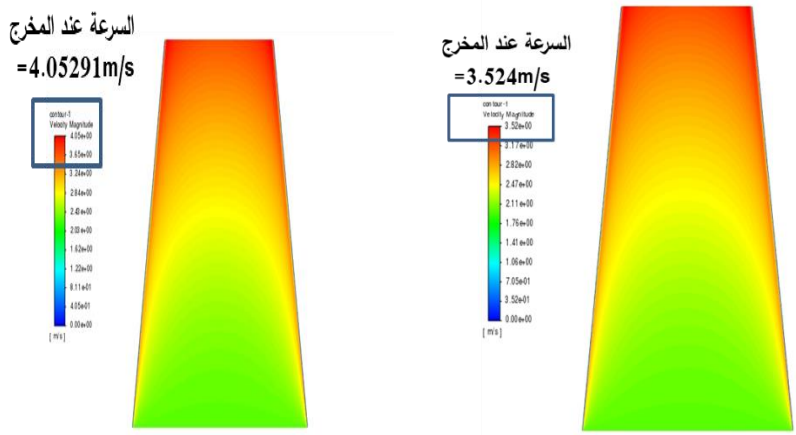


الشكل (5) مقارنة تغير سماكة الطبقة الحدية الديناميكية والحرارية اللابعدية للأصل والنموذج

نلاحظ من المخططات السابقة (الشكل (5)) مدى التطابق بين سماكة الطبقة الحدية الديناميكية للنموذج والمنشأة الحقيقية ومدى التطابق بين سماكة الطبقة الحدية الحرارية اللابعدية للنموذج والمنشأة الحقيقية، بالتالي نستنتج أن النموذج والمنشأة الحقيقية متشابهان.

4.5 دراسة تأثير تسخين الهواء على السرعة في المنشأة الحقيقية

لدراسة تأثير تسخين الهواء على السرعة باستخدام ANSYS Fluent، يتم أخذ حالتين: حالة عدم التسخين للهواء وحالة التسخين، وتمّ الحصول على حقل جريان السرعة في الأنبوب المتقارب، باستخدام برنامج ANSYS Fluent كما هو موضّح في الشكل (6):

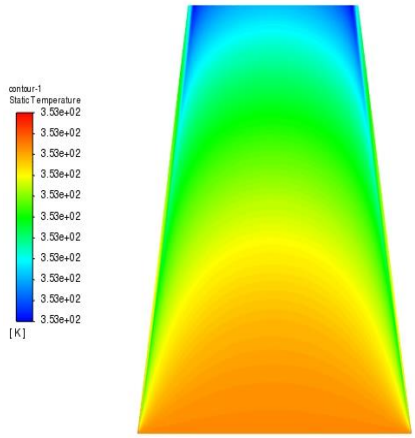


الشكل (6) حقل جريان السرعة في الأنبوب المتقارب بدون تسخين (يميناً) مع تسخين (يساراً)

نلاحظ من حقول السرعة في الأنبوب المتغير المقطع في حالتي التسخين وعدم التسخين (الشكل (6)) ازدياد السرعة بشكل تدريجي من مقطع الدخول للأنبوب المتغير المقطع حتى يصل إلى قيمة عظمى عند مقطع الخروج [17]، كما نلاحظ أنّه في حالة تسخين الهواء فإنّ سرعة الهواء عند مقطع الخروج للأنبوب المتغير المقطع تصل إلى 4.05291m/s، أمّا في حالة عدم التسخين فإنّ السرعة عند مقطع الخروج تصل إلى 3.524m/s، نستنتج أنّه بارتفاع درجة حرارة الهواء إلى الدرجة 80°c، يزيد في سرعة الهواء بحدود 15%.

5.5 حقل درجة الحرارة

تم الحصول على حقل جريان درجة الحرارة في الأنبوب المتقارب في المنشأة الحقيقية كما هو مبين في الشكل (7):

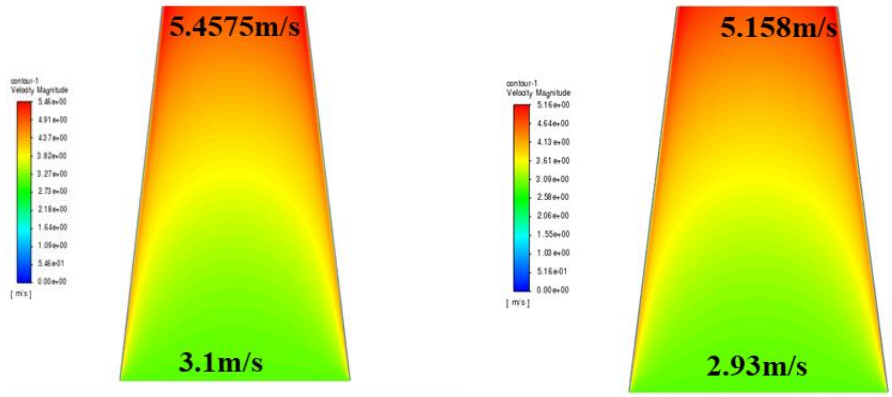


الشكل (7) حقل درجة الحرارة في الأنبوب المتغير المقطع

نلاحظ من حقل درجة الحرارة (الشكل (7)) أن درجة الحرارة تنخفض تدريجياً وبشكل طفيف ابتداءً من مدخل الأنبوب المتغير المقطع حتى مقطع الخروج [18].

6.5 دراسة تأثير تسخين الهواء على السرعة في النموذج

لدراسة تأثير تسخين الهواء على السرعة باستخدام ANSYS Fluent، يتم أخذ حالتين: حالة عدم التسخين للهواء، وحالة التسخين، تمّ الحصول على حقل جريان السرعة في الأنبوب المتقارب باستخدام برنامج ANSYS Fluent، كما هو موضّح في الشكل (8):

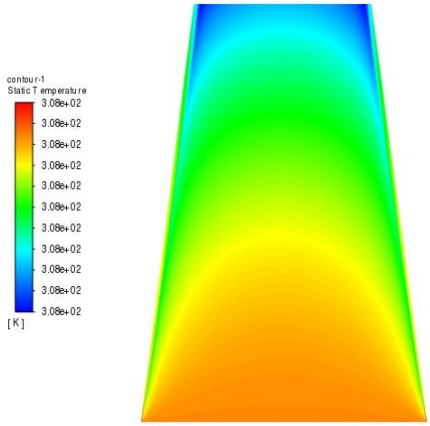


الشكل (8) حقل جريان السرعة في الأنبوب المتقارب بدون تسخين (يميناً) مع تسخين (يساراً)

نلاحظ من المخططات السابقة في حالتي التسخين وعدم التسخين أنّه في حالة تسخين الهواء فإنّ سرعة الهواء عند مقطع الخروج للأنبوب المتغير المقطع هي 5.4575m/s، أمّا في حالة عدم تسخين الهواء فإنّ السرعة عند مقطع الخروج 5.158m/s، لذلك نستنتج أنّ مقدار الزيادة في سرعة الهواء حوالي 5.8%.

7.5 حقل درجة الحرارة

تمّ الحصول على حقل جريان درجة الحرارة في الأنبوب المتغير المقطع في النموذج كما هو مبين في الشكل (9):

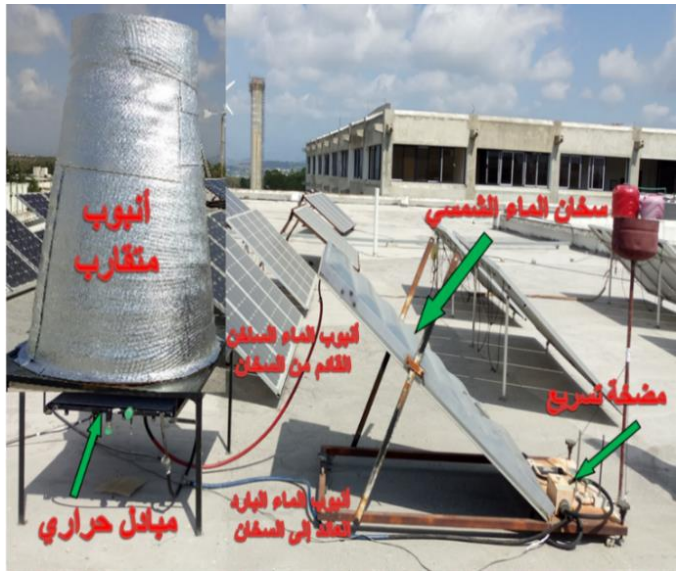


الشكل (9) حقل درجة الحرارة في الأنبوب المتغير المقطع للنموذج

نلاحظ من الشكل (9) أن درجة الحرارة تنخفض بشكل طفيف وتدريجي من مدخل الأنبوب المتغير المقطع حتى تصل إلى أخفض قيمة عند مقطع الخروج.

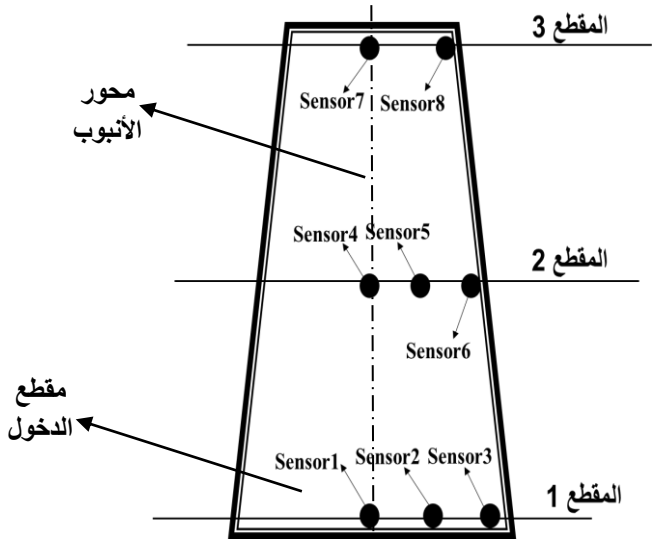
8.5 النموذج التجريبي

تمّ بناء نموذج تجريبي لمنشأة تشغيل العنفة الريحية، إذ يتكون من الأقسام التالية: سخان ماء شمسي، مضخة تسريع، أنبوب الماء الساخن القادم من السخان الشمسي، أنبوب الماء البارد العائد إلى السخان الشمسي، مبادل حراري (ماء–هواء)، أنبوب متغير المقطع، كما هو مبين في الشكل (10):



الشكل (10) النموذج التجريبي لمنشأة تشغيل العنفة الريحية

ولإجراء قياس درجات الحرارة في نقاط مختلفة من حقل الجريان تم تثبيت مزدوجات حرارية حساسات (Sensors) في مقاطع مختلفة ونقاط مختلفة من الأنبوب المتغير المقطع في النموذج التجريبي، كما هو مبين في الشكل (11):



الشكل (11) مخطط توزيع المزدوجات الحرارية (Sensors) ضمن الأنبوب المتغير المقطع

يوضح الجدول (6) موقع كل مزدوجة حرارية وفق البعد الأفقي الذي يمثل البعد عن محور الأنبوب والبعد الشاقولي الذي يمثل البعد عن مقطع الدخول:

الجدول (6) موقع المزدوجات الحرارية الأفقي والعمودي

رقم المقطع	رقم المزدوجة الحرارية	البعد عن مقطع الدخول [m]	البعد عن محور الأنبوب [m]
مقطع 1	1	0.1	0
	2	0.1	0.2517
	3	0.1	0.5
مقطع 2	4	0.6615	0
	5	0.6615	0.205
	6	0.6615	0.408
مقطع 3	7	1.223m	0
	8	1.223m	0.3125

تمّت قراءة درجات الحرارة للمزدوجات الحرارية عبر منصة PLC وذلك بتثبيت المآخذ الموصولة مع المزدوجات الحرارية عن طريق أسلاك وذلك تبعاً لرقم المزدوجة الحرارية في مقاطع الأنبوب ويتم وضعها في النقاط المناسبة في منصة PLC، كما هو مبين في الشكل (12):

الشكل (12) منصة PLC (يميناً) مآخذ موصولة مع المزدوجات الحرارية (يساراً)

تمّ قياس سرعة الهواء عند مقطع الخروج باستخدام جهاز قياس سرعة الهواء من نوع (CEMDT-619) المكوّن من مروحة بمثابة حساس يتم وضعها في مجرى الهواء، وموصولة مع جهاز رقمي وشاشة رقمية تظهر عليها قراءة سرعة الهواء بالـ m/s كما هو مبين في الشكل (13):

الشكل (13) جهاز قياس سرعة الهواء (CEMDT-619)

9.5 النتائج التجريبية لدرجة الحرارة والسرعة عند نقطة عمل محددة

تمّ اختيار نقطة تشغيل محددة هي شهر تموز الساعة الحادية عشرة ظهراً يوم الخميس بتاريخ (2024/4/25)(حالة التسخين) بحيث يتحقق التوافق بين الشروط الحدية للأنبوب المتقارب في نموذج المحاكاة العددية للنموذج والشروط الحدية في النموذج التجريبي، وتمّ إيجاد النتائج التجريبية لقراءات درجة الحرارة لمنصة PLC عند نقطة العمل المختارة، وقراءة جهاز قياس سرعة الهواء (في حالتي التسخين وعدم التسخين).

1.9.5 حالة التسخين

تمّ اعتماد الشروط الحدية للأنبوب المتقارب في النموذج التجريبي مع التسخين (الجدول (3))، وتمّ تحقيقيها في النموذج التجريبي إذ يتم رفع درجة الحرارة إلى الدرجة 35°C عن طريق تركيب المبادل الحراري عند مقطع الدخول للنموذج، ولتأمين السرعة V_{1m}=3.1m/s عند مدخل النموذج التجريبي تم تركيب مراوح عند مقطع الدخول للنموذج التجريبي (والجدير بالذكر أنّه تمّ تركيب المراوح للحصول على السرعة المطلوبة عند مقطع الدخول للأنبوب المتقارب في النموذج التجريبي بغية تحقيق التشابه بين النموذج التجريبي والمنشأة الحقيقية، إذ سيتم تركيب المراوح في النموذج التجريبي فقط ولن يتم تركيبها في المنشأة الحقيقية، لأنّ تسخين الهواء في المنشأة الحقيقية إلى درجة الحرارة 80°C (الجدول 1) يساهم في تحفيز الهواء ودفعه نحو الأعلى بسبب انخفاض الكثافة وفرق الارتفاع في الأنبوب المتقارب بسبب الأبعاد الكبيرة، أما في النموذج التجريبي درجة الحرارة 35°C منخفضة والأبعاد صغيرة، بالتالي وللتعويض عن التسخين الحاصل في المنشأة الأصل تمّ تركيب مراوح في النموذج الذي يحاكي المنشأة الأصلية، إذ أنّه من الصعب بناء المنشأة الحقيقية بسبب الأبعاد الكبيرة ودرجة الحرارة المرتفعة عند مدخل الأنبوب المتقارب، لذلك تم اللجوء إلى بناء النموذج التجريبي واستخدام قوانين

التشابه في تصميمه)، أمّا بالنسبة لقيمة السرعة عند مقطع الخروج للنموذج التجريبي فقد تمّ أخذ قيمة وسطية للسرعة عند مقطع الخروج لمجموعة من القراءات لجهاز قياس سرعة الهواء، كما هو موضّح في الجدول (7):

الجدول (7) القراءات المسجلة للسرعة عند مقطع الخروج (التسخين)

رقم القراءة	1	2	3	4	5	6	7	8	9	القيمة الوسطية
القيمة المسجلة [m/s]	5.05	5.00	4.7	4.5	4.8	3.75	5.12	5.22	5.52	4.8511

تمّ ترتيب النتائج التجريبية لدرجات الحرارة المقاسة بواسطة المزدوجات الحرارية ومنصة PLC في الجدول (8):

الجدول (8) درجات الحرارة المسجلة عن طريق منصة PLC

رقم المقطع	رقم المزدوجة الحرارية	درجة الحرارة المسجلة PLC [C°]
مقطع 1	1	36
	2	35.6
	3	35.8
مقطع 2	4	35.4
	5	35.4
	6	35.6
مقطع 3	7	35
	8	35.2

تم ترتيب النتائج الرقمية لدرجات الحرارة الناتجة في برنامج ANSYS FLUENT في نقاط مختلفة من حقل الجريان والمطابقة لمواقع المزدوجات الحرارية في النموذج التجريبي في الجدول (9):

الجدول (9) قيم درجات الحرارة الرقمية في نقاط موافقة للحساسات في النموذج (حالة التسخين)

رقم المقطع	رقم المزدوجة الحرارية	درجة الحرارة وفق CFD [C°]
مقطع 1	1	34.99988
	2	34.99988
	3	34.99976
مقطع 2	4	34.99786
	5	34.99747
	6	34.99469
مقطع 3	7	34.99231
	8	34.9899

2.9.5 حالة عدم التسخين

إنّ سرعة الهواء في حالة عدم تسخين الهواء عند مقطع الدخول للنموذج هي 2.93m/s، أمّا السرعة عند مقطع الخروج فقد تمّ أخذ قيمة وسطية للسرعة عند مقطع الخروج لعدد من القراءات للسرعة والموضّحة في الجدول (10):

الجدول (10) القراءات المسجلة لسرعة الهواء عند مقطع الخروج (عدم التسخين)

رقم القراءة	1	2	3	4	5	6	7	8	9	القيمة الوسطية
القيمة المسجلة [m/s]	3.8	3.93	5.15	4.7	5.07	4.68	3.86	5.18	4.96	4.6

3.9.5 مقارنة النتائج التجريبية مع النتائج الرقمية

تمّت مقارنة النتائج التجريبية مع القيم الرقمية، وحساب نسبة الخطأ بينهما في حالتي التسخين وعدم التسخين كما يلي:

1.3.9.5 حالة التسخين

يبين الجدول (11) قيم درجات الحرارة الرقمية والتجريبية وقيمة الخطأ:

الجدول (11) درجات الحرارة الرقمية والتجريبية ونسبة الخطأ بينهما

رقم الحساس	درجة الحرارة CFD	درجة الحرارة التجريبية	نسبة الخطأ %
1	34.99988	36	%2.78
2	34.99988	35.6	%1.69
3	34.99976	35.8	%2.24
4	34.99786	35.4	%1.135
5	34.99747	35.4	%1.137
6	34.99469	35.6	%1.7
7	34.99231	35	%0.021
8	34.9899	35.2	%0.59

نلاحظ من الجدول (11) مدى التطابق بين القيم الرقمية لدرجات الحرارة وقيم درجات الحرارة التجريبية التي تمّ الحصول عليها عن طريق المزدوجات الحرارية إذ تصل أعلى نسبة خطأ إلى 2.78%.

كما يبين الجدول (12) مقارنة قيمة السرعة التجريبية والرقمية عند المخرج للأنبوب المتغير المقطع في النموذج في حالة التسخين، وإيجاد نسبة الخطأ بينهما:

الجدول (12) مقارنة السرعة التجريبية والرقمية (مع التسخين)

سرعة الهواء الوسطية عند مقطع الخروج التجريبية	4.8511
سرعة الهواء الوسطية عند مقطع الخروج الرقمية	5.4575m/s
نسبة الخطأ %	%12.5

نلاحظ أنّ نسبة الخطأ بين القيمة الرقمية والتجريبية للسرعة هي 12.5% وذلك بسبب وجود ضياعات أيروديناميكية بسبب وجود المبادل الحراري وضياعات الاحتكاك مع جدار الأنبوب ووجود المزدوجات الحرارية في النموذج التجريبي والتي تشكل عائق في طريق الجريان، بالتالي التطابق مقبول بينهما.

2.3.9.5 حالة عدم التسخين

تمّت مقارنة قيمة السرعة عند مقطع الخروج في حالة عدم التسخين، وإيجاد نسبة الخطأ كما هو مبين في الجدول (13):

الجدول (13) مقارنة السرعة التجريبية والرقمية (دون تسخين)

سرعة الهواء الوسطية عند مقطع الخروج التجريبية	4.6m/s
سرعة الهواء الوسطية عند مقطع الخروج الرقمية	5.158m/s
نسبة الخطأ %	%12.13

نلاحظ نسبة الخطأ بين القيم التجريبية والقيم الرقمية 12.13% بين السرع في حالة عدم التسخين بسبب وجود ضياعات الاحتكاك مع جدار الأنبوب ووجود المزدوجات الحرارية في النموذج التجريبي والتي تشكل عائق في طريق الجريان، وبالتالي فالتطابق مقبول بينهما.

6. الاستنتاجات

يمكن الخلوص إلى الاستنتاجات الآتية:

1. تبين من حقل جريان السرعة ضمن الأنبوب المتغير المقطع للمنشأة الحقيقية في حالتي التسخين وعدم التسخين (الشكل (6)) تأثير التسخين على السرعة عند مقطع الخروج، إذ أنّه في حالة تسخين الهواء فإنّ سرعة الهواء عند مقطع الخروج للأنبوب هي 4.05291m/s، أمّا في حالة عدم تسخين الهواء فإنّ السرعة عند مقطع الخروج 3.524m/s، لذلك نستنتج أنّه بارتفاع درجة حرارة

الهواء إلى الدرجة 80°c، فإنّ مقدار الزيادة في السرعة عند مقطع الخروج حوالي 15%.

2. تبيّن التشابه رقمياً بين النموذج Model والمنشأة الحقيقية Prototype وذلك من خلال التطابق بين سماكة الطبقة الحدية الديناميكية اللابعدية للنموذج والمنشأة المدروسة، والتطابق بين سماكة الطبقة الحدية الحرارية اللابعدية للنموذج والمنشأة المدروسة.

3. تبيّن من خلال مقارنة القيم الرقمية لدرجة الحرارة في نقاط مختلفة في الأنبوب المتقارب لنموذج المحاكاة العددية للنموذج والموافقة لمواقع المزدوجات الحرارية في النموذج التجريبي مع القيم التجريبية لقراءات درجة الحرارة للمزدوجات الحرارية من خلال منصة PLC مدى التطابق بين القيم الرقمية والقيم التجريبية إذ تصل أعلى نسبة خطأ إلى 2.78%.

4. تبين من خلال مقارنة القيم الرقمية للسرعة عند مقطع الخروج والقيم التجريبية في حالتي تسخين الهواء وعدم التسخين إذ تصل نسبة الخطأ 12.5% و12.13% على الترتيب، وذلك بسبب الضياعات بسبب وجود المبادل الحراري وضياعات الاحتكاك مع جدار الأنبوب ووجود المزدوجات الحرارية ضمن الأنبوب والتي تشكل بدورها عوائق في طريق الجريان والتي تؤثر بشكل سلبي على سرعة الجريان وبالتالي التطابق مقبول بينهما.

5. نستنتج من خلال التطابق بين القيم الرقمية لدرجات الحرارة والسرعة والقيم التجريبية أنّ نموذج المحاكاة المدروس صحيح، وبالتالي فإنّ نموذج المحاكاة العددية للمنشأة الحقيقية صحيح.

6. من خلال هذه الدراسة يمكننا التأكيد على أهمية تقنية الـ CFD في إعطاء تصوراً مسبقاً عن سلوك المنظومة الحقيقية، والتي تمثل في البحث منشأة تشغيل العنفات الريحية من خلال معرفة كافة البارامترات ومن أهمها سرعة الهواء عند مقطع الخروج للأنبوب المتغير المقطع التي تؤثر بدورها على الاستطاعة الكهربائية الناتجة للعنفة الريحية، حيث ستصل السرعة عند مقطع الخروج في المنشأة الحقيقية إلى 4.05291m/s (وفق الشكل 6) وذلك مع تسخين الهواء فقط (دون استخدام مراوح) إلى الدرجة 80°C لأنّه عند ارتفاع درجة الحرارة للهواء تنخفض كثافته ويصعد الهواء نحو الأعلى باتجاه الأنبوب المتقارب بسبب الحمل الحر وفرق الارتفاع في الأنبوب ليصل للسرعة 4.05291m/s وهي كفيلة في تدوير العنفة الريحية وتوليد الطاقة الكهربائية.

7. المراجع

[1] HASAN, A. ALI, M. ISSA, H. SAAEED, M 2022 An Analytical Study of Construction for Working Wind Turbines in the Areas of Low Speed of the Wind**,** Tishreen University Journal for Research and Scientific Studies - Engineering Sciences Series**,** Vol. 44, No. 2, 29-42. (In Arabic)

[2] HASAN, A 2008-Heat and Mass Transfer. Tishreen University, Syrian Arab Republic, 789p. (In Arabic)

[3] POTTER, M. WIGGERT, D 1991-MECHANICS OF FLUIDS. Prentic-Hall International Editions, UK London, 692p.

[4] Khallouf, A. Mohamad, N. al-Muhammad. A 2021 Computation Ship Resistance Using Computational Fluid Dynamics (CFD), Tishreen University Journal for Research and Scientific Studies - Engineering Sciences Series**,** Vol. 43, No. 2, 77-87. (In Arabic)

[5] Wind Atlas in Syrian Arab Country. (In Arabic)

[6] HASAN, A 2013-Thermodynamic /2/. Tishreen University Publications, Syrian Arab Republic, 730p. (In Arabic)

[7] NAJARAJAN, R 2008 Similitude Analysis: Dimensional Analysis, iitmadras CELEBRATING TECHNOLOGY, 31.

[8] TOON, H 2014 Similarity and Model Testing, IIHR-Hydroscience & Engineering, 33.

[9] ROGERS, G. MAYHEW, Y 2014 -Engineering Thermodynamics Work and Heat Transfer. PEARSON, Fourth Edition, 711p.

[10] TU, J. YEOH, G. LIU, C 2019-Computational fluid dynamics: A practical approach, Elsevier, Third Edition, 978.

[11] SRINIVAS, G, RAKHAM, B 2017 Experimental and numerical analysis of convergent nozzle, Frontiers in Automobile and Mechanical Engineering, India, 14.

[12] HASAN, A. ALI, M. ISSA, H. SAAEED, M 2023 Numerical Study of the Effect of Heating the Air in the Convergent Pipes on Speed and Dynamic Boundary Layer Using CFD**,** Tartous university journal for research and scientific studies, Tartous, university**,** Vol. 7, No. 4, 19. (In Arabic)

[13] MOHAN, N. P 2016 Modeling and Simulation of Convergent-Divergent Nozzle Using Computational Fluid Dynamics (CFD),

International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET), Vol.3, No.8, 346-350.

[14] KHAN, S. A. ABID, A. IBRAHIM, O. M.2021 CFD analysis of compressible flows in a convergent-divergent nozzle, Elsevier Science Direct, U.S.A, Vol.46, 2835-2842.

[15] BROUGERDI, A. N. KEBRIAEE, A 2012 Simulation of Turbulent Swirling Flow in Convergent Nozzles, Scientia Iranica Sharif University of Technology, Vol.19, No. 2, 258-265.

[16] HASAN, A. ALI, M. ISSA, H. SAAEED, M 2023 Numerical Study of Thermal Boundary Layer of the Hot Air Flow in Convergent Pipes Using Computational Fluid Dynamics CFD**,** journal of Al Baath University-Syria-Homs**,** 23. (In Arabic)

[17] MADHU, B. P. SAMEER, S. KUMAR, M. K. MANI, G. M 2017 Cfd Analysis of Convergent-Divergent and Contour Nozzle, International Journal of Mechanical Engineering and Technology, Vol.8, No.8, 670-677.

[18] Witt, P. Khan, M. Brooks, G 2007 CFD modelling of heat transfer in supersonic nozzles for magnesium production, JOM: the journal of the Minerals, Metals & Materials Society, 11.

تقييم أنظمة كشف هجمات إنترنت الأشياء المعتمدة على تقنيات التعلم والميزات المحددة على مستوى التدفق والحزمة

***طالب الماجستير : م. مجد المحسن**

****المشرف العلمي: أ.د. إبراهيم الشامي ***المشرف المشارك: أ.د. علي ذياب**

الملخص:

يُمثل الأمن تحديًا حاسمًا لمكونات إنترنت الأشياء حيثُ إنها معرضة بشدةً للهجمات بسبب طبيعتها المحدودة لذلك لا بدا من الكشف عن الهجمات وإطلاق الإنذار في حال ملاحظة أي خطر أو محاولة استغلال . يتعمق هذا العمل في دراسة ومراجعة التطورات الحديثة في أنظمة الكشف عن هجمات إنترنت الأشياء حيث قدمت هذه الدراسة مسحاً للعديد من أنظمة الكشف المعتمدة على تقنيات التعلم الآلة والعميق والتعلم الجماعي مع تسليط الضوء على البيانات المستخدمة وأنواع الهجوم وتقديم دراسة موسعة للهجمات الأكثر خطورة في شبكات إنترنت الأشياء لتحديد وتفسير الميزات التي تعمل على تحسين أنظمة الأمن لكي يتم في النهاية تقييم هذه الأنظمة على مستوى تدفق الشبكة وعلى مستوى الحزمة حيثُ حققت نماذج الكشف بالاعتماد على الميزات المحددة التي بلغ عددها 12 ميزة على مستوى التدفق و 14 ميزة على مستوى الحزمة نتائج على الشكل

***مجد المحسن** طالب **ماجستير ومعيد** في قسم هندسة التحكم الآلي والحواسيب كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية – جامعة البعث .

** دكتور **إبراهيم الشامي** أستاذ في قسم هندسة التحكم الآلي والحواسيب كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية – جامعة البعث

*** دكتور **علي ذياب** أستاذ في قسم هندسة التحكم الآلي والحواسيب كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية – جامعة البعث

التالي: وصلت النماذج المعتمدة على التعلم الجماعي الى أفضل دقة بلغت 99.97% ونسبة FP منخفضة بلغت 0.00018 على مستوى التدفق في حين حققت على مستوى الحزمة دقة 100% ونسبة FP معدومة أي إن الميزات المحددة حققت السرعة والدقة العالية ونسبة FP منخفضة خلال زمن تدريب صغير . كما تمت الاشارة الى التحديات التي تواجهها إنترنت الأشياء في نشر أنظمة الكشف المعتمدة على تقنيات التعلم وتقترح المجالات المحتملة للبحث المستقبلي. سيُرشد هذا الاستطلاع الباحثين والمهتمين في المجال الأمني بمعلومات تمكنهم من بناء نماذج كشف خفيفة الوزن ومناسبة لعملية النشر في أجهزة إنترنت الأشياء .

الكلمات المفتاحية: إنترنت الأشياء، كشف الهجوم ، تقنيات التعلم ، مستوى التدفق، مستوى الحزمة.

Evaluation of IoT Attack Detection Systems Based on Learning Techniques and Specific Features at the Flow and Packet Levels

Prepared by : **Eng. Majd Almohsen**

Supervisor : **Prof. Dr Ibrahim Chami**

Co-Supervisor : **Prof. Dr Ali Diab**

Abstract

Security represents a critical challenge for IoT components, as they are highly vulnerable to attacks due to their limited nature. Therefore, it is necessary to detect attacks and raise an alarm if any threat or attempted exploitation is noticed. This work delves into the study and review of recent developments in Internet of Things attack detection systems where This study presented a survey of many detection systems based on machine, deep, and ensemble learning techniques, Highlighting the data used and attack types and providing an extensive study of the most dangerous attacks in IoT networks to identify and explain features that improve security systems in order to finally evaluate these systems at the network flow level and at the packet level . the detection models based on the specific features, which numbered 12 features at the flow level and 14 features at the packet level, achieved results as follows: Models based on group learning reached the best accuracy. It reached 99.97% and a low FP ratio of 0.00018 at the flow level, while at the packet level it achieved an accuracy of 100% and a FP ratio of zero. The selected features achieved high speed, accuracy, and low FP ratio within a small training time . The challenges faced by the Internet of Things in deploying detection systems based on learning techniques are also pointed out and potential areas for future research are suggested. This survey will guide researchers and those interested in the security field with information that enables them to build lightweight detection models suitable for deployment in IoT devices.

Keywords: IOT , Attacks Detection, Learning Techniques , Netflow-Level , Packet-Level

1- مقدمة

ظهرت إنترنت الأشياء في عام 2002 بعبارة تناولتها مقالة كيفن أشتون (Kevin Ashton) بمجلة فوربس (Forbes) عندما قال: " نحن بحاجة إلى ' الإنترنت من أجل الأشياء ' وهي طريقة موحدة لأجهزة الحاسوب لتُدرك العالم الحقيقي" [1] . إنها لا تزال منصة متزايدة ومتوسعة، ونتيجة هذا التوسع المتزايد تواجه إنترنت الأشياء العديد من التحديات والقضايا التي يجب معالجتها من قبل الدراسات البحثية المختلفة. يُمثل الأمن تحديًا حاسمًا لمكونات إنترنت الأشياء حيث أنها معرضة بشكل كبير للهجمات لعدة أسباب متعلقة بطبيعتها والمتمثلة بمحدودية الموارد وطبيعة النشر ومساحة التخزين الصغيرة وبالتالي لا يمكنها تنفيذ مخططات معقدة تدعم الأمن لحماية الأجهزة والشبكات المتصلة [2] . يعتبر الجدار الناري المستوى الأول من الحماية [3] على سبيل المثال في حال قام مدير الشبكة بإعداد قواعد الجدار الناري لتصفية بعض المنافذ ومنع الوصول اليها عندما يقوم المهاجمون بمحاولة الوصول الى هذه المنافذ سيتم منعهم بواسطة الجدار الناري أما عندما يستثني بعض المنافذ من التصفية وحاول المهاجم الوصول الى هذه المنافذ يحدث عندها اختراق للمخدم دون إطلاق أي تحذير من قبل الجدار الناري ومن جهة أخرى يقوم بحظر بعض طلبات الاتصال الشاذة لرسائل المصادقة لبروتوكول TCP عندما يقوم المهاجم بالتجسس على الشبكة لمعرفة حالة المنافذ والخدمات المتوفرة بهدف القيام بهجوم فعلي لاحقاً [4] . لذلك لا بدا من مكاملة الجدار الناري مع مجموعة من المكونات التي تسهم في تحقيق الحماية الكاملة للشبكة حيثُ يُعتبر نظام كشف الاختراقات الذي يعمل كنظام كشف وتنبيه أحد أهم مكونات الحماية في كشف هجوم التسلل الى الشبكة وذلك بمراقبة الأحداث التي تحدث في الأنظمة أو الشبكات وتحليلها ومن خلال ملاحظة التغيرات في السلوك يمكن الكشف عن وجود هجمات ضمن الشبكة أو باستخدام مطابقة التوقيعات [5] التي تم إنشاء توقيع لها مسبقًا . يتم نشر أنظمة الكشف بأماكن موزعة أو أماكن مركزية من الشبكة [6] حسب مستوى الكشف وأيضاً إن منع وكشف محاولات الهجوم على إنترنت الأشياء يتم توفيره في العديد من الأعمال باستخدام آليات متعددة منها المعتمد على التشفير ونظرًا لأن أجهزة إنترنت الأشياء مقيدة بالموارد، فإن استخدام تقنيات التشفير الحديثة يؤدي إلى

زيادة كبيرة في التكاليف وتأخير عملية وصول البيانات الحساسة أي لا يمكن منع كل محاولات الهجوم على الشبكة وبالتالي لا بدا من أنظمة توفر أمان فعال في اتصالات الشبكة [7] .

يعرض الجدول1 مقارنة بين آليات الكشف [8].

الجدول 1: المقارنة بين أنظمة كشف الهجمات

–	الإيجابيات	السلبيات
الكشف المعتمد على التواقيع (signature)	طريقة دقيقة في الكشف عن الهجمات المعروفة مسبقاً	غير فعالة في حالة الهجمات الجديدة ويمكن للجهات الخبيثة ببساطة تعديل تسلسل هجماتها
الكشف المعتمد على السلوكيات (anomaly)	يعتمد على مراقبة نشاط الشبكة والنظام حيثُ يتم اكتشاف الحالات الشاذة بعدة طرق، وغالباً باستخدام تقنيات الذكاء الصنعي وتعلم الآلة	معدل خطأ عالي . تحتاج الى بيانات دقيقة والى كمية ضخمة من البيانات .
الكشف المعتمد على التشفير (Crypto) [9]	إن دمج ميزات التشفير ومراقبة البنية التحتية يساعد في توفير خدمة أمان موثوقة واكتشاف العقد الضارة في الشبكة عن طريق ضبط قيم الثقة للعقد الضارة.	تحتاج الى تقنيات التشفير الثقيلة لبناء الثقة القوية في الشبكة بالإضافة لذلك هناك مقايضة بين الأمن واستخدام الطاقة .
الكشف المعتمد على تحليل السجلات (Log Analysis)	يندرج ضمنها الكشف المعتمد على السلوكيات واستخدام النماذج الإحصائية	تحتاج الى الاحتفاظ بسجلات مفصلة لفترة زمنية محددة وبعد الضبط والتحديث المنتظم لهذه النماذج أمرًا مهمًا لضمان بقائها دقيقة وفعالة .

وبالتالي تكمن المشكلة الاساسية للبحث بأن شبكات إنترنت الأشياء عرضة للهجمات الالكترونية المختلفة والتي تشكل تهديدًا أمنياً لبيانات إنترنت الأشياء وأيضاً للبروتوكولات المستخدمة في هذا المجال MQTT و COAP ... كهجوم فيضانات حزم النشر (Publish flood) وهجمات إعادة التوجيه (COAP Replay) وهجمات

حجب الخدمة البطيء(SlowITe) وهجمات آخرى مثل المسح والاستكشاف (Recon) وهجمات الشخص في الوسط (MITM) وهجمات برامج الفدية (Ransomware)وغيرها وبالتالي من هذه المشكلة الأساسية نستطيع تحديد مشكلات جزئية في أنظمة كشف الحالات الشاذة (anomaly) المعتمدة على تقنيات التعلم وهي كالتالي : 1- مشكلة عدم التحديد الدقيق لميزات الكشف المعبرة عن سلوك الهجمات في إنترنت الأشياء 2- مشكلة عدم تحديد نموذج التعلم الأفضل والمناسب لمستويات الكشف (مستوى التدفق الشبكة ومستوى الحزمة) وبالتالي إنَ حل هذه المشاكل تساعد في إنتاج أنظمة خفيفة الوزن ومناسبة لعملية النشر ضمن إنترنت الأشياء وتؤدي الى تقليل الأختناق في الكفاءة الحسابية من أجل التنفيذ في الزمن الحقيقي والسرعة في عملية التنبؤ بالهجوم مع تحقيق نسبة إيجابيات خاطئة منخفضة ودقة عالية للوصول الى مستوى عالي من الأمان . **يساهم هذا البحث** : في تقديم دراسة استقسائية (Survey) شاملة حول الاتجاهات الحديثة التي تسعى الى تحسين أنظمة كشف هجمات إنترنت الأشياء المُعتمدة على تقنيات التعلم من خلال الاهتمام بجانبين وهما تقديم ميزات فعالة وذات عدد محدد بالإضافة لذلك الاهتمام بطريقة تصميم نموذج الكشف حيثُ قدمت هذه الدراسة تقييم لمدى أهمية وفعالية الميزات المحددة من خلال التقييم النظري الذي اعتمد على تحليل الهجمات لتفسير ارتباط الميزات بالهجوم ومن ثم التقييم العملي الذي تمَ بدراسة تأثيرها على العديد من أنظمة الكشف ومساهمتها في تدريب النماذج بزمن قصير جدا وتحقيق دقة عالية وقيمة منخفضة من FP .

قدم هذا البحث دراسة واسعة للعديد من نماذج الكشف التي تعتمد على تقنيات التصميم مختلفة مثل E_Serial , E_Stack , RNN , LSTM , DNN , CNN وخوارزميات التعلم الآلة RF, SVM, DT .

2- الهدف من البحث

يهدف هذا البحث الى دراسة وتقييم أداء أنظمة كشف الهجمات المعتمدة على تقنيات التعلم (الآلة والعميق والجماعي) من حيث دقته في الكشف ونسبة الإيجابيات الكاذبة وبالتالي نستطيع تلخيص هدف البحث في عدة نقاط مكملة لبعضها على الشكل التالي :

- دراسة وتقييم الميزات المحددة القابلة للتفسير على مستوى التدفق الشبكة و الحزمة (طبقة التطبيق) وتأثيرها على أداء أنظمة الكشف المعتمدة على تقنيات التعلم في زيادة الدقة وتقليل معدل الإيجابيات الخاطئة مقارنة بجميع الميزات.
- دراسة وتقييم أنظمة الكشف المصممة بعناية من حيث الدقة والإيجابيات الخاطئة لتحديد النموذج الأفضل والملائم ليعمل كمحرك كشف .

3- أهمية البحث

تأتي أهمية هذا البحث في إيجاد المعايير الأساسية لتصميم نظام كشف مبني على خوارزميات التعلم وذلك بتحديد الميزات التي تعكس سلوك الهجوم وتحديد التقنية المستخدمة في تصميم نموذج الكشف الذي يُحقق سرعة عالية في عملية الكشف وتقليل معدل الإنذارات الكاذبة لتُصبح شبه معدومة فإن نتائج هذا العمل تعكس أهميته بما تقدمه من دراسة ونتائج لمجتمع البحث المهتم بالقضايا الأمنية لإنترنت الأشياء.

4- أدوات وطرائق البحث

تم العمل على بيئة PyCharm لتنفيذ النماذج الكشف في لغة البرمجة Python ذو الإصدار 3.10 وتم استخدام العديد من المكتبات، مثل Pandas و sklearn و Keras وذلك لتنفيذ النماذج المعتمدة على الشبكات العصبونية مثل CNN و DNN و LSTM . تم استخدام مجموعتين من البيانات لتقييم أنظمة كشف الهجمات المعتمدة على تقنيات التعلم على مستوى التدفق الشبكة ومستوى الحزمة : **المجموعة الأولى** : [10] بيانات القياس الخاصة بإنترنت الأشياء " TON-IOT" التي تحتوي بيانات حركة تدفق الشبكة و تتمتع مجموعات البيانات بخصائص:

- مجموعة متنوعة من الأحداث العادية والهجومية .
- مصادر البيانات غير المتجانسة والناتجة عن أجهزة متعددة من إنترنت الأشياء .
- حيث تحتوي إحصائيات مجموعة بيانات ToN-IoT في أنظمة التشغيل Windows 7,10 و Network على العديد من الأنواع الطبيعية والهجومية. حيث تحتوي على 42 ميزة وتسع فئات من الهجوم ضد العناصر الضعيفة موضحة في الجدول 2 .

الجدول 2:أنواع وعدد التدفقات المضمنة في مجموعة البيانات TON-IOT

فئة التدفق	عدد السجلات
Benign	300000
Scanning	20000
MITM	1043
Ransomware	20000
Cross-Site Scripting	20000
DoS	20000
DDoS	20000
Backdoors	20000
Injection	20000
Password	20000

المجموعة الثانية : البيانات الخاصة بالرعاية الصحية "IOT healthcare " على مستوى الحزمة [11] هذه المجموعة تتعامل مع وحدة العناية المشددة للمرضى لذلك تم استخدام أداة إنترنت الأشياء IoT-Flock لتوليدها. تتميز IoT-Flock بأنها قادرة على توليد أحدث الهجمات التي تستغل MQTT وCOAP. وهذا غير مدعوم حتى الآن بواسطة أي أدوات أخرى. تم تنفيذ سيناريوهات الهجوم لإطلاق عدة أنواع من الهجمات ضد بروتوكولات ومخدمات إنترنت الأشياء وتتضمن هجوم MQTT لنشر الفيضانات وهجوم brute force وهجوم SlowITE وهجوم الحزم المعدة بشكل ضار حيث تحتوي على 50 ميزة وهي موضحة في الشكل 1 .

Attack	PCAP Size (bytes)	Number of Packets	Time (mm:ss)
flooding denial of service	49,875,539	130,223	05:00
MQTT Publish flood	8,212,656	613	05:00
SlowITe	972,272	9202	10:00
malformed data	1,038,590	10,924	06:00
brute force authentication	1,397,132	14,501	30:00

الشكل 1:أنواع الهجوم في مجموعة بيانات IOT-healthcare

سيتم تقييم نماذج متنوعة من أنظمة الكشف الواردة في الدراسات المرجعية والمعتمدة على تقنيات التعلم العميق DNN و CNN و LSTM و RNN و GRU ونماذج معتمدة

على التعلم الجماعي والمكونة من عدة متعلمين ضعفاء مثل المكدس Stack والتسلسلي Serial وعدة نماذج معتمدة على خوارزميات تعلم الآلة سيتم ذكر هذه النماذج لاحقاً.

5- الدراسات المرجعية

ناقشت العديد من الدراسات المرجعية أنظمة الكشف المعتمدة على تقنيات التعلم في إنترنت الأشياء حيث إنه تم إجراء مسح شامل في [12] بواسطة Mohammed Ali Al-Garadi وزملائه عام 2018 لتقنيات التعلم الآلة والعميق المستخدمة لتطوير أساليب أنظمة الكشف في إنترنت الأشياء تم عرض التهديدات الأمنية ومناقشة مختلف أسطح الهجوم المحتملة , قدمت هذه الورقة البحثية مقارنة من حيث الإيجابيات والسلبيات لطرق ML/DL المستخدمة فقط دون عرض البيانات المستخدمة ونوعها وعلاقتها بإنترنت الأشياء. في [13] قدمت Nadia Chaabouni ورفاقها عام 2019 تحليلاً شاملاً لأنظمة الكشف الشبكية NIDSs المعتمدة على تقنيات التعلم المختلفة لإنترنت الأشياء. تم تصنيف مخاطر إنترنت الأشياء وطرق الكشف الحديثة المعتمدة على تقنيات التعلم مقارنة بآليات الحماية التقليدية من حيث البنية ومنهجيات الكشف واستراتيجيات التحقق من الصحة والتهديدات الأمنية في حين إنَ جميع البيانات التي تم تصنيفها قديمة وهجماتها محدودة . تم تقديم مراجعة في [14] من قبل Javed Asharf وزملائه لأنظمة الكشف في شبكات إنترنت الأشياء التي تستخدم أساليب الكشف المعتمدة على ML وDL حيثُ تمت مناقشة بنية إنترنت الأشياء والبروتوكولات ونقاط الضعف والهجمات على مستوى بروتوكول إنترنت الأشياء ومقارنة العديد من الدراسات البحثية المهتمة بأنظمة الكشف IDS لإنترنت الأشياء مع التركيز على تقنيات ML وDL المختلفة المتاحة لنظام IoT- IDS المستخدمة كآلية كشف. الدراسة في [15] تُقدم استبياناً حول اكتشاف الحالات الشاذة في إنترنت الأشياء عن طريق التمييز بين السلوكيات الطبيعية والشاذة أثناء تحليل حركة تدفق الشبكة تستعرض هذه الدراسة الأبحاث السابقة التي اعتمدت على تقنيات التعلم العميق واستخدام مجموعتين من البيانات -CSE-CIC

IDS2018 وBot-IoT في الكشف كان التوجه نحو تصنيف الأبحاث والمقارنة بينها من حيث التقنيات المستخدمة بالاعتماد على تدفق الشبكة فقط واستخدام مجموعة بيانات محدودة وقديمة بالنسبة لإنترنت الأشياء.

سلط المؤلفون الضوء في [16] بحثاً استطلاعياً يدور حول الأبحاث التي أهتمت بأنظمة كشف الهجمات لتحقيق الأمان لشبكة إنترنت الأشياء . في هذا الاستطلاع، سلط المؤلفون الضوء على تقديم تحليلًا تفصيليًا لأنظمة IDS التي تم تطويرها باستخدام خوارزميات تعلم الآلة في بيئة إنترنت الأشياء والتي قدمها العديد من الباحثين بالإضافة إلى ذلك تم تقسيم معرفات أنظمة الكشف في إنترنت الأشياء إلى أربع فئات، وهي IDS المعتمدة على اكتشاف الشذوذ والتوقيع والمواصفات والطريقة الهجينة وأجروا تقييم للعديد من أنظمة الكشف . ومع ذلك، فإن أحدث الاتجاهات وأنماط الهجوم المختلفة تتطلب مزيدًا من التحليل، ومعرفة ميزات وخصائص هذه الهجمات لتحسين دقة الكشف ورفع مستوى الأمان في الشبكة غير ذلك إن الميزات التي تم اختيارها محدودة وتم تحديدها باستخدام تقنية دون المقارنة بين الأبحاث من حيث الميزات . قدمت الدراسة الاستطلاعية في [17] مقارنة بين أساليب التعلم العميق الواردة في الأوراق البحثية للكشف عن التهديدات السيبرانية في إنترنت الأشياء بالاعتماد على مقياس الدقة وتقديم القضايا المتعلقة بكل بحث لكنهم لم يهتموا بقضية تحليل الهجمات وتحديد الميزات الهامة التي تعبر عن الهجمات المختلفة التي تؤدي الى انتاج نماذج من التعلم خفيفة الوزن تقلل من استهلاك الطاقة ومناسبة لطبيعة النشر ضمن إنترنت الأشياء .

يوضح الجدول 3 مقارنة بين الدراسات المرجعية السابقة وهذا البحث.

الجدول 3: المقارنة بين الدراسات المرجعية (Surveys) وهذا البحث

الدراسات المسحية (Survey) لأنظمة الكشف عن هجمات إنترنت الأشياء المعتمدة على تقنيات التعلم									
العام	Ref	بارامترات المقارنة بين الدراسات المسحية وهذا البحث							
		IDS-IOT	تقنية نظام الكشف	وجود الأختبار والتقييم	طريقة التصميم	استخدام بيانات حديثة خاصة بإنترنت الأشياء	تحليل الهجمات: الاكتفاء بتعريفها فقط	تحليل مُعمق لسلوكها	أنظمة الكشف من حيث نوعية وعدد الميزات
2018	[12]	✓	DL/ML	X	✓	X	X	X	X
2019	[13]	✓	DL/ML	X	✓	X	✓	X	X
2020	[14]	✓	DL/ML	X	✓	X	✓	X	X
2021	[15]	✓	DL	X	✓	X	X	X	X
2022	[16]	✓	ML	✓	✓	X	✓	X	✓
2023	[17]	✓	DL	X	✓	✓	✓	X	X
2024	**هذه الدراسة**	✓	DL/ML/EL	✓	✓	✓	✓	✓	✓

العديد من الدراسات المسحية (Survey) التي تمت دراستها تعاني من عدة سلبيات فبعضها اهتمَ بإحدى تقنيات التعلم دون الأخرى **(تقنية نظام الكشف)** والكثير من الدراسات لم يقدموا اختبار وتقييم واضح بل تمَ الاكتفاء بالمقارنة النظرية فقط **(وجود الأختبار والتقييم)** ومعظم دراستهم كانت تتجه نحو تصنيف ومقارنة نماذج الكشف من حيث تقنية التعلم المستخدمة في تصميم النموذج والتغيير بها من أجل الحصول على دقة عالية ومعدل منخفض من الإيجابيات الخاطئة **(طريقة التصميم)** غير ذلك بعض الدراسات اعتمدت على بيانات قديمة بالنسبة لإنترنت الأشياء وهجماتها محدودة للغاية **(استخدام بيانات حديثة خاصة بإنترنت الأشياء)** ولم يهتموا بدراسة وتحليل الهجمات للخروج بأنظمة كشف تُحقق دقة عالية ومعدل منخفض من الإيجابيات الكاذبة أي دراستهم لم تواكب طبيعة شبكة إنترنت الأشياء والمتمثلة بمحدودية الموارد وحركة التدفق الكبيرة على فترات زمنية قصيرة حيثُ إن هناك أدبيات تتجه نحو مواكبة هذه المشكلة عن طريق تحليل الهجمات ودراسة ارتباطها بالميزات على مستوى تدفق الشبكة والتطبيق لإنترنت الأشياء ومن ثم تحديد الميزات التي تعبر بشكل واضح عن سلوك الهجمة

للخروج بميزات عالمية دقيقة تتعلم منها نماذج الكشف وتساعد في إنتاج أنظمة خفيفة الوزن وذات تعقيد حسابي صغير ومناسبة لعملية النشر ضمن إنترنت الأشياء هذا الجانب لم يتم الاهتمام به في معظم هذه الدراسات المسحية . لذلك لا بدا من معالجة هذه الثغرات وذلك بدراسة العديد من أنظمة الكشف المهتمة بطريقة التصميم وبعضها اهتم بتحديد الميزات والمقارنة بينها ومن ثم تحليل العديد من الهجمات للتحديد الدقيق لميزات الكشف الفعالة وسد الثغرة المتمثلة باختلاف عدد ونوع الميزات المحددة المعتمدة في أنظمة الكشف كما سنرى لاحقاً وإجراء التقييم للعديد من هذه النماذج المصممة بعناية للمفاضلة بينها .

6- خطوات الدراسة

الخطوة الأولى تشمل القسم 7 الذي يتضمن دراسة العديد من أنظمة كشف الهجمات المعتمدة على تقنيات التعلم في إنترنت الأشياء من حيث طريقة تصميم النموذج وميزات الكشف المستخدمة التي تسعى لتحقيق دقة عالية ومعدل منخفض من الإيجابيات الكاذبة والمقارنة بينها

الخطوة الثانية تشمل القسم 8 و9 تتجه نحو تحليل الهجمات الأكثر خطورة على شبكات إنترنت الأشياء مثل هجمات استغلال نقاط الضعف لبروتوكولات MOTT و COAP وهجمات المسح والاستكشاف (Recon) وهجمات برامج الفدية وهجمات XSS وهجمات DDOS وهجمات الشخص في الوسط MITM وذلك من حيث آلية الهجوم ونوعه وتأثيره على الشبكة وتحديد الميزات المهمة لكل هجمة .

الخطوة الثالثة في القسم 10 تعتمد على ربط نتيجة التحليل الناتجة عن الخطوة الثانية بالميزات المحددة في الدراسات بالخطوة الأولى وذلك لتحديد متطلبات البحث من حيث الميزات المحددة.

الخطوة الرابعة في القسم 11 إجراء التقييم للعديد من النماذج الكشف المعتمدة في الدراسات المرجعية مع بيان اهمية الميزات المحددة مقارنة بجميع الميزات وذلك بتأثيرها على أنظمة الكشف . ثم مناقشة النتائج والاستنتاجات.

7- أنظمة كشف الهجمات المعتمدة على تقنيات التعلم في إنترنت الأشياء

اقترح الباحثون العديد من طرق تصميم نماذج كشف الهجوم باستخدام الأساليب القائمة على التعلم والتي تُعد أحدَ أنواع تقنيات الكشف عن الشذوذ في السلوكيات . اقترحوا في [6] نموذج يعتمد على التكديس (Stacking) لتصميم نموذج من التعلم الجماعي يجعل أجهزة إنترنت الأشياء أكثر ذكاءً في اكتشاف السلوك غير المعتاد لبيانات IOT . في[18] تم تصميم إطارًا هجيناً باستخدام الشبكة العصبونية التلافيفية (CNN) لاستخراج التمثيل الدقيق لميزات البيانات وتصنيفها باستخدام نموذج الذاكرة الطويلة قصيرة المدى (LSTM) تم إجراء الاختبار باستخدام مجموعة بيانات IOT_23. في [19] تمت معالجة مشكلة ارتفاع قيمة المعدل الإيجابي الخاطئ باستخدام مخطط تدريبي لنموذج DNN باستخدام أشجار القرار (DTs) والنموذج الرياضي PCA . في [20] قاموا بإضافة مستوى عالٍ من الأمان إلى شبكات الأحداث VANETs باستخدام المصنف التسلسلي XGBoost الذي حقق نتائج مبهرة في مهام التصنيف الثنائية . في [21] عملوا على تحسين نظام الكشف المبني على خوارزميات التعلم الآلة باستخدام تحليل الارتباط الإحصائي لإزالة بعض المعطيات ذات الارتباط الضعيف من مجموعة الميزات الكلية وحققت دقت كشف تبلغ 99.5 % . في [22] تم تقديم نظاماً أمنياً يعتمد على تقنية التعلم التجميعي XGboost تميز نموذجهم بزيادة الدقة إلى الحد الأقصى عن طريق تقليل تابع الخسارة بانتظام. في [23] تم تصميم نموذج هجين من التعلم العميق يعتمد على الوحدة المتكررة ذات البوابات GRU والشبكة العصبية المتكررة RNN . يهدف البحث في [24] الى تحسين نظام كشف الهجمات المعتمد على التعلم العميق عن طريق الاعتماد على ميزات محددة قابلة للتفسير مع وجود هجمة معينة على مستوى الحزمة . قام الباحثين في [25] تم اختيار الميزات الأكثر فعالية من أكثر من مجموعة من بيانات إنترنت الأشياء على مستوى تدفق الشبكة والتي يمكن أن تساعد في إنتاج أنظمة كشف عالية الدقة وقابلة للاستخدام في تطبيقات مختلفة لإنترنت الأشياء. في [26] قدموا طريقة لاختيار الميزات المترابطة باستخدام مخطط الارتباط لبيرسون لكن ميزاتهم كانت تحتوي على الزمن والذي يؤثر سلباً على تدريب النموذج وتم أخذ ميزة خاصة بتشفير SSL والذي قد لا يكون خياراً دائماً لإنترنت الأشياء[27] . في [28] و

[29] تم الاعتماد على عشرة ميزات هامة على مستوى الحزمة لتحسين أنظمة الكشف وتحقيق مستوى عالي من الأمان لشبكة إنترنت الأشياء . يعرض الجدول **4** تلخيص ومقارنة بين العديد من الدراسات المرجعية التي اعتمد بعضها على تحليل ارتباط الهجمات بميزات الكشف وبعضها اعتمد على طريقة تصميم دون تحديد الميزات .

الجدول 4: المقارنة بين الدراسات المعتمدة على ميزات محددة والميزات الكلية لكشف الهجوم

طُرق زيادة الدقة وتقليل معدل الإيجابيات الخاطئة في أنظمة الكشف المعتمدة على تقنيات التعلم				*مستوى الكشف*		–	نظام الكشف	البيانات المستخدمة	–	–
لم يتم التحديد	*ميزات محددة على مستوى الحزمة*	*ميزات محددة على مستوى التدفق*	*تفسير ارتباط الميزات بالهجوم*	*التدفق*	*الحزمة*	الدقة (%)	التقنية	Data	year	Ref
T	F	F	F	T	F	99.5	MLs	IOT-23	2020	[21]
T	F	F	F	T	F	97.06	DL	IOT−23	2021	[18]
T	F	F	F	T	F	98.2	EL	TON-IOT	2021	[20]
F	T	F	F	F	T	99.7	MLs	IoT Healthcare	2021	[29]
F	T	F	F	F	T	90	MLs	MQTTSet	2021	[30]
T	F	F	F	T	F	86	EL	TON-IOT	2022	[6]
T	F	F	F	T	F	88.6	DL	NSL-KDD	2022	[19]
F	T	F	T	F	T	**99.97**	DL	MQTTset	2022	[24]
F	F	T	T	T	F	**99.62**	ML	TON-IOT IOT-23 IOT-ID	2022	[25]
T	F	F	F	F	T	99.64	EL	IoT Healthcare	2023	[22]
T	F	F	F	T	F	99	DL	TON-IOT	2023	[23]
F	F	T	F	T	F	99.9	EL	TON-IOT	2023	[26]
F	T	F	F	F	T	99.99	EL	IoT Healthcare	2023	[28]
F	T	F	F	F	T	95	ML	MQTTSet	2023	[31]

1.7- المقارنة بين الدراسات المرجعية المعتمدة على ميزات محددة

يتم تلخيص العلاقة بين الدراسات التي اهتمت بتحديد ميزات الكشف وذلك في الجدول **5** حيثُ هدفت الى جعل النموذج يتدرب على الميزات المهمة في مرحلة التدريب وبالتالي تحقيق دقة عالية .

الجدول 5: الميزات المحددة التي حددتها الأدبيات بتحليل ارتباطها مع الهجمات

المراجع \ الميزات المحددة	المرجع [25]	المرجع[1] [26]	المرجع[28] و [29]	المرجع [24]	المرجع [31]	المرجع [30]
Tcp-len	-	-	-	■	■	■
Time_stream	-	-	■	-	■	■
mqtt- Mes- Ty	-	-	■	■	■	■
Keep Alive	-	-	-	■	■	-
Topic-len mqtt-len	-	-	-	-	■	■
QOS level[2]	-	-	■	-	■	■
Con ACK	-	-	-	■	■	■
Tcp-flags	-	-	■	-	■	■
Mqtt_retain	-	-	■	-	■	-
Mqtt_protocol	-	-	-	-	■	-
Mqtt_hdrflags	-	-	■	■	■	■
Sourc_Port	-	■	-	■	-	-
Dest_Port	■	■	-	-	-	-
conn-stat[3]	■	-	-	-	-	-
proto	■	■	-	-	-	-
src- & Des-pkts pkts	■	-	-	-	-	-
src_ip_byte dst_ip_byte	■	-	-	-	-	-
رسائل DNS	-	■	-	-	-	-
Datasets	IoT-و TON_IoT IoT-ID و23	TON_IOT	IoT Healthcare Security	MQTTset	MQTTset	MQTTset
مستوى الكشف	التدفق		الحزمة			

.....

أخيراً نلاحظ إن بعض الدراسات ركزوا على طريقة تصميم النموذج بحيث يحقق دقة عالية من دون أخذ نوع وعدد الميزات في الاعتبار وبعض الدراسات الأخرى اعتمدوا على تحديد ميزات هامة تُمكن من إنتاج أنظمة كشف قابلة للعمل في عدة تطبيقات لإنترنت الأشياء لكن

[1] في [19] بعض الميزات لم يتم وضعها في جدول لأن ميزات SSL وHTTP غير مدعومة لأنه قد لا يبدو SSL/TLS خيارًا دائمًا [27].

[2] QoS level : مستوى جودة الخدمة في رسائل بروتوكول MQTT تضمن وصول الرسائل للوجهة .

[3] Conn-stat : حالة الاتصال بين المرسل والمستقبل .

بعضها اعتمدَ على تقنية اختيار الميزة وبعضها اعتمد على تحليل الهجمات في اختيار الميزة ونلاحظ من الجدول **4** الدقة العالية في المرجع [24] و [25]. ومن ملخص الدراسات التي اعتمدت على ميزات محددة كما هو موضح في الجدول **5** يتضح إن هناك تفاوت بين عدد الميزات ونوعها في كل دراسة لذلك لا بدا من إجراء تحليل لهذه الهجمات على مستوى التدفق الشبكة وعلى مستوى الحزمة لتبيان أهمية كل ميزة وتحديد معايير التقييم.

8- الهجمات على إنترنت الأشياء

في الأقسام التالية يتم دراسة العديد من الهجمات على شبكة إنترنت الأشياء.

1.8- مجموعة الهجمات التي تستغل بروتوكولات إنترنت الاشياء MQTT و COAP

فيما يلي مجموعة من الهجمات التي يعتمد بها المهاجم على استغلال النقاط الضعف الموجودة في بروتوكولات إنترنت الأشياء MQTT و COAP .

1.1.8-هجوم فيضانات MQTT (MQTT Flood)

وفقًا للمرجع رقم [32] فإن نشر رسائل MQTT بمعدل مرتفع يمكن أن يتسبب في هجوم رفض الخدمة. فيما يلي بعض أنواع هجوم الفيضان :1- هجوم فيضانات الحمولة الأخيرة (Last will) : يستغل هذا الهجوم ميزة الوصية الأخيرة المتوفرة في بروتوكول MQTT بحجم حمولة كبير لتأثير على عرض النطاق الترددي حيثُ يقوم المهاجم بالاتصال بالوسيط وقطع الاتصال به بشكل متكرر[33] في هذا الهجوم من المهم جداً مراقبة طول رسالة الوصية (mqtt.willmsg_len) وحالة الاتصال على مستوى طبقة التطبيق(mqtt-conflags) .2- هجوم فيضانات حزم النشر (Publish flood) : لا يستطيع مخدم MQTT التعامل مع حزم النشر التي يتجاوز حجمها 10000 بايت [29] . في هذا النوع من الهجوم من المهم مراقبة التغيرات في طول الحزم على مستوى طبقة التطبيق والنقل مثل (mqtt-len && tcp-len) . رسائل الاتصال ذو جودة خدمة من المستوى 2 قد تسبب فترات تأخير كبيرة [34] لهذا السبب فأن مراقبة تغيرات مستوى جودة الخدمة (mqtt-header-flags) تعتبر هامة في كشف هذا النوع من الهجمات .

2.1.8- هجوم حجب الخدمة البطيء (MQTT-Slowlte)

يستغل هجوم حجب الخدمة البطيء (Slowlte) بروتوكولMQTT المعتمد على بروتوكول

النقل TCP .هذا الهجوم يستخدم الحد الأدنى من النطاق الترددي ويُحاول المهاجم السيطرة على جميع الاتصالات المتاحة للخادم وإبقاء مخدم MQTT مشغولاً لأطول فترة عن طريق تعديل قيمة البارامتر Keep-Alive على قيمة عشوائية T في حزمة الاتصال [27] . وبالتالي نستطيع من خلال مراقبة هذا البارامتر كشف أمرين الأول إنقاذ وسيط MQTT من هجمة DOS والثانية الكشف عن مهاجم ينتحل عنوان معين .

3.1.8- هجمة الحزم المصممة لتعطيل وسيط MQTT

في الثغرة الأمنية [35] يقوم المهاجم بإجراء اتصال مع وسيط MQTT على طبقة النقل ويبدء بإرسال رسائل النشر Publish بدلاً من ارسال طلب اتصال الى وسيط MQTT وتكون هذه الحزم المُرسلة ذات قيمة خاطئة في طول الموضوع وبالتالي الوصول إلى حالة رفض الخدمة (DoS) باستخدام الحد الأدنى من النطاق الترددي. في هجوم malformed يُرسل العميل طلب اشتراك إلى الوسيط ثم يبدء العميل بإرسال حزم نشر الى الوسيط ، ومع ذلك يتلقى الوسيط حزمة النشر من العميل مما يؤدي إلى حدوث إرباك للوسيط [36] . يجب مراقبة نوع الرسالة (mqtt-type) اضافة لذلك لا بدا من مراقبة التغيرات في طول الموضوع وطول حزمة MQTT (mqtt-len && topic-len) ومراقبة حالة تأكيد الاتصال (con-ack) عندما بقوم المهاجم بإرسال رسائل غير صحيحة .

4.1.8- هجوم إعادة توجيه حزم بروتوكول إنترنت الأشياء COAP

كما في بروتوكول MQTT هناك إمكانية لتواجد المهاجم بين العميل والخادم . في هذا الهجوم يقوم المهاجم بتعديل الحمولة عن طريق استبدالها ببيانات غير دقيقة وإرسالها إلى خادم COAP باستخدام تقنية خادعة تحاكي أجهزة الاستشعار [29] تتمثل عملية الكشف بمراقبة السلوك المنحرف في قيمة البيانات والتي تكون مُعدلة وخارجة عن طبيعتها .

2.8- هجمات برامج الفدية (Ransomware)

تستغل هجمات برامج الفدية الثغرات الأمن في بروتوكول SMB عن طريق الاستغلال EternalBlue الذي يستفيد من ثلاثة أخطاء يرتكبها بروتوكول SMB لكتابة وتنفيذ كود الأوامر البرمجية والتمكن من السيطرة على النظام [37] . إنَ سلوك برامج الفدية التشفيرية التي يتم ملاحظتها اثناء تحليل حركة تدفق رسائل بروتوكول SMB يتم تخليصها في[38] . يجب مراقبة رسائل القراءة والكتابة والحذف التي تتم بسرعة عالية/نسبة عالية مقارنة بالحالة الطبيعية/. يقوم المهاجم بإجراء مسح للشبكة للحصول على معلومات عن حالة المنافذ التي تستخدم خدمة SMB والتي رقمها 445 وبالتالي يجب مراقبة أي حالة اتصال شاذة تُستخدم لمعرفة حالة المنافذ الشهيرة وخاصة التي تعمل على بروتوكول TCP .

3.8- هجمات الشخص في الوسط MITM

يتم تنفيذ هذا الهجوم بعدة طرق منها : إعادة توجيه رسالة ICMP [39] . نظرًا لعدم مصادقة رسائل إعادة توجيه ICMP يمكن للمهاجمين انتحال هذه الرسائل لكن شرط تحقيق هذا الهجوم: إن يكون عنوان وجهة الحزمة المستقبليَّة يقع في فضاء عناوين الشبكة الَّتي عُنونت بها الحزمة السابِقة (التهديد داخلي) [40] . ويمكن أن يتم هجوم MITM عن طريق تسمم ذاكرة التخزين المؤقت لبروتوكول ARP باستغلال نقاط الضعف في رسائل بروتوكول ARP لخداع جهاز الضحية وجهاز التوجيه في [41] تم وصف هذا الهجوم. يمكن كشفها باستخدام أنظمة الكشف المعتمدة على السلوكيات عن طريق مراقبة التغيرات في اطوال الحزم المرسلة والمستقبلة (src_ip_bytes && dst_ip_bytes) وعدد الحزم (src_pkts && dst_pkts) وحجم الحمولة (dst_bytes && src_bytes) على مستوى تدفق الشبكة ومراقبة الحركة الشاذة لرسائل DNS وللكشف الدقيق عن MITM يمكن دراسة بعض الميزات مثل حساب نسبة التباين بين الحزم المرسلة والمستقبلة (Variance-packets).

4.8- هجمات المسح (Scanning Attack)

إن هجوم المسح هو إحدى الخطوات الأولية للهجوم السيبراني قبل إطلاق الهجوم الفعلي. تتكون تقنيات مسح المنافذ (port scan) من إرسال رسالة إلى الضحية والاستماع للحصول على إجابة. عادةً مايتم فحص المنافذ على منافذ TCP أي المنافذ التي تُرجع ردود فعل جيدة للمهاجم ولها عدة أنواع منها أعلام التخفي وهي SYN و FINوNULL [42] . وهجمات مسح TCP مثل TCP Connect وSYN وFIN وACK وXMAS [4]. ويحدث المسح أيضًا على منافذ UDP ولكنها لا توفر المعلومات بسهولة للمهاجمين [43]. يعرض الجدول 6 تقنيات المسح.

الجدول :6 معلومات عن هجمات مسح المنافذ والاستجابات والمنع على مستوى جدار الحماية

هجوم المسح	البروتوكول المستخدم	استجابة المنفذ المفتوح	استجابة المنفذ المغلق	الكشف على مستوى جدار الحماية
TCP Connect()	TCP	ACK	RST	Yes
SYN Scan	TCP	ACK	RST	Yes
SYN|ACK Scan	TCP	RST	RST	Yes
FIN Scan	TCP	No	RST	No
ACK Scan	TCP	No	RST	No
Null Scan	TCP	No	RST	No
XMAS Scan	TCP	No	RST	No
UDP Scan	UDP	No	Port unreachable	No
FTP Scan	FTP	No	No	No

بعد اكتشاف منافذ TCP/UDP باستخدام إحدى طرق المسح يقوم المهاجم باستجواب هذه المنافذ لتحديد المزيد حول ما هو قيد التشغيل مثل اكتشاف أنظمة . غالباً تكون الحزم ذو حمولة فارغة أو حمولة صغيرة جداً فمن المهم مراقبة تغيرات حجم الحمولة المرسلة والمستقبلة (src_bytes && dst_bytes) على مستوى تدفق الشبكة غير ذلك يجب في كل تدفق مراقبة حزم الاتصال (fin && rst & sack && syn) . يقوم بعض المهاجمين الأذكياء بإرسال حزم TCP مُعدة خصيصاً لاستكشاف نظام التشغيل المستخدم وأصداره عن طريق إعداد حجم النافذة TCP (Window-size) ومن المهم

مراقبة منافذ الهدف (Dest-Port) وحالات الاتصال الشاذة (conn-stat). وللكشف الدقيق عن الهجوم يمكن ادخال مفهوم الفجوة الزمنية لمعرفة التكرار في الاتصالات المشبوهة (num-conn).

5.8 – هجمات حقن النصوص البرمجية الضارة في المواقع XSS

يتمكن المهاجم في هذا الهجوم من تنفيذ برنامج نصي ضار في متصفح مستخدم آخر [44] . مثال بسيط عن بنية إنترنت الأشياء حيث يتم إرسال درجة حرارة غرفة معينة بانتظام إلى التطبيق ويعرضها التطبيق على واجهة مستخدم الويب . بافتراض أن المهاجم لديه حق الوصول إلى شبكة MQTT أو COAP ويمكنه النشر لنفس الموضوع عندها يستطيع نشر حمولة XSS الضارة[45] . يتم الكشف بتحليل الحمولة (Payload) لكن في نظم كشف السلوكيات الشاذة يمكن مراقبة حجم الحمولة التي تكون ذو قيمة معينة في

هذا الهجوم (src_bytes & dst_bytes) ومراقبة حجم الحزم على مستوى IP

6.8– هجمات DDOS كفيضانات من TCP/UDP/ICMP

يقوم هجوم DDOS باستهداف الضحية (victim) لاغراقها بالرسائل مثل هجوم فيضانات UDP أو فيضانات ICMP وهجوم الفيضانات TCP-SYN الخاصة بالمصافحة الثلاثية لبروتوكول TCP وبالتالي يكون لدى الضحية الكثير من الاتصالات نصف المفتوحة ، مما يؤدي إلى استهلاك موارد نظام الضحية [46]. يتم الكشف بمراقبة المعدل الطبيعي لوجود رسائل ICMP ورسائل UDP وTCP ومن جهة أخرى مراقبة اطوال الحزم على طبقة النقل وزمن تدفق حزم TCP (tcp.time_delta) ومراقبة معدل الإرسال والاستقبال.

9- ملخص الدراسة التحليلية لهجمات إنترنت الأشياء وعلاقتها بميزات الكشف

يلخص الجدول 7 الهجمات الأكثر خطورة في شبكات إنترنت الأشياء مع توضيح نوع الهجوم ومستوى وجوده في الشبكة وبعض الميزات التي تكشف عن سلوك كل هجمة .

الجدول 7: ملخص هجمات إنترنت الأشياء الأكثر خطورة

الهجوم	أنواع الهجوم	المستوى	الميزات
SlowITe Attack	هجوم DOS بطيء	التطبيق	KeepAlive
MQTT Flood Attack	فيضانات الحمولة الأخيرة فيضانات ACK-PSH فيضانات حزم النشر .	التطبيق– النقل	Tcp-len/ Mqtt-len Mqtt-willmsg-len / Tcp-flags Mqtt-Qos / Mqtt-hdrflags
MQTT packet crafting attack	هجمة DOS هجوم الحركة المشوهة	التطبيق	Topic-len / Mqtt-len Mqtt-msgtype / Mqtt-flagack
COAP Replay Attack	هجوم انتحال يتلاعب بقيمة الحمولة	التطبيق– الشبكة	سلوك MITM
Recon Attack	OS scan Port scan Vulnerability scan	الشبكة – النقل	Window-size / Dest-port tcp.connection / prot-type conn-state / num-conn
MITM Attack	ARP- Spoofing ICMP Redirect	الشبكة – المستوى الفيزيائي	dst_ip_bytes/src_ip_bytes src_pkts / dst_pkts src_bytes / dst_bytes Variance-packets
XSS Attack	هجوم على مواقع الويب	التطبيق	src_bytes / dst_bytes
DDOS	فيضانات من رسائل TCP/UDP/ICMP	النقل	tcp.time_delta / tcp-len rate-(tcp/udp/icmp)
Ransomware Attack	crypto- ransomware	التطبيق– الشبكة – النقل	Dest-port/ Conn-state Tcp-flags/ Rate-sent receve -read -write

الجزء العملي :

10- متطلبات البحث لاختبار نماذج الكشف .

1.10- الميزات المحددة في الاختبار والتقييم على مستوى التدفق والحزمة .

من الجدول 7 نلاحظ إنَ هناك ميزات مشتركة بين كل هجمة وبعض الهجمات اِنفردت بميزات خاصة بها أما الميزات المحددة في الجدول 5 على مستوى التدفق فقد اعتمدَ الباحثون في [25] على تقديم ميزات عالمية بدراسة عدة تطبيقات لإنترنت الأشياء

والمتمثلة في مجموعات البيانات TON-IOT و IOT-23 و IOT-ID للخروج بميزات تستطيع عن طريقها أنظمة الكشف العمل بمختلف التطبيقات ومن خلال المقارنة بين الجدولين 5 و 7 سنعتمد على الميزات الموضحة في الجدول 8 وذلك على مستوى تدفق الشبكة . أما بالنسبة للميزات المحددة على مستوى الحزمة قام كل من [24] [30], [31] , بتحديد الميزات الهامة في شبكة إنترنت الأشياء المطبقة في المنازل الذكية ومن الجدول 5 نلاحظ إن الاختلاف بينهم قليل جداً. وفي[28] و [29] اعتمدوا على ميزات محددة للخروج بأنظمة كشف دقة عالية . وبالمقارنة مع الجدول 7 سنعتمد على الميزات المحددة على مستوى الحزمة والموضحة في الجدول 9 .

الجدول 8: الميزات المحددة على مستوى التدفق

Dst_port	int
proto	object
Scr_bytes	int
Dst_bytes	int
Conn_state	object
Src_pkts	int
Dst_pkts	int
Src_ip_bytes	int
Dst_ip_bytes	int
Dns_qtype	int
Dns_AA	object
Dns_RD	object

الجدول 9: الميزات المحددة على مستوى الحزمة

Tcp_time_delta	float
Tcp_flags_ack	int
Tcp_flags_push	int
Tcp_flags_reset	int
Tcp_flags	int
Tcp_len	int
Mqtt.retain	int
Mqtt.hdrflags	float
Mqtt.conack.flags	int
Mqtt.kalive	int
Mqtt.len	int
Mqtt.msgtype	int
Mqtt.qos	int
Mqtt.topic_len	int

2.10- المقاييس المستخدمة لتقييم نماذج الكشف

بافتراض إن الهجمة تأخذ القيمة "1" والبيانات الطبيعية تأخذ القيمة "0" في الخرج فإن:

الجدول 10: بارامترات التقييم بافتراض التعبير التالي :الهجمة="1" والبيانات الطبيعية="0"

السجلات الطبيعية		السجلات الهجوم	
سجلات طبيعية صحيحة	سجلات هجوم خاطئة	سجلات طبيعية خاطئة	سجلات هجوم صحيحة
True Negative TN	False Negative FN	False Positive FP	True Positive TP

اعتماداً على البارامترات السابقة يتم استخلاص أربع مقاييس مستخدمة في عملية التقييم:

1- الدقة Accuracy (ACC) وتعطى بالعلاقة التالية :

$$ACC = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (1)$$

2- Precision (PRE) وتعطى بالصيغة التالية :

$$PRE = \frac{Tp}{Tp + Fp} \quad (2)$$

3- المعدل الإيجابي الحقيقي (TPR) او Recall وتعطى بالصيغة التالية :

$$REC = \frac{Tp}{Tp + FN} \quad (3)$$

4- عامل F1-Score :عامل مهم وخصوصا في البيانات الضخمة ويعطى بالصيغة التالية

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

3.10- المعالجة المسبقة للبيانات المستخدمة

اعتماداً على الميزات المحددة في الجدولين 8 و 9 سنعتمد على مجموعتين من البيانات :

المجموعة الأولى : **"TON-IOT"** [10] **.** والمجموعة الثانية : **"IoT Healthcare Security"** [11]. حيث إن هناك العديد من التحديات في مجموعات البيانات هذه مثل القيم المفقودة، والفئات التصنيف غير المتوازنة والميزات الوصفية والميزات غير الضرورية التي تؤثر على أداء النماذج سلباً . لقد حددنا العينات ذات القيم المفقودة، مثل NaN، وتم التخلص منها باستبدالها بمتوسط قيمة الميزة. وتم تحويل الميزات الوصفية إلى رقمية حيث تحتوي مجموعة بيانات ToN-IoT على العديد من الميزات الوصفية مثل حالة الاتصال ونوع بروتوكول طبقة النقل والخدمة المتوفرة .... ولتحويلها الى قيم رقمية تم استخدام الترميز one-hot encoding. وتم حل مشكلة عدم توازن فئات التصنيف والتي تؤثر على أداء النماذج باستخدام تقنية SMOTE لموازنة فئة الهجوم مع الفئة الطبيعية . أما بالنسبة للميزات التي تؤثر سلباً على أداء النموذج مثل الزمن فقد تم حذفه وبعض الميزات الأخرى مثل عناوين IP فقد تم حذفها لان عناوين IP متغيرة أيضاً ليكون النموذج أكثر عمومية وشامل وأيضاً بسبب الأرقام الكبيرة في الزمن وعدد عناوين IP الكبير التي تؤثر سلباً على النموذج . يمكن أن يؤدي وجود قيم تقع خارج النطاق إلى نتائج غير صحيحة لذلك تم استخدام تقنية التقييس المعتمدة على الحد الأدنى والحد الأعلى Min-Max لتتراوح قيم الميزات بين [0:1] وفق العلاقة التالية:

$$Z = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}$$

حيث x هي قيمة الميزة، وZ هي القيمة بعد التقييس، وxmax وxmin هما القيمتان الكبرى والصغرى للميزة . تم الاعتماد على تقسيم البيانات لتكون % 80 للتدريب النماذج و % 20 لاختبار النماذج وتقييمها .

4.10 – الخطوات والمعايير المُستخدمة في تقييم نماذج الكشف الهجمات

سيتم التقييم وفق المعايير التالية :

- تقييم الأنظمة على مستوى تدفق الشبكة وعلى مستوى الحزمة .
- سيتم تقييم نماذج متنوعة من أنظمة الكشف المصممة بعناية والتي تمت دراستها ومقارنتها في الجدول 4 من القسم 7:

نماذج المعتمدة على التعلم الجماعي

[6] **Naila Naz** : نموذج يعتمد على التكديس (Stacking) لتصميم نموذج من التعلم الجماعي استخدمَ هذا النموذج مجموعة من خوارزميات التعلم الآلة الكلاسيكية كأعضاء في النموذج الجماعي المقترح وهي LR و SVM و NB و RF و LDA .

[22] **Bharathi (XGBoost):** يعتمد على تقنية التعلم التجميعي التسلسلي المتدرج Ensemble crossover (EC) XG boost .

[26] **Ayoob Almotairi :** نظام يعتمد على التكديس (stacking) ومكون من RF و NB و SVM و KNN .

نماذج المعتمدة على التعلم العميق

[18] **Amiya Kumar** : تم تصميم النموذج باستخدام الشبكة العصبونية التلافيفية (CNN) المؤلفة من أربع طبقات التفافية لاستخراج التمثيل الدقيق لميزات البيانات وتصنيفها باستخدام نموذج الذاكرة الطويلة قصيرة المدى (LSTM) المكونة من طبقتين امامية وخلفية.

[19] **Shoayee Dlaim Alotaibi** : هذا النموذج مكون من مخطط تدريبي يتم استخدام أشجار القرار (DTs) لتعمل كواجهة لفلترة العينات الخاصة بجميع الميزات المتاحة ومن تمريرها الى نموذج رياضي PCA يعمل على تقليل أبعاد المعطيات الى 11 ميزة وأخيراً تقديمها الى محرك الكشف خفيف الوزن DNN . جيث يتكون DNN من طبقتين 140 خلية عصبونية في الطبقة الأولى و70 خلية عصبونية في الطبقة الثانية .

[23] **Noor Wali Khan** : صمموا نموذج هجين من التعلم العميق مؤلف من ثلاثة طبقات وهي الوحدة المتكررة ذات البوابات GRU وطبقة Dense وطبقة من الشبكة العصبونية المتكررة RNN والتي يمكنها تصنيف الهجمات عبر الطبقات متعددة من الشبكة

[24] **Sunoh Choi** :تألفَ نموذجهم من ثلاثة طبقات حيث إن حجم طبقة التضمين Embedding وعدد عقد LSTM و طبقة Dense كل منها تم ضبطه على 128 ومعدل التطبيع 0.2 .

نماذج المعتمدة على التعلم الآلة

هذه النماذج مثل الغابات العشوائية واشجار القرار وخوارزمية SVM

Abdallah R.GAD (SVM) , Maheshi (DT) [30] **, Nicolas (RF)** [21]

[20]

لتحقيق هدف البحث سنعتمد على الخطوات التالية في التقييم:

* الخطوة الاولى: تطبيق جميع الميزات على نماذج الكشف وملاحظة مقاييس التقييم
* الخطوة الثانية:تطبيق الميزات المحددة على نماذج الكشف وملاحظة مقاييس التقييم
* الخطوة الثالثة: المقارنة بين الخطوتين الاولى والثانية من حيث الدقة والإيجابيات الخاطئة وزمن التدريب.

إعادة الخطوات الثلاثة للاختبار على مستوى الحزمة .

11- التقييم من حيث النتائج والمقارنة

في هذه القسم سيتم تقييم العديد من نماذج الكشف المصممة بعناية لاكتشاف الاختراقات الأمنية في شبكة إنترنت الأشياء لكي يتم الإجابة عن سؤالين في نفس الوقت :

1- ما هو تأثير الميزات السلوكية المحددة ذو المستويين (مستوى التدفق والحزمة) على أنظمة الكشف وهل تُحقق قيمة منخفضة من الإيجابيات الخاطئة مقارنة بجميع الميزات .

2- ما هو النموذج الكشف الأفضل (طريقة التصميم) الذي يعطي إيجابيات خاطئة منخفضة على المستويين من الشبكة.

1.11- التقييم على مستوى تدفق الشبكة

1.1.11-نتائج تقييم نماذج الكشف بالاعتماد على الميزات المحددة على مستوى التدفق

في هذا القسم تم تقييم نماذج الكشف على الميزات المحددة القابلة للتفسير على مستوى تدفق الشبكة والتي بلغ عددها 12 ميزة (موضحة في الجدول 8) من اصل 42 ميزة مختلفة باستخدام TON-IOT يتم عرض النتائج في الجدول 11.

الجدول 11: نتائج تقييم نماذج الكشف على الميزات المحددة على مستوى تدفق الشبكة

False positive	F1-Score	Recall	PRE	ACC	اسم النموذج
0.00025	0.99963	0.9996	0.9997	0.9996	***Naila Naz*** [6]
0.00018	0.9991	0.9991	0.9993	0.9997	***Bharathi (XGBoost)*** [22]
0.0013	0.9982	0.9986	0.998	0.9986	***Ayoob Almotairi*** [26]
0.02	0.98157	0.9841	0.9790	0.982	***Shoayee Dlaim Alotaibi*** [19]
0.0031	0.99643	0.996	0.9969	0.996	***Amiya Kumar*** [18]
0.024	0.9889	0.983	0.995	0.977	***Noor Wali Khan*** [23]
0.036	0.987	0.99	0.985	0.983	***Sunoh Choi*** [24]
0.0168	0.89702	0.9316	0.984	0.95	***Abdallah R.GAD (SVM)*** [20]
0.00024	0.9989	0.99912	0.9987	0.9989	***Maheshi (DT)*** [30]
0.00062	0.99930	0.9992	0.9994	0.9993	***Nicolas (RF)*** [21]

2.1.11- نتائج تقييم نماذج الكشف بالاعتماد على جميع الميزات على مستوى التدفق

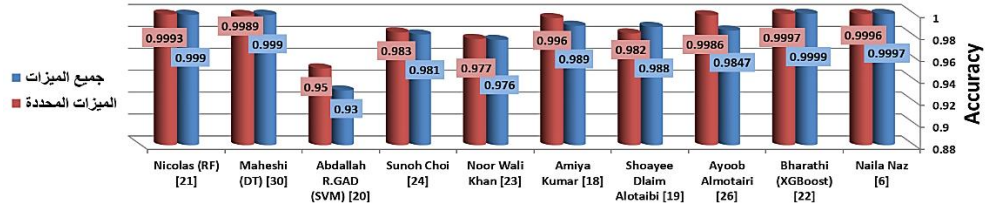
هنا تم إجراء تقييم النماذج على جميع الميزات المستخرجة على مستوى التدفق وذلك لملاحظة اهمية الميزات المحددة في تعليم النموذج يتم عرض النتائج في الجدول 12 .

الجدول 12: نتائج تقييم نماذج الكشف على جميع الميزات على مستوى تدفق الشبكة

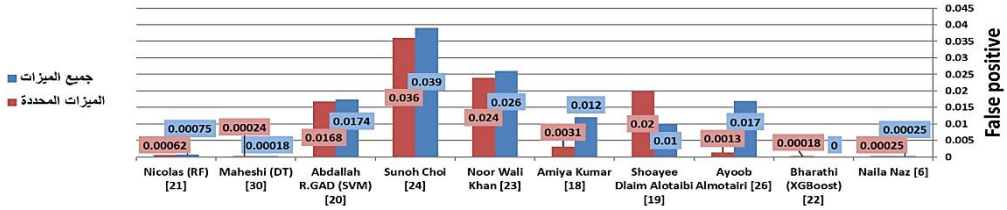
FP	F1-Score	Recall	PRE	ACC	اسم النموذج
0.00025	0.9997	0.9998	0.99976	0.9997	***Naila Naz*** [6]
0	0.9993	0.9996	0.9991	0.9999	***Bharathi (XGBoost)*** [22]
0.017	0.984	0.987	0.982	0.9847	***Ayoob Almotairi*** [26]
0.01	0.987	0.990	0.985	0.988	***Shoayee Dlaim Alotaibi*** [19]
0.012	0.9897	0.9918	0.9876	0.989	***Amiya Kumar*** [18]
0.026	0.988	0.993	0.985	0.976	***Noor Wali Khan*** [23]
0.039	0.992	0.996	0.988	0.981	***Sunoh Choi*** [24]
0.0174	0.9396	0.8973	0.9861	0.93	***Abdallah R.GAD (SVM)*** [20]
0.00018	0.9994	0.9992	0.9997	0.999	***Maheshi (DT)*** [30]
0.00075	0.9995	0.9996	0.9992	0.999	***Nicolas (RF)*** [21]

3.1.11- المقارنة بين تأثير الميزات المحددة والميزات الكلية على أنظمة الكشف على مستوى التدفق الشبكة

يوضح الشكل 2 و3 المقارنة من حيث الدقة والإيجابيات الخاطئة على التوالي :

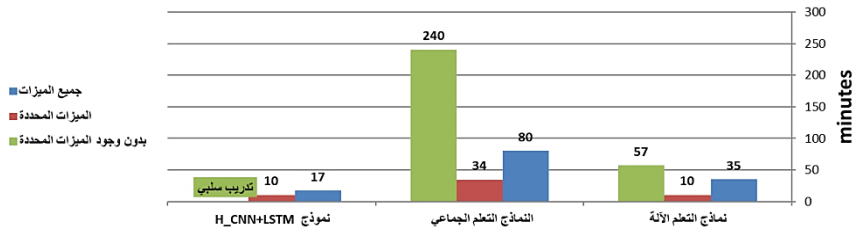


الشكل 2: المقارنة بين الميزات المحددة والميزات الكلية على مستوى التدفق من حيث دقة الكشف (Accuracy)



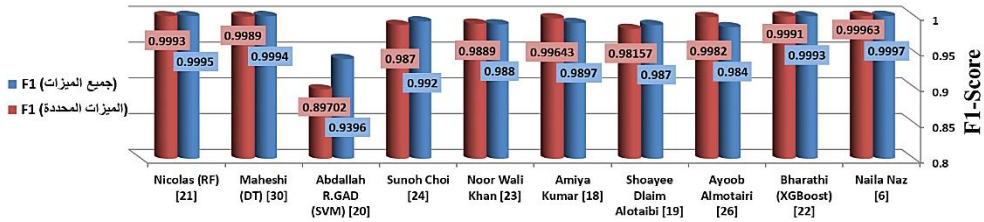
الشكل 3: المقارنة بين الميزات المحددة والميزات الكلية على مستوى التدفق الشبكة من حيث الإيجابيات الخاطئة

تمت إضافة مقياس آخر وهو زمن تدريب النماذج لمعرفة وتحديد مدى قوة الميزات المحددة في فعالية وسرعة تعليمها لنموذج الكشف وهذا المقياس موضح في الشكل 4 .



الشكل 4: متوسط زمن تدريب نماذج الكشف على مستوى تدفق الشبكة

يوضح الشكل 5 المقارنة باستخدام المقياس F1-Score الذي يعطي دقة و كفاءة النموذج و يعتبر أكثر شمولاً من Precision و Recall .



الشكل 5: المقارنة بين الميزات المحددة والميزات الكلية على مستوى التدفق من حيث F1-

مُناقشة النتائج : اعتماداً على الجداول والمخططات البيانية السابقة نلاحظ إن 90% من النماذج حَققت باستخدام الميزات المحددة دقة أكبر أو تساوي دقتها بالنسبة لجميع الميزات وفي **الشكل 3** نلاحظ أن التقييم والاختبار على الميزات المحددة قللَ نسبة الإيجابيات الخاطئة في 8 نماذج (Naila Naz [6] و Bharathi (XGBoost) [22] و Ayoob Almotairi [26] و Amiya Kumar [18] و Noor Wali Khan [23] و Sunoh Choi [24] و Abdallah R.GAD (SVM) [20]) و Nicolas (RF) [21]) مقارنة بوجود جميع الميزات، وكانت نسبة الإيجابيات الخاطئة قريبة من بعضها ومنخفضة جداً في النماذج Naila Naz [6]) و Bharathi (XGBoost) [22] و Maheshi (DT) [30] و Nicolas (RF) [21]) ونموذج واحد (Shoayee Dlaim Alotaibi [19]) لم يحقق قيمة منخفضة ومن الشكل 4 نلاحظ إنهُ تم الوصول الى نسبة منخفضة من الإيجابيات الخاطئة في الكثير من النماذج وذلك بتدريبها على الميزات المحددة التي حققت متوسط زمن تدريب منخفض جداً مقارنة مع جميع الميزات أو بدون وجود الميزات وبالنظر الى الشكل 5 نلاحظ إن اختبار النماذج على الميزات المحددة حققت نسبة عالية في المقياس F1-Score الذي يعكس دقة وكفاءة النماذج.

2.11- التقييم على مستوى الحزمة

1.2.11-نتائج تقييم نماذج الكشف بالاعتماد على الميزات المحددة على مستوى الحزمة

في هذا القسم تم تقييم نماذج الكشف على الميزات المحددة القابلة للتفسير على مستوى الحزمة والتي بلغ عددها 14 ميزة (موضحة في الجدول 9) من اصل 50 ميزة مختلفة باستخدام IoT Healthcare Security . يبين الجدول 13 نتائج التقييم :

الجدول 13: نتائج تقييم نماذج الكشف على الميزات المحددة على مستوى الحزمة

FP	F1-Score	Recall	PRE	ACC	اسم النموذج
0	1	1	1	1	***Naila Naz*** [6]
0.00004	0.99993	0.99991	0.99995	0.9999	***Bharathi (XGBoost)*** [22]
0	1	1	1	1	***Ayoob Almotairi*** [26]
0	1	1	1	1	***Shoayee Dlaim Alotaibi*** [19]
0.0003	0.9958	0.9929	0.9988	0.998	***Amiya Kumar*** [18]
0.0192	0.9887	0.997	0.980	0.9888	***Noor Wali Khan*** [23]
0.013	0.9874	0.985	0.99	0.989	***Sunoh Choi*** [24]
0.0012	0.9971	0.9976	0.9965	0.998	***Abdallah R.GAD (SVM)*** [20]
0	1	1	1	1	***Maheshi (DT)*** [30]
0	1	1	1	1	***Nicolas (RF)*** [21]

2.2.11-نتائج تقييم نماذج الكشف بالاعتماد على جميع الميزات على مستوى الحزمة

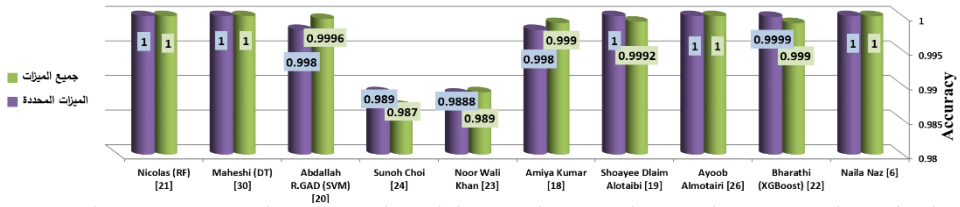
هنا تم إجراء تقييم النماذج على جميع الميزات على مستوى الحزمة وذلك لملاحظة اهمية الميزات المحددة يتم عرض نتائج التقييم في الجدول 14 .

الجدول 14:نتائج تقييم نماذج الكشف على جميع الميزات على مستوى الحزمة

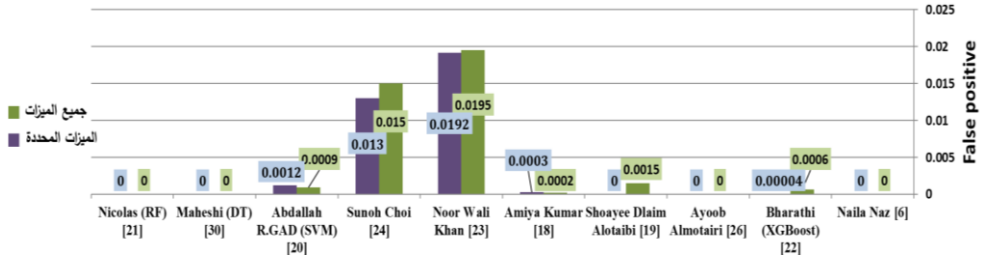
FP	F1-Score	Recall	PRE	ACC	اسم النموذج
0	1	1	1	1	***Naila Naz*** [6]
0.0006	0.997	0.997	0.998	0.999	***Bharathi (XGBoost)*** [22]
0	1	1	1	1	***Ayoob Almotairi*** [26]
0.0015	0.99921	1	0.9984	0.9992	***Shoayee Dlaim Alotaibi*** [19]
0.0002	0.99987	1	0.99975	0.999	***Amiya Kumar*** [18]
0.0195	0.9828	0.996	0.970	0.989	***Noor Wali Khan*** [23]
0.015	0.9894	0.988	0.991	0.987	***Sunoh Choi*** [24]
0.0009	0.9996	0.999510	0.9997	0.9996	***Abdallah R.GAD (SVM)*** [20]
0	1	1	1	1	***Maheshi (DT)*** [30]
0	1	1	1	1	***Nicolas (RF)*** [21]

3.2.11-المقارنة بين تأثير الميزات المحددة والميزات الكلية على أنظمة الكشف (مستوى الحزمة)

يوضح الشكل 6 و 7 المقارنة من حيث الدقة والإيجابيات الخاطئة بين الميزات المحددة والميزات الكلية على التوالي .

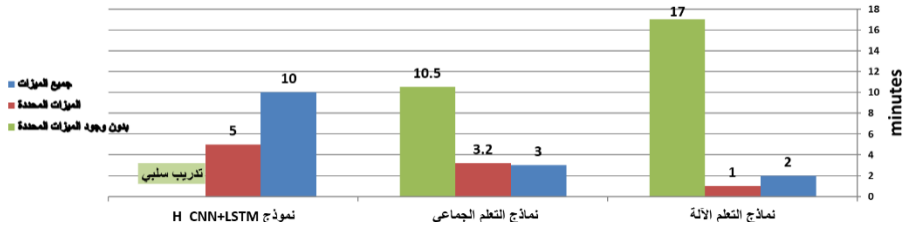


الشكل 6:المقارنة بين الميزات المحددة والميزات الكلية على مستوى الحزمة من حيث الدقة



الشكل 7: المقارنة بين الميزات المحددة والميزات الكلية على مستوى الحزمة من حيث الإيجابيات الخاطئة

ولتحديد مدى فعالية الميزات المحددة في تعليم النماذج وسرعة الكشف عن الهجمات مقارنة بالميزات الكلية تم أخذ مقياس وهو زمن تدريب النماذج الموضح في الشكل 8 .



الشكل 8: متوسط زمن تدريب نماذج الكشف على مستوى الحزمة

مُناقشة النتائج : من المخططات البيانية السابقة والموضحة في الأشكال 6 و 7 و 8 ، يمكن ملاحظة وصول النماذج المُدربة على الميزات المحددة الى دقة عالية وتحقيق نسبة إيجابيات خاطئة منخفضة مقارنة بالنماذج المدربة على جميع الميزات على

مستوى الحزمة وكانت النتائج على الشكل التالي: وصلت دقة 7 نماذج الى دقة أكبر أو تساوي دقة النماذج المدربة على جميع الميزات والتي هي(Naila Naz [6] و Bharathi (XGBoost) [22] و Ayoob Almotairi [26] و Shoayee Dlaim Alotaibi [19] و Sunoh Choi Choi [24] و [30] **(** Maheshi (DT) و Nicolas [21] (RF)) . في حين حققت بعض النماذج (Naila Naz [6] و Ayoob Almotairi [26] و Shoayee Dlaim Alotaibi [19] و Maheshi (DT) [30] Nicolas (RF) [21] دقة مثالية وخالية تماماً من الإيجابيات الخاطئة وهي موضحة في الشكل 7 .

12- دراسة نتائج البحث

تمت مناقشة النتائج في الاقسام 3.1.11 و 3.2.11 بالاعتماد على التقييم والمقارنة ونتيجة هذه المناقشات نستخلص ما يلي :

1- الميزات المحددة على مستوى التدفق الشبكة والحزمة في طبقة التطبيق لشبكة إنترنت

الأشياء ساهمت في تحسين أنظمة الكشف من حيث تقليل التعقيد في العملية الحسابية للنماذج من أجل الكشف في الزمن الحقيقي وساعدت النموذج على التركيز على الميزات المهمة في مرحلة التدريب وبالتالي حققت السرعة في عملية التنبؤ بالهجوم مع تحقيق نسبة إيجابيات خاطئة منخفضة ودقة عالية .

2- نماذج الكشف المعتمدة على التعلم التجميعي التسلسلي المتدرج XGBoost ونموذج CNN&LSTM حققت قيمة منخفضة من حيث الإيجابيات الخاطئة مقارنة بالنماذج الأخرى على مستوى التدفق والحزمة .

3- إن عملية الكشف على مستوى الحزمة ذو دقة اعلى من الكشف على مستوى التدفق.

4- الميزات المحددة تُمكن من تصميم نماذج غير مقيدة ببيئة معينة وإنما تصميم نظام موسع يعمل على عدة تطبيقات من إنترنت الأشياء IOT .

13- التوصيات والمقترحات

على الرغم من النتائج الإيجابية، لا يزال هذا البحث يعاني من بعض القيود كالعدد القليل من العينات وفئات الهجوم المحدودة ضمن إنترنت الأشياء . ستتضمن الدراسات المستقبلية إعداد أنظمة الكشف والتحقق من قدرتها على اكتشاف الهجمات في الوقت الحقيقي ودراسة وتجربة مجموعات البيانات الفعلية الأخرى على نموذج التعلم المتميز وخاصة مع عصر البيانات الضخمة (Big data) ليتم دراسة وتفسير العديد من الميزات من خلال تحديد ارتباطها بالهجوم مثل Mqtt-willmsg-len و Window-size و num-conn و Variance-packets و rate-(tcp/udp/icmp) و Rate-sent و Rate-receve و Rate-read و Rate-write والتي سيتم الأخذ بها في الدراسة المستقبلية لتحسين أنظمة الكشف عن السلوك الشاذ للهجمات بشكل واضح وخاصة هجمات المسح والاستكشاف التي تحاول سرقة المعلومات الخاصة بالشبكة والجهاز لتُمكن المهاجمين من تنفيذ هجماتهم لاحقاً بشكلٍ أكثر احكاماً وخطورة وأن كشف هذا النوع من الهجمات يساعد في التصدي والمنع المبكر للعديد من الهجمات اللاحقة قبل تأثيرها السلبي على إنترنت الأشياء.

المراجع

[1] Q. I. Sarhan, "Internet of things: a survey of challenges and issues," *International Journal of Internet of Things and Cyber-Assurance*, vol. 1, pp. 40-75, January 2018.

[2] M. M. Ogonji, G. Okeyo, and J. M. Wafula, "A survey on privacy and security of Internet of Things," *Computer Science Review*, vol. 38, September 2020.

[3] "Network security polic," Wikipedia, 2022. [Online]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Network_security_policy. [Accessed 1 November 2023].

[4] M. H. Bhuyan, D. K. Bhattacharyya, and J. K. Kalita, "Surveying Port Scans and Their Detection Methodologies," *The Computer Journal Advance*, vol. 54, pp. 1565 - 1581, April 2011.

[5] S. O. Amin, M. S. Siddiqui, C. S. Hong, and J. Choe, "A Novel Coding Scheme to Implement Signature based IDS in IP based Sensor Networks," *IFIP/IEEE International Symposium on Integrated Network Management-Workshops*, pp. 269-274, June 2009.

[6] N. Naz et al., "Ensemble learning-based IDS for sensors telemetry data in IoT networks," *Mathematical Biosciences and Engineering*, vol. 19(10), p. 10550–10580, July 2022.

[7] A. S. Jaradat, M. M. Barhoush, and R. B. Easa, "network intrusion detection system: machine learning approac," *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science* , vol. 25, p. 1151~1158, February 2022.

[8] "Anomaly-based intrusion detection system," Wikipedia, [Online]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Anomaly-based_intrusion_detection_system. [Accessed 20 November 2023].

[9] S. Dhurandher, A. Kumar, M. Obaidat, "Cryptography-Based Misbehavior Detection and Trust Control Mechanism for Opportunistic

Network System," *IEEE SYSTEMS JOURNAL,* vol. 12, pp. 3191 - 3202, 2017.

[10] "The TON_IoT Datasets," From UNSW, [Online]. Available: https://research.unsw.edu.au/projects/toniot-datasets. [Accessed 1 December 2023].

[11] " IoT Healthcare Security Dataset," From kaggle, [Online]. Available: https://www.kaggle.com/datasets/faisalmalik/iot-healthcare-security-dataset . [Accessed 1 December 2023].

[12] M. A. Al-Garadi, A. Mohamed, A. K. Al-Ali, X. Du, I. Ali, and M. Guizani, "A Survey of Machine and Deep Learning Methods for Internet of Things (IoT) Security," *IEEE Communications Surveys and Tutorials,* vol. 22, pp. 1646 - 1685, 2018.

[13] N. Chaabouni, M. Mosbah, A. Zemmari, C. Sauvignac, and P. Faruki, "Network Intrusion Detection for IoT Security based on Learning Techniques," *IEEE COMMUNICATIONS SURVEYS AND TUTORIALS,* vol. 00, 2019.

[14] J. Asharf, N. Moustafa, H. Khurshid, E. Debie, W. Haider, and A. Wahab, "A Review of Intrusion Detection Systems Using Machine and Deep Learning in Internet of Things: Challenges, Solutions and Future Direction," *Electronics,* vol. 9(7), p. 1177, July 2020.

[15] B. I. Farhan and A. D. Jasim,"Survey of Intrusion Detection Using Deep Learning in the Internet of Things," *Iraqi Journal for Computer Science and Mathematics,* vol. 3, pp. 83 - 93, November 2021.

[16] S. V. N. Santhosh Kumar, M. Selvi, and A. Kannan, "A Comprehensive Survey on Machine Learning-Based Intrusion Detection Systems for Secure Communication in Internet of Thing," *Computational Intelligence and Neuroscience,* p. 24, December 2022.

[17] A. Aldhaheri, F. Alwahedi, M. A. Ferrag, and A. Battah, "Deep learning for cyber threat detection in IoT networks: A review," *Internet of Things and Cyber-Physical Systems,* vol. 4 , p. 110 – 128, September

2023.

[18] A. K. Sahu, S. Sharma, M. Tanveer, and R. Raja, "Internet of Things attack detection using hybrid Deep Learning Model," *Computer Communications,* vol. 176, p. 146–154, August 2021.

[19] S. D. Alotaibi et al., "Deep Neural Network-Based Intrusion Detection System through PCA," *Mathematical Problems in Engineering,* p. 9, April 2022.

[20] A. R. Gad, A. A. Nashat, and T. M. Barkat, "Intrusion Detection System Using Machine Learning for Vehicular Ad Hoc Networks Based on ToN-IoT Datase," *IEEE Access,* vol. 9, pp. 142206 - 142217, October 2021.

[21] N. A. Stoian, "Machine Learning for Anomaly Detection in IoT networks: Malware analysis on the IoT-23 Data set," *UNIVERSITY OF TWENTE STUDENT THESES,* p. 10, 2020.

[22] V. Bharathi and C. N. S. V. Kumar, "Vulnerability Detection in Cyber-Physical System Using Machine Learning," *Scalable Computing: Practice and Experience,* vol. 25, p. 577–591, 2023.

[23] Y. Al Sawafi, A. Touzene, and R. Hedjam, "A hybrid deep learning-based intrusion detection system for IoT networks," *Mathematical Biosciences and Engineering,* vol. 20(8), p. 13491–13520, May 2023.

[24] S. Choi and J. Cho, "Novel Feature Extraction Method for Detecting Malicious MQTT Traffic Using Seq2Seq," *Applied Sciences,* vol. 12, p. 12306, November 2022.

[25] M. M. Alani and A. Miri, "Towards an Explainable Universal Feature Set for IoT Intrusion Detection," *Sensors,* vol. 22(15), p. 5690, July 2022.

[26] A. Almotairi, S. Atawneh, O. A. Khashan, and N. M. Khafajah, "Enhancing intrusion detection in IoT networks using machine learning-based feature selection and ensemble model," *Systems Science & Control Engineering,* vol. 12, p. 2321381 , November 2023.

[27] I. Vaccari, M. Aiello, and E. Cambiaso, "SlowITe, a Novel Denial of Service Attack Affecting MQTT," *Sensors,* vol. 20(10), p. 2932, May 2020.

[28] N. Savanović *et al.*, "Intrusion Detection in Healthcare 4.0 Internet of Things Systems via Metaheuristics Optimized Machine Learnin," *Sustainability,* vol. 15(16), p. 12563, August 2023.

[29] F. Hussain *et al.*, "A Framework for Malicious Traffic Detection in IoT Healthcare Environment," *Sensors,* vol. 21(9), p. 3025, April 2021.

[30] M. B. Dissanayake, "Feature Engineering for Cyber-attack detection in Internet of Things," *I.J. Wireless and Microwave Technologies,* vol. 6, pp. 46-54, December 2021.

[31] Imran, M. F. A. Zuhairi, S. M. Ali, Z. Shahid, M. M. Alam, and M. M. Su'ud, "Improving Reliability for Detecting Anomalies in the MQTT Network by Applying Correlation Analysis for Feature Selection Using Machine Learning Techniques," *applied Sciences,* vol. 13(11), p. 6753, May 2023.

[32] "CVE-2018-1684 Detail," [Online]. Available: https://nvd.nist.gov/vuln/detail/CVE-20181684. [Accessed 20 December 2023].

[33] M. Hadded, G. Lauras, J. Letailleur, Y. Petiot, and A. Dubois,"An Assessment Platform of Cybersecurity Attacks against the MQTT Protocol using SIEM," *HAL,* p. 8, Oct 2022.

[34] J. Aveleira-Mata, A. Ibán-Sánchez, M. T. García-Ordás, I. García-Rodríguez, and H. Alaiz-Moreton, "Review and Replication of CoAP and MQTT Attacks for Dataset Generatio," *Open Access by IOS Press,* pp. 207 - 216, 2020 .

[35] "CVE-2016-10523 Detail," [Online]. Available: https://nvd.nist.gov/vuln/detail/CVE2016-10523 . [Accessed 20 December 2023].

[36] " CVE-2016-9877," [Online]. Available:

https://nvd.nist.gov/vuln/detail/CVE-2016-9877. [Accessed 20 December 2023].

[37] " EternalBlue Exploit: What It Is And How It Works," Sentinelone, May 2019 . [Online]. Available: https://www.sentinelone.com/blog/eternalblue-nsa-developed-exploit-just-wont-die. [Accessed 25 December 2023].

[38] D. Morato, E. Berrueta, E. Magaña, and M. Izal, "Ransomware early detection by the analysis of file sharing traffic," *Journal of Network and Computer Applications*, vol. 124, pp. 14-32, 2018.

[39] F. A. Barbhuiya, S. Roopa, R. Ratti, S. Biswas, and S. Nandi, "An Active Detection Mechanism for Detecting ICMP Based Attacks," *IEEE Computer Society*, pp. 51 - 58, 2012.

[40] S. Waichal and B. B. Meshram, "Router Attacks-Detection And Defense Mechanisms," *INTERNATIONAL JOURNAL OF SCIENTIFIC & TECHNOLOGY RESEARCH*, vol. 2, pp. 145 - 149 , 2013.

[41] G. Al Sukkar, R. Saifan, S. Khwaldeh, M. Maqableh, and I. Jafar,"Address Resolution Protocol (ARP): Spoofing Attack and Proposed Defense," *Communications and Network*, vol. 8, pp. 118-130, August 2016.

[42] M. U. Nisa and K. Kifayat, "Detection of Slow Port Scanning Attacks," *International Conference on Cyber Warfare and Security (ICCWS)*, October 2020.

[43] "UDP Scan (-sU)," Nmap, [Online]. Available: https://nmap.org/book/scan-methodsudp-scan.html . [Accessed 5 February 2024].

[44] S. Goswami, N. Hoque, D. K. Bhattacharyya, and J. Kalita,"An Unsupervised Method for Detection of XSS Attack," *International Journal of Network Security*, vol. 19(5), pp. 761- 775, Apr 2016.

[45] Abdulrahman, "Lesson 2 : WebAppPen Cross Site Scripting XSS (Code Review)," Medium, 2021. [Online]. Available:

https://ph33r.medium.com/lesson-2-webapppen-cross-site-scripting-xsscode-review-66d04e8cdf99 . [Accessed 6 February 2024].

[46] K. Lee, J. Kim, K. H. Kwon, Y. Han, and S. Kim, "DDoS attack detection method using cluster analysis," *Expert Systems with Applications,* vol. 8, p. 1659–1665, 2008.

دراسة تجريبية لتأثير توجيه الألياف على خصائص الشد للمواد المركبة المدعمة بألياف الكتان الطبيعية

الباحث: د. ثائر عثمان ومحسن عدره

ملخص:

يهدف البحث المقدم هنا إلى دراسة تأثير توجيه الألياف بزوايا مختلفة على الخصائص الميكانيكية (مقاومة الشد العظمى، معامل المرونة، الاستطالة النسبية عند الكسر) للمادة المركبة. ولأجل هذا الهدف، تم تحضير عينات من مادة مركبة بطريقة القولبة اليدوية مؤلفة من ألياف الكتان الطبيعية وراتنج الايبوكسي بنسب وزنية (20:80, 48:52, 61:39)، وتم توجيه الألياف بزوايا $(0, 30^o, 45^o, 60^o, 90^o)$ عن طريق استخدام آلة القص بالليزر. تشير النتائج الحاصلة إلى أن عينات المادة المركبة المدعمة بألياف الكتان الموجهة بزاوية 0^o تملك أعظم قيمة لمقاومة الشد ومعامل المرونة مع قيم منخفضة للاستطالة مقارنة مع العينات الأخرى، من جهة، وأن نمط الانهيار تحت تأثير حمولة الشد المطبقة يتطابق مع زوايا توجيه الألياف ضمن المادة المركبة، من جهة أخرى.

كلمات مفتاحية: توجيه الألياف– الخصائص الميكانيكية– أنماط الانهيار– حمولة الشد

An experimental Study of fibers orientation effect on the tension properties of composite materials reinforced by natural linens fibers

Abstract

The main objective of this article is to study the influence of fibers orientation on the mechanical properties (ultimate tensile strength, elasticity modulus, elongation) of composite material. To this end, the composite material samples were prepared by using the hand-lay-up method at three weight fractions 20:80, 48:52, 61:39, and the fibers were oriented at 0°, 30°, 45°, 60°, 90° when the samples were cut by using the CO2 laser cutting machine. The results show that the samples with a fiber orientation of 0° had the maximum values of the ultimate tensile strength and Young's modulus, with minimal values to elongation in comparison with other samples, on one hand, and the failure mode corresponds to the angle of fiber orientation within the composite material, on the other hand.

Keywords: fiber orientation, mechanical properties, failure mode, tensile loading .

1. مقدمة:

ينتشر استخدام المواد المركبة حالياً في مختلف المجالات الصناعية، مثل صناعة أنابيب الضغط، صناعة السيارات وصناعة الطائرات، وذلك لما تتمتع به من صفات وخصائص فيزيائية وميكانيكية مثل خفة الوزن والمتانة والمقاومة المرتفعة. بالإضافة إلى مرونة التصميم، إذ يستطيع المهندس أن يصممها بحيث يضع الألياف في اتجاه الأحمال، مما يؤدي إلى استخدام أمثل للمادة، وبالتالي إلى انخفاض أكبر في وزن الإنشاء النهائي.[1]. وكما هو معلوم، تتكون المادة المركبة من ألياف ذات مقاومة وجساءة مرتفعة، مثل الألياف الصناعية (ألياف الزجاج ،ألياف الكربون...الخ) أو الألياف الطبيعية (ذات المصدر الحيواني مثل الصوف ،أو ذات المصدر النباتي كألياف الكتان والقطن على سبيل المثال)، والتي تكون مغمورة في مادة لدنة أو مبلمَرة أو راتنج خفيفة الوزن، مثل البوليستر أو الإيبوكسي، على سبيل المثال، والتي تؤلف القالب أو المادة الرابطة بين الألياف. تعتمد خواص المواد المركبة على خصائص المكونات الداخلة في تركيبها ونسب هذه المكونات من جهة، وعلى شكلها الهندسي وطريقة توزيعها وحجمها واتجاهها، من جهة أخرى،[1]. بالمقابل ، ترتكز غالبية الدراسات المرجعية على دراسة تأثير توجيه الألياف الصناعية كألياف الزجاج و الكربون أو السيراميك على بعض الخصائص الميكانيكية (معامل المرونة- مقاومة الشد- مقاومة التعب...الخ) أو الخصائص الفيزيائية (الموصلية الحرارية والعزل الحراري) للمواد المركبة، [6-2]. بينما تعتبر الدراسات الموجهة على تأثير توجيه الألياف الطبيعية، كألياف الكتان أو القطن

قليلة نوعاً ما، من جهة، ولا تعطي توصيف جيدا لتأثير توجيه الألياف على الخصائص الميكانيكية من جهة أخرى، [8–7]، حيث تقتصر غالبيتها على استخدام طبقة واحدة من الألياف الطبيعية أو دراسة تأثير توجيه الألياف بزاوية 0 أو 90 درجة فقط. مما يستدعي استثمار هذه الألياف الطبيعية ودراسة تأثير توجيها بزوايا مختلفة، وضمن عدة طبقات ضمن المادة الحاضنة، على بعض الخصائص الميكانيكية للمواد المركبة.

2. أهمية البحث وأهدافه:

في إطار البحث المستمر لتحسين الخصائص الميكانيكية للمواد المركبة، تأتي أهمية هذا البحث، وذلك بهدف دراسة تأثير زوايا توجيه الألياف ضمن المادة المركبة على الخصائص الميكانيكية من جهة، وعلى شكل الانهيار الحاصل تحت تأثير حمل الشد من جهة أخرى. وذلك من خلال توجيه ألياف الكتان المستخدمة بنسب وزنية مختلفة ضمن المادة الحاضنة (راتنج الايبوكسي) بزوايا $(0, 30^o, 45^o, 60^o, 90^o)$ بالنسبة لاتجاه التحميل المطبق.

3. طرائق البحث ومواده:

3–1: تحضير المواد المركبة:

تم استخدام طريقة القولبة اليدوية في تحضير عينات المواد المركبة المدروسة، وتم استخدام هذه الطريقة لسهولة التصنيع وقلة التكلفة بالمقارنة مع الطرق الأخرى. وتتألف المواد المركبة من:

المادة الحاضنة: وهي مادة الايبوكسي وهي أحد الراتنجات المتصلبة حرارياً وتستخدم في نطاق واسع من التطبيقات الصناعية.

مادة التقوية: نسيج ألياف الكتان من مصدر مصري ومن إنتاج الشركة المصرية للكتان ومشتقاته ، الشكل (1).

المادة المصلبة (المحفزة): وهي عبارة عن سائل شفاف من مادة ميثيل إيثيل كيتون بيروكسيد (MEKP) والتي تستخدم بنسبة 2g لكل 100g من الراتنج، [9]. بعض خصائص المادة الحاضنة ومادة التقوية مبينة في الجدول (1).

الشكل (1): نسيج ألياف الكتان المستخدم كألياف تقوية

الجدول (1):خصائص المادة الحاضنة ومادة التقوية

الايبوكسي			
الكثافة (g/cm^3)	معامل يونغ(GPa)	إجهاد القطع(MPa)	درجة الحرارة للاستعمال القصوى(C^0)
1.2	4.5	130	200-90
ألياف الكتان			
الكثافة الحجمية (g/cm^3)	إجهاد الشد(MPa)	معامل يونغ(GPa)	استطالة القطع(%)
1.5 -3	345	27.6	2.7-3.2

تم تحضير أربع نماذج من العينات الثلاث نماذج الأولى من العينات (بطبقة واحدة ، بطبقتين وبثلاث طبقات من ألياف الكتان) تختلف بإختلاف النسب الوزنية لمادة التقوية، الجدول (2)، باستخدام قالب ذو إطار خشبي بقاعدة زجاجية بأبعاد $mm(\times 400$ 400×4) مطلي بشمع الكروان لضمان إخراج العينات من القالب وعدم التصاقها. بينما النموذج الرابع مكون فقط من الايبوكسي دون ألياف لأعتباره كمرجع للمقارنة (Reference sample).

في البداية يجب قطع ألياف الكتاب بالأبعاد المطلوبة $(400 \times 400)mm$ ، ثم سكب كمية كافية من الراتنج الذي تم تحضيره مسبقاً (خلط كمية 2g من المصلب مع كل

100g من الراتنج خلطاً بطيئاً وتقليبها جيداً باستخدام قضيب زجاجي لمنع تشكل الفقاعات)، ويسكب في القالب كطبقة أساس ويوزع بالفرشاة لضمان انتشاره بشكل متساو على كافة مساحة القالب، ثم يتم الانتظار لتصلب الراتنج، بعدها توضع طبقة من ألياف الكتان، ثم يسكب الراتنج في القالب بشكل موحد ويتم توزيعه باستخدام الفرشاة من أجل الحصول على الترابط المطلوب، مع الانتباه جيداً لمنع تشكل فقاعات الهواء اثناء تحريك الفرشاة، ثم توضع الطبقة الثانية من ألياف الكتان، ثم يسكب الراتنج ويوزع جيداُ وتتكر العملية حتى الحصول على ثلاث طبقات لألياف الكتان (النموذج الثالث). بينما لأجل النموذج الثاني فتوضع طبقتان من ألياف الكتان، وتوضع طبقة واحدة فقط لأجل النموذج الأول. بعد الانتهاء من تحضير النماذج تترك لمدة 24 ساعة دون تحريك ليتم تصلبها بشكل نهائي، ثم بعد ذلك يتم إخراجها من القوالب.

الجدول (2): نماذج عينات المواد المركبة المحضرة

النماذج	نسبة الألياف (مادة التقوية)	نسبة الراتنج
النموذج الأول	**20% – طبقة واحدة**	**80%**
النموذج الثاني	**48% – طبقتان**	**52%**
النموذج الثالث	**61% – ثلاث طبقات**	**39%**
النموذج الرابع (RS)	**0%**	**100%**

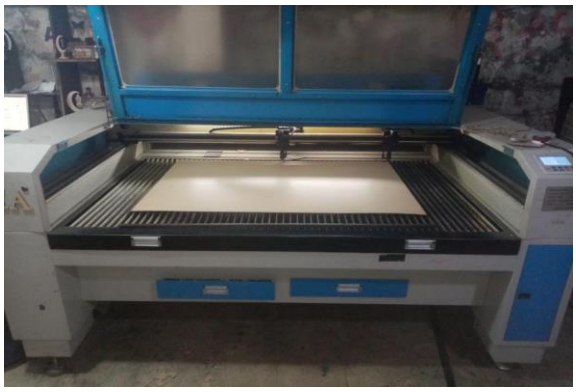
3-2: تحضير عينات الشد:

بهدف الحصول على زوايا مثالية لتوجيه الألياف ضمن عينات الشد بالزوايا المطلوبة للدراسة $(0, 30^o, 45^o, 60^o, 90^o)$، من جهة ، ولضمان حواف مصقولة لإزالة أي عدم إنتظام في العينات، تم قطع العينات باستخدام آلة القص بالليزر CO2 Laser ، الشكل (2) والتي تشبه في عملها عمل الطابعة، حيث يوجد جهاز كمبيوتر مرفق مع الآلة والتي تقوم بقص جميع التصاميم التي يتم تنفيذها في برامج الرسم الهندسي. حيث تم قص عينات الشد وفق الخطوات الآتية:

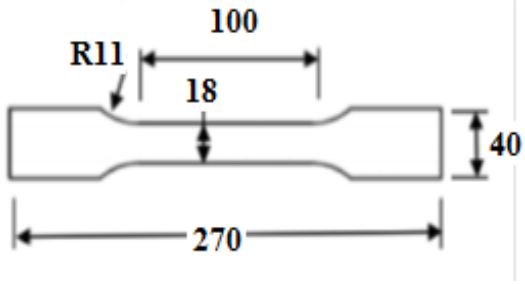
- رسم النموذج الخاص بعينات الشد بالأبعاد $(240 \times 40 \times 4)mm$ وفق معيار ASTM D3039/D3039M- 17, 2017, الشكل (3)، باستخدام برنامج Solidworks ، الشكل (4)، حيث يضمن النموذج زوايا توجيه الألياف المطلوبة، ثم حفظ النموذج وتصديره بصيغة DFX إلى برنامج CorelDRAW.
- وضع عينات المواد المركبة التي تم تحضيرها على سطح طاولة الآلة ، الشكل (5).
- نقوم بإدخال البارامترات المطلوبة للقطع والخاصة بالآلة (شعاع الليزر وقوته). حيث تم استخدام البارامترات الآتية،[10]: استطاعة الليزر 40% من استطاعة

الآلة، سرعة القطع 5mm/sec ، البعد بين فوهة خروج الليزر والعينات 26mm .

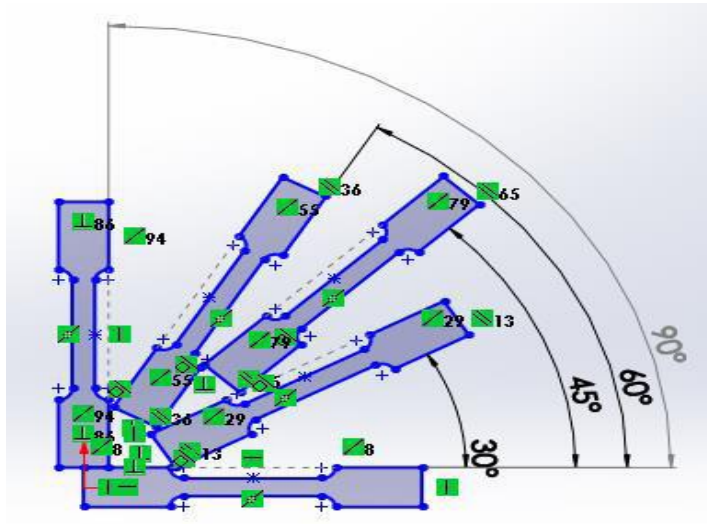
- إرسال مهمة الطباعة إلى نظام الليزر للقيام بمهمة القص.



الشكل (2): آلة القص بالليزر المستخدمة



الشكل (3): أبعاد عينات الشد وفق معيار ASTM



الشكل (4): نماذج عينات الشد المجهزة للقص بالليزر

الشكل (5): قص العينات باستخدام آلة القص بالليزر

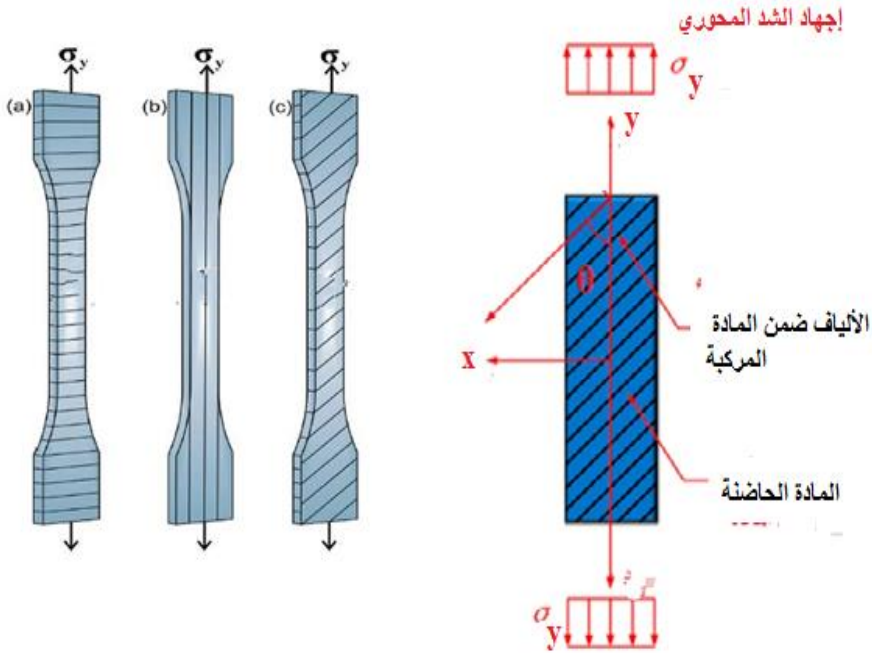
بعد القيام بتحضير بقص عينات الشد المطلوبة، ثم إجراء معالجة حرارية لاحقة، حيث وضعت العينات في فرن المعالجة الحرارية من نوع Memmert ألماني الصنع (متواجد

الجهاز في مخابر كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية في جامعة تشرين) عند درجة حرارة $90\ C^o$ لمدة ساعتين. وذلك بهدف الحصول على تصلب أفضل للعينات، **الشكل (6)**.

الشكل (6): فرن المعالجة الحرارية لعينات الشد

بعد الانتهاء من عملية المعالجة الحرارية، تم إجراء اختبار الشد على آلة الاختبار العامة (servo hydraulic – IBMU4-100) المتواجدة في مخابر كلية الهندسة

الميكانيكية والكهربائية في جامعة تشرين. من خلال إجراء ثلاث اختبارات لكل عينة مدروسة ثم أخذ القيمة المتوسطة للعينات الثلاث لكل بارامتر مدروس. حيث يظهر الشكل (7) اتجاه التحميل بالنسبة لتوجيه الألياف وفق اختبار الشد للعينات.



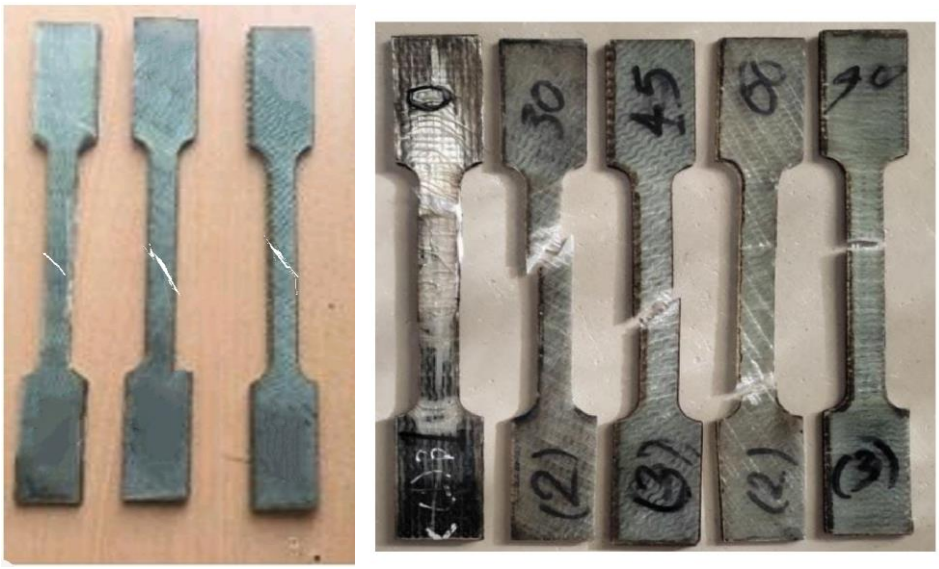
الشكل (7): اتجاه التحميل في اختبار الشد (وفق المحور y) للعينات الموجهة أليافها بزوايا مختلفة

$$(\boldsymbol{a}: \boldsymbol{\theta} = \mathbf{90}^{\boldsymbol{o}},\ \mathbf{b}: \boldsymbol{\theta} = \mathbf{0}^{\boldsymbol{o}}\ ,\boldsymbol{c}: \ \mathbf{90}^{\boldsymbol{o}} > \boldsymbol{\theta} > \mathbf{0}^{\boldsymbol{o}})$$

4. النتائج والمناقشة:

4.1: أنماط الانهيار:

يظهر الشكل (8) طريقة الانهيار الحاصلة في عينات الشد، حيث يمكننا ملاحظة بأن حافة الكسر للعينات المدعمة بالألياف موجهة على امتداد زاوية توجيه الألياف، الشكل (8–B)، مقارنة باستثناء العينات الموجهة بزاوية 0 درجة. بينما للعينات الغير مدعمة بالألياف الشكل (8–A)، فأن حافة الكسر تتناسب مع اتجاهات مستويات الانزلاق في المادة، حيث تعتبر العينات المرجعية كعينات مؤلفة من مادة واحدة يتوافق سلوك أنهيارها مع سلوك المواد القصفة. وهذه النتائج تتطابق مع النتائج التجريبية الموجودة في المراجع العلمية [11–15]



A B

الشكل(8): أنماط الانهيار الحاصل في عينات الشد (الرقم في الأعلى يشير لزاوية توجيه الليف، وفي الأسفل لعدد الطبقات).

A: العينات المرجعية (غير المدعمة بالألياف). B: العينات المدعمة بالألياف

ويمكن تفسير ذلك بأن مقاومة السطح البيني بين المادة الحاضنة والألياف تؤثر بشكل كبير على صلابة ومقاومة المادة المركبة. فكلما زادت مقاومة السطح البيني زادت صلابة ومقاومة المادة المركبة، وكلما زادت طاقة السطح البيني كانت المادة المركبة أكثر مطيلية. فالعينات الموجهة أليافها بزاوية تختلف عن الصفر ($30^o.45^o,60^o,90^o$) يبدأ تشكل الشقوق الميكروية على السطح البيني بين الطبقات، وتحت تأثير الشد الناظمي أو القص عند حدود طبقتين من المادة يحدث كسر بشكل مائل على السطح البيني بزاوية تساوي زاوية توجيه الليف في العينات، وبالتالي الانهيار يحدث في السطح البيني والذي يعتبر الجزء الأضعف في المادة المركبة [1]. بينما في العينات الموجهة أليافها بزاوية تساوي الصفر (باتجاه التحميل)، تبدأ الشقوق الميكروية بالظهور في الطبقات الخارجية وينتشر الشق باتجاه متعامد على اتجاه التحميل، ويتطور الشق مسبباً بحدوث كسر في المادة الحاضنة فتنهار العينة.

بينما ب

4.2: نتائج اختبار الشد:

يظهر الجدول (3) نتائج اختبار الشد للعينات المدروسة ضمن سرعة شد قدرها 0.05m/sec وقوة الشد 2KN ، حيث تعتبر العينة الخالية من الألياف (تحتوي 100% من الأيبوكسي) كعينة مرجعية لأجل مقارنة النتائج ودراسة تأثير توجيه زوايا

الليف على الخصائص الميكانيكية للمواد المركبة. تم إجراء اختبار الشد للعينات المدروسة

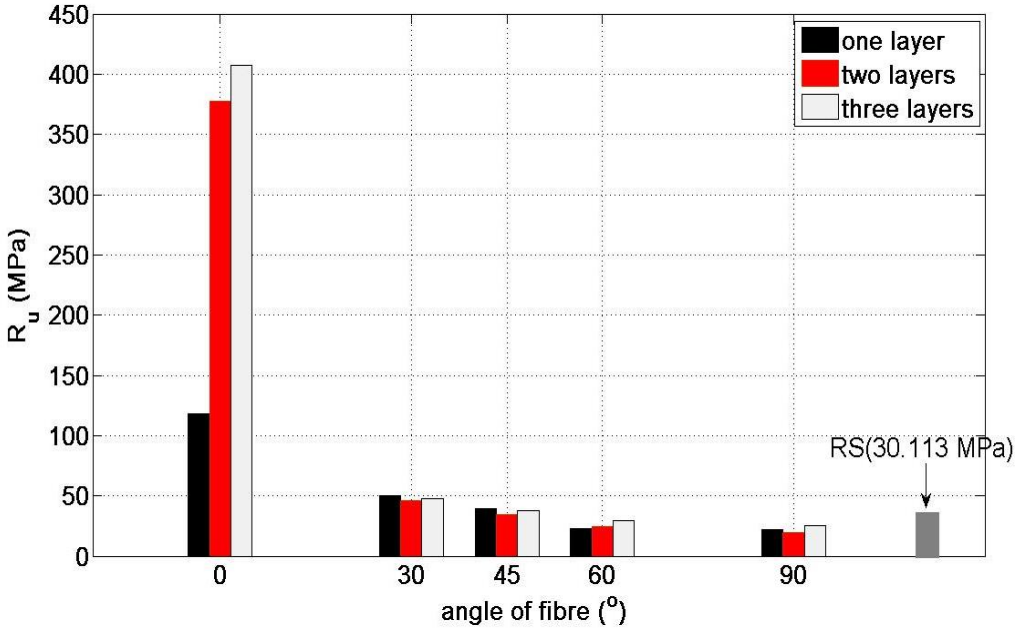
الجدول (3): نتائج أختبار الشد للمواد المركبة

عدد الطبقات من الألياف	زاوية توجيه الليف	حمولة الكسر *(KN)*	مقاومة الشد العظمى $R_u\ (MPa)$	معامل المرونة $E\ (GPa)$	استطالة الكسر $\delta\ (\%)$
طبقة واحدة (نسبة الألياف 20%)	0^0	8.967	118.120	10.114	0.1433
	30^0	3.226	49.992	8.644	0.3587
	45^0	2.873	39.367	6.887	0.4688
	60^0	2.003	22.495	5.104	0.3110
	90^0	2.044	21.708	3.193	0.3002
طبقتان (نسبة الألياف 48%)	0^0	19.741	377.554	22.841	0.0821
	30^0	2.311	45.671	17.487	0.3781
	45^0	1.676	34.699	15.543	0.5194
	60^0	1.549	24.781	13.113	0.4051
	90^0	1.600	19.073	9.4918	0.3673
ثلاث طبقات (نسبة الألياف 61%)	0^0	23.112	407.114	24.566	0.1576
	30^0	2.977	47.833	18.791	0.4522
	45^0	2.265	37.811	16.334	0.6114
	60^0	1.995	29.007	14.621	0.4626
	90^0	1.468	25.566	11.071	0.5422
0% من الألياف 100% أيبوكسي (RS)		3.017	30.113	4.998	1.2407

بينما تظهر الأشكال (9)، (10)، (11) تأثير زاوية توجيه الليف بيانياً على مقاومة الشد العظمى R_u ، على معامل المرونة (معامل يونغ) E، وعلى الاستطالة حتى الكسر δ على الترتيب.

تظهر العينات الموجهة أليافها بزاوية تساوي الصفر مقاومة شد عظمى مقارنة بالعينات الموجهة أليافها بزوايا لا تساوي الصفر، الشكل (9)، حيث تتوضع القيم العظمى عند زاوية توجيه الليف 0^o وتزداد قيمهما بزيادة عدد الطبقات من الألياف. ويمكن تفسير ذلك بسبب أن حمولة الشد عند الزاوية 0^o تنتقل على طول الألياف بشكل موازي لاتجاه التحميل، حيث يكون للألياف الدور الأساسي والمهيمن في تحديد مقاومة وصلابة للمادة المركبة. بالمقابل، وعند زيادة زاوية توجيه الألياف تبدأ قيم مقاومة الشد بالانخفاض ليصبح تأثير عدد الطبقات وزاوية توجيه الألياف قليل التأثير وذلك عند القيم المساوية والأكبر لزاوية توجيه الألياف 45^o. وذلك نتيجة لتأثير الشقوق المتكونة على السطح البيني بين الألياف والمادة الحاضنة والتي تسبب في الانهيار. إضافة لذلك، يمكننا ملاحظة أن مقاومة الشد عند الزوايا 60^o و 90^o تصبح أقل بنسبة (9 – 14)% مقارنة بقيم العينات غير المدعمة بالألياف (100% أيبوكسي – العينة المرجعية *RS*) مما يمكننا الاستنتاج أن السلوك الميكانيكي للمواد المركبة يعتمد بشكل كبير على زاوية توجيه الليف، وأن الألياف الموجهة بزوايا أكبر من 45^o تنقص مقاومة الشد للمادة المركبة، كما أن الألياف في هذه الحالة لا تؤدي سوى دور مادة حشو في

المادة الحاضنة، مع إنقاص في مقاومة الشد العظمى. هنا تكمن أهمية توجيه الألياف وفق متطلبات التحميل للمادة لرفع مقاومتها لأن تغير صغير في اتجاه الألياف بالنسبة للحمل يمكن أن يخفض بشكل ملموس مقاومة المادة المركبة ويسرع في عملية الأنهيار.

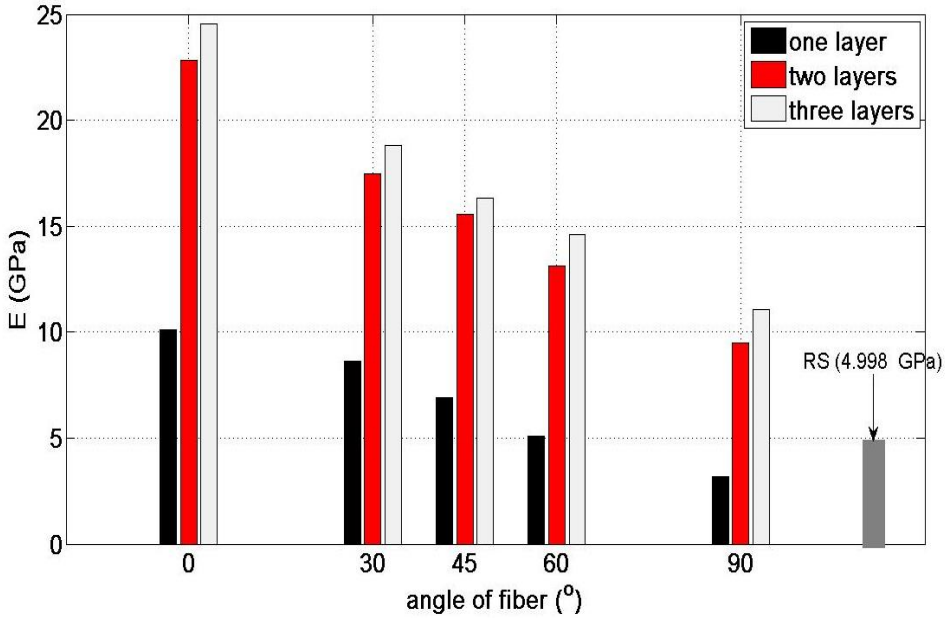


الشكل (9): تأثير زوايا توجيه الألياف على مقاومة الشد القصوى R_u

هذا السلوك لتأثير زاوية توجيه الألياف على مقاومة الشد يكون مماثل لحد ما لتأثيره على قيم معامل المرونة (معامل يونغ)، الشكل (10)، حيث نلاحظ أن زيادة عدد الطبقات يساهم في رفع قيمه (رفع قيمة صلابة المادة) وبالأخص عند زاوية توجيه الألياف 0^o،

وعند زيادة قيم زوايا التوجيه تبدأ قيمه بالانخفاض. أي تصبح المادة المركبة أكثر مرونة، ولكن تبقى أعلى من قيمة معامل المرونة للمادة غير المدعمة بالألياف باستثناء العينات المكونة بطبقة واحدة من الألياف والموجهه بزاوية أكبر من 60^o، في هذه الحالة لا تؤدي الألياف الموجهة أي دور في التقوية وإنما تنقص من قيم صلابة المادة.

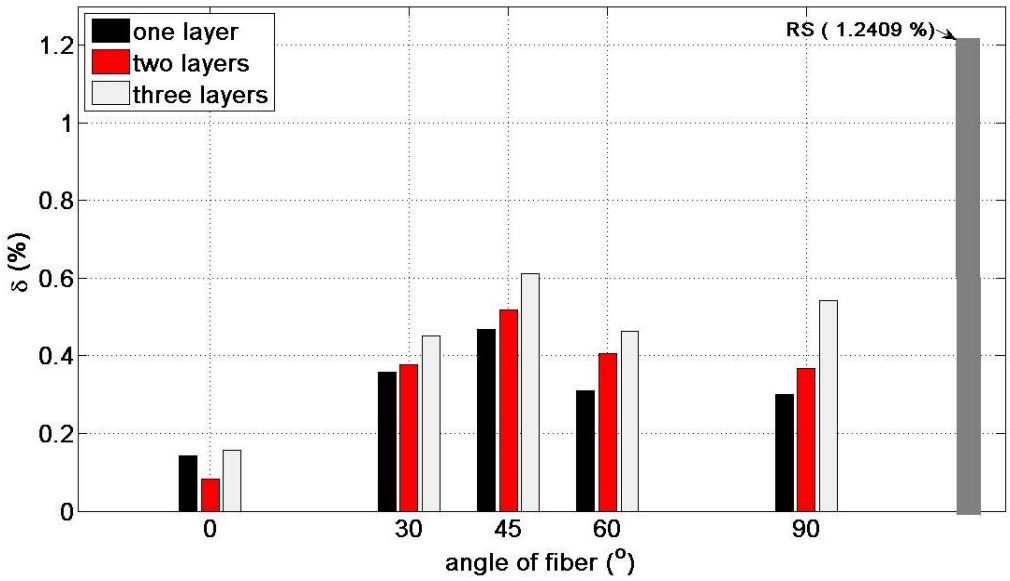
مع ازدياد ميل الألياف عن محور التحميل، يقل دورها في نقل الحمولة وتصبح المادة الحاضنة هي التي تتحمل الجزء الأكبر من الحمل. لذلك ينخفض كل من مقاومة الشد العظمى ومعامل المرونة، وتنشأ الشقوق في السطح البيني بين الألياف والمادة الحاضنة، لكون المادة الحاضنة أكثر قابلية للتشوه من جهة، وتحتوي على فقاعات وعيوب ناتجة عن عملية التشكيل من جهة أخرى. لذلك تنتشر الشقوق على طول زاوية توجيه الألياف، انظر الشكل (8). لأجل هذا فأن تأثير انسلاخ الطبقات بين الألياف والمادة الحاضنة يلعب الدور الأكثر أهمية ويؤدي إلى تناقص قيم مقاومة الشد ومعامل المرونة نتيجة لحمولة الشد المطبقة، [15-17].



الشكل (10): تأثير زوايا توجيه الألياف على قيمة معامل المرونة E (معامل يونغ)

بالمقابل لما ذكر سابقاً، فأن القيم المطلقة للاستطالة النسبية عند الكسر تكون أقل للعينات المقواة بالألياف مقارنة مع قيمتها للعينات غير المدعمة بالألياف، الشكل (11)، مع ملاحظة أن القيم العظمى للاستطالة للعينات المقواة بالألياف تتوضع عند زاوية توجيه لليف قدرها 45^{o} . كما هو معلوم، فأن الاستطالة النسبية للعينات تنخفض عند زيادة صلابة المادة بإضافة ألياف التقوية. ونتيجة لارتفاع قيم معامل المرونة عند تدعيم المادة بالألياف (ارتفاع في الصلابة) فأن المادة تصبح أكثر هشاشة وأقل قابلية للتشوه

والتي تنكسر عند انفعال منخفض . عند توجيه الألياف بزوايا أكبر أو تساوي 45^{o} تصبح المادة أكثر ليونة، وبسهل تشوه المادة وبالنتيجة قيم أكبر للاستطالة.



الشكل (11): تأثير زوايا توجيه الألياف على الاستطالة النسبية عند الكسر δ

5. الاستنتاجات والتوصيات:

تم في هذا البحث دراسة السلوك الميكانيكي للمواد المركبة المدعمة بألياف الكتان الطبيعي تحت تأثير حمولة الشد المحورية. من خلال دراسة تأثير زاوية توجيه الألياف على بعض الخصائص الميكانيكية. حيث يمكننا استنتاج الآتي:

- تتطابق أنماط الانهيار من ناحية اتجاه الكسر مع زوايا توجيه الألياف ضمن المادة المركبة، باستثناء العينات الموجهة أليافها بزاوية 0^o درجة والتي ينتشر الشق باتجاه متعامد على اتجاه التحميل.
- تظهر العينات الموجهة أليافها بزاوية 0^o درجة قيم مرتفعة لمقاومة الشد العظمى ومعامل المرونة، مع قيم منخفضة جداً للاستطالة النسبية عند الكسر، مقارنة بالعينات الأخرى الموجهة أليافها بزوايا $30^o.45^o,60^o,90^o$. حيث أن ازدياد ميل الألياف عن محور التحميل، يقل دورها في نقل الحمولة وتصبح المادة الحاضنة هي التي تتحمل الجزء الأكبر من الحمل.
- عند توجيه الألياف بزوايا أكبر أو تساوي 45^o تصبح المادة المركبة أكثر ليونة. وبالنتيجة قيم أكبر للاستطالة النسبية.
- يجب توجيه الألياف وفق متطلبات التحميل للمادة لرفع مقاومتها، لأن تغير صغير في ميلان الألياف بالنسبة لاتجاه التحميل يساهم في تناقص مقاومة المادة المركبة ويسرع من أنهيارها.

وبناء على ذلك فأننا نوصي:

- بدراسة تأثير زوايا توجيه الألياف على السلوك الديناميكي (الاهتزازي) للمواد المركبة. بهدف تحديد التموضع الأمثل لليف والذي يساهم في تخميد الاهتزازات.

- استخدام أنواع أخرى من الألياف الطبيعية كألياف القطن ، أو الألياف الصناعية (ألياف الزجاج أو الكربون) لدراسة تأثيرها على الخصائص الميكانيكية للمواد المركبة
- دراسة تأثير التقوية بألياف ثنائية وثلاثية التوجه على الخصائص الميكانيكية للمواد المركبة.

6: المراجع:

[1] CAMPBELL, F2010-Structural Composite Materials. ASM International, First printing, United States of America,629P.

[2] SUBHEDAR, K, M, ; CHAUHAN G,S,; SINGH B, P,2020 - Effect of fiber orientation on mechanical properties of carbon fibre composites. Indian Journal of Engineering & Materials Sciences.Vol. 27, 1100-1103.

[3] MRZLJAK S; ZANGHELLINI ,B; GERDES ,L; HELWING ,R; SCHULLER ,R; SINN ,G; LICHTENEGGER, H; WALTHER, F AND RENNHOFER,H,2023-Effect of carbon nanofibre orientation on fatigue properties of carbon fiber-reinforced polymers. Journal of Composite Materials, Vol. 57(6) 1149–1164.

[4] ALAM,A,. AFIQUZZAMAN,R , AND RAHAT R, A.2022-Impact of Fiber Orientation on the Mechanical Properties of Rice Straw-Glass Fiber Reinforced Polymer Composites. IEOM Society International. **3340-3350.**

[5] BAKIR, B, HASHEM ,H.2022-Effect of Fiber Orientation for Fiber Glass Reinforced Composite Material on Mechanical Properties. International Journal of Mining, Metallurgy & Mechanical Engineering (IJMMME) Vol 1, (5).341-345.

[6] RAMAM, R,S, ; PADA K, T, B .2021-Effect of fiber orientation on the mechanical properties of natural fiber epoxy reinforced composites of Flax, Hemp, and Kenaf. International Journal of Advanced Technology and Engineering Exploration, Vol 9(86),72-81.

[7] Mahmoudi. S, Kervoelen. A, Robin. G, Duigou. L, Daya. EM Cadou. JM, Experimental and numerical investigation of the damping of flax-epoxy composite plates, Composite Structures, 2018

.[8] Ömer Y, Bozkurt. MB, Özkan. Ö, Effect of Fibre Orientations on Damping and Vibration Characteristics of Basalt Epoxy Composite Laminates, Proceedings of the World Congress on Civil Structural and Environmental Engineering, 2016.

[9] DODDI, P 2021 -Effect of Orientation of Basalt Fiber Skin on Damping Performance of PALF/Epoxy Hybrid Composites, Journal of Natural Fibers, Vol 19, no14,7414-7423 .

[10] NUGROHO,G2018-Investigation of Agel Leaf Fiber/Unsaturated Polyester Composite Cutting Parameters using CO2 Laser, International Conference on Science and Technology (ICST), Indonesia,28P.

[11] DODDI, P 2020- Effect of fiber orientation on dynamic mechanical properties of PALF hybridized with basalt reinforced epoxy composites, Materials Research Express, VOL 7,NO 1,1-13.

[12] KADIOGLU, 2020F - Performance of Fibre-Reinforced Polymer Composite with Ply-Angle Orientations for Structural and Vibratory Applications,International Journal of Astronautics and Aeronautical Engineering, DOI: 10.35840/2631-5009/7531 ,1-12.

[13] CORDIN,M 2018- Effect of fibre orientation on the mechanical properties of polypropylene–lyocell composites, Open Access Springer,VOL 25:NO 7197–7210,1-13.

[14] MARTIN-BARRERA,C2018- Dimensional Scaling and Failure Pattern of the Tensile Properties of Angle-Ply Thermoplastic Composites of Twaron Fiber/Polypropylene. Frontiers in Materials,VOL 5,NO 36,1-11.

[15] YAO ,T2020- A novel generalized stress invariant-based strength model for inter-layer failure of FFF 3D printing PLA material, Materials and Design,VOL 193 NO 49,1-10.

[16] ZOU R, XIA, Y 2016- Shan,. Isotropic and anisotropic elasticity and yielding of 3D printed material, Composites Part B,VOL 99, 506-513.

[17] SAPUAN, S2020- Mechanical Properties of Longitudinal Basalt / Woven –Glass –Fiber -reinforced Unsaturated Polyester-Resin Hybrid Composites, mdpi polymers journal,VOL 12 ,NO 10,1-10.

دراسة تقنيات التنبؤ بالسلاسل الزمنية

المشرف العلمي: أ.د. كمال السلوم *

إعداد طالبة الماجستير: م. نرمين أحمد الخضر **

الملخص

التنبؤ بالسلاسل الزمنية يعني التنبؤ بالقيمة المستقبلية على مدى فترة من الزمن. ويستلزم تطوير نماذج بناءً على البيانات السابقة وتطبيقها لإبداء الملاحظات وتوجيه القرارات الاستراتيجية المستقبلية. تتضمن العديد من مشكلات التنبؤ عنصراً زمنياً، وبالتالي تتطلب استقراء بيانات السلاسل الزمنية، ونظراً لما له من اهمية كبيرة فتنوعت طرائق التنبؤ بالسلاسل الزمنية فمنها الطرائق الاحصائية التقليدية ومنها التعلم العميق حيث تم في هذا البحث التنبؤ بعدد المكالمات الواردة الى مقسم المحطة باستخدام السلاسل الزمنية فمن اجل ذلك تم استخدام مزيج من الخوارزميات الاحصائية التقليدية و التعلم العميق وهي Auto Regressive Integrated Moving Average و Exponential Smoothing و Recurrent Neural Network وprophet ومن ثم المقارنة بين النتائج التي تم الحصول عليها من قبل كل خوارزمية على حدى وذلك باستخدام معيار Mean Squared Error كما تم اجراء تجارب مستقلة لمعرفة تأثير عمق الشبكات العصبونية التكرارية RNN على التنبؤ بعدد المكالمات الواردة الى مقسم المحطة وقد اثبتت النتائج ان خوارزمية ARIMA قد كانت الأفضل وذلك بمقدار خطأ MSE قدره 33346.7 متفوقاً بذلك على جميع الخوارزميات المستخدمة ضمن هذا البحث بما فيها شبكة RNN-LSTM.

الكلمات المفتاحية: السلاسل الزمنية، القطاعات الخدمية، مقسم المحطة، ARIMA, RNN, Prophet, ES

Study of time series forecasting techniques

Abstract

Time series forecasting means predicting future value over a period of time. It entails developing models based on previous data and applying them to make observations and guide future strategic decisions. Many forecasting problems include a time element, and therefore require extrapolation of time series data. Given its great importance, time series forecasting methods have varied, including traditional statistical methods, including deep learning. In this research, the number of incoming calls to the station exchange was predicted using time series, in order to A combination of traditional statistical algorithms and deep learning was used, namely Auto Regressive Integrated Moving Average, Exponential Smoothing, Recurrent Neural Network, and Profet, and then comparing the results obtained by each algorithm separately, using the Mean Squared Error standard. Experiments were also conducted. Independently, to determine the effect of the depth of recursive neural networks (RNN) on predicting the number of incoming calls to the station exchange. The results proved that the ARIMA algorithm was the best, with an MSE error of 33346.7, superior to all algorithms used in this research, including the RNN-LSTM network.

Keywords: time series, service sectors, station divider, ARIMA, RNN, Prophet, ES

1.المقدمة

تشهد نسبة الخدمات في الاقتصاد العالمي نمواً سريعاً خلال القرن العشرين. فعلى سبيل المثال، استأثر قطاع الخدمات في الولايات المتحدة أكثر من نصف الناتج المحلي الإجمالي في عام 1929 م، والثلثين في سنة 1978 م، وأكثر من ثلاثة أرباع في عام 1993 م. في أوائل القرن الحادي والعشرون، صناعة الخدمات تمثل أكثر من ثلاثة أخماس الناتج المحلي الإجمالي العالمي، ويوظف هذا المجال أكثر من ثلث القوى العاملة في جميع أنحاء العالم.[1]

قطاعات الخدمات تشمل الخدمات المصرفية والاتصالات وتجارة الجملة والتجزئة، وجميع الخدمات المدنية مثل الهندسة، برمجة الحاسوب، الطاقة الكهربائية والمائية، الاتصالات، الطب، والنشاطات الاقتصادية غير الربحية كخدمة العملاء.

تعد هيمنة الاقتصاد على الخدمات من سمات الدول المتقدمة. وهنا تبرز الحاجة الماسة إلى أدوات تنبؤ دقيقة وفعالة، خصوصًا في القطاعات الخدمية التي تشكل جزءًا كبيرًا من الاقتصاد العالمي. تعتبر السلاسل الزمنية أداة حاسمة في هذا السياق، حيث تسمح بتحليل البيانات الزمنية واستخلاص الأنماط التي تتبعها المؤشرات الاقتصادية والاجتماعية على مر الزمان. هذه الأنماط، عندما يتم تفسيرها بدقة، تقدم رؤى قيمة للتنبؤ بالتوجهات المستقبلية واتخاذ القرارات الاستراتيجية.

من خلال استخدام تقنيات التنبؤ بالسلاسل الزمنية، يمكن للمؤسسات الخدمية تحسين قدرتها على التخطيط للطلب، إدارة المخزون، وتقديم خدمات أفضل للعملاء. علاوة على ذلك، يسهم استخدام هذه التقنيات في تقليل التكاليف وزيادة الكفاءة، مما يعزز من قدرة هذه المؤسسات على التنافس في سوق متغير ومليء بالتحديات.

2. مشكلة البحث

تعد مشكلة التنبؤ بالسلاسل الزمنية من ابزر المشاكل التي اثارت اهتمام الباحثين وخاصة في مجال القطاعات الخدمية لما لها من وضع خاص ومازال البحث عن مصنفات قادرة على التنبؤ بالسلاسل الزمنية في القطاعات الخدمية بأفضل شكل ممكن جار الى حد الآن.

3. هدف البحث

يهدف البحث بشكل رئيسي الى التنبؤ بالسلاسل الزمنية للقطاعات الخدمية في الجمهورية العربية السورية حيث تم اختيار مقسم المحطة كحالة دراسة للتنبؤ بعدد المكالمات الواردة الى المقسم ودراسة احتياج المقسم لمعدات اضافية وذلك باعتماد مزيج من خوارزميات التنبؤ بالسلاسل الزمنية سواء الطرق التقليدية أو باستخدام شبكة RNN–LSTM واجراء مقارنة لمعرفة الخوارزمية الأفضل اداء.

4. مقسم الهاتف

مقسم الهاتف هو نظام للاتصالات يُستخدم في شبكة الهاتف العامة المبدلة أو في المؤسسات الكبيرة. يتم من خلاله توصيل خطوط المشتركين بالهواتف أو الدوائر الافتراضية للأنظمة الرقمية لإنشاء مكالمات هاتفية بين المشتركين. تاريخيًا، كانت مقاسم الهاتف تُدار يدويًا بواسطة مُشغلين يستخدمون لوحات التبديل؛ ومع ذلك، فإن المقاسم الحديثة مؤتمتة وتعمل إلكترونيًا.

الوظيفة الأساسية لمقسم الهاتف هي إدارة توجيه المكالمات الهاتفية في المنطقة المحلية التي يخدمها. يضمن توصيل المكالمات من مشترك إلى آخر مباشرة، ويتم تمرير المكالمات إلى مناطق أخرى إلى مقسم آخر. يستخدم المقسم طريقة من تكنولوجيا معالجة الإشارات لتوجيه المكالمات، والتي يتم تسهيلها من خلال استخدام نقاط التبديل وقواعد البيانات التي تدير منطق توصيل المكالمات.

كما يوفر مقسم الهاتف خدمات مثل تحويل المكالمات، البريد الصوتي، انتظار المكالمات، والمؤتمرات، إلى جانب ميزات أخرى يمكن برمجتها في المقسم[3] [2].

5. السلاسل الزمنية

السلسلة الزمنية هي تسلسل لنقاط البيانات المسجلة على فترات زمنية، تمثل سلوك الظواهر المختلفة كما تتغير بمرور الوقت. يكون هذا النوع من البيانات مفيدًا بشكل

خاص في مجالات مثل الاقتصاد، والتمويل، ودراسات البيئة، والهندسة، حيث تكون الأنماط على مر الزمن حاسمة للتنبؤ وتحليل الاتجاهات واتخاذ القرارات.

5.1 مكونات السلسلة الزمنية

تحتوي السلسلة الزمنية النموذجية على أربعة مكونات رئيسية:

1. الاتجاه (Trend): يمثل هذا التقدم طويل الأمد للسلسلة. يمكن أن تكون الاتجاهات تصاعدية، أو تنازلية، أو حتى أفقية/ثابتة، مما يعكس الزيادات المنهجية، أو الانخفاضات، أو الاستقرار في البيانات بمرور الوقت.
2. الموسمية (Seasonality) :هذه هي الأنماط التي تتكرر بانتظام، مثل اليومية، والأسبوعية، والشهرية، أو الفصلية. الموسمية تعكس التأثيرات التي تحدث في أوقات محددة ويمكن أن تكون مهمة جدًا للأعمال التي تتأثر بالعوامل الموسمية.
3. الدورات (Cycles) :هذه هي التقلبات التي تحدث على مدى فترات أطول من التأثيرات الموسمية. على عكس الموسمية، هذه الدورات ليست ذات فترات ثابتة ويمكن أن تختلف في المدة، غالبًا ما تتأثر بدورات الأعمال أو الظروف الاقتصادية. تعبر عن تغيرات تطرأ بسبب الظروف والتي تتكرر بشكل دوري. يمكن أن تكون هذه الدورة عدة سنوات.

4. العشوائية أوالضوضاء (Irregularity) :هذا المكون هو التباين العشوائي في السلسلة، غالبًا ما يكون ناتجًا عن أحداث غير متوقعة أو عشوائية. الضوضاء هي مكون من السلسلة الزمنية الذي عادةً ما يكون غير قابل للتنبؤ ولا يمكن وصفه بشكل منهجي.

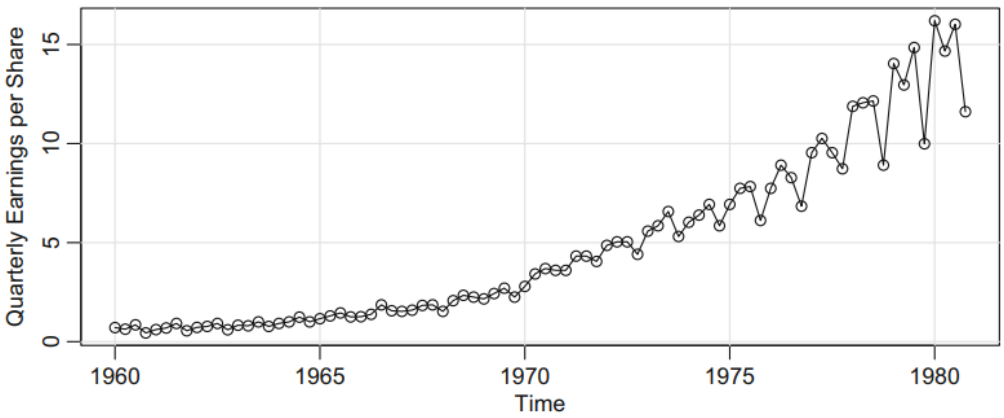
5.2 أنواع السلسلة الزمنية

يمكن تصنيف بيانات السلسلة الزمنية بناءً على استقرارها، الموسمية، وما إذا كان يمكن تفكيكها بطريقة جمعية أو ضربية:

1. سلاسل زمنية ثابتة :(Stationary) تلك التي تظل خصائصها مثل الوسط والتباين ثابتة على مر الزمن .
2. سلاسل زمنية غير ثابتة :(Non-stationary) تلك التي تتغير خصائصها مع الزمن [4][5].

5.3 مثال عن السلاسل الزمنية

أرباح شركة جونسون آند جونسون الأميركية ربع السنوية للسهم الواحد، 84 ربعاً، من عام 1960 إلى عام 1980 التي قدمها البروفيسور بول غريفين (الاتصالات الشخصية) من كلية الدراسات العليا للإدارة، جامعة كاليفورنيا، ديفيس كما هو موضح في الشكل 1.



شكل 1 أرباح شركة جونسون آند جونسون الأميركية ربع السنوية للسهم الواحد، 84 ربعًا، من عام 1960 إلى عام 1980 [7]

6. خوارزميات التنبؤ بالسلاسل الزمنية

تقسم خوارزميات التنبؤ باالسلاسل الزمنية الى مجموعة كبيرة وقد تم اختيار اربع خوارزميات التي تخدم هدف البحث.

6.1 نموذج ARIMA

نموذجARIMA ، وهو اختصار لـ النموذج التكاملي المتوسط المتحرك ذاتي الارتباط (Auto Regressive Integrated Moving Average) وهو أحد النماذج الإحصائية المستخدمة في تحليل وتنبؤ السلاسل الزمنية. يعتبر نموذج ARIMA مفيدًا خصوصًا للبيانات التي تظهر اتجاهات غير موسمية أو موسمية والتي قد تكون غير ثابتة مع مرور الوقت.

. ويتم تعريف نموذج ARIMA عادةً على أنه ARIMA(p, d, q)، حيث:

- p هو عدد ملاحظات التأخر المضمنة في النموذج (p) AR
- d هو عدد المرات التي اختلفت فيها الملاحظات الأولية (درجة الاختلاف) I (d)
- q هو حجم نافذة المتوسط المتحرك (q) MA

كيفية عمل نموذج:ARIMA

لتطبيق نموذجARIMA ، يتم اتباع الخطوات التالية:

1. التحقق من ثبات السلسلة الزمنية :إذا لم تكن السلسلة ثابتة، يتم أخذ الفروقات لجعلها كذلك.
2. تحديد المعاملات q , p , d :يتم تحديد هذه المعاملات عن طريق التحليل الإحصائي للسلسلة الزمنية (مثل رسومات الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي).
3. تركيب النموذج وتقديره :بمجرد تحديد المعاملات، يتم تركيب النموذج واستخدام البيانات التاريخية لتقدير المعاملات.

4. التحقق من صحة النموذج :يتم التحقق من صحة النموذج عن طريق تقنيات مثل مخطط الأخطاء وتحليل القيم المتبقية.
5. التنبؤ :يمكن استخدام النموذج للتنبؤ بقيم المستقبلية [6].

Prophet 6.2

نموذج Prophetهو أداة قوية للتنبؤ بالسلاسل الزمنية تم تطويرها بواسطة فريق علم البيانات الأساسي في فيسبوك. صُمم النموذج ليتعامل مع أنواع الشوائب في البيانات التي غالبًا ما تكون موجودة في بيانات العالم الواقعي، مثل القيم المفقودة والنقاط الشاذة الكبيرة وتحولات الموسمية الدرامية، مما يجعله متعدد الاستخدامات ويمكن تطبيقه في سياقات مختلفة بما في ذلك الأعمال والاقتصاد.

تعمل Prophet عن طريق تحليل بيانات السلاسل الزمنية إلى عدة مكونات، مثل الاتجاه والموسمية والعطلات ثم تركيب نموذج لكل مكون. يمكّن هذا النهج Prophet من الحصول على الفروق الدقيقة في بياناتك بدقة وإنتاج تنبؤات موثوقة. تعتبر Prophet مثالية للشركات التي لديها أنماط طلب غير منتظمة أو القيم المتطرفة المتكررة أو الشركات التي تتأثر بالأحداث الخاصة مثل العطلات أو العروض الترويجية.

نموذج Prophet مفيد بشكل خاص عند التعامل مع مجموعات بيانات تفتقر إلى الملاحظات أو تحتوي على نتائج كبيرة. كما أنه قوي في التكيف مع التحولات في الاتجاه، ويعامل المعلومات الجديدة بشكل جيد.

6.3 التنعيم الأسي (Exponential Smoothing)

هو تقنية لتنعيم بيانات سلسلة الزمن باستخدام دالة نافذة أسية. بينما في نماذج المتوسط المتحرك البسيط يتم وزن الملاحظات الماضية بشكل متساوٍ، يقوم التنعيم الأسي بتعيين أوزان تتناقص أسياً مع مرور الوقت. إنها طريقة يسهل تعلمها وتطبيقها لإنتاج بيانات سلسة، خاصةً عند التعامل مع بيانات تحتوي على الكثير من الضوضاء أو التقلبات، وغالباً ما يستخدم بسبب قدرته على دمج بيانات الماضي مع التقليل التدريجي من التأكيد على الملاحظات الأقدم.

عمليًا، يمكن تنفيذ التنعيم الأسي باستخدام برمجيات إحصائية تتضمن قدرات التنبؤ بسلسلة الزمن، مثل مكتبة statsmodels . تتضمن هذه الأدوات عادةً وظائف لتحسين تلقائي لمعاملات التنعيم بناءً على البيانات التاريخية.

التنعيم الأسي هو طريقة متعددة الاستخدامات وقوية للتنبؤ ببيانات سلسلة الزمن، وهي مفيدة بشكل خاص عند الحاجة لتنعيم البيانات أو عند التعامل مع تيارات بيانات غير

معقدة ولكنها متقلبة. من الضروري للمحللين فهم كيفية تكوين وتكييف نماذج التنعيم الأسي لتناسب الاحتياجات التجارية المحددة وأنواع البيانات.[7][8]

6.4 الشبكات العصبية المتكررة (RNN) ونوعها المحسّن، الذاكرة طويلة الأمد القصيرة (LSTM)

هما من النماذج الهامة في مجال التعلم العميق، خاصة لمعالجة البيانات الزمنية المتسلسلة مثل التنبؤ بالسلاسل الزمنية. فيما يلي تعريف لهذه النماذج وشرح لآلية عملها في التنبؤ بالسلاسل الزمنية.

الشبكات العصبية المتكررة (RNN): هي فئة من الشبكات العصبية تعالج البيانات الزمنية بطريقة تتيح لها تذكر المدخلات السابقة في السلسلة. تكون مفيدة بشكل خاص في المهام التي تتطلب فهم سياق المدخلات السابقة لإجراء تنبؤات، مثل اللغة الطبيعية والسلاسل الزمنية.

الذاكرة طويلة الأمد القصيرة (LSTM) : هي تطوير لنموذج RNN التقليدي لحل مشكلة اختفاء التدرج التي تظهر عندما تصبح السلاسل الزمنية طويلة. تتميز LSTM بوجود "بوابات" تتحكم في تدفق المعلومات، مما يجعلها أكثر فعالية في التعلم من السلاسل الزمنية الطويلة والمعقدة.

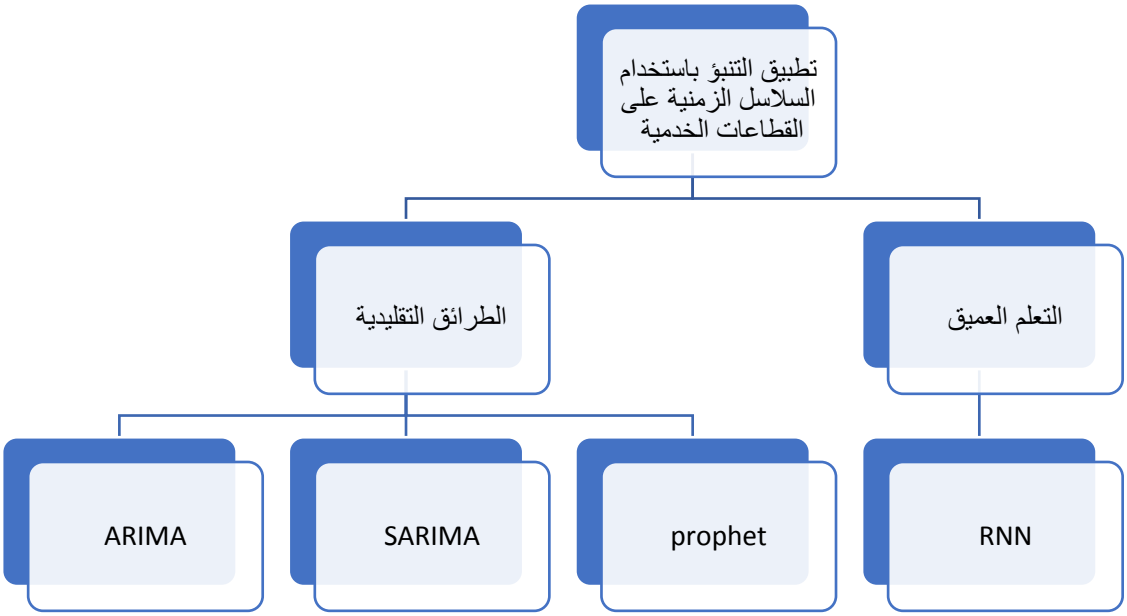
تعد شبكات LSTM RNN نوعًا خاصًا من شبكات RNN القادرة على تعلم التبعيات طويلة المدى. على عكس شبكات RNN القياسية، التي تعاني من تبعيات التعلم عبر

تسلسلات أطول بسبب مشكلات مثل مشكلة التدرج المتلاشي، تستخدم LSTMs بنية فريدة تشتمل على بوابات مختلفة تتحكم في تدفق المعلومات. تساعد هذه البوابات LSTM في تحديد المعلومات التي يجب الاحتفاظ بها أو التخلص منها، مما يجعلها أكثر ملاءمة للمهام التي تتطلب فهم التسلسلات الطويلة، مثل التنبؤ بالسلاسل الزمنية.

7.الدراسات المرجعية

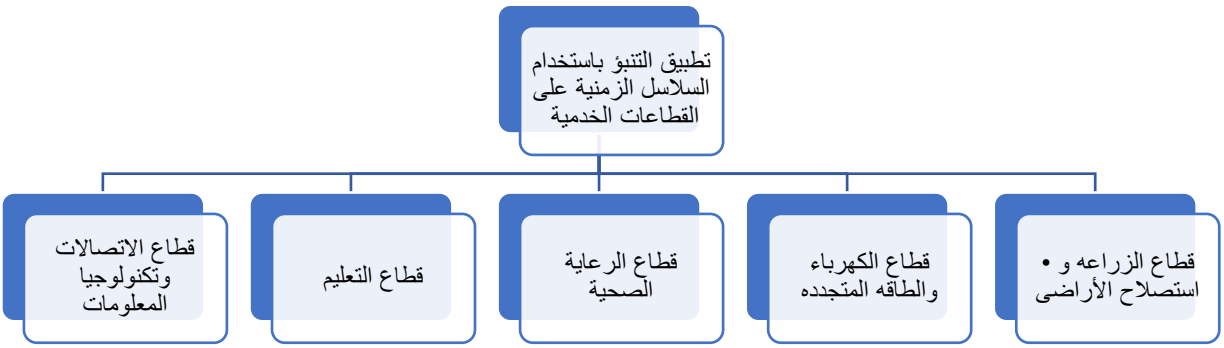
تتضمن ادبيات الدراسة مجموعة واسعة من الخوارزميات والتقنيات للتنبؤ بالسلاسل الزمنية وبما ان القطاعات الخدمية لها وضع خاص فقد تنوعت هذه الاساليب فمنها الاساليب التقليدية ومنها التعلم العميق.

ونظرا لقلة الدراسات المرجعية في مجال التنبؤ في السلاسل الزمنية للقطاعات الخدمية في الجمهورية العربية السورية سيتم الاعتماد على دراسات مرجعية عالمية حيث تقسم ادبيات الدراسة للتنبؤ بالسلاسل الزمنية وفق طبيعة الخوارزمية المستخدمة كما هي موضحة بالشكل 1:



شكل 2 التنبؤ بالسلاسل الزمنية وفق طبيعة الخوارزمية

الشكل 3 يوضح تقسيم التنبؤ بالسلاسل الزمنية بشكل رئيسيي حسب نطاق الاستخدام.



شكل 3 التنبؤ بالسلاسل الزمنية حسب نطاق الاستخدام

سيتم الاعتماد في هذا البحث على تقسيم الدراسات المرجعية وفق طبيعة الخوارزمية

المستخدمة للتنبؤ بالسلاسل الزمنية وذلك من اجل:

1. التعرف على التقنيات المستخدمة حاليا في مجال التنبؤ بالسلاسل الزمنية
2. التعرف على الطرائق الافضل من خالل عمليات المقارنة بين طرائق التنبؤ بالسلاسل الزمنية
3. تحديد أسباب تفضيل خوارزمية عن اخرى في مجال التنبؤ بالسلاسل الزمنية

ركزت الدراسات معظم الدراسات على استخدام خوارزميتي ARIMA وخوارزميات التعلم العميق بالمقابل تناولت بعض الدراسات استخدام خوارزميات اخرى مثل GRU و MLP.

7.1 الطرائق التقليدية

تهدف الدراسة [9] إلى العثور على أفضل نموذج للتنبؤ بعدد حالات الوفاة المؤكدة في إيران. ولهذا الغرض، تم تطبيق تسعة نماذج بما في ذلك نماذج الشبكة NNETAR، ARIMA، Hybrid، Holt–Winter، BSTS، TBATS، Prophet، MLP، و ELM. يتم تقييم جودة نماذج التنبؤ من خلال ثلاثة مقاييس للأداء، RMSE، وMAE، وMAPE. يتم اختيار أفضل نموذج من خلال أقل قيمة لمقاييس الأداء. ثم عدد الحالات المؤكدة وحالات الوفاة المتوقعة خلال الثلاثين يوماً القادمة. البيانات المستخدمة في هذه الدراسة هي العدد المطلق لحالات الوفاة المؤكدة في الفترة من 20 فبراير إلى 15 أغسطس 2020.

وبناء على نتائج هذه الدراسة والبيانات الموجودة، تم الاشارة إلى أن نموذجي MLP و Holt–Winter كان لهما أقل خطأ في التنبؤ مقارنة بالطرق الأخرى. لم يتم تركيب بعض النماذج بشكل جيد في مرحلة الاختبار وذلك لأن العديد من العوامل الأخرى إما غير متوفرة أو تم تجاهلها في هذه الدراسة ويمكن أن تؤثر على دقة نتائج التنبؤ. واستناداً إلى اتجاه البيانات والنتائج المتوقعة، فإن عدد الحالات المؤكدة وحالات الوفاة يكاد يكون ثابتاً ومتناقصاً على التوالي. ومع ذلك، بسبب تطور المرض وتجاهل توصيات وبروتوكولات وزارة الصحة، هناك احتمال لظهور هذا المرض مرة أخرى بشكل أكثر خطورة في إيران وهذا يتطلب المزيد من الرعاية الوقائية.

تم في الدراسة [10] تطوير نموذج تنبؤي جديد لإشغال قسم الطوارئ باستخدام منهجية تحليل السلاسل الزمنية. تم اجراء تحليل لجميع زيارات قسم الطوارئ من مركز أكاديمي كبير خلال العام 2012 للتنبؤ بإشغال قسم الطوارئ في الساعة. ونظراً لتأثيرات الوقت من اليوم ويوم من الأسبوع، تم اختيار المتوسط المتحرك المتكامل الذاتي الانحداري الموسمي مع نموذج الانحدار الخارجي (SARIMAX). لكل ساعة من اليوم، تم تصميم نموذج SARIMAX للتنبؤ بإشغال قسم الطوارئ لمدة تصل إلى 4 ساعات. تم مقارنة دقة التنبؤ بالنموذج الناتج وفترات التنبؤ مع طرق التنبؤ بالسلاسل الزمنية التي تمت دراستها مسبقاً. شمل مجتمع الدراسة 65,132 زيارة لقسم الطوارئ في مركز طبي أكاديمي كبير خلال عام 2012. وتم استخدام جميع زيارات قسم الطوارئ للبالغين خلال

أول 265 يوماً كمجموعة بيانات تدريبية، في حين تضمنت زيارات قسم الطوارئ المتبقية مجموعة بيانات الاختبار. كان أداء نموذج SARIMAX هو الأفضل.

7.2 التعلم الآلي

قام الباحثون في الدراسة [11] باستخدام نماذج التعلم العميق لإظهار التنبؤ بكوفيد-19 في الهند والولايات المتحدة الأمريكية. تم تأكيد Covid-19 وحالات الوفاة في كلا البلدين. يعد الحد من بيانات Covid-19 عاملاً صعباً للتنبؤ ببيانات السلاسل الزمنية. يتم استخدام امتداد الشبكة العصبية المتكررة (RNN) كخلية ذاكرة طويلة المدى (LSTM) ومتغيراتها مثل LSTM المكدسة، وLSTM ثنائية الاتجاه، وLSTM التلافيفية لنمذجة التنبؤات. يتم اختيار أفضل نموذج على أساس معدل الخطأ في التنبؤات ويتم حساب الخطأ باستخدام متوسط النسبة المئوية للخطأ المطلق (MAPE). يعمل نموذج LSTM التلافيفي بشكل أفضل من النموذجين الآخرين حيث يتراوح معدل الخطأ من 2.0 إلى 3.3 بالمائة لجميع مجموعات البيانات الأربع. أداء نموذج LSTM المكدس هو الأسوأ في الدراسة وفقاً للنتائج المتوقعة، سترتفع حالات الإصابة المؤكدة وحالات الوفاة في كلا البلدين خلال الشهر المقبل.

تم في البحث [12] تقييم التقنيات الإحصائية والعصبية والتجميعية المختلفة في قدرتها على التنبؤ بمتوسط إنفاق المرضى الأسبوعي على بعض أدوية الألم. تم استخدام

نموذج، الثبات (خط الأساس) والمتوسط المتحرك المتكامل الانحداري الذاتي (ARIMA)، ونموذج الإدراك الحسي متعدد الطبقات (MLP)، ونموذج الذاكرة الطويلة قصيرة المدى (LSTM)، ونموذج مجمع يجمع بين تنبؤات ARIMA وMLP وLSTM تمت معايرة النماذج للتنبؤ بالنفقات على اثنين من أدوية الألم المختلفة. في نماذج MLP وLSTM، كشفت النتائج أن نموذج المجموعة تفوق في الأداء على نماذج الثبات، ونماذج ARIMA، وMLP، وLSTM.

يقدم البحث [13] وصفاً تفصيلياً لحركة مرور الشبكة وهو مقياس لنقل البيانات عبر الشبكة في وقت معين. عادةً ما تظهر بيانات الشبكة في الأنظمة في حزم ثابتة، مما يعطي بنية الطبقات داخل النظام. تتناول هذه الورقة المشكلة الأساسية للتنبؤ بالشبكة باستخدام بيانات السلاسل الزمنية وتوفر أفضل حل ممكن بمساعدة XGBoost وخوارزمية prophet. تعمل هاتان الخوارزميتان معاً على حل مشكلة بيانات السلاسل الزمنية التي توفر نمذجة البيانات لدعم البنية التحتية للشبكة. خوارزمية prophet نفسها قادرة على القيام بالتنبؤ بكمية أكبر من البيانات ذات نمط بيانات غير طبيعي وغير منتظم. تدعم خوارزمية XGBoost الكمية الأصغر من البيانات ذات الطبيعة الدورية. تعتبر هاتان الخوارزميتان المكونات الأساسية لحل مشكلة تقدير حركة المرور لأنظمة الاتصالات باستخدام بيانات السلاسل الزمنية. تم رسم الرسم البياني لبيانات السلاسل

الزمنية المستلمة من المحطة الأساسية ويستخدم لرسم الرسم البياني لبيانات السلاسل الزمنية باستخدام خوارزمية prophet وXGBoost في ساعات الذروة.

تشكل مراكز الاتصال نقطة اتصال أساسية طوال رحلة العميل. وبالتالي، تعد الدقة العالية في التنبؤ فيما يتعلق بتنبؤات الوافدين إلى مركز الاتصال أمراً بالغ الأهمية لخلق جودة خدمة إيجابية ملحوظة من خلال تقليل أوقات الانتظار للعملاء وكذلك تقليل تكاليف الشركة عن طريق تجنب زيادة عدد الموظفين. وبالتالي، تعد تقنيات تحليلات الأعمال الكافية لإنتاج تنبؤات دقيقة عامل نجاح مهم في إدارة مركز الاتصال. ولذلك، تم في البحث [14] التحقق من التأثير التنبؤي المشترك لاختيار النموذج ومدى المهلة الزمنية كمعلمة تنظيمية حاسمة بشأن دقة التنبؤ. تم تحليل 174 أسبوعاً من البيانات الواردة من مركز اتصال إحدى الشركات الألمانية الرائدة في مجال البيع بالتجزئة عبر الإنترنت، بما في ذلك وصول المكالمات والبريد الإلكتروني لقائمة انتظار دعم العملاء. يتم مقارنة النماذج التقليدية و النماذج الجديدة أيضًا لعشرة فترات زمنية مختلفة (تتراوح من أربعة أسابيع إلى عدم وجود مهلة زمنية). وبشكل عام، تقل دقة التنبؤ مع زيادة المهلة الزمنية. وبشكل أكثر تحديداً، أنواع تنبؤات النماذج (التنبؤات المسبقة واللاحقة) تتأثر بشكل مختلف بالمهل الزمنية: بغض النظر عن المهلة الزمنية المدروسة، فإن نماذج الانحدار والتردد الراديوي قادرة على الحفاظ على مستويات دقتها تقريباً مع المهل الزمنية السابقة. في المقابل، تصبح التنبؤات المسبقة لنماذج السلاسل الزمنية غير دقيقة

أكثر كلما طالت المهلة الزمنية، أي كلما كانت القيم الأخيرة للسلاسل الزمنية المستخدمة للتنبؤ تقع في الماضي.

يعد الاحتفاظ بالعملاء أمراً مهماً في صناعة الخدمات المالية. تم دمج التعلم الآلي في تحليلات بيانات العملاء للتنبؤ بمخاطر تراجع العملاء. على الرغم من نجاحها، تستخدم الأساليب الحالية في المقام الأول البيانات المنظمة فقط، على سبيل المثال، التركيبة السكانية وتاريخ الحساب. يمكن أن يكشف استخراج البيانات باستخدام بيانات غير منظمة، على سبيل المثال، التفاعل مع العملاء، عن المزيد من الأفكار، والتي لم يتم الاستفادة منها بشكل كافٍ. قام الباحثون في الدراسة [15]، باقتراح نموذج للتنبؤ بتراجع العملاء باستخدام البيانات غير المنظمة، وهي المحتويات المنطوقة في الاتصالات الهاتفية. تم جمع مجموعة بيانات واسعة النطاق لمراكز الاتصال تضم مليوني مكالمة من أكثر من مائتي ألف عميل وتم اجراء تجارب مكثفة. تظهر النتائج أن النموذج يمكنه التنبؤ بدقة بمخاطر تراجع العميل وتوليد رؤى ذات معنى باستخدام التعلم الآلي القابل للتفسير مع السمات الشخصية وشرائح العملاء.

بعدما تم عرض التوجهات المستخدمة للتنبؤ بالسلاسل الزمنية في القطاعات ا لخدمية بدءا من الطرق التقليدية ووصولا الى التعلم العميق.

تم ملاحظة ان كل من الطرائق التقليدية والتعلم العميق له محاسنه وسيئاته فتارة تكون الطرائق التقليدية افضل وتارة يكون التعلم العميق افضل وكلا منهما يتم استخدامه في

متخلف نطاقات القطاعات الخدمية وبالتالي لم يتم الاجماع على طريقة دون عن الاخرى ولذلك في هذا البحث سيتم الاعتماد على خوارزمية ARIMA وخوارزمية التعلم العميق RNN وprophet نظراً لكثرة استخدامهم والاشادة بهم في الدراسات المرجعية في حين سيتم استخدام خوارزمية ES للرغبة في دراستها مع باقي الخوارزميات السابقة الموصى بها من قبل الدراسات المرجعية.

8. مقاييس الاداء

يعتبر تقييم الأداء ضروريًا لفهم مدى جودة أداء نموذج التنبؤ في توقع القيم المستقبلية. الهدف الرئيسي هو تقدير الخطأ أو الخسارة التي ستحدث عند تطبيق النموذج على بيانات جديدة، وهو أمر ضروري لاختيار النموذج والتحقق من صحته[16].

يمكن تقييم خطأ نموذج التنبؤ باستخدام عدة مقاييس، ويعتمد اختيار المقياس على خصائص البيانات المحددة وأهداف التحليل. تشمل المقاييس الشائعة:

- متوسط الخطأ التربيعي :(MSE) يقيس متوسط مربعات الأخطاء – الفرق المتوسط المربع بين القيم المقدرة والقيمة الفعلية.

$$MSE = (1/n)\sum_{t=1}^{n} (A_t - F_t)^2$$

- جذر متوسط الخطأ التربيعي :(RMSE) جذر MSE ، مما يوفر الخطأ بنفس وحدات البيانات.

$$RMSE = SQRT(MSE)$$

- متوسط الخطأ المطلق :(MAE) يقيس متوسط حجم الأخطاء في مجموعة من التوقعات، دون النظر إلى اتجاهها (أي بدون سالب).

$$MPE = (100\%/n)\sum_{t=1}^{n} \frac{(A_t - F_t)}{A_t}$$

- متوسط الخطأ المئوي المطلق :(MAPE) يقيس حجم الخطأ بالنسبة المئوية.

$$MAPE = (100\%/n)\sum_{t=1}^{n} \left|\frac{(A_t - F_t)}{A_t}\right|$$

في هذا البحث تم استخدام معيار متوسط الخطأ التربيعي لتقييم الاداء.

9. الإعداد التجريبي

تم استخدام مجموعة البيانات التي تم الحصول عليها من مقسم المحطة وهي عبارة عن عدد المكالمات الواردة الى المقسم خلال ثلاث سنوات من 2014 وحتى 2017 تحتوي على عمودين و890 سطر.

يوضح الشكل 4 مجموعة البيانات المستخدمة.

2014-03-22 00:00:00	314
2014-03-24 00:00:00	40
2014-03-25 00:00:00	367
2014-03-28 00:00:00	1516
2014-03-29 00:00:00	891
2014-03-30 00:00:00	333
2014-03-31 00:00:00	1125

شكل 4 مجموعة البيانات المستخدمة

10. التطبيق العملي

من اجل تحليل السلاسل الزمنية والتنبؤ بها سيتم استخدام اربع خوارزميات لتحليل السلاسل الزمنية والتنبؤ بها وهي ARIMA وو Profit و ES ومن ثم التعلم العميق باستخدام RNN LSTM.

- **تحليل وتحضير البيانات**

في البداية تم دراسة مجموعة البيانات المستخدمة لاختبار وجود قيم فارغة حيث يوضح الشكل 5 اختبار القيم الفارغة.

```
Date          0
count         0
dtype: int64
```

شكل 5 اختبار القيم الفارغة

ليتم بعد ذلك قراءة الايام الموجودة في مجموعة البيانات للتحقق من وجود انقطاعات في الايام المسجلة للمكالمات كما هو موضح في الشكل 6 فمن الواضح وجود فترات انقطاع لم يتم فيها تسجيل المكالمات.

```
DatetimeIndex(['2014-01-06', '2014-01-07', '2014-01-10', '2014-01-11',
               '2014-01-13', '2014-01-14', '2014-01-16', '2014-01-19',
               '2014-01-20', '2014-01-21',
               ...
               '2017-12-18', '2017-12-19', '2017-12-21', '2017-12-22',
               '2017-12-23', '2017-12-24', '2017-12-25', '2017-12-28',
               '2017-12-29', '2017-12-30'],
              dtype='datetime64[ns]', name='Date', length=889, freq=None)
```

شكل 6 قراءة الايام الموجودة في مجموعة البيانات

من الواضح من الشكل 7 انه يمكن أن يكون التعامل مع بيانات التاريخ والوقت الحالية أمراً ليس ذو جدوى لذلك من الافضل التعامل مع متوسطات المكالمات اليومية لهذا الشهر بدلاً من ذلك. يوضح الشكل المتوسط الحسابي لعدد المكالمات بالشهر في عام 2014 (بداية مجموعة البيانات)

```
Date
2014-01-01     480.230769
2014-02-01     368.000000
2014-03-01     857.352941
2014-04-01     567.428571
2014-05-01     431.937500
2014-06-01     695.052632
2014-07-01     601.111111
2014-08-01     457.312500
2014-09-01     992.458333
2014-10-01     769.000000
2014-11-01     980.227273
2014-12-01    1532.200000
```

شكل 7 المتوسط الحسابي لعدد المكالمات في كل شهر لعام 2017

يوضح الشكل 8 عدد المكالمات الاسبوعية والشهرية والربعية والسنوية بعد عملية تجميع تواريخ المكالمات.

```
weekly
            count
2014-01-12   2713
2014-01-19   1250
2014-01-26   1656
2014-02-02    624
2014-02-09     15

Monthly
            count
2014-01-31   6243
2014-02-28   1840
2014-03-31  14575
2014-04-30   7944
2014-05-31   6911

Quarterly
            count
2014-03-31  22658
2014-06-30  28061
2014-09-30  41956
2014-12-31  64513
2015-03-31  27376

Annual
             count
2014-12-31  157188
2015-12-31  170517
2016-12-31  198909
2017-12-31  215389
```

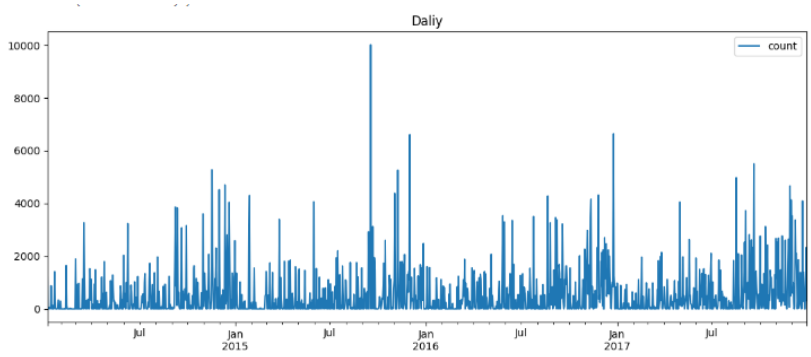
شكل 8 عدد المكالمات الاسبوعية والشهرية والربعية والسنوية

يوضح الشكل 9 التغييرات الشهرية في عدد المكالمات (زيادة او انخفاض القيم كل شهر عن الشهر السابق له)

	count	count_%_Change
2014-01-31	6243	NaN
2014-02-28	1840	-0.705270
2014-03-31	14575	6.921196
2014-04-30	7944	-0.454957
2014-05-31	6911	-0.130035

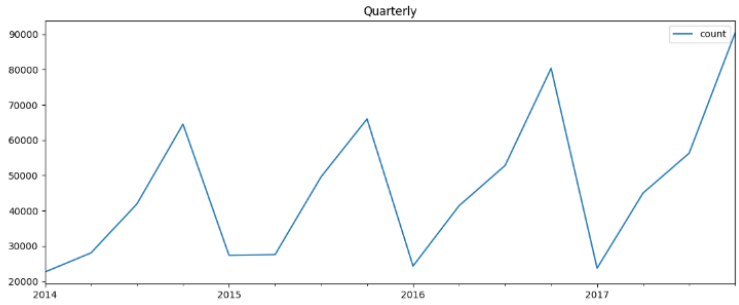
شكل 9 التغييرات الشهرية في عدد المكالمات

يوضح الشكل 10 توزع المكالمات اليومية.



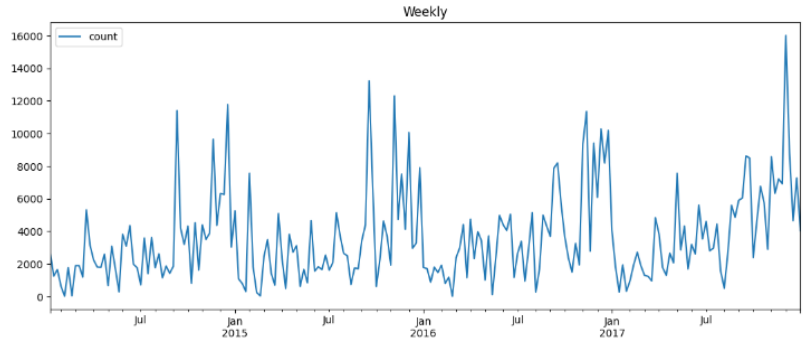
شكل 10 توزع المكالمات اليومية

يوضح الشكل 11 توزع المكالمات الربعية (كل ثلاث اشهر) من الواضح وجود نمط تصاعدي.



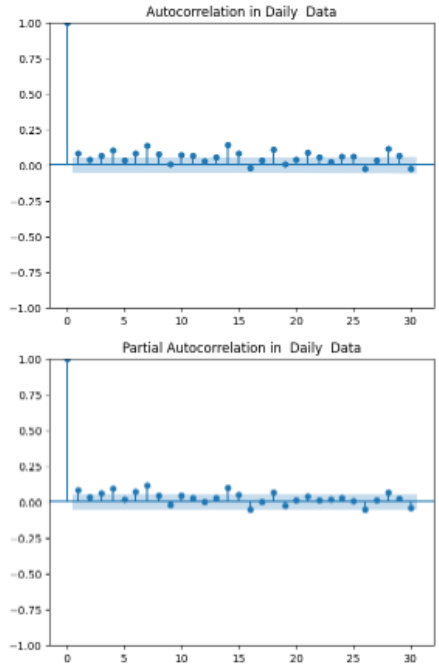
شكل 11 توزع المكالمات الربعية

يوضح الشكل 12 توزع المكالمات الاسبوعية من الواضح وجود اسابيع معينة تتزايد فيها المكالمات عن غيرها ويتكرر هذا النمط كل سنة.



شكل 12 توزع المكالمات الاسبوعية

يوضح الشكل 13 تطبيق Autocorrelation و Partial Autocorrelation مع Lag مساوياً ل 30 فمن الواضح عدم وجود تأثير الايام السابقة على اليوم الحالي للمكالمات.

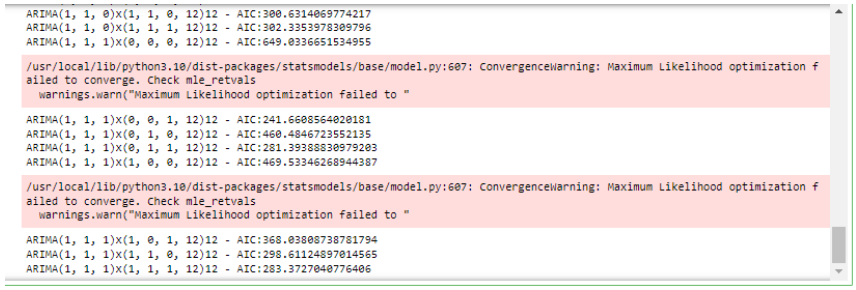


شكل 13 Autocorrelation و Partial Autocorrelation

بعد عملية تحليل البيانات والتعرف عليها بالشكل الامثل والقيام بعمليات المعالجة وفصل المكونات اصبحت البيانات الان جاهزة للقيام بالتجارب الاربعة وهي تجربة استخدام خوارزمية ARIMA و Prophit و ES و RNN LSTM وقياس مقدار الخطأ في النماذج الإحصائية باستخدام معيار MSE وبعد ذلك سيتم اعتماد الخوارزمية الاقل خطأً باستخدام هذا المعيار وتحديد التوجه الامثل الذي يخدم المقسم.

- **التجربة الأولى**

تم استخدام خوارزمية ARIMA ولكن من اجل ذلك في البداية يجب تحديد افضل بارمترات للخوارزمية كما هو موضح بالشكل 14. حيث تم الحصول على البارامترات التالية (order=(1 ،1 ،1 14)، seasonal_order=(1, 1, 0, 12)



شكل 14 افضل البارامترات لخوارزمية ARIMA

يوضح الجدول البارمترات المستخدمة في عملية تدريب نموذج ARIMA.

جدول 1 البارمترات المستخدمة في عملية تدريب نموذج ARIMA

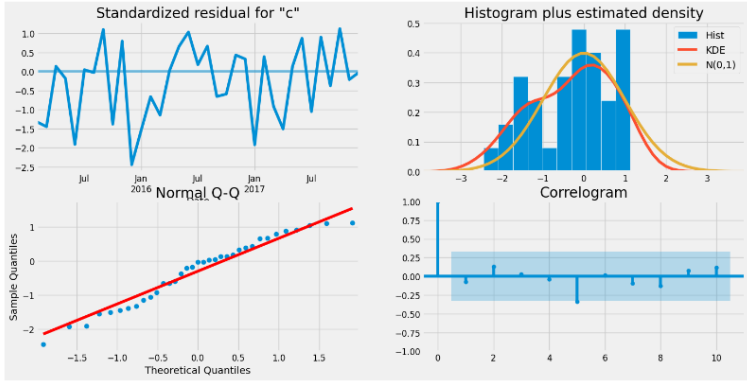
البارامتر	القيمة
Order	(1، 1، 1)
seasonal_order	(1، 1، 0، 12)
enforce_invertibility	False

من ثم تم تدريب النموذج وفق بارمترات الجدول 1 والحصول على نتائج التدريب الموضحة بالشكل 15.

```
==============================================================================
                 coef    std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
ar.L1          0.1280      0.276      0.464      0.643      -0.413       0.669
ma.L1         -1.0000      0.450     -2.224      0.026      -1.881      -0.119
ar.S.L12      -0.2811      0.154     -1.826      0.068      -0.583       0.021
sigma2      3.029e+04   1.48e-05   2.04e+09      0.000    3.03e+04    3.03e+04
==============================================================================
```

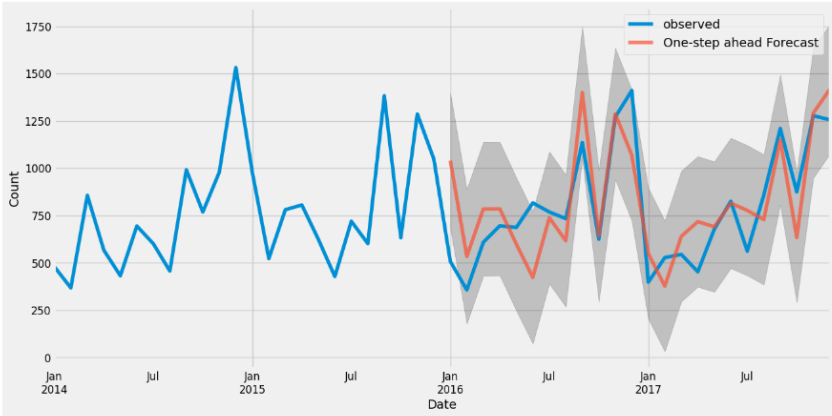
شكل 15 تدريب النموذج وفق بارمترات الجدول 1

يوضح الشكل 16 تشخيصات النموذج plot_diagnostics وتشير أن بقايا النموذج موزعة بشكل طبيعي تقريبًا.



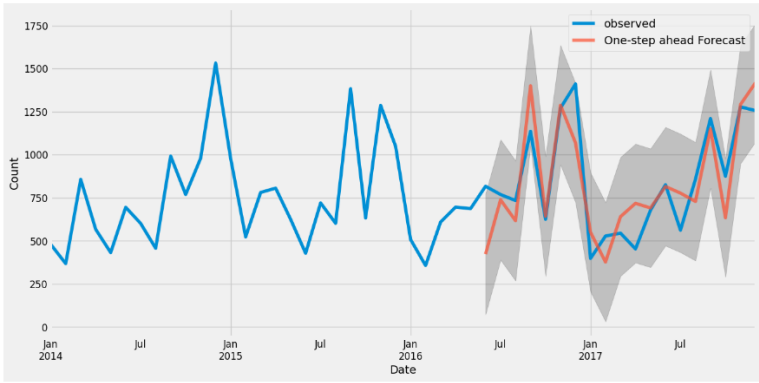
شكل 16 plot_diagnostics

ليتم بعد ذلك التنبؤ باستخدام النموذج السابق الذي تم تدريبه للتنبؤ ببيانات من عام 2016 وحتى نهاية مجموعة البيانات كما هو موضح بالشكل 17.



شكل 17 التنبؤ باستخدام ARIMA

يُظهر المخطط الخطي بالشكل 18 القيم المرصودة مقارنةً بالتنبؤات المتوقعة المتداولة. بشكل عام، تتوافق توقعات النموذج مع القيم الحقيقية بشكل جيد للغاية، مما يدل على اتجاه تصاعدي يبدأ من بداية العام ويلتقط الموسمية في نهاية العام. في حين كانت Mean Squared Error تساوي 40002



شكل 18 التنبؤ ببيانات من منتصف عام 2016

يُظهر المخطط الخطي القيم المرصودة مقارنةً بالتنبؤات المتوقعة المتداولة. بشكل عام، تتوافق توقعاتنا مع القيم الحقيقية بشكل جيد للغاية. مع خطا Mean Squared Error تساوي 33346.68.

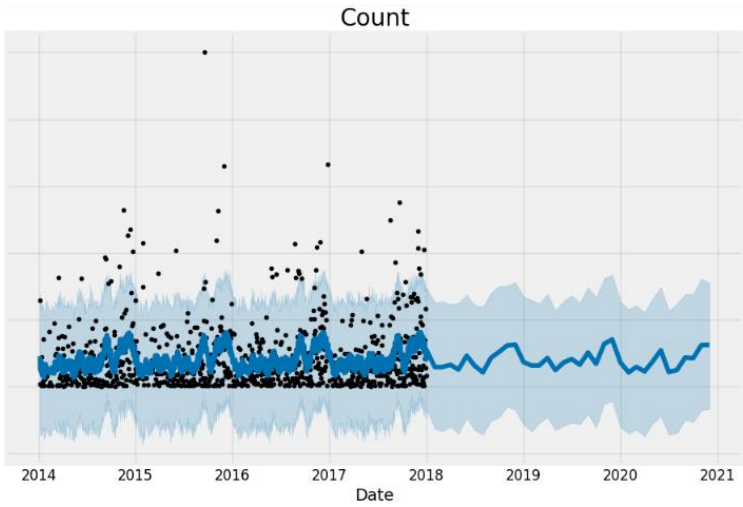
- **التجربة الثانية باستخدام Prophet**

يوضح الجدول البارمترات المستخدمة لبناء نموذج prophet.

جدول 2 البارمترات المستخدمة لبناء نموذج prophet

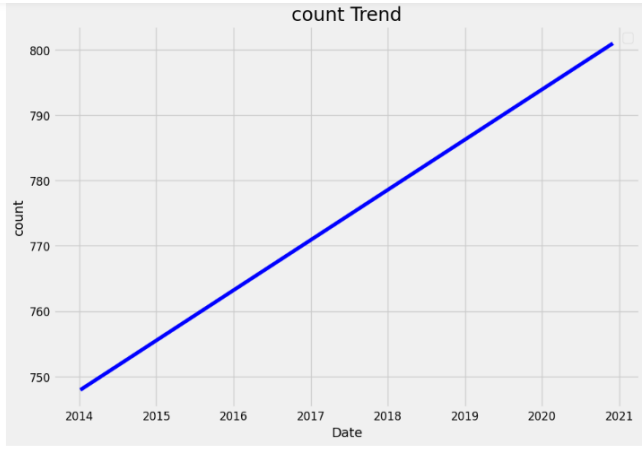
البارامتر	القيمة
interval_width	0.85

يوضح الشكل 19 نتيجة التنبؤ باستخدام نموذج propeht



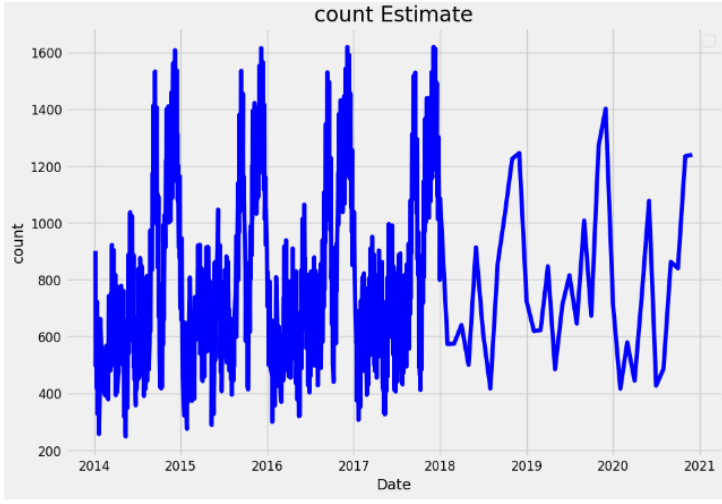
شكل 19 نتيجة التنبؤ باستخدام نموذج propeht

يوضح الشكل 20 اتجاه السلسلة الزمنية.



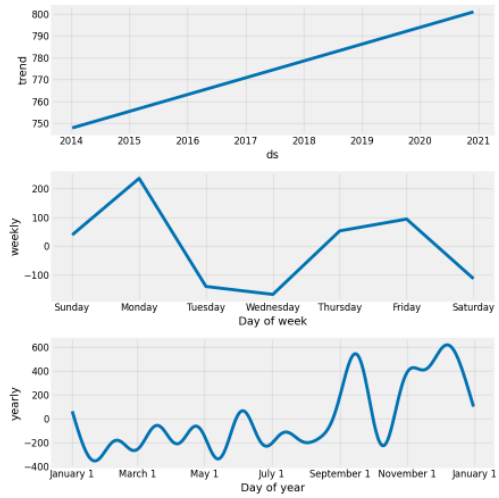
شكل 20 اتجاه السلسلة الزمنية

يوضح الشكل 21 تقدير عدد المكالمات للسلسلة لحد عام 2021.



شكل 21 تقدير العدد

يوضح الشكل 22 عناصر السلسلة.



شكل 22 عناصر السلسلة

يوضح الشكل 23 مقدار الخطا في كل تنبؤ قام به نموذج prophet

	Date	test_trend	test_yhat_lower	test_yhat_upper	test_trend_lower	test_trend_upper	test_additive_terms	test_additive_terms_lower	test_additive_terms_up
0	2014-01-06	747.954504	-1181.375187	2761.064533	747.954504	747.954504	153.096141	153.096141	153.096
1	2014-01-07	747.975532	-1453.922154	2256.489104	747.975532	747.975532	-251.182486	-251.182486	-251.182
2	2014-01-10	748.038618	-1308.715583	2556.924374	748.038618	748.038618	-98.122438	-98.122438	-98.122
3	2014-01-11	748.059647	-1489.979049	2365.741707	748.059647	748.059647	-329.442967	-329.442967	-329.442
4	2014-01-13	748.101704	-1186.536844	2527.975369	748.101704	748.101704	-25.548090	-25.548090	-25.548

yhat 23 شكل

- **تجربة تطبيق ExponentialSmoothing**

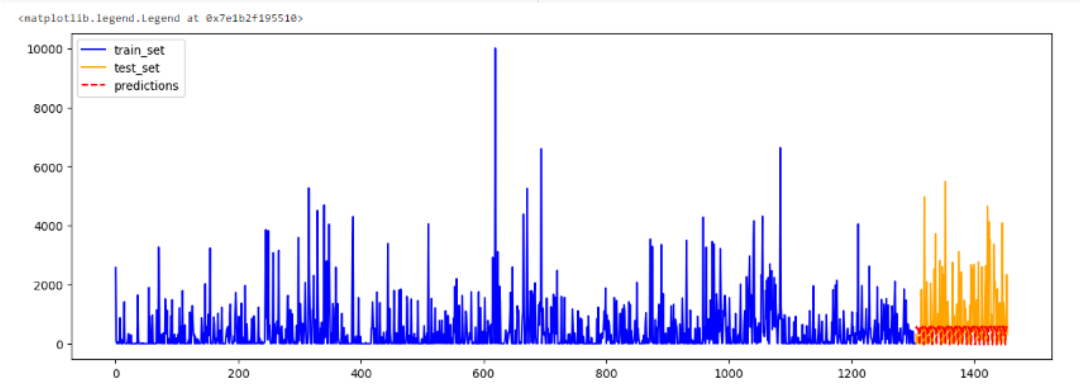
يوضح الجدول 3 بارمترات استخدام **ExponentialSmoothing**

جدول 3 البارمترات المستخدمة لبناء نموذج prophet

البارامتر	قيمته
damped_trend	False
Seasonal	Add
seasonal_periods	7
Trend	None

وكان MSE مساوياً ل 1489604.3521516214

يوضح الشكل 24 التنبؤ باستخدام ExponentialSmoothing من الواضح من الشكل 21 عدم قدرة النموذج على التنبؤ بالشكل الافضل وعدم قدرته على اكتشاف نمط البيانات.



شكل 24 ExponentialSmoothing

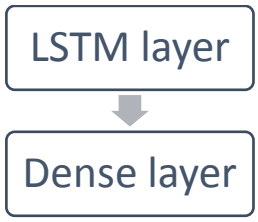
- **التجربة الرابعة تطبيق RNN LSTM**

تم تطبيق نموذج RNN LSTM وفق البارمترات الموضحة بالجدول 4.

جدول 4 بارامترات بناء نموذج RNN LSTM

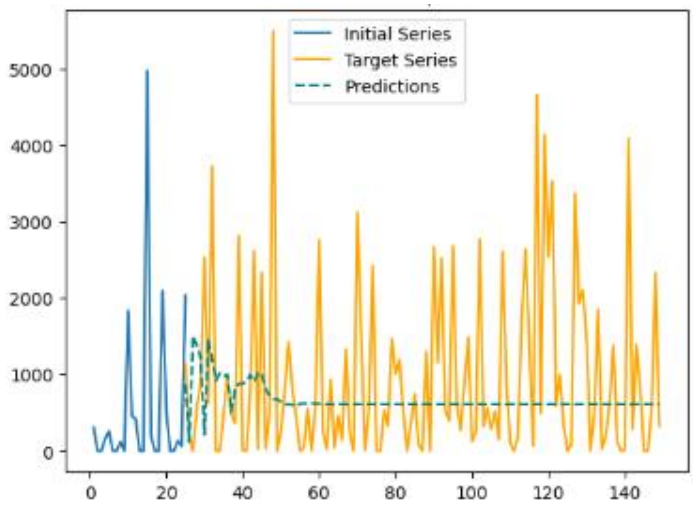
البارامتر	القيمة
Epochs	5000
عدد الطبقات	2

يوضح الشكل 25 مخطط التجربة.



شكل 25مخطط التجربة الرابعة - الجزء الاول

بعد اجراء التجربة كانت MSE مساوية 1452942.19010795، يوضح الشكل 26 نموذج التنبؤ باستخدام RNN LSTM ومن الواضح ان اداء النموذج لم يكن جيداً.

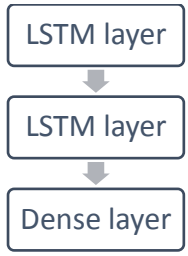


شكل 26 التنبؤ باستخدام RNN

نظراً لاهمية التعلم العميق في مجالات الحياة كافة والرغبة في محاولة تحسين نتيجة اداء شبكة RNN البسيطة في التجربة السابقة تم دراسة تأثير عمق شبكة RNN على مجموعة البيانات المستخدمة.

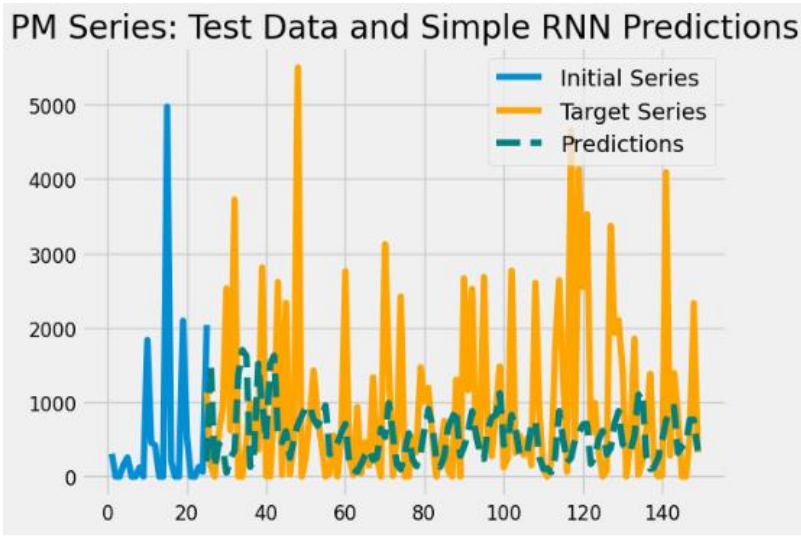
- اضافة طبقة اخرى للتجربة (شبكة RNN البسيطة)

يوضح الشكل 27 مخطط التجربة الرابعة الجزء الثاني



شكل 27 مخطط التجربة الرابعة -الجزء الثاني

يوضح الشكل 28 المخطط البياني لنتيجة التجربة بعد عملية اضافة طبقة اخرى للتجربة (شبكة RNN البسيطة)



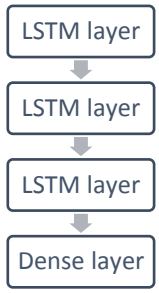
شكل 28 اضافة طبقة اخرى للتجربة (شبكة RNN البسيطة)

وبعد تنفيذ التجربة تم قياس MSE وكان MSE مساوياً ل

1594527.1472637097

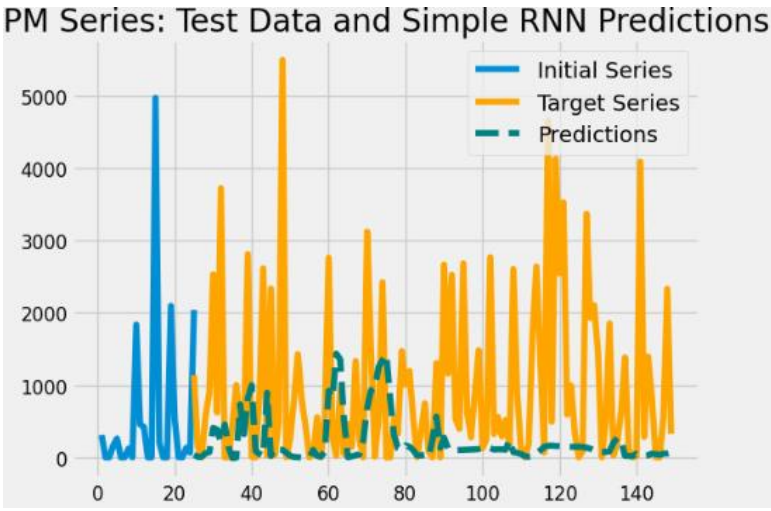
- اضافة طبقتين للتجربة (شبكة RNN البسيطة)

يوضح الشكل 29 مخطط التجربة



شكل 29 مخطط التجربة الرابعة - الجزء الثالث

يوضح الشكل 30 المخطط البياني لنتيجة التجربة بعد عملية اضافة طبقتين للتجربة (شبكة RNN البسيطة)

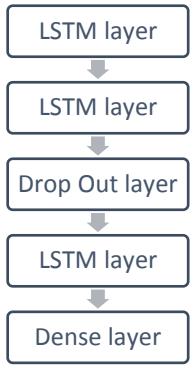


شكل 30 اضافة طبقتين للتجربة (شبكة RNN البسيطة)

وبعد تنفيذ التجربة تم قياس MSE وكان MSE مساوياً ل
1994205.6288355323

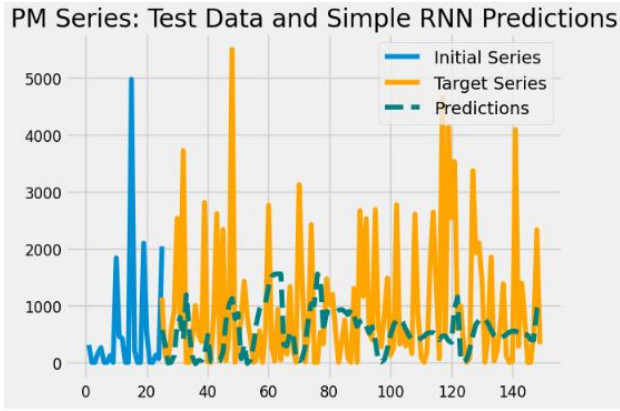
- اضافة طبقتين للتجربة (شبكة RNN البسيطة) مع اضافة طبقة drop out بين الطبقتين المضافتين

يوضح الشكل 31 مخطط التجربة



شكل 31 مخطط التجربة الرابعة الجزء الرابع

يوضح الشكل 32 المخطط البياني لنتيجة التجربة بعد عملية اضافة طبقتين للتجربة (شبكة RNN البسيطة) مع اضافة طبقة drop out بين الطبقتين المضافتين.



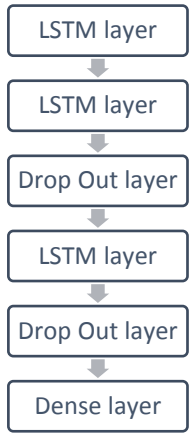
شكل 32 اضافة طبقتين للتجربة (شبكة RNN البسيطة) مع اضافة طبقة drop out بين الطبقتين المضافتين

وبعد تنفيذ التجربة تم قياس MSE وكان MSE مساوياً ل

1640354.357107821

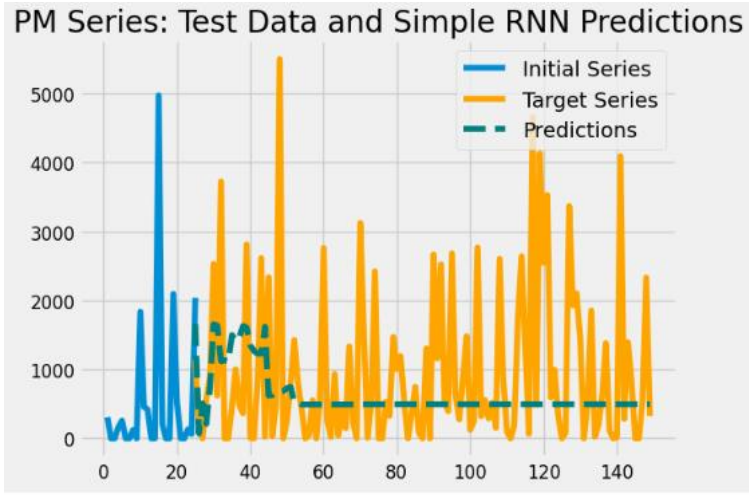
- اضافة طبقتين للتجربة (شبكة RNN البسيطة) مع اضافة طبقتين drop out

يوضح الشكل 33 مخطط التجربة



شكل 33 التجربة الرابعة الجزء الخامس

يوضح الشكل 34 المخطط البياني بعد عملية اضافة طبقتين للتجربة (شبكة RNN البسيطة) مع اضافة طبقتينdrop out.



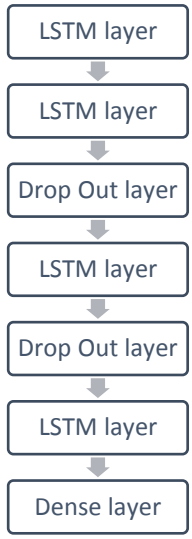
شكل 34 اضافة طبقتين للتجربة (شبكة RNN البسيطة) مع اضافة طبقة drop outبين الطبقتين المضافتين

وبعد تنفيذ التجربة تم قياس MSE وكان MSE مساوياً ل

1516813.5571740123

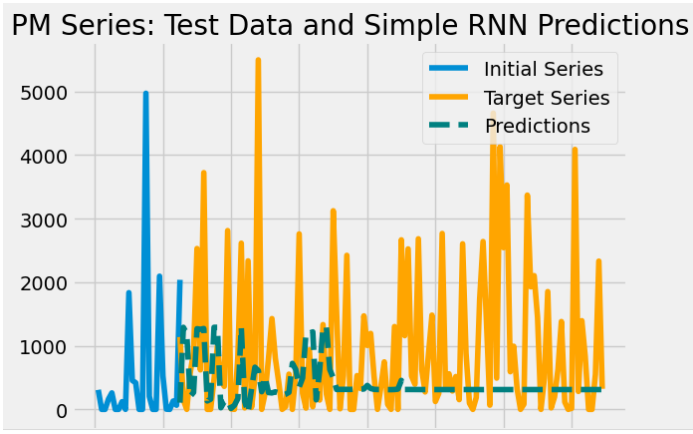
- شبكة RNN مع ثلاث طبقات وطبقتين dropout

تم الابقاء ع هيكلة التجربة السابقة مع اضافة طبقة واحدة كماهو موضح بالشكل 35.



شكل 35 التجربة الرابعة الجزء السادس

يوضح الشكل 36 نتيجة تنفيذ التجربة



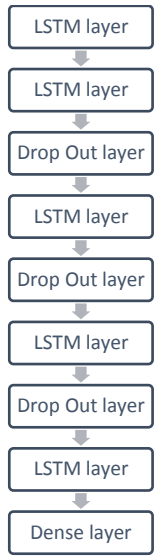
شكل 36 نتيجة التجربة الرابعة الجزء السادس

وبعد تنفيذ التجربة تم قياس MSE وكان MSE مساوياً ل

1691830.3419243356

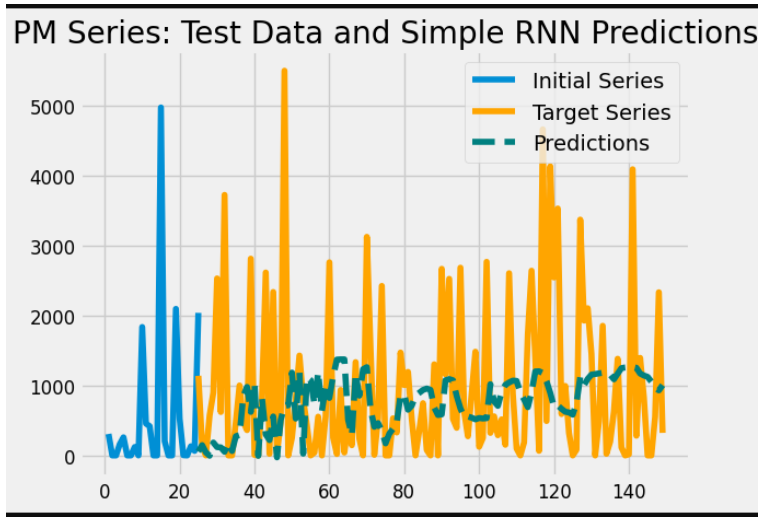
- شبكة RNN مع 4 طبقات وثلاث طبقات dropout

يوضح الشكل 37 مخطط التجربة.



شكل 37 التجربة الرابعة الجزء السابع

يوضح الشكل 38 نتيجة تنفيذ التجربة.

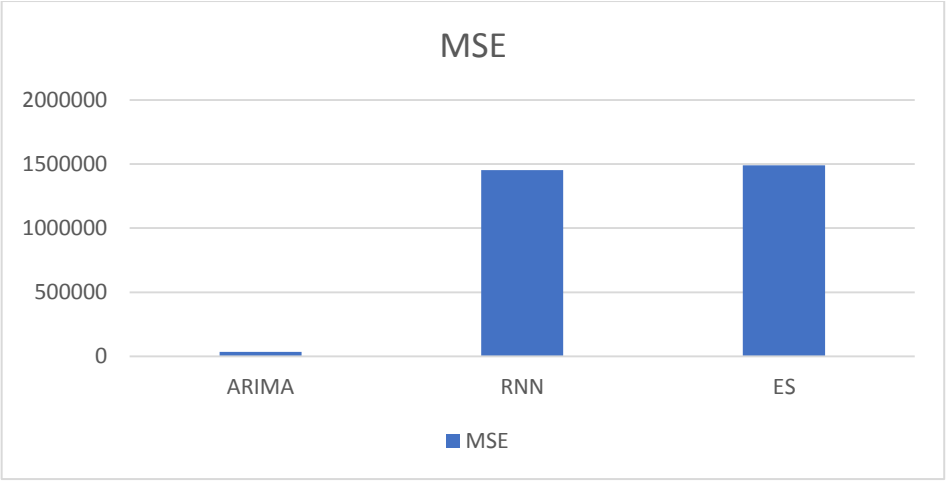


شكل 38 نتيجة التجربة الرابعة الجزء السابع

وبعد تنفيذ التجربة تم قياس MSE وكان MSE مساوياً ل 1462335.908047153

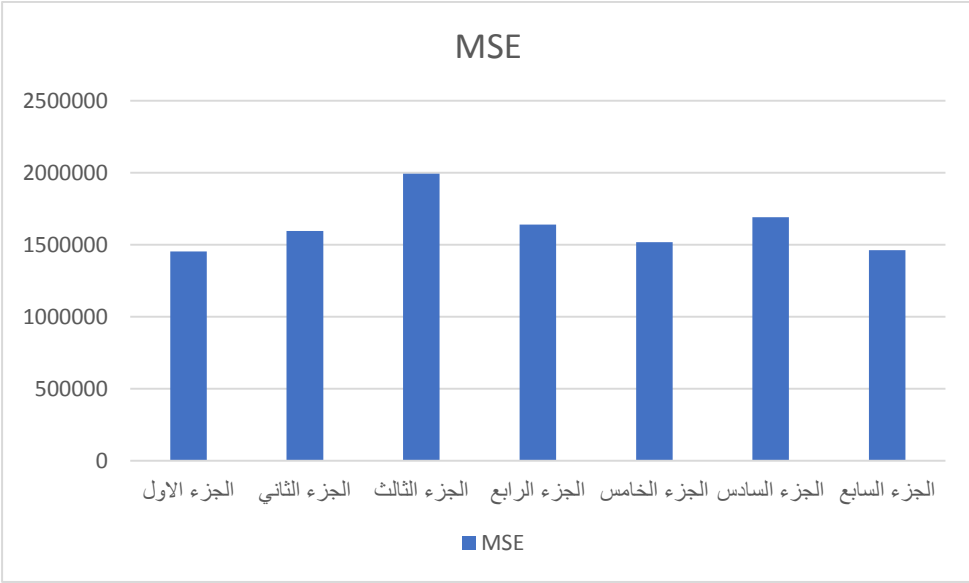
نلاحظ ان مع زيادة عدد الطبقات لم تتحسن نتيجة التنبؤ بالسلسلة الزمنية وحتى مع اضافة طبقات drop out لم يكن الاداء افضل. حيث اثبتت التجارب التي تم القيام بها ان شبكة RNN البسيطة افضل من حيث معيار MSE من شبكة RNN متعددة الطبقات(3 طبقات او اكثر).

يوضح الشكل 39 MSE لكافة الخوارزميات



شكل 39 مقدار خطأ النماذج السابقة

في حين يوضح الشكل 40 مقدار الخطا لكافة التجارب الخاصة ب RNN.



شكل 40 مقدار الخطا في كافة التجارب الخاصة ب RNN

12. الخاتمة والتطلعات المستقبلية

في هذا البحث تم دراسة عدة خوارزميات وهي ARIMA و ES و Prophet و RNN من اجل التنبؤ بالسلاسل الزمنية لعدد المكالمات الواردة الى مقسم المحطة وقد حققت خوارزمية ARIMA افضل اداء وبخطأ قدره 33346.7 في حين اثبتت جميع التجارب الخاصة ب RNN انه على الرغم من زيادة عدد الطبقات (زيادة عمق الشبكة) لم تعطي الخوارزمية افضل اداء متوقع. بالنسبة للتطلعات المستقبلية من الممكن دراسة خوارزميات اخرى مثل GRU .

13. جدول الاختصارات

ARIMA	Auto Regressive Integrated Moving Average
ES	Exponential Smoothing
RNN	Recurrent Neural Network
GRU	Gated Recurrent Unit
MSE	Mean Squared Error
MLP	Multi Layer Perceptron
MAPE	Mean absolute percentage error
MAE	Mean Absolute Error
LSTM	Long Short Term Memory

14 المراجع

[1] Lee, J., & McKibbin, W. J. (2018). Service sector productivity and economic growth in Asia. Economic Modelling, 74, 247–263. https://doi.org/10.1016/j.econmod.2018.05.018

[2] Ginzberg, E., & Vojta, G. J. (1981). The Service Sector of the U.S. Economy. Scientific American, 244(3), 48–55. http://www.jstor.org/stable/24964326

[3] Hungary. (n.d.). Google Books. https://books.google.co.uk/books?hl=en&lr=&id=PNa-ge5UzsIC&oi=fnd&pg=PA57&dq=Telecommunications+sector+and+telephone+exchanges&ots=V5OurfNtkH&sig=cZao_urMxELZPUnU1QePdwByiKM&redir_esc=y#v=onepage&q&f=false

[4] Brockwell, P. J., & Davis, R. A. (2002). Introduction to time series and forecasting. In Springer texts in statistics. https://doi.org/10.1007/b97391 [4] Cheng, Qian, et al. "Forecasting emergency department hourly occupancy using time series analysis." The American Journal of Emergency Medicine 48 (2021): 177-182.

[5] Shumway, R. H., Stoffer, D. S., R.H. Shumway, & D.S. Stoffer. (2015). Time series analysis and it's applications (EZ Green Edition). http://www.akademikidea.org/a-ders/pluginfile.php/1006/mod_page/content/8/Shumway%2C%20Robert%20H.-Stoffer%2C%20David%20S.%20%282015%29Time%20Series%20Analysis%20and%20Its%20Applications%20With%20R%20%20Examples%2C%20EZ%20Edition%20%2C%20Springer.pdf

[6] Duarte, D., & Faerman, J. (2019). Comparison of time series prediction of healthcare emergency department indicators with ARIMA and Prophet. In Computer Science & Information Technology (CS & IT) Computer Science Conference (Vol. 123, p. 33).

[7] Nurhamidah, N., Nusyirwan, N., & Faisol, A. (2020). Forecasting seasonal time series data using the holt-winters exponential smoothing method of additive models. Jurnal Matematika Integratif, 16(2), 151-157.

[8] Rabbani, M. B. A., Musarat, M. A., Alaloul, W. S., Rabbani, M. S., Maqsoom, A., Ayub, S., ... & Altaf, M. (2021). a comparison between seasonal autoregressive integrated moving average (SARIMA) and exponential smoothing (ES) based on time

series model for forecasting road accidents. Arabian Journal for Science and Engineering, 46(11), 11113-11138.

[9] Talkhi, Nasrin, et al. "Modeling and forecasting number of confirmed and death caused COVID-19 in IRAN: A comparison of time series forecasting methods." Biomedical signal processing and control 66 (2021): 102494.

[10] Cheng, Qian, et al. "Forecasting emergency department hourly occupancy using time series analysis." The American Journal of Emergency Medicine 48 (2021): 177-182.

[11] Sourabh Shastri, Kuljeet Singh, Sachin Kumar, Paramjit Kour, Vibhakar Mansotra, Time series forecasting of Covid-19 using deep learning models: India-USA comparative case study, Chaos, Solitons & Fractals, Volume 140, 2020.

[12] Kaushik, S., Choudhury, A., Sheron, P. K., Dasgupta, N., Natarajan, S., Pickett, L. A., & Dutt, V. (2020). AI in Healthcare: Time-Series Forecasting Using Statistical, Neural, and Ensemble Architectures. Frontiers in Big Data, 3. doi:10.3389/fdata.2020.00004

[13] Jain, G., & Prasad, R. R. (2020). Machine learning, Prophet and XGBoost algorithm: Analysis of Traffic Forecasting in Telecom

Networks with time series data. 2020 8th International Conference on Reliability, Infocom Technologies and Optimization (Trends and Future Directions) (ICRITO). doi:10.1109/icrito48877.2020.9197864

[14] Rausch, Theresa Maria, and Tobias Albrecht. "The impact of lead time and model selection on the accuracy of call center arrivals' forecasts." (2020).

[15] Nhi N.Y. Vo, Shaowu Liu, Xitong Li, Guandong Xu, Leveraging unstructured call log data for customer churn prediction, Knowledge-Based Systems, Volume 212, 2021.

[16] Lukas Blickensdörfer, Marcel Schwieder, Dirk Pflugmacher, Claas Nendel, Stefan Erasmi, Patrick Hostert, Mapping of crop types and crop sequences with combined time series of Sentinel-1, Sentinel-2 and Landsat 8 data for Germany, Remote Sensing of Environment, Volume 269, 2022, 112831.