

مجلة جامعة البعث

سلسلة العلوم الهندسية الميكانيكية
والكهربائية والمعلوماتية



مجلة علمية محكمة دورية

المجلد 45 . العدد 28

1445 هـ - 2023 م

الأستاذ الدكتور عبد الباسط الخطيب
رئيس جامعة البعث
المدير المسؤول عن المجلة

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

مديرة مكتب مجلة جامعة البعث
م. هلا معروف

عضو هيئة التحرير	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 مشرفي
عضو هيئة التحرير	د. هيثم حسن
عضو هيئة التحرير	د. نزار عبشي

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 : 963 31 2138071 ++

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

. البريد الإلكتروني : [magazine@ albaath-univ.edu.sy](mailto: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.
 - إذا كان الباحث طالب دراسات عليا:
يجب إرفاق قرار تسجيل الدكتوراه / ماجستير + كتاب من الدكتور المشرف بموافقة على النشر في المجلة.
 - إذا كان الباحث عضو هيئة تدريسية:
يجب إرفاق قرار المجلس المختص بإنجاز البحث أو قرار قسم بالموافقة على اعتماده حسب الحال.
 - إذا كان الباحث عضو هيئة تدريسية من خارج جامعة البعث :
يجب إحضار كتاب من عمادة كليته تثبت أنه عضو بالهيئة التدريسية و على رأس عمله حتى تاريخه.
 - إذا كان الباحث عضواً في الهيئة الفنية :
يجب إرفاق كتاب يحدد فيه مكان و زمان إجراء البحث ، وما يثبت صفته وأنه على رأس عمله.
 - يتم ترتيب البحث على النحو الآتي بالنسبة لكليات (العلوم الطبية والهندسية والأساسية والتطبيقية):
عنوان البحث .. ملخص عربي و إنكليزي (كلمات مفتاحية في نهاية الملخصين).
- 1- مقدمة
 - 2- هدف البحث
 - 3- مواد وطرق البحث
 - 4- النتائج ومناقشتها .
 - 5- الاستنتاجات والتوصيات .
 - 6- المراجع.

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

11- تكتب المراجع ضمن النص على الشكل التالي: [1] ثم رقم الصفحة ويفضل استخدام التهميش الإلكتروني المعمول به في نظام 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

الصفحة	اسم الباحث	اسم البحث
36-11	م. احمد عمران د. بسيم عمران	تحسين عملية التعرف على الأشخاص بالاعتماد على خوارزمية YOLOv3 – Tiny
60-37	م. أوس ابراهيم د. طاهر قدار	دراسة تأثير إضافة السيليكا النانوية المُفَوِّمة على خواص مادة مركبة من الأقمشة ثلاثية الأبعاد والمُفَرَّعة
100-61	م. حسام عبد السميع محفوض	استخدام منهجية هجينة لتحسين عملية تخصيص الموارد في الحوسبة السحابية
142-101	م. ديمة الخطيب د. ابراهيم الشامي	تحسين محاكاة الشعور البشري عن طريق التعرف إلى تعابير الوجه
162-143	م. حيان ريشة د. يوسف رزق	النمذجة والتحكم بمحركات الممانعة المغناطيسية المتغيرة SRM

تحسين عملية التعرف على الأشخاص بالاعتماد على

خوارزمية YOLOv3 – Tiny

*م. احمد إبراهيم عمران **د.م. بسيم عمران

ملخص

يعتبر التعرف على الأشخاص ضمن الصور الرقمية والفيديو أمر مهم للغاية في العديد من التطبيقات كالتعرف على المشاة وأنظمة النقل الذكية والقيادة الذاتية للمركبات، وأصبحت العديد منها يحتاج إلى نتائج دقيقة وسريعة في آن معاً كونها تعمل ضمن الزمن الحقيقي.

مع تطور الخوارزميات التي تعتمد على الشبكات العصبونية التلافيفية والحاجة إلى تسريعها مع الحفاظ على الدقة، تعتبر خوارزمية YOLO (You Look Only Once) خياراً جيداً للتعرف على الأشياء بسرعة تناسب تطبيقات الزمن الحقيقي.

تم في هذا البحث تقديم دراسة مرجعية عن خوارزمية YOLOv3-tiny التي تعمل بسرعة ولكنها تعاني من انخفاض الدقة، لذلك تم تعديلها في مرحلة تحديد عدد وأبعاد الصناديق المرجعية (anchor boxes) وفق طريقة تجميع التوقعات الكبرى Expectation–Maximization (EM) باستخدام نموذج غوص المختلط (Gaussian) (GMM) (Mixture Models) لزيادة دقة التعرف بدلاً من خوارزمية K-means المستخدمة في الخوارزمية الأساسية، تم تدريب الشبكة على جزء من قاعدة بيانات Open Images v6 الخاص بالأشخاص، وكانت نتيجة متوسط الدقة للنموذج المعدل 84.77%، وهي دقة جيدة مقارنة بـ 81.55% الناتجة عن استخدام خوارزمية K-means، و 82.41% الناتجة عن خوارزمية Birch و 82.3% الناتجة عن خوارزمية DBSCAN.

كلمات مفتاحية: التعرف على الأشخاص، نموذج غوص المختلط، الصناديق المرجعية

*طالب دكتوراه في قسم هندسة التحكم الآلي والحواسيب

**أستاذ مساعد في قسم هندسة التحكم الآلي والحواسيب

Improved YOLOv3 – Tiny model for human detection

Abstract

People Detection within digital images and videos is very important in many applications such as pedestrian detection, intelligent transportation systems and self-driving vehicles, and many of them need accurate and fast results at the same time as they work in real time.

With the development of algorithms based on convolutional neural networks and the need to speed them up while maintaining accuracy, YOLO (You Look Only Once) is a good choice for quickly object detection in real-time applications.

In this research, we presented a state-of-the-art of YOLOv3-tiny, which works quickly but suffers from low accuracy, so we modified the model in the stage of choosing the number and dimensions of anchor boxes using Expectation–Maximization (EM) clustering using Gaussian Mixture Models (GMM) to increase detection accuracy instead of the K-means algorithm used in the original model, then trained the network on a portion of the Open Images v6 dataset of people, and the detection results were good as the model achieved a mean Average precision mAP= 84.77 % which is a good accuracy compared to mAP=81.55% generated by using the K-means algorithm, 82.41% for Birch and 82.3% for DBSCAN.

Keywords: object detection, YOLO, Gaussian Mixture Model, K-means, anchor boxes

1- مقدمة:

التعرف على الأشياء هو العثور على جميع الكائنات المستهدفة في الصورة. وهو يتضمن مهمتين فرعيتين: **تحديد موقع (localization)** الهدف ضمن الصورة والتصنيف (**classification**) أي تحديد الفئة التي ينتمي إليها الهدف. عملية التعرف هي أحد المهام الأساسية في مجال الرؤية الحاسوبية، والتي تمت دراستها منذ ما يقرب من 20 عاماً. ويستخدم على نطاق واسع في العديد من التطبيقات والمجالات العسكرية والمدنية، بما في ذلك تجزئة الصور [1]، المراقبة الذكية [2]، القيادة المستقلة للسيارات الحديثة [3] وأنظمة النقل الذكي، وفيها يعد التعرف على الهدف جزءاً أساسياً، لأن تحديد الهدف بدقة وسرعة لهما تأثير كبير على رد فعل النظام وطريقة تعامله مع المشاة والآليات من حوله [4].

في السنوات الأخيرة، بدأت تقنيات التعلم العميق تتطور بسرعة، وتغيرت من استخدام الخوارزمية التقليدية إلى استخدام تقنية التعرف القائمة على الشبكة العصبونية العميقة؛ وخاصةً الشبكة العصبونية التلافيفية (Convolutional Neural Network (CNN التي تم استخدامها على نطاق واسع في مجال التعرف على الأشياء. تتضمن خوارزميات التعرف على الأشياء المستندة إلى المناطق المرشحة R- CNN و Fast R- CNN و Faster R- CNN وغيرها [5]. يمكن أن تحصل طرق التعرف على الهدف المستندة إلى المناطق المرشحة على نتائج تعرف جيدة، ولكن نظراً لأن اختيار المناطق المرشحة يستغرق وقتاً طويلاً، فإن وقت التعرف على الأشياء الإجمالي طويل ولا يمكنه تحقيق أداء جيد في الزمن الحقيقي [6]. لحل هذه المشكلة، بدأ بعض الباحثين في التفكير بشكل مباشر في استخدام خصائص شبكة CNN للتنبؤ بالأهداف المحتملة في كل موقع. من بين هذه الخوارزميات لدينا YOLO (You Look Only Once)، SSD (Single Shoot Detector) وهي تختلف عن طريقة التعرف بناءً على المناطق المرشحة، فإن عملية YOLO بسيطة للغاية ولا تحتاج إلى العثور على مناطق مرشحة ثم دراسة الموقع المستهدف، ويمكن الحصول على الفئة من خلال التنبؤ المباشر.

تعتبر YOLOv3-tiny خوارزمية سريعة ومناسبة لتطبيقات الزمن الحقيقي ولكنها تعاني من انخفاض دقة التعرف بسبب اختصار عدد الطبقات كثيراً.

2- أهمية البحث:

يعتبر التعرف على الأشخاص موضوعاً حيوياً في مجال الرؤية الحاسوبية، ابتداءً من تطبيقات السلامة على الطرقات والتعرف على المشاة وأنظمة مساعدة السائق المتقدمة (ADAS) (Advanced Driver Assistance Systems) وصولاً إلى تطبيقات السيارات ذاتية القيادة، ويجب تنفيذ خوارزميات كشف عالية الكفاءة لدعم هذه التطبيقات الذكية في الزمن الحقيقي.

3- هدف البحث:

يهدف هذا البحث إلى تحسين عملية التعرف على الأشخاص من خلال زيادة دقة خوارزمية YOLOv3 - tiny، وذلك عن طريق إعادة حساب عدد الصناديق المرجعية (anchor box) وكذلك حساب أبعاد هذه الصناديق وفق تجميع التوقعات الكبرى Expectation–Maximization (EM) باستخدام نموذج غوص المختلط (Gaussian Mixture Models (GMM) لتجميع العينات.

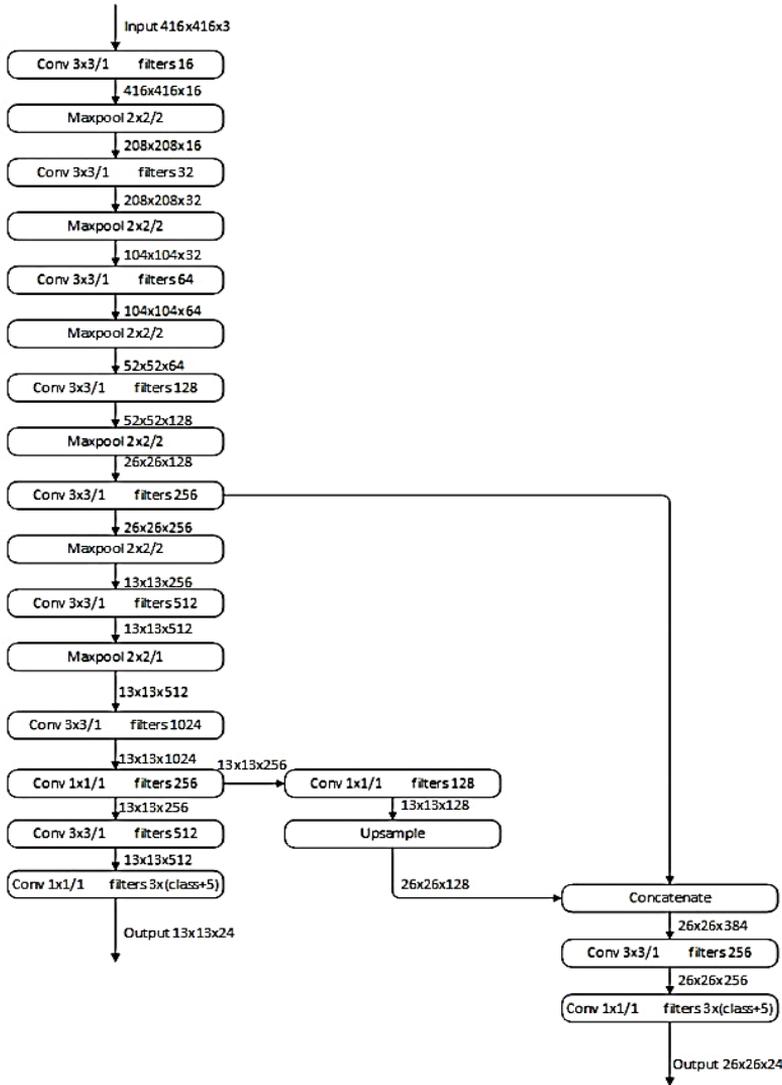
4- خوارزمية YOLOv3 – Tiny

4-1- مقدمة

تم اقتراح YOLO من قبل جوزيف ريدمون وعلي فرهادي في عام 2016م. وهو يعتبر التعرف على الأشياء كمهمة تنبؤ واحدة، وذلك باستخدام شبكة عصبونية تلافيفية واحدة. لدى YOLO نوعين من هياكل الشبكات. إذا كانت الدقة العالية مطلوبة فيستخدم YOLO بنية شبكة معقدة. وإذا كان الأداء في الزمن الحقيقي مطلوباً يُستخدم YOLO-tiny.

4-2 - بنية خوارزمية YOLOV3 - TINY [7]

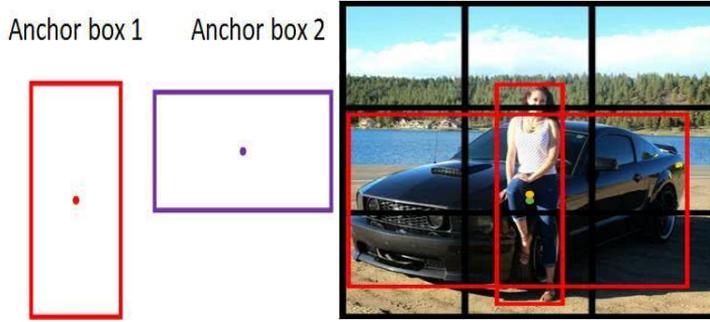
كما هو مبين في الشكل 1، يتكون التسلسل الهرمي لشبكة YOLOv3-Tiny من مجموعة من طبقات الالتفاف (Convolution Layers) وتكون متبوعة بطبقات تجميع للحد الأعلى (Maximum Pooling Layers)، سنطلق عليها اسم كتل (blocks).



الشكل 1 بنية خوارزمية tiny - YOLOv3 [7]

4-3 - الصناديق المرجعية Anchor Boxes

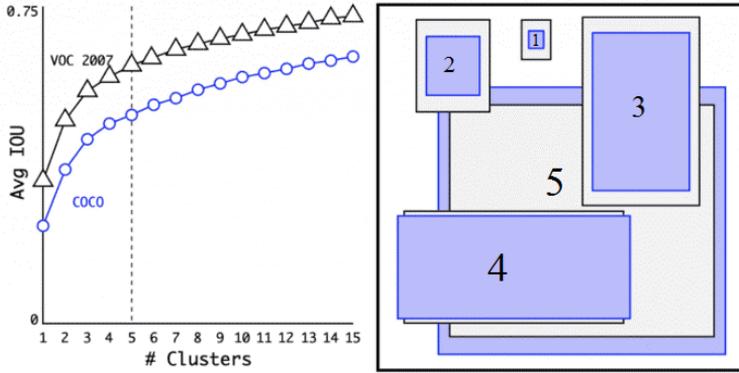
وفق الشكل 2 نلاحظ انه يوجد فئتين مميزتين ضمن الصورة هما سيارة وشخص، وان مركز صندوق الإحاطة يقع ضمن نفس الخلية- وهي الخلية الخامسة-، وبالتالي نحتاج إلى صندوقين مرجعيين ليتم مقارنة تنبؤات الشبكة معها، ومع ازدياد الصور ضمن قاعدة التدريب سيزداد عدد الصناديق المرجعية، لذلك لابد من إيجاد طريقة لاختيار عدد محدد من الصناديق لتيم مقارنة خرج الشبكة معها.



الشكل 2 الصناديق المرجعية

وبالتالي فإن الصناديق المرجعية هي مجموعة من الصناديق التي يتم اختيارها بارتفاع وعرض ثابتين؛ وهي بمثابة تمثيل لحجم وشكل الكائنات الموجودة في قاعدة البيانات.

اعتقد ريدمون وفرهادي أنه بدلاً من اعتماد صناديق مرجعية مُنقاة يدوياً، يجب أن يختار الأفضل والتي تعكس البيانات عن كثب. فطبق خوارزمية k-mean clustering على جميع الصناديق المحيطة التي تم الحصول عليها من مجموعة التدريب -تم استخدام قاعدة بيانات Pascal VOC 2007 & COCO- ومنها تم الحصول على الصناديق المرجعية الأمثل.



الشكل 3 تغير IOU بتغير عدد الصناديق المرجعية وأبعادها [8]

يوضح الشكل 3 في قسمه اليساري، أن $k = 5$ يعطي توازن بين تعقيد النموذج (complexity) ومعدل التقاطع على الاجتماع (Avg IOU)؛ حيث انه يزداد تعقيد النموذج بزيادة عدد الصناديق. في القسم اليميني من الشكل 3، نلاحظ أن الصناديق المرجعية الخمسة (باللون الأزرق) لها أبعاد مختلفة، وتتناسب هذه الأبعاد مع صناديق قاعدة الحقائق (ground-truth boxes) (باللون الأسود).

لاحظ المؤلفون أن أبعاد الصناديق المرجعية مختلفة بشكل كبير مقارنةً بالأبعاد المختارة يدوياً. وقد قدم هذا النهج الجديد صناديق أكثر ارتفاعاً ونحافةً.

4-4 -4 معايير تقييم نموذج التعرف على الأشياء:

4-4 -1 -1 متوسط الدقة (mAP) mean Average Precision

متوسط الدقة mAP هو مقياس يستخدم لتقييم نماذج التعرف على الكائنات. وهو يعتمد على المقاييس الفرعية التالية:

1- مصفوفة الالتباس (Confusion Matrix)

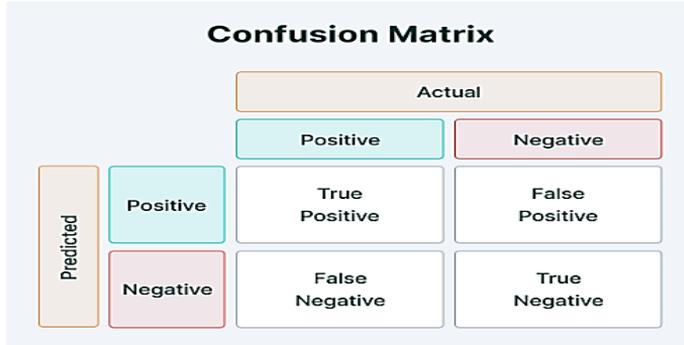
2- التقاطع على الاجتماع (Intersection over Union (IoU))

3- الدقة (Precision)

1- مصفوفة الالتباس

لإنشاء مصفوفة الالتباس فإننا نحتاج إلى أربع سمات، وهي موضحة في الشكل 4:

- 1- الإيجابيات الصحيحة (True Positives (TP): أي يتوقع النموذج وجود كائن والكائن موجود ضمن قاعدة الحقائق.
- 2- السلبيات الصحيحة (True Negatives (TN): هنا لا يتوقع النموذج وجود كائن وهو فعلاً غير موجود ضمن قاعدة الحقائق.
- 3- الإيجابيات الخاطئة (False Positives (FP): يتوقع النموذج وجود كائن، ولكنه غير موجود ضمن قاعدة الحقائق (يدعى خطأ من النوع الأول).
- 4- السلبيات الخاطئة (False Negatives (FN): لا يتوقع النموذج وجود كائن، لكنه موجود ضمن قاعدة الحقائق. (يدعى خطأ من النوع الثاني).

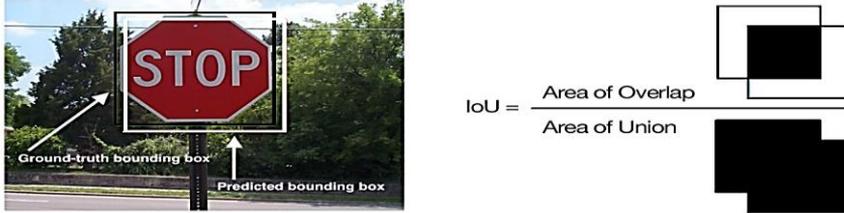


الشكل 4 مصفوفة الالتباس

2- التقاطع على الاجتماع (IoU (Intersection over Union

عند القيام بالتعرف على الكائن، فإن مهمتنا هي تحديد موقع الكائن بأفضل طريقة ممكنة. بالنظر إلى الشكل 5، يمكننا أن نرى أن هناك صندوقين محاطين - اسود وهو المربع المحيط الخاص بقاعدة الحقائق الأساسية وأبيض يمثل ناتج الشبكة. يمكننا أن نرى أنهما لا يتداخلان تماماً، لذلك نحتاج إلى قياس مدى جودة -أو مدى سوء- النتيجة الفعلية. للقيام بذلك سنحسب التقاطع على الاجتماع. يتم حساب التقاطع على الاجتماع

بقسمة مساحة تقاطع الصندوقين على مساحة اجتماعهما كما هو موضح في الشكل 5، ويتم اعتبار التعرف جيد عندما يكون $IoU > 0.5$.



الشكل 5 معيار Intersection over Union (IoU)

3- الدقة

تقيس الدقة مدى قدرة النموذج على العثور على الإيجابيات الحقيقية (TP) من بين جميع التوقعات الإيجابية (TP + FP)، ويتم حسابها وفق المعادلة (1).

$$AP = \frac{TP}{TP + FP} \dots \dots \dots (1)$$

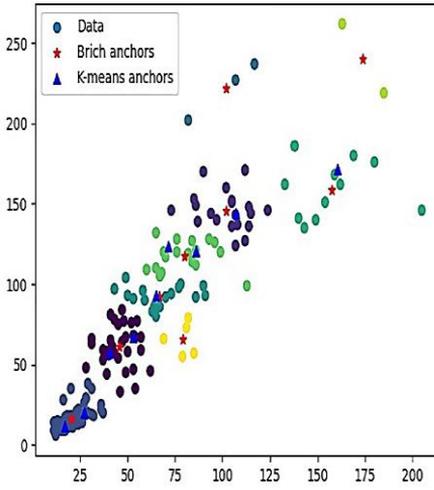
مما سبق يمكن حساب متوسط الدقة من أجل n فئة وفق المعادلة (2).

$$mAP = \frac{\sum_{i=0}^n AP}{n} \dots \dots \dots (2)$$

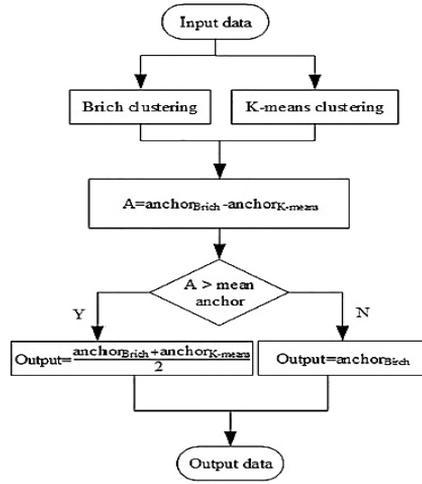
4-5 دراسات مرجعية حول تحسين عملية التعرف باستخدام YOLOv3-tiny

An improved YOLOv3-tiny algorithm for vehicle detection in natural scenes, Bingqiang Huang, et al, IET Cyber- Systems and Robotics. 2021

تم في هذا البحث تحسين دقة التعرف على السيارات باستخدام خوارزمية العنقدة Birch، حيث استخدم خوارزمية Birch بدلاً من K-means وتمت زيادة عدد الصناديق المرجعية من 6 إلى 9 صناديق، وكانت نتائج أبعاد الصناديق موضحة في الشكل B-6 وهي ناتجة عن قاعدة البيانات الخاصة بالتعرف على السيارات. [9]



A



B

الشكل 6 -A أحجام الصناديق باستخدام Birch و K-means، B- نتائج حجم الصناديق

واقترح خوارزمية لتحديد حجم الصندوق موضحة في الشكل 6-A، حيث يتم حساب الصناديق باستخدام Birch و K-means ثم حساب الفرق بينهما ومقارنته مع mean anchor الذي يُحسب وفق المعادلة (3)، فإذا تحقق الشرط سيكون الحجم هو متوسط حجم الصندوق باستخدام Birch و K-means والا سيتم اعتماد حجم الصندوق الناتج عن Birch.

$$mean\ anchor = \sum_{i=1}^{num\ of\ anchor} anchor(x_i, y_i) / num\ of\ anchor \dots (3)$$

وكانت نتائج الخوارزمية موضحة في الجدول 1 حيث حققت تحسين ملحوظ في دقة التعرف وذلك مقارنة بنتائج تنفيذ الخوارزمية الأساسية باستخدام K-mean والتي تستخدم 6 صناديق مرجعية، -تمت مقارنة نموذج معدل بـ 9 صناديق مع نموذج بـ 6 صناديق-.

الجدول 1 نتائج النموذج المُحسن وفق [9]

Algorithm	mAP %
YOLOv3-tiny	64.59
YOLOv3-tiny anchor edit	70.24

Object detection algorithm based on improved Yolov3- 2 -5 -4 tiny network in traffic scenes, Wang Ze, et al, In (CVCI)

2020

تم في البحث دراسة تأثير عدد الصناديق على معدل التعرف، حيث تم حساب معدل التعرف لـ 6 صناديق ثم 8 و 10 وذلك بالنسبة لقاعدة البيانات الخاصة بأنظمة النقل، وكانت النتائج وفق الجدول 2، حيث نلاحظ أن الدقة تزداد بشكل طفيف مع زيادة عدد الصناديق.

الجدول 2 دراسة تأثير عدد الصناديق المرجعية [10]

Model	Anchor box	mAP %
YOLOv3 Tiny	6	77.45
	8	77.49
	10	77.56

وتم اقتراح زيادة مقياس ثالث للشبكة من أجل زيادة الدقة، يوضح

الجدول 3 دراسة تأثير زيادة المقياس على متوسط دقة التعرف لكل من الفئات (دراجة، باص، سيارة، دراجة نارية، شخص).

نلاحظ في السطر الأول من

الجدول 3 استخدام الخوارزمية بدون تدريب حيث استخدم الأوزان الناتجة عن تدريب الشبكة على قاعدة بيانات COCO بينما نتائج الدقة في الأسطر التي تليها ناتجة عن تدريب الشبكة على قاعدة بيانات خاصة بالباحث لذلك حققت تحسن ملحوظ بالدقة وهي مقارنة غير عادلة -لابد من استخدام نفس قاعدة البيانات وتدريب الشبكة بدون تعديلات ثم التدريب مع تعديلات والمقارنة بينهما.

إن زيادة المقاييس أدى إلى تحسن في الدقة ولكنه يؤدي إلى زيادة في الحساب وبالتالي انخفاض سرعة التعرف.

الجدول 3 يوضح الجدول دراسة تأثير زيادة مقياس [10]

Model	Anchor	Bicycle	Bus	Car	Motorbike	Person
Yolov3-tiny without retraining	6	0.55	0.64	0.33	0.59	0.43
The retrained Yolov3-tiny	10	0.78	0.75	0.80	0.79	0.75
Yolov3-tiny with three anchor boxes	15	0.79	0.75	0.82	0.80	0.76
Robust-Yolov3-tiny	15	0.81	0.78	0.84	0.81	0.78

MIYOLO: Modification of Improved YOLO-v3, Nawaz -3 -5 -4 M, et al, IETE Journal of Research. 2022

اقترح الباحثون استخدام تقنية DBSCAN للعنقدة بدلاً من K-means ومنها تم زيادة عدد الصناديق المرجعية من 9 إلى 11 صندوق، وتم استخدام قاعدة بيانات COCO، وكانت النتيجة وفق الجدول 4. [11]

الجدول 4 نتائج النموذج المُحسن وفق [11]

M	SSD	RetinaNet	YOLOv3	Improved YOLOv3	Our
mAP(%)	53	57	57	59	65

تم تحسين mAP حتى وصل إلى 65% عند استخدام 11 صندوق.

Research on YOLOv3 algorithm based on darknet -4 -5 -4 framework, Guo R, Li S, et al, InJournal of Physics: Conference Series. 2020

تحدث البحث عن الاختناقات المرورية والحوادث المتكررة في المدن الذكية، حيث يمكن التحكم في أنظمة النقل الذكية بشكل فعال من خلال تقنيات التعرف على الأشياء. وفي ضوء مشاكل سرعة التعرف البطيئة والدقة المنخفضة لخوارزميات التعرف على المركبات التقليدية، فإن البحث يقترح خوارزمية تقوم بحساب أبعاد الصناديق المرجعية على أساس ++K-mean، حيث تعمل الخوارزمية المحسنة على تحسين دقة التعرف.

أظهرت التجارب أن الخوارزمية المحسنة لديها معدل تمييز أعلى للأهداف الصغيرة، مع تقليل معدل التعرف الخاطئ وتحسين دقة الخوارزمية. [12]

يوضح الجدول 5 نتيجة اختبار الخوارزمية على مقطع فيديو وأخذ 5 عينات منه ومقارنتها مع قاعدة الحقائق دون أن يقدم الباحث معلومات عن قاعدة البيانات التي استخدمها في التدريب، معدل التعرف للخوارزمية الأساسية 86.22 وللخوارزمية المعدلة 90.66.

الجدول 5 مقارنة دقة الخوارزمية المحسنة مع الخوارزمية الأساسية [12]

algorithm	frame 1	frame 25	frame 50	frame 75	frame 100
Yolov3	98.2%	92%	80.4%	70.5%	90%
algorithm Algorithm of this paper	100%	95%	85.3%	75%	98%

4-6 - أهم خوارزميات العنقدة:

4-6-1 - مقدمة

تعمل خوارزميات العنقدة على تصنيف نقاط البيانات المتشابهة إلى مجموعات محدّدة (Clusters) حيث أنّ نقاط البيانات المصنّفة بنفس المجموعة لها خصائص أو ميّزات متشابهة، بينما نقاط البيانات المصنّفة في مجموعات مختلفة لها خصائص أو ميّزات مختلفة للغاية، من أهم خوارزميات العنقدة:

1- K-means

2- K-mean ++

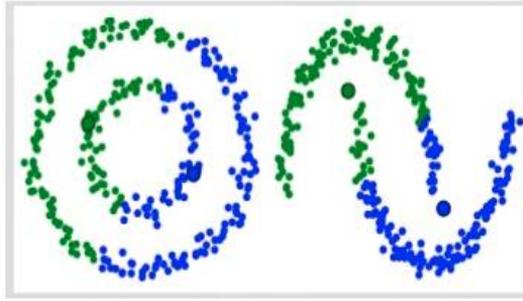
3- Gaussian Mixture Models

4- Birch

5- DBSCAN

4-6-2- تجميع التوقعات الكبرى باستخدام نموذج غوص المختلط Expectation–Maximization (EM) clustering using Gaussian Mixture Models (GMM)

إنّ أحد العيوب الرئيسيّة لخوارزمية العنقدة (K-Means)، هو استخدامها البسيط لقيمة متوسّط المجموعة كمركز لها. يمكننا أن نرى أنّ هذه الطّريقة ليست الأفضل للقيام بالعنقدة لبعض البيانات، من خلال النّظر إلى الشكل 7.



الشكل 7 حالات فشل K-means في التصنيف

على الجانب الأيسر يبدو لنا واضحاً تماماً للعين البشريّة، أنّ هناك دائرتين مع أنصاف أقطار مختلفة، حيث نجد أنّ خوارزمية العنقدة بالمتوسّطات (K-Means) لا يمكنها التّعامل مع هذا النوع من البيانات، لأنّ القيم المتوسّطة للمجموعتين قريبة جداً من بعضها البعض. أيضاً في الجانب الأيمن نجد أنّ الخوارزمية فشلت في تحديد المجموعتين، وهذا الفشل يحدث بسبب استخدام متوسّط المجموعات.

في نموذج غوص المختلط (GMM) لدينا دخلين لوصف شكل المجموعات: المتوسّط (Mean) والانحراف المعياري (Standard Deviation)، ومن أجل تخمينها نستخدم خوارزمية تحسين تسمى تعظيم القيمة المتوقعة Expectation Maximization (EM).

آخر EM-GMM تدعم الاختلاط ومن هنا جاءت التسمية.

4-7- الخوارزمية MODYOLOv3- tiny المقترحة من قبل الباحث:

إن الخوارزمية المقترحة هي عبارة عن خوارزمية YOLOv3-tiny مع تعديل بعض البارامترات باستخدام EM-GMM المستخدمة للعقدة.

4-7-1- تعديل خوارزمية YOLOv3-tiny

1- تغيير عدد الصناديق المرجعية

من المعلوم أن زيادة عدد الصناديق المرجعية يعطي نتائج كشف أفضل، أي أنه كلما كانت IOU أكبر كلما كانت النتائج أفضل وبالتالي mAP سيكون أكبر، لكن ذلك يكون على حساب السرعة، لأن الزيادة ستزيد من تعقيد حسابات الشبكة وبالتالي زيادة زمن التنفيذ أي تخفيض عدد الإطارات في الثانية (Frame Per Second FPS) عند الاستخدام ضمن الفيديو ضمن الزمن الحقيقي.

تستخدم خوارزمية YOLOv3- tiny الأساسية 6 صناديق مرجعية تم حسابها على أنها الأفضل عندما طبق الباحثان-ريدمون وفرهادي- K-means على قاعدة بيانات coco dataset، والتي تحتوي 80 فئة مختلفة. ومع اختلاف قاعدة البيانات لا بد من إجراء حسابات جديدة لعدد الصناديق تناسب نوع الفئة المراد التعرف عليها.

بعد تجميع البيانات التي تم الحصول عليها من برنامج Leabing، تم K-means و EM-GMM و Birch و DBSCAN على قاعدة بيانات الأشخاص الخاصة بالبحث،

يوضح الجدول 6 قيم IOU Avg - تمثل نسبة التشابه بين الصناديق المتوقعة وصناديق قاعدة الحقائق - التي تم الحصول عليها عند تطبيق K-means و EM-GMM و Birch و DBSCAN من أجل قيم مختلفة لعدد الصناديق المرجعية (من 1 حتى 19 صندوق)، نلاحظ أن نسبة التشابه تزداد بزيادة عدد الصناديق، وبحساب الفرق (difference) بين قيم التشابه وفق المعادلة (4) نجد أن نسبة الزيادة تصبح أقل من 1% - بعد استخدام 12 صندوق يزيد التشابه بنسبة ضئيلة-؛ لذلك سيتم اعتماد التدريب على 12 صندوق من أجل المقارنة بين نتائج K-means و EM-GMM و Birch و DBSCAN. لأن زيادة الصناديق سيزيد من الحساب وبالتالي انخفاض سرعة التعرف.

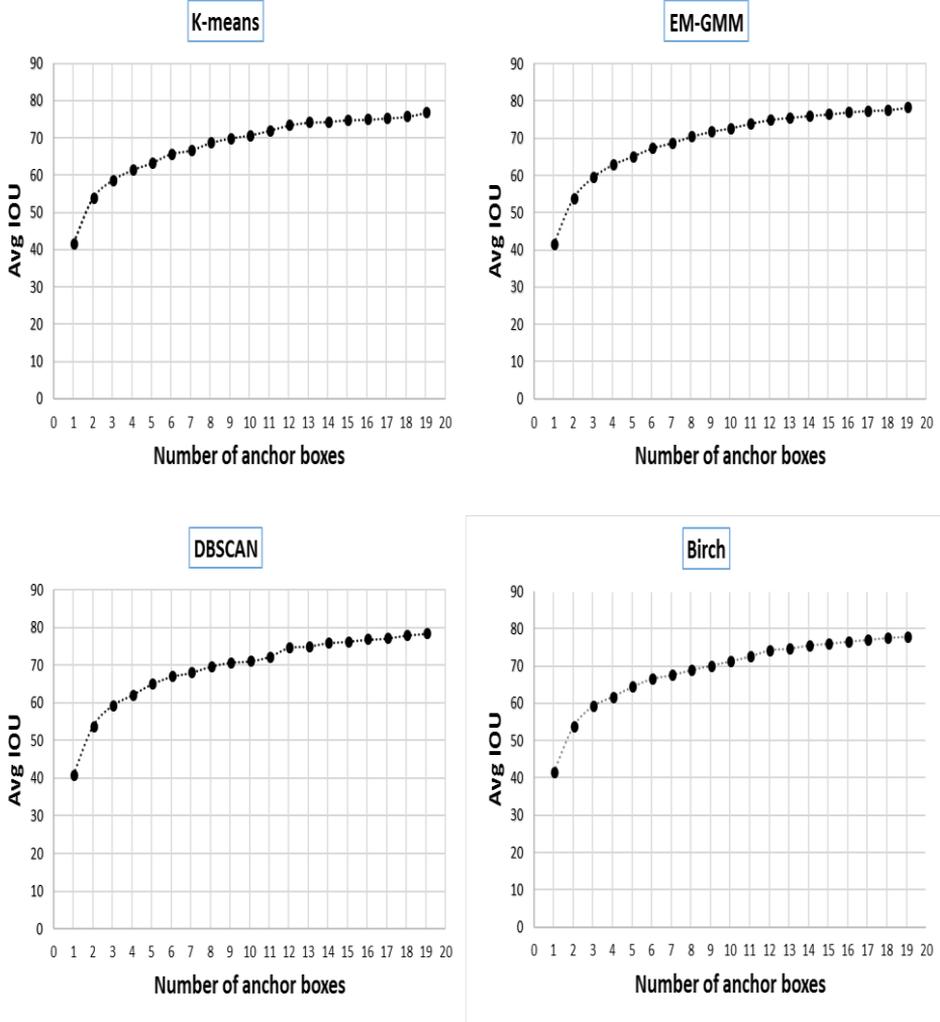
$$difference_n = Avg IOU_n - Avg IOU_{n-1} \dots \dots \dots (4)$$

$n = \text{number of anchor boxes}$

الجدول 6 العلاقة بين عدد الصناديق ودقة التعرف [الباحث]

DBSCAN		K-means		EM-GMM		Birch		#anchor box
Diff%	Avg IOU%							
	40.8		41.57		41.58		41.5	1
12.90	53.7	12.12	53.69	12.23	53.81	12.13	53.63	2
5.52	59.22	4.89	58.58	5.6	59.41	5.49	59.12	3
2.75	61.97	2.72	61.30	3.41	62.82	2.51	61.63	4
2.91	64.88	1.91	63.21	2.18	65	2.64	64.27	5
2.02	66.9	2.49	65.70	2.22	67.22	2.13	66.4	6
1.02	67.92	0.93	66.63	1.42	68.64	1.02	67.42	7
1.65	69.57	2.01	68.64	1.74	70.38	1.35	68.77	8
1.08	70.65	1.24	69.88	1.34	71.72	1.18	69.95	9
0.36	71.01	0.78	70.66	0.92	72.64	1.16	71.11	10
1.18	72.19	1.27	71.93	1.2	73.84	1.28	72.39	11
1.38	73.57	1.42	73.35	1.04	74.88	1.68	74.07	12
0.38	73.95	0.79	74.14	0.6	75.48	0.43	74.5	13
0.91	74.86	0.16	74.30	0.51	75.99	0.86	75.36	14
0.37	75.23	0.53	74.83	0.41	76.4	0.47	75.83	15
0.54	75.77	0.07	74.90	0.54	76.94	0.57	76.4	16
0.29	76.06	0.40	75.30	0.427	77.36	0.46	76.86	17
0.83	76.89	0.37	75.67	0.173	77.54	0.51	77.37	18
0.43	77.32	1.09	76.76	0.64	78.18	0.35	77.72	19

إن العلاقة بين عدد الصناديق ومتوسط معدل التشابه موضحة في الشكل 8. من أجل طرق العنقدة الأربعة K-means و EM-GMM و Birch و DBSCAN.



الشكل 8 العلاقة بين عدد الصناديق و Avg IOU لطرق العنقدة الأربعة

2- اختيار أبعاد الصناديق المرجعية الأفضل:

بعد تحديد عدد الصناديق الأمثل، كانت أبعاد الصناديق التي تم الحصول عليها من تطبيق K-means و EM-GMM و Birch و DBSCAN هي:

1- وفق K-means:

[33,17] [94,43] [186, 55] [141, 113] [253, 83] [240, 146] [179, 224]
[340, 122] [341, 190] [280, 292] [376, 270] [381, 387]

2- وفق EM-GMM:

[42 ,22] [111,53] [211,69] [317,110] [150, 126] [243, 141]
[377, 178] [298,200] [189, 220] [377, 277] [290, 307] [383, 391]

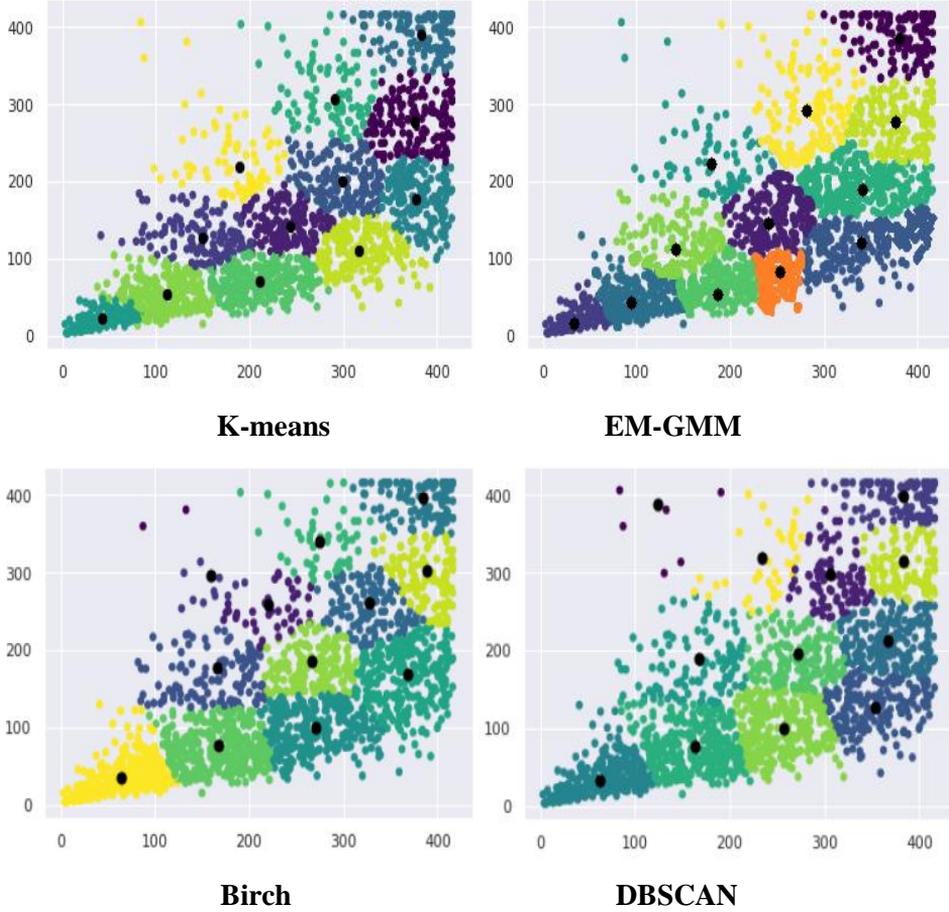
3- وفق Birch والمعدل في البحث [9]

[62,33] [163,76] [257,100] [352,127] [167,188] [271,195]
[366,213] [305,299] [383,315] [234,318] [123,387] [382,399]

4- وفق DBSCAN

[64,35] [167,76] [271,99] [367,168] [166,176] [266,185]
[219,258] [326,261] [159,296] [388,302] [274,339] [384,397]

يوضح الشكل 9 توزيع مراكز K-means و EM-GMM و Birch و DBSCAN على التوالي، والتي تمثل أبعاد الصناديق، حيث أن تغيير الأبعاد يغير من نسبة التشابه بين الصندوق المتوقع من قبل الخوارزمية والصندوق الذي سيتم اعتماده كقاعدة الحقائق وذلك وفق معيار IOU.



الشكل 9 توزيع مراكز المجموعات والتي تمثل أبعاد الصناديق المرجعية

4-7-2 بيئة العمل

تم تنفيذ التجارب بلغة بايثون على Google Colab، ومعالج intel ثنائي النواة بسرعة 2 جيجا هرتز، بطاقة رسومات: GPU: Tesla T4؛ نظام التشغيل: ويندوز 10.

4-7-3 تحميل قاعدة البيانات

تتكون مجموعة البيانات المستخدمة من 3000 صورة لأشخاص بوضعيات مختلفة ومقاسات مختلفة وظروف إضاءة مختلفة، تم الحصول عليها من قاعدة بيانات Open

Images v6 وهي أكبر مجموعة بيانات، وهي تحتوي 9 ملايين صورة - يتم استخدامها في تدريب أحدث الشبكات العصبونية التلافيفية العميقة لمهام الرؤية الحاسوبية-.

4-7-4- تجهيز البيانات

تم فحص قاعدة البيانات، حيث تم الاحتفاظ بالصور التي تحوي على هيكل الشخص الكامل والاستغناء عن الصور التي تحتوي فقط أجزاء من الشخص كاليدين أو القدمين فقط-؛ واستخدام برنامج LabelImg لرسم صناديق حول الأشخاص، وإنشاء ملف نصي لكل صورة له نفس اسم الصورة وبصيغة TXT، يحتوي مركز صندوق قاعدة الحقائق وعرضه وارتفاعه -هي الصيغة التي يتعامل معها نموذج YOLO-، هذه البيانات سيتم الاعتماد عليها فيما بعد في حساب عدد الصناديق المرجعية وأبعادها من أجل دراسة تأثيرها على دقة التعرف النهائية.

4-7-5- تدريب النموذج

طريقة التدريب هي تحديد 90% صورة عشوائية من قاعدة البيانات أعلاه كمجموعة تدريب والباقي 10% كمجموعة اختبار. تم تدريب الشبكة على 15 ألف تكرار أي 150 فترة (epoch). ومعدل التعلم الأولي 0.001 ومعدل التعلم النهائي 0.0001، ويتم حفظ نماذج الأوزان كل عشر فترات. تم تدريب الشبكة 4 مرات: أولاً على الصناديق المرجعية التي تم حسابها باستخدام K-means، ثانياً على الصناديق التي تم حسابها باستخدام EM-GMM، ثالثاً باستخدام Birch، رابعاً باستخدام DBSCAN.

4-7-6- التنبؤ

بعد الانتهاء من عملية التدريب تم حساب mAP من أجل الشبكة المدربة على صناديق محددة الأبعاد باستخدام K-means و EM-GMM و Birch و DBSCAN. والتأكد من النتائج باستخدام مجموعة من الصور من مجموعة الاختبار.

5- النتائج ومناقشتها:

5-1- الدقة:

نتائج التنبؤ موضحة في الجدول 7، نلاحظ أن تعديل حجم الصناديق باستخدام EM-GMM أدى إلى تحسن في متوسط دقة التعرف مقارنة بالحجم المستخدم وفق K-means و Birch و DBSCAN. مع الأخذ في الاعتبار أن الخوارزميات الأربعة لها نفس قاعدة التدريب ونفس عدد الصناديق فإن سرعة التعرف ستكون واحدة لها جميعاً.

الجدول 7 نتائج تنفيذ الخوارزمية المقترحة

Algorithm	DBSCAN	Birch	EM-GMM	K-means
mAP %	82.3	82.41	84.77	81.55

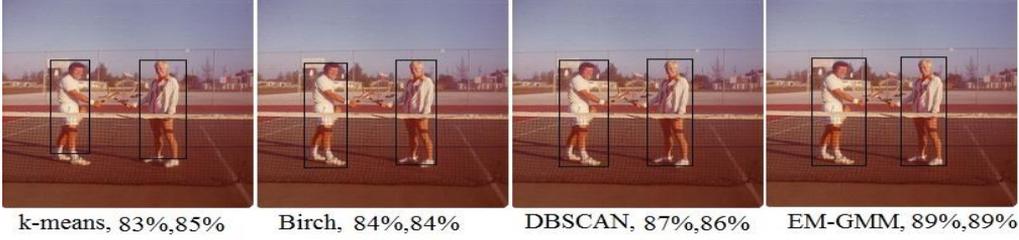
توضح الأشكال 10-11-12 نتيجة تنفيذ الخوارزمية مع درجة الثقة لكل عنصر مُكتشف من أجل عدة صور مأخوذة من قاعدة بيانات الاختبار الخاصة بالتعرف على الأشخاص. ومنها نلاحظ تغير في شكل صندوق الإحاطة المتوقع حول الأشخاص بعد استخدام EM-GMM الأمر الذي أدى إلى تحسن دقة التعرف.



الشكل 10 الصورة 1



الشكل 11 الصورة 2



الشكل 12 الصورة 3

5-2 - سرعة الكشف:

بالنسبة لسرعة الكشف وتأثير عدد الصناديق المرجعية عليها، فإن شعاع الخرج للخوارزمية هو وفق المعادلة (5):

$$output\ vector = S \times S \times B \times (4 + 1 + C) \dots \dots \dots (5)$$

حيث أن: S تمثل حجم الخلية.

B عدد الصناديق المرجعية.

4 تمثل أبعاد الصندوق حول الهدف المراد التعرف اليه ($x, y, height, width$).

1 تمثل درجة الثقة.

C تمثل عدد الفئات المراد التعرف اليها.

تمت دراسة سرعة التعرف من خلال عدد الإطارات التي يمكن معالجتها خلال ثانية واحدة وذلك بالنسبة للنموذج باستخدام 6 صناديق مرجعية منتقاة باستخدام EM-GMM وكانت عدد الإطارات 120 إطار في الثانية، بينما باستخدام 12 صندوق انخفض عدد الإطارات إلى 110 إطار في الثانية من أجل صورة دخل بدقة $3 \times 416 \times 416$.

إن نموذج YOLOv3 – Tiny هو نموذج سريع جداً وتم تقديم الاقتراح من أجل زيادة دقة التعرف.

6- الاستنتاجات والتوصيات:

نستنتج من الدراسة السابقة أن تغيير عدد وأبعاد الصناديق المرجعية باستخدام خوارزمية EM-GMM يزيد من دقة الخوارزمية في التعرف على الأشخاص، مع تغيير في سرعة النموذج، لذلك يجب اختيار عدد الصناديق بدقة للموازنة بين السرعة والدقة. يمكن تعميم هذه الدراسة على خوارزمية YOLO بنسخها المتعددة ودراستها على قاعدة بيانات COCO، وذلك لتوسيعها لتشمل فئات مختلفة تصل حتى 80 فئة.

- [1] Uijlings JR, Van De Sande KE, Gevers T, Smeulders AW. Selective search for object recognition. International journal of computer vision. 2013 Sep; 104(2):154-71.
- [2] Al-Nawashi M, Al-Hazaimeh OM, Saraee M. A novel framework for intelligent surveillance system based on abnormal human activity detection in academic environments. Neural Computing and Applications. 2017 Dec;28(1):565-72.
- [3] Chen X, Ma H, Wan J, Li B, Xia T. Multi-view 3d object detection network for autonomous driving. In Proceedings of the IEEE conference on Computer Vision and Pattern Recognition 2017 (pp. 1907-1915).
- [4] Jin X, Davis CH. Vehicle detection from high-resolution satellite imagery using morphological shared-weight neural networks. Image and Vision Computing. 2007 Sep 1;25(9):1422-31.
- [5] Kim JH, Batchuluun G, Park KR. Pedestrian detection based on faster R-CNN in nighttime by fusing deep convolutional features of successive images. Expert Systems with Applications. 2018 Dec 30;114:15-33.
- [6] Chaabouni S, Benois-Pineau J, Amar CB. ChaboNet: Design of a deep CNN for prediction of visual saliency in natural video. Journal of Visual Communication and Image Representation. 2019 Apr 1;60:79-93.

- [7] Xiao D, Shan F, Li Z, Le BT, Liu X, Li X. A target detection model based on improved tiny-yolov3 under the environment of mining truck. IEEE Access. 2019 Jul 15;7:123757-64.
- [8] Redmon J, Divvala S, Girshick R, Farhadi A. You only look once: Unified, real-time object detection. InProceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition 2016 (pp. 779-788).
- [9] Huang B, Lin H, Hu Z, Xiang X, Yao J. An improved YOLOv3- tiny algorithm for vehicle detection in natural scenes. IET Cyber- Systems and Robotics. 2021 Sep;3(3):256-64.
- [10] Wang Z, Li L, Li L, Pi J, Li S, Zhou Y. Object detection algorithm based on improved Yolov3-tiny network in traffic scenes. In2020 4th CAA International Conference on Vehicular Control and Intelligence (CVCI) 2020 Dec 18 (pp. 514-518). IEEE.
- [11] Nawaz M, Khalil M, Shehzad MK. MIYOLO: Modification of Improved YOLO-v3. IETE Journal of Research. 2022 Mar 19:1-9.
- [12] Guo R, Li S, Wang K. Research on YOLOv3 algorithm based on darknet framework. InJournal of Physics: Conference Series 2020 Sep 1 (Vol. 1629, No. 1, p. 012062). IOP Publishing.

دراسة تأثير إضافة السيليكا النانوية المَفُومَة على خواص مادة مركبة من الأقمشة ثلاثية الأبعاد والمَفُومَة

أ.د.م طاهر رجب قدار^{1*}، م. أوس علي ابراهيم^{2**}

¹رئيس قسم هندسة ميكانيك الصناعات النسيجية وتقاناتها، كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية،
جامعة دمشق، الجمهورية العربية السورية

² طالب دكتوراه في هندسة تكنولوجيا النسيج ومعالجاتها، قسم هندسة ميكانيك الصناعات النسيجية وتقاناتها،
كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية، جامعة دمشق، الجمهورية العربية السورية

*لطلب المؤلف: Tel.: +963-933-517314, E-mail: dr.t-kadd@mail.sy

**لطلب المؤلف: Tel.: +963-980-810-905, E-mail: dr.aousaliibrahimsy86@outlook.com

الملخص:

نظراً للمتطلبات والظروف البيئية التي تؤثر على خواص التطبيق الهدف، كان لابد من تسليط الضوء على آخر ما توصل له العلم الحديث المتعلق بتقانة النانو وتطبيقاتها في صناعة الألياف والأقمشة وموادها المركبة، وخاصة بما يتعلق في مجال عزل الأبنية الحديثة. يُقدم هذا البحث رؤية علمية وتجريبية لإمكانية استخدام مواد مركبة من الأقمشة ثلاثية الأبعاد والمفروعة، والمصنعة من الألياف الزجاجية نوع (E)، مع مواد رابطة من الإيبوكسي والمعززة بنيوياً بحبيبات نانوية الأبعاد غير مسامية البنية، لتحسين بعض خواص مصفوفة المادة المركبة ككل.

تم في هذا البحث تحضير ست عينات، أول ثلاث عينات منها عبارة عن مادة نسيجية مركبة استخدمت فيها تقانة النانو، أي مُدعّمة بالحبيبات النانوية ومشبعة بريزين الإيبوكسي كمادة رابطة، اثنان منها استخدم فيها فوم البولي يوريثان والألياف الميكروية كمادة تقوية (core) لزيادة السماكة، وآخر ثلاث عينات منها عبارة عن مادة نسيجية مركبة لا تحوي حبيبات نانوية أو ألياف ميكروية، أول عينة منها من دون فوم، وثاني عينة مع مادة فوم البولي يوريثان فقط أي من دون ألياف ميكروية، وآخر عينة عبارة عن مادة فوم بولي يوريثان فقط. بمراجعة العديد من الدراسات الحديثة ذات الصلة بالموضوع، أضيفت حبيبات السيليكا النانوية بنسبة وزنية (7%)، حيث أبدت العينات المحسنة في هذا البحث باستخدام تقانة النانو، زيادة في جودة الخواص الميكانيكية بنسبة (52-7%)، وتحسناً ملحوظاً في مقاومة الظروف الجوية.

الكلمات المفتاحية: المواد المركبة، الأقمشة ثلاثية الأبعاد والمفروعة، تقانة النانو، سيليكا

مُفُومَة، تقانات العزل.

Studying the Effect of Adding Nano Fumed Silica on Properties of 3D Spacer Fabric Composite Material

Prof. Dr. Taher Kaddar^{1*}, Dr. Aous Ibrahim^{2**}

¹ Prof. Dr. Head of Department of Textile Industries Mechanical Engineering and Techniques

² PhD student, Textile Technology Engineering
Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Damascus University, Syria

*Tel.: +963-933-517314, E-mail: dr.t-kadd@mail.sy

** Tel.: +963-980-810-905, E-mail: dr.aousaliibrahimsy86@outlook.com

Abstract

This paper provides a major challenge since the 3rd 2011 International Conference on 3D Fabrics and Their Applications, Wuhan, China. Because of many bad conditions that effect on the properties of desired application, and to summarize recent applications of nano technology as they related to textile fibers, yarns, and fabrics for improving properties of those novel fabrics and their composites which made of.

This paper discuss the ability of applying the 3D woven spacer fabric composite materials reinforced with fumed silica nano-particles and resined by using epoxy, and micro E-glass chopped strands and rigid polyurethane foam as core materials.

Six samples had been prepared, the first; three of those samples were textile composite materials reinforced with nonporous nano particles, and wetted with epoxy resin, two of them were prepared with rigid polyurethane foam and micro fibers as core materials, the second; three samples were prepared without nano particles or micro fibers, the first one was prepared without PU foam, the second one was prepared only with PU foam as core material, and the third one was made only from rigid PU foam without any fabrics or resin. We used 3D spacer E-glass fabrics and chopped E-glass micro-fibers, the weight percentage of silica nano particles was (7%), it was better for economic, mechanical properties by (7-52%), and significant improvement in resistance to weather conditions.

Keywords:

Composite materials, 3D woven spacer fabrics, nanotechnology, Fumed silica, Insulation techniques.

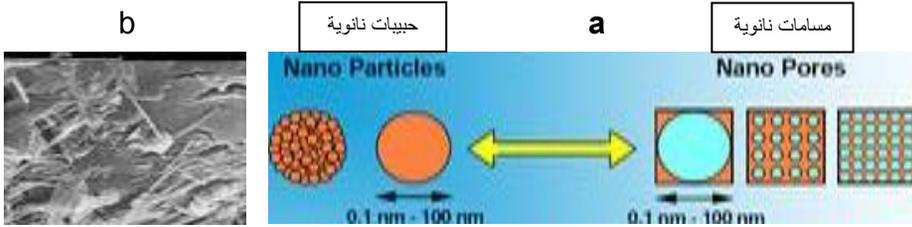
1. مقدمة:

يُعتبر أول تعريف لعلم النانو في العالم من قبل العالم الأمريكي البروفيسور ريتشارد فينمان منذ خمسينيات القرن الماضي، حيث عرف ذلك بعبارة مقتضبة ("There's Plenty of Room at the Bottom") [1]. إن مصطلحي علم وتكنولوجيا النانو حديثي العهد في مجال علم المواد المركبة والنسيجية، حيث يُعبر عن دراسة المنمنمات، أي دراسة الخواص الهندسية والفيزيائية والكيميائية والمورفولوجية للمواد ضمن أبعاد برتبة (1-100 nm) حيث كل (1 billion nm = 1 m) [2].

انحصرت تطبيقات علم النانو في بداياتها على المجال الفضائي والطبي والالكتروني، لكن ومنذ بداية القرن الحالي بدأت الأبحاث العلمية تطفو على السطح، وتبرز أهمية النانو وتأثيره في مجالات كالهندسة الطبية والهندسة المدنية وبالأخص المتعلقة بالعزل ومقاومة الحرائق، حيث برزت فعالية إضافة ألياف وحببيات السيليكا النانوية للإسمنت لتحسين خواصه الميكانيكية من متانة شد وانضغاط وانحناء أو لطلاء لتحسين مقاومته للاحتكاك والحرارة وأشعة (UV)، أو استخدام شبكات من المنسوجات التقنية الزجاجية والبارلتية والكربونية كطبقات داعمة للجدران الاستنادية وعازلة بنفس الوقت، كما أمكن تدعيم الخشب بحببيات وألياف نانوية تؤخر الاحتراق وتحسن من خواصه الميكانيكية [5].

تُعتبر المواد النسيجية المركبة نانوية البنى بدعة خلاقة في مجال صناعة العزل للأبنية الحديثة والمعاصرة، وذلك بالمقارنة مع تقانات العزل التقليدية، حيث تلعب المواد والحببيات النانوية دور المادة الفعالة التي سترفع من سوية الأداء الوظيفي في العزل، بينما مصفوفة المواد الداعمة فتكون عبارة عن ألياف ميكروية أو نانوية موزعة عشوائياً في بنية المادة المركبة أو نسيج (woven/non-woven) تُحمل عليه هذه الحبيبات النانوية، كما في الشكل (1)، ومن ثم تأتي المادة البوليميرية الرابطة كالأيبوكسي والبولي إستر و الفينيل إستر لتجمع بين المكونات السابقة بتقنية التشريب والتنضيد (Lay-up/Spray-up/Pre-preg) أو التغطية والتنضيد (Laminating) [4].

إن زيادة الجدران والسطوح البينية بين الحبيبات والمسافات داخل البنية المجهرية للمادة العازلة بجميع مكوناتها (حبيبات/نسيج/بوليمير)، [5, 6]، الشكل (1)، يعني زيادة قدرتها على تشتيت وامتصاص أمواج الطاقة داخلها، من جهة أخرى تعتبر البوليميرات مواد عازلة حرارياً، وكذلك بالنسبة للألياف والمنسوجات التي تحوي نسبة عالية من أوكسيد السيليكون، وأيضاً فإن الحبيبات والألياف النانوية لا يمكن تطبيقها منفردة من دون وجودها ضمن حافظة تحميها من عوامل الوسط الخارجي وتحمي البيئة من التلوث الذي قد تسببه هذه المواد المجهرية، حال كانت منفردة وغير مضبوطة ضمن قالب وأبعاد محددة.



الشكل (1): تبين الصورة (a) رسم توضيحي لأبعاد الحبيبات والمسافات النانوية، وتبين الصورة (b) مسح إلكتروني ضوئي (SEM) لبنية مادة مركبة من الألياف والايوكسي والحبيبات النانوية [7, 8, 9].

كما تمتاز المواد النسيجية المصنعة من الخيوط والألياف القطنية بمتانة جيدة مقارنة بخواصها الحيوية والمورفولوجية (البنوية) والبيئية (رطوبة، حرارة، تنفس طبيعي)، فيمكن عندها رفع سوية أداء هذه المنتجات التقليدية بإدخال تكنولوجيا النانو وعلم النانو في خواص موادها الأولية وطرق ومراحل تصنيعها (غزل، نسج، صباغة، طباعة، معالجات نهائية)، فستحسن عندها خواصها الميكانيكية والبنوية، لتصبح تلك المنتجات (طبيعية المنشأ) قادرة بخواصها المحدثة على الدخول في مجال التطبيقات عالية الأداء وضمن ظروف بيئة التطبيق لا يمكن للمنتجات والنقانات النسيجية التقليدية خوض غمارها [19].

كون الأقمشة ثلاثية الأبعاد والمُفرّغة (3D woven Spacer Fabrics)، تختلف عن الأقمشة ثنائية الأبعاد التقليدية بأنه يؤخذ فيها بالاعتبار البعد الثالث ألا وهو سماكة

القماش، حيث تتكون هذه الأقمشة ثلاثية الأبعاد من طبقة نسيج الأرضية العلوي والسفلي وبينهما تمتد خيوط نسيج باتجاه المحور (Z)، طول هذا الامتداد يقابله سماكة هذا النسيج، والتي تبدأ من 1 مم حتى 50 مم، وفقاً لحاجة التطبيق، هنا تدخل خيوط المحور (Z) في المحور (Z) في حساب الخواص الميكانيكية من مقاومة الشد والانحناء والانضغاط والقص والصدم والتمزق وغيرها من قوى ومؤثرات خارجية تسببها بيئة التطبيق، كما أن نوع وطريقة حياكة خيوط المحور (Z) يلعب دوراً في التأثير على تلك الخواص، فهناك الحياكة بالشكل المستطيل والزيكزاك والمثلثي.

تم دراسة نتائج مجموعة من الأبحاث والدراسات المرجعية الحديثة، وذات الصلة بموضوع البحث، ونذكر منها دراسة قام بها (Yeran Wang) وآخرون في عام (2022) في الصين، ساعدت في توصيف بنية وتركيب النسيج ثلاثي الأبعاد (Woven Spacer Fabric WSF)، [14]، وكيفية استخدام طريقة التتصيد (hand lay-up) لطبقات هذا النسيج مع مادة بوليميرية كالايبوكسي، واستخدام مواد الفوم داخل فراغات هذا النسيج، لإكساب السماكة، كما شكلت كلتا المادتين (الايبوكسي والفوم) نسبة (70%) من مصفوفة المادة المركبة، وبالنتيجة أثبتت هذه الدراسة تحسن الخواص الميكانيكية للمادة المركبة، بوجود هذا النسيج، مع حبيبات نانوية [14]. وهناك دراسة حديثة قام بها (Liangang Zheng) وآخرون في عام (2020) في الصين، قدمت رؤية واضحة لمزايا استخدام الأقمشة ثلاثية الأبعاد في صناعة المواد المركبة، حيث بينت نتائج التجارب تحسناً في كفاءة العزل الحراري بنسبة (34%) عن استخدام تقانات العزل التقليدية من فوم البولي ستايرين والبولي يوريثان، بالإضافة إلى التحسن الملحوظ في كفاءة معامل امتصاص الصوت للعينات التي استخدمت فيها الأقمشة ثلاثية الأبعاد [15]. بالإضافة لدراسة أخرى قام بها (Ferhat Yildirim) عام (2017) في تركيا، قدمت تعريفاً جيداً للأقمشة ثلاثية الأبعاد والمفرغة والمصنعة من الألياف الزجاجية نوع (E) بسماكة حتى (3.3 mm)، وللمواد المركبة منها باستخدام مواد الايبوكسي، مع ملاحظة انخفاض سماكة القماش ثلاثي الأبعاد ضمن مصفوفة المادة المركبة ككل، خاصة عند استخدام تقانة التفريغ لتشكيل المادة المركبة (Vacuum Bagging)، ثم بدراسة الخواص

الميكانيكية لتلك المواد المركبة من شد وضغط ومقاومة انحناء، لوحظ أنه عند إضافة نسب معينة (0.5, 1, 2, 3%) من حبيبات السيليكا النانوية بأبعاد (30 nm) أن هناك تحسن بالخواص الميكانيكية من متانة ومعاملات الشد باتجاه كل من السداء والحذف [16]. ودراسة حديثة قامت بها (Olga V.soloveva) وآخرون عام (2022) في روسيا، لتأثير الموصلية الحرارية لعينات من فوم البولي يوريثان (PU)، مختلفة الأبعاد والبنى (مغلقة الخلايا، أو مفتوحة الخلايا)، تم اختبار العزل الحراري بالمجال (-30-100°C). أظهرت نتائج البحث أن البارامتر المتعلق بحجم الخلية (مسامات مادة الفوم) له تأثير كبير على الموصلية الحرارية، تراوحت قيم الموصلية الحرارية للعينات بين (0.028 W/m.K) وحتى (0.055 W/m.K)، كما بينت النتائج تفاوت معدل التدفق الحراري عبر السماكات المختلفة للعينات بين (3.136 W/m²) و(41.727 W/m²)، وتراوحت فروقات درجات الحرارة بين وجهي عينة الاختبار (البارد والساخن) بين (5.4) و (8.3) بالنسبة لعينات الفوم مغلق الخلايا والفوم المختلط الخلايا (مغلق ومفتوح) [18].

خلاصة الكلام أن إدخال تكنولوجيا النانو في صناعة النسيج ومواده المركبة سينقل هذه الصناعة إلى مرحلة متطورة وعصر جديد لم يكن من المتوقع وجوده لولا علم النانو.

2. هدف البحث وطريقته:

من خواص المادة المركبة كمنتج نهائي، الخواص البنوية والحرارية والصوتية والميكانيكية ومقاومة الأوساط الكيميائية وشروط بيئة التطبيق، ويتم تحقيق تلك الخواص خلال مراحل التصنيع بدءاً من نوع ونسب المواد الأولية الداخلة في التركيب حتى ضبط البارامترات والمتغيرات التصنيعية والتي تتطلبها شروط وحاجة التطبيق الهدف، الذي من أجله تم تطوير وتصنيع تلك المواد النسيجية المركبة من الأقمشة ثلاثية الأبعاد والمُفرّعة مع المواد الرابطة، وباستخدام تكنولوجيا النانو. فمثلاً يتم تحسين الخواص الميكانيكية لتلك المواد المركبة باستخدام مواد وبنى نانوية تدخل في تركيبها، حتى تلبي المستويات المطلوبة لقيم قوى ومعاملات الشد ومقاومة الانحناء ومقاومة الضغط والصدم، والتي يتم

وضعها من قبل المصممين المتخصصين في صناعة السيارات مثلاً [2]. كما يُقصد بتحمل العوامل الجوية أي قدرة المادة على مقاومة ظروف الوسط المحيط بمجال التطبيق، من حرارة ورطوبة وأشعة شمس (UV) ، خاصة عند استخدام هذا العازل على السطوح الخارجية. لاستدراك هذه الخاصية، كان ولا بد من إجراء اختبار لتحمل الظروف والعوامل الجوية، أي اختبار النقاد المبرّج، والذي نبين نتائجها في القسم العملي، عند المقارنة بين عينات محضرة باستحضار تكنولوجيا النانو وعينات لا تستخدم فيها تقانة النانو، وعينات أخرى تقليدية.

إن الهدف الرئيسي من هذا البحث هو دراسة تأثير إضافة حبيبات نانوية البنية والأبعاد إلى مصفوفة المادة النسيجية المركبة، بغرض تحسين خواصها الميكانيكية التي يمكنها أن تحدد متطلبات تلك المادة المركبة لعزل الأنابيب والأبنية الحديثة ومرافقها على سبيل المثال، والتي أمكن دراسة واختبار بعضها في القسم العملي من هذا البحث، وفق ما أتاحت له الإمكانيات المتوفرة، وما بقي فيمكن تركه لدراسات وأبحاث لاحقة مستقبلاً، وذات الصلة بموضوع هذا البحث. سيتم استخدام أقمشة ثلاثية الأبعاد ومُفرّغة، مصنعة من خيوط زجاجية نوع (E; Electrical and Thermal Resistance) ذات خواص ميكانيكية عالية، وبسماكة (10 مم و 20 مم)، وبتركيب نسيجي سادة (1/1)، مما يُعطي معامل تغطية أعلى لقماش الأرضية العلوية والسفلية، ويؤثر إيجاباً على الخواص الميكانيكية، ويُقلل من نسبة تغلغل مادة الايبوكسي في بنية القماش، أي ستتحسن الخواص الميكانيكية بنسبة جيدة، وسيُقابل هذا التحسن كثافة منخفضة ووزن أقل ما أمكن، ومرونة أعلى، كون نسبة مصفوفة النسيج الداعم إلى مصفوفة الريبزين الرابط ستكون أعلى.

3. القسم العملي:

1.3: المواد الأولية والأدوات المستخدمة:

- ألياف زجاجية مقطعة (chopped strands): قطرها (9 ميكرون) طولها (8-12 مم)، صينية المنشأ، متوفرة من السوق المحلية.

- نسيج زجاجي ثلاثي الأبعاد مفرغ البنية نوع (E- 3D spacer fabric type) (glass سماكته (10 مم)، وزن المتر المربع (1480 gr/m^2)، التركيب النسيجي سادة (1/1)، المنشأ صيني.
- نسيج زجاجي ثلاثي الأبعاد مفرغ البنية نوع (E- 3D spacer fabric type) (glass سماكته (20 مم)، وزن المتر المربع (2000 gr/m^2)، التركيب النسيجي سادة (1/1)، المنشأ صيني.
- مادة حبيبات السيليكا النانوية (nano-silica particles): الاسم التجاري للمادة أيروسيل200، كثافتها (50 kg/m^3)، مساحة السطح النوعي للبنية ($220 \text{ m}^2/\text{g}$)، البنية غير مسامية، أبعاد الحبيبات (20-12 نانومتر)، محبة للماء، تستخدم في صناعة الدهانات والمواد المركبة كمحسن لزوجة ومثخن للطلاءات، تمتلك خواص عزل حراري عالية، تتأثر بالرطوبة، تتناثر بسهولة في الوسط إذا ما حفظت ضمن حيز أو كيان أو بنية مغلقة، تم تأمينها من السوق المحلية، منشأ الصين.
- مادة الايبوكسي الطلائية (coating epoxy): تتكون من خليطين (الريزين والمقسي)، نسبة الخلط الوزنية (1:1)، تم تأمينها من السوق المحلية.
- مادة فوم البولي يوريثان الصلب (PU): يتكون من خليطين هما (البوليول polyol والايذوسيانات isocyanate)، نسبة الخلط الوزنية (1:1) حيث تصب المادة بعد الخلط المتجانس في قالب لتتصلب في درجة حرارة الجو، كثافته (50 كغ/م^3)، تم استرجار المادة من السوق المحلية. كما تم استخدام عدد من الأدوات نبينها فيما يلي:

1. عبوات بلاستيكية لخلط مواد الايبوكسي والفوم.
2. ميزان دقيق، بمجال خطأ رتبة (0.1 gr).
3. فرشاة لإشباع النسيج بالخلائط المحضرة.

4. قالبين: أسطواني (Ø8.5 cm، 4 cm)، وآخر بالأبعاد (4) × 10 × 10 cm.

2.3: تحضير العينات وتوصيفها:

تم تحضير ست عينات، موصفة في الجدول (1) ومبينة في الشكل (2)، من الأقمشة ثلاثية الأبعاد المفرغة والألياف الميكروية (زجاجية نوع E) مع مادة ريزين الايبوكسي، منها معززة ومنها غير معززة ببنية من الحبيبات النانوية والفوم ذات المسامية العالية (80% من حجمها هواء)، أربع عينات منها (أضيف لها فوم البولي يوريثان الصلب مغلق الخلايا) لاختبار كفاءة مقاومتها للعوامل الجوية، وأرقامها (1، 2، 5، 6)، وعينتان رقمي (3، 4) ذات سماكة (10 مم) للاختبارات الميكانيكية، حيث تم قص العينات بعد تشكيلها وفق الأبعاد المناسبة، عملاً بالمواصفات القياسية والعالمية المخصصة لكل اختبار.

وطريقة تحضير العينات وتوصيفها مبينة في الوصف التالي:

أولاً: خلط المواد النانوية مع مادة البوليول ثم خلط مادة الايزوسيانات لتقويم المزيج، مع إضافة الألياف الميكروية المقطعة (زجاجية نوع E)، من هنا أتى تأثير علم النانو في زيادة مساحة السطح النوعي للبنية بالنسبة لوحد الوزن (m^2/gr).

ثانياً: تضاف طبقات من النسيج ثلاثي الأبعاد (طبقتين فقط علوية وسفلية تحيطان بسماكة خليط الفوم أنف الذكر)، بغرض إكساب البنية الصلابة والمرونة الكافية لحاجة التطبيق، أما خليط الإيبوكسي وحبيبات السيليكا فيتم تشريب النسيج ثلاثي الأبعاد به، يدوياً بالفرشاة.

1- العينة الأولى: نسيج زجاجي ثلاثي الأبعاد مفرغ نوع (3D spacer fabric E-glass) سماكته (10 مم) (نتيجةً للتشريب اليدوي والضغط بالفرشاة تصبح السماكة ضمن المادة المركبة 5 مم)، مدعمة بحبيبات من السيليكا النانوية، مادة فوم بولي

يوريثان كثافته (50 كغ/م³)، ألياف زجاجية (E-glass) قطرها (9 ميكرون) طولها (8-12 مم)، والمحفوظة بطبقة طلاء الإيبوكسي.

2- العينة الثانية: نسيج زجاجي ثلاثي الأبعاد مفرغ نوع (3D spacer fabric E-glass) سماكته (20 مم) (نتيجةً للتشريب اليدوي والضغط بالفرشاة تصبح السماكة ضمن المادة المركبة 10 مم)، مدعمة بحبيبات من السيليكا النانوية، مادة فوم بولي يوريثان كثافته (50 كغ/م³)، ألياف زجاجية (E-glass) قطرها (9 ميكرون) طولها (8-12 مم)، والمحفوظة بطبقة من مادة الإيبوكسي.

3- العينة الثالثة: نسيج زجاجي ثلاثي الأبعاد مفرغ نوع (3D spacer fabric type E-glass) سماكته (10 مم) (نتيجةً للتشريب اليدوي والضغط بالفرشاة تصبح السماكة 5 مم بعد الاشباع بالريزيب)، والمشربة بمادة ريزيب الايبوكسي، مدعمة بحبيبات السيليكا النانوية.

4- العينة الرابعة (بدون استخدام تكنولوجيا النانو): نسيج زجاجي ثلاثي الأبعاد مفرغ البنية نوع (3D spacer fabric type E-glass) سماكته (10 مم) (نتيجةً للتشريب اليدوي والضغط بالفرشاة تصبح السماكة 5 مم)، والمشربة بمادة الايبوكسي بالفرشاة.

5- العينة الخامسة (بدون استخدام تكنولوجيا النانو): نسيج زجاجي ثلاثي الأبعاد مفرغ البنية نوع (3D spacer fabric type E-glass) سماكته (20 مم) (نتيجةً للتشريب اليدوي والضغط بالفرشاة تصبح السماكة 10 مم)، والمشربة بمادة الايبوكسي بالتصعيد اليدوي، مادة الفوم كثافتها (50 كغ/م³).

6- العينة السادسة (عينة مرجعية كعازل تقليدي للأبنية والمنشآت، لمقارنة النقاد (المسرّع): مادة فوم بولي يوريثان كثافته (50 كغ/م³)، المستخدم في تصنيع ألواح العزل.



الشكل (2): صور العينات المحضرة

الجدول (1): النسب المئوية الوزنية لكل مكون في كل عينة

التركيب (w%) نسبة وزنية						استخدام مواد نانوية	رقم العينة
PU	Epoxy resin	nano silica powder	E-glass fibers	3D spacer 20 mm fabric	3D spacer 10 mm fabric		
25	25	7	3	0	40	حبيبات من السيليكا النانوية	1
25	25	7	3	40	0		2
0	33	7	0	0	60		3
0	40	0	0	0	60	من دون مواد نانوية	4
25	25	0	0	50	0		5
100	0	0	0	0	0	عازل تقليدي	6

3.3: الاختبارات الميكانيكية:

تم إجراء عدة اختبارات لبعض الخواص الميكانيكية لكل من العينتين (3 و 4)، وكانت النتائج كما يلي:

1.3.3: اختبار مقاومة الشد:

تم قص واختبار العينات من حيث مئاة الشد ومعاملاتها في كلية الهندسة المدنية في جامعة البعث، باستخدام الجهاز (Testometric)، الشكل (3).

تم العمل وفق المواصفة القياسية العالمية (ASTM D3039).

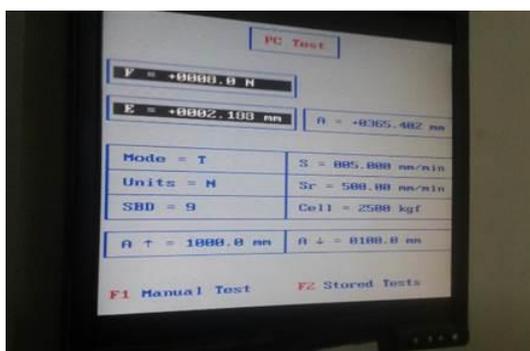
يقدم الجهاز قيمة لقوة الشد (F_{max}) التي انهارت عندها العينة، والانفعال ($\epsilon\%$)، عندها يحسب الاجهاد ($\sigma = \frac{F_{max}}{A}$) حيث أن (A) هي مساحة سطح مقطع العينة، ثم يمكن عندها حساب الاجهاد والانفعال عند حد المرونة (الخضوع) من المخطط، ومنه يُحسب معامل يونغ بالعلاقة ($E = \sigma/\epsilon$)، ويبين الجدول (2) نتائج الاختبار. ومخطط (إجهاد الشد/الانفعال) وفق الشكل (4).



العينات



صورة الجهاز

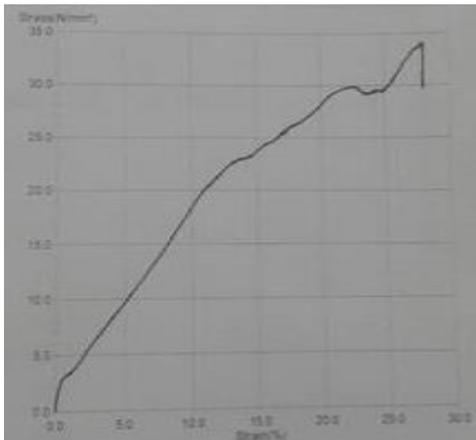


شاشة الاختبار

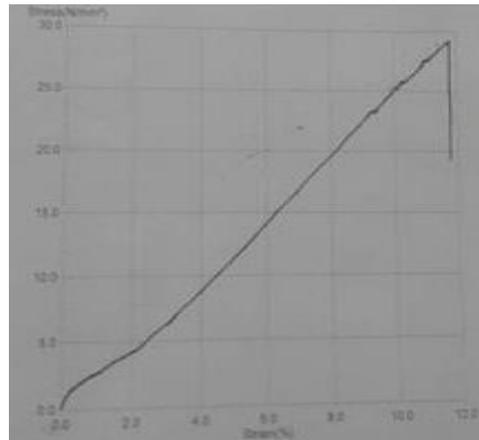
الشكل (3): اختبار الشد

الجدول (2): نتائج اختبار مقاومة الشد

الانفعال ($\epsilon\%$)		معامل يونغ (MPa)	اجهاد الشد (MPa)	السماكة (mm)	رقم العينة
عند حد المرونة	عند حد القطع				
9.3	11.8	253	23	5	3
10.15	12.4	256	26	5	
13.2	28	166	22	5	4
13.78	28.6	167	23	5	



عينة 4



عينة 3

الشكل (4): مخطط (إجهاد الشد/الانفعال) لعينات الشد المختبرة

بملاحظة وسطي نتائج الاختبار لكل عينة، نجد أن إضافة حبيبات السيليكا المُقوِّمة النانوية لبنية المادة المركبة قد حسنت من قيمة معامل يونغ بنسبة (52%)، مما يعني زيادة في متانة المادة، حيث نلاحظ انخفاض الانفعال بنسبة (38.7%) عند حد الخضوع (عند تعرض العينتين لقيم متقاربة جداً من إجهاد الشد).

2.3.3: اختبار مقاومة الانحناء (Flexural Strength):

تم اختبار العينات من حيث مقاومة الانحناء ومعاملاتها في كلية الهندسة المدنية في جامعة البعث، باستخدام الجهاز (Controls)، الشكل (5).

تم العمل وفق المواصفة القياسية العالمية (ASTM D790).



الشكل (5): اختبار مقاومة الانحناء

وبين الجدول (3) نتائج الاختبار، حيث وبحساب وسطي نتائج الاختبار لكل عينة، نجد أن هناك تحسن في مقاومة الانحناء بنسبة (16.5%) بعد إضافة حبيبات السيليكا النانوية المُفوّمة لبنية المادة المركبة.

الجدول (3): نتائج اختبار مقاومة الانحناء

الاجهاد (MPa)	القوة (Ne)	مساحة المقطع (mm ²)	السماكة (mm)	رقم العينة
0.69	297	427	5	3
0.72	306	427	5	
0.60	257	427	5	4
0.61	260	427	5	

3.3.3: اختبار مقاومة الانضغاط (Compressive Strength):

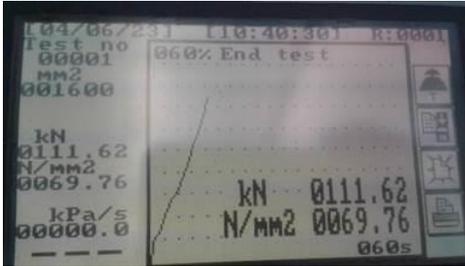
تم اختبار العينات من حيث مقاومة الانضغاط ومعاملاتها في كلية الهندسة المدنية في جامعة البعث، باستخدام الجهاز (Controls)، الشكل (6).

تم العمل وفق المواصفة القياسية العالمية (ASTM D3410).

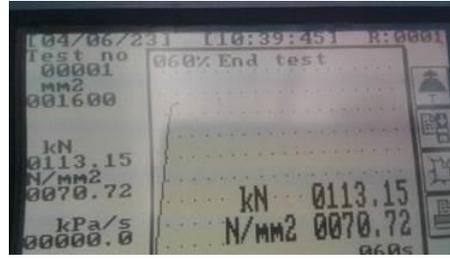


الشكل (6): اختبار الانضغاط

كما يبين الشكل (7)، شاشة الجهاز خلال اختبار العينات:



عينة 4



عينة 3

الشكل (7): صور شاشة اختبار مقاومة الانضغاط للعينات

وبين الجدول (4) نتائج الاختبار، وفق الآتي:

الجدول (4): نتائج اختبار مقاومة الانضغاط

الاجهاد (MPa)	القوة (KNe)	مساحة المقطع (mm ²)	السماعة (mm)	رقم العينة
70.72	113.150	1600	5	3
74.87	119.790	1600	5	
69.76	111.620	1600	5	4
66.48	106.360	1600	5	

بحساب وسطي نتائج الاختبار لكل عينة، نجد أن هناك تحسن في مقاومة الانضغاط بنسبة (6.9%) بعد إضافة حبيبات السيليكا النانوية المفومة لبنية المادة المركبة.

4.3: اختبار تحمل العوامل الجوية (التقادم المسرع):

تم إجراء هذه الاختبارات في مركز الأبحاث الصناعية، وزارة الصناعة، مخبر الصناعات النسيجية، حيث استمرت فترة الاختبار مدة (24 ساعة متواصلة) لتعبر عن التقادم المسرع للمادة المركبة (العينات 1، 2، 5، 6) لمدة عام كامل، بتعرضها للعوامل الجوية التالية:

- 1- أشعة فوق البنفسجية (UV) (100%). 2- حرارة (50°C). 3- رطوبة (100%). وكانت النتائج المبينة في الشكل (8)، حيث تم تعريض نصف سطح العينة للاختبار لملاحظة الفرق قبل وبعد الاختبار، وتم فصل جانبي كل سطح بلاصق ورقي، ونلاحظ:
1- اصفرار سطحي لجميع العينات (يعود لتدني جودة الايبوكسي المستخدم، فهو غير مقاوم لأشعة (UV)، حيث يمكن استخدام إيبوكسي بتلك الخاصية لكن الكلفة مرتفعة).
2- اصفرار واضح يصل إلى بنية العينة (6) التي لا تحوي طبقة حماية من مصفوفة مادة مركبة من النسيج ثلاثي الأبعاد مع الايبوكسي.
1- اصفرار طفيف (أقرب إلى السطحي) في بنية العينات (1 و 2) التي تحوي طبقة حماية من مصفوفة مادة مركبة من النسيج ثلاثي الأبعاد بسماكة (20 مم) وسماكة (10)، مع الايبوكسي، والمعززة بحبيبات السيليكا النانوية.
2- اصفرار متدرج الشدة يصل إلى بنية العينة (5) التي تحوي طبقة حماية من النسيج ثلاثي الأبعاد بسماكة (20 مم)، وغير معززة بحبيبات السيليكا النانوية.



الشكل (8): صور العينات المُعرَّضة لاختبار تحمل العوامل الجوية (التقادم المُسرَّع)

4. مناقشة النتائج:

1. بالعودة لنتائج اختبار متانة الشد، الجدول (2)، لكل من العينتين (3 و 4)، نلاحظ تحسن في قيم معامل يونغ في العينة (3) التي هي عبارة عن مادة مركبة من الأقمشة ثلاثية الأبعاد والمفرغة المشبعة بريزين الإيبوكسي، وتحوي في بنيتها حبيبات السيليكا النانوية، ومضاعفتها بنسبة (52%) عما كانت عليه في العينة رقم (4)، والتي هي عبارة عن مادة مركبة من الأقمشة ثلاثية الأبعاد والمفرغة المشبعة بريزين الإيبوكسي من دون حبيبات سيليكا نانوية.
2. بالعودة لنتائج اختبار مقاومة الانحناء، الجدول (3)، لكل من العينتين (3 و 4)، نلاحظ تحسناً بنسبة (16.5%) لمقاومة الانحناء لدى المادة المركبة من الأقمشة ثلاثية الأبعاد والمفرغة مع الإيبوكسي، بعد تعزيز بنيتها بحبيبات السيليكا النانوية المّفوّمة، ولو بنسبة وزنية ضئيلة حتى (7%).
3. بالعودة لنتائج اختبار مقاومة الانضغاط، الجدول (4)، لكل من العينتين (3 و 4)، نلاحظ تحسناً بنسبة (6.9%) لمقاومة الانضغاط لدى المادة المركبة من الأقمشة ثلاثية الأبعاد والمفرغة مع الإيبوكسي، بعد تعزيز بنيتها بحبيبات السيليكا النانوية المّفوّمة، ولو بنسبة وزنية ضئيلة حتى (7%).
4. بينت النتائج الخاصة باختبار التقادم المسرّع، الشكل (8)، تحسناً ملحوظاً في مقاومة المادة المركبة ذي مصفوفة المادة الداعمة من الأقمشة ثلاثية الأبعاد (بعض النظر عن سماكة تلك المصفوفة سواء كانت (10 مم) أو (20 مم)) لعوامل التقادم المسرّع مقارنةً بالمواد التقليدية، وأن مقاومة المادة المركبة ذات مصفوفة المادة الداعمة من الأقمشة ثلاثية الأبعاد والمحسنة بحبيبات نانوية من السيليكا المّفوّمة، أفضل من مقاومة تلك التي لم تستخدم فيها حبيبات نانوية.

5. الاستنتاجات والتوصيات:

من خلال نتائج هذا البحث، والذي تم فيه الانطلاق لتحضير عيناته وتحديد نسب مكوناتها وفقاً للدراسات المرجعية المبينة في الفقرة (2)، [20]، وأهمها الدراسة (رقم 5) التي بينت أن إضافة نسبة ضئيلة (7%) من حبيبات نانوية البنية لمصفوفة مكونات المادة المركبة، كان لها الدور الفعال في تحسين خواص هذه المصفوفة. أثبتت نتائج هذا البحث الدور الكبير الذي لعبه استخدام تكنولوجيا النانو في تصنيع المواد المركبة من الأقمشة ثلاثية الأبعاد والمفرغة المشبعة بريزين الإيبوكسي، وتحسين الخواص الميكانيكية والأداء الوظيفي وفق حاجة التطبيق الهدف.

من مساوئ استخدام المواد النانوية في هذا البحث، هو مخاطر التعامل معها وإعادة تدويرها، كونها دقيقة الأبعاد وسهلة التناثر في المحيط، وهي أكاسيد لامعدنية لاعضوية، مما يتطلب توفر معدات وتقنيات خاصة للعمل مثال (ساحبات هوائية ينتهي خرجها بأسطح مائية لالتقاط الحبيبات المتناثرة، معدات حماية شخصية).

يمكن طحن مخلفات تلك المواد واستخدامها من جديد كمكونات في المواد المركبة، بالتالي يمكن خفض الأثر السلبي لتلك الحبيبات على البيئة، والذي تمت مراعاته أيضاً عند تحضير عينات هذا البحث، باستخدام مادتي النسيج والفوم كحافطة بنيوية ميكروية الأبعاد لحبيبات السيليكا النانوية، وكذلك شكّل طلاء الإيبوكسي طبقة حامية للفوم وحبيبات السليكا معاً من عوامل الاحتكاك بالوسط الخارجي، لكن إعادة تدوير هذه المواد وقابلية استخدامها لاحقاً في تطبيقات مماثلة يتطلب أبحاثاً أخرى مستقلة.

استخدم في هذا البحث أقمشة ثلاثية الأبعاد مفرّعة، ذات تركيب نسيجي سادة (1/1) لكل من قماشية الأرضية (العلوية والسفلية)، كونه يمتلك معامل تغطية مرتفع، مما يزيد ويحسن من الخواص الميكانيكية، وهو من أبسط التراكيب النسيجية وأكثرها شيوعاً في هذه الأقمشة، كما أن نوع المادة الأولية لألياف وخيوط هذه الأقمشة هو الألياف

الزجاجية نوع (E) كونها الأرخص، كما تجدر الإشارة إلى أن تلك الألياف تحوي في بنيتها أكسيد السليسيوم (SiO_2)، بنسبة لا تقل عن (54%)، مما كان له الدور الإضافي في تحسين أداء المادة المركبة عند إضافة حبيبات السيليكا النانوية التي هي أيضاً عبارة عن أكاسيد سيليكون (SiO_2) بنسبة أعلى من (99.8%)، [20]، مما يعني تحقيق ألفة وروابط كيميائية بالإضافة إلى روابط فاندرفالس بين مكونات بنية مصفوفتي المادة الداعمة والمادة الرابطة.

يمكن من خلال أبحاث قادمة أخرى تحضير عينات خاصة باختبار كفاءة الأداء الحراري أو الصوتي أو الكيميائي، ودراسة تأثير إضافة أنواع ونسب أخرى من الحبيبات نانوية الأبعاد والبنى إلى مصفوفة المادة المركبة من الأقمشة ثلاثية الأبعاد والمفرغة المشبعة بالإيبوكسي، والذي تم الاكتفاء بذكره في هذا المقال بما بينته نتائج بعض الدراسات المرجعية كذات الرقم (2 و 4).

تم في هذا البحث تسليط الضوء على الدور الفعال الذي يلعبه استخدام أبسط تقانات علم النانو ومواده، واتحادها مع المنسوجات ثلاثية الأبعاد والمفرغة والألياف التقنية (زجاجية) ميكروية الأبعاد، المشبعة بالريزين وفوم البولي يوريثان الصلب مغلق الخلايا مسامي البنية بأبعاد ميكروية، وتحسين خواص المواد النسيجية المركبة ككل سواء كانت خواص ميكانيكية أو تحمل للعوامل الجوية في وسط التطبيق.

6. المراجع References

1. A.P.S. Sawhney and B. Condon, K.V. Singh, S.S. Pang and G. Li, David Hui, (2009), **Modern Applications of Nanotechnology in Textiles**, Textile Research Journal, Vol 78(8), P-P: 731–739, Los Angeles, USA, SAGE.
2. V Kartik Ganesh, (2021), **Nanotechnology in Civil Engineering**, ACADEMIA, Department of Civil Engineering, SRM University Kattankulathur, Chennai-603203, P-P: 1-11, INDIA, Academia.
3. Sherif Attallah, Bakhtiyor Khafizof, Jim Jones, and Tarek Mahfouz, (2015), **Improving Envelope Thermal Insulation In Construction Projects Using Nanotechnology Applications**, IJRET: International Journal of Research in Engineering and Technology, Volume: 04 Issue: 12, eISSN: 2319-1163 | pISSN: 2321-7308, P-P: 70-75, Indiana, USA, Academia.,
4. Marco Casini, (2016), **Smart Buildings Advanced Materials and Nanotechnology to Improve Energy-Efficiency and Environmental Performance**, Woodhead Publishing Series in Civil and Structural Engineering: Number 69, Rome, Italy, Elsevier Woodhead, P: 384.
5. Bharat Bhushan, (2004), **Springer Handbook of Nanotechnology**, Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, Germany, SPRINGER, P: 1258.
6. Yury Gogotsi, (2006), **Nanomaterials Handbook**, United States of America, Taylor & Francis Group, LLC, P: 779.
7. Bjørn Petter Jelle, Arild Gustavsen, and Ruben Baetens, (2012), **Innovative High Performance Thermal Building Insulation Materials - Todays State-of-the-Art and Beyond Tomorrow**, Building Enclosure Science & Technology, P-P: 66, Atlanta, U.S.A.
8. NAIMA, (2009), **Building Insulation**, Pub. No.NCA101 1/14, P-P: 1-9, Ottawa, Canada.
9. Satoshi Yoda, Satoru Takeshita, Takumi Ono, Ryosuke Tada and Hideo Ota, (2021), **Development of a New Silica Aerogel-Polypropylene Foam Composite as a Highly Flexible Thermal Insulation Material**, Polymeric and Composite Materials, a section of the journal, P-P: 1-9, Tsukuba, Hadano, Japan, Frontiers in Materials.

10. Shanaz Hussein Ahmad, Rana Mahdi Salih, (2020), **Acoustic and Thermal Insulation of Nanocomposites for Building Material**, Baghdad Science Journal, 17(2), P-P: 494-501, Baghdad, Iraq, Baghdad Science Journal.
11. Lamrani, B., Johannes, K., Kuznik, F., (2021), **Phase change materials integrated into building walls: An updated review**, ScienceDirect, P-P: 1-41, Villeurbanne, France, Elsevier.
12. Xin Min, Minghao Fang, Zhaohui Huang, Yan'gai Liu, Yaoting Huang, Ruilong Wen, Tingting Qian & Xiaowen Wu, (2015), **Enhanced thermal properties of novel shape-stabilized PEG composite phase change materials with radial mesoporous silica sphere for thermal energy storage**, Sci.Rep. 5, 12964; doi: 10.1038/srep12964, P-P: 1-11, Scientific Reports.
13. Chunpeng Zhang, Chaoming Pang, Yunrui Mao, And Zhiyuan Tang, (2022), **Effect And Mechanism Of Polyethylene Glycol (PEG) Used As A Phase Change Composites (PCMs)**, Basel, Switzerland, MDPI.
14. Yeran Wang, Junmei Liu, Lixia Jia and Zhenhong Chen, (2022), **Recent Advances in Woven Spacer Fabric Sandwich Composite Panels: A Review**, Polymers 2022, 14,3537, P-P: 1-19, Shijiazhuang, China, MDPI.
15. Liangang Zheng, Mohamed Amine Aouraghe, Kun Zhang, Fujun Xu, (2020), **Ultra-light 3D fabric Reinforced Composite with Distinct Thermal Insulation and Superior Sound-absorbing Properties**, Journal of Physics: Conference Series, 1790 (2021) 012065, P-P: 1-6, Shanghai, PR China, IOP Publishing.
16. Ferhat Yildirim , Mustafa Aydinb , Ahmet Avcic, (2017), **Mechanical properties of nano-SiO2 reinforced 3D glass fiber/epoxy composites**, International Journal of Materials, 108 (2017) 4, P-P: 308– 321, Kutahya, Turkey, Carl Hanser Verlag GmbH & Co. KG.
17. David Bozsaky, (2016), **Application Of Nanotechnology-Based Thermal Insulation Materials In Building Construction**, Slovak Journal of Civil Engineering, Vol. 24, No. 1, P-P: 17 – 23, Győr, Hungary, DE Gruyter.
18. Olga V.soloveva, Sergei A. Solovev, Yuri V. Vankov and Rozalina Z. Shakurova, (2022), **Experimental Studies of the Effective Thermal Conductivity of Polyurethane Foams with**

- Different Morphologies**, Processes MDPI 10, 2257, P-P: 1-18, Kazan, Russia, MDPI.
19. A. A. Filippov, (2019), **Effect of the Size of Silica Nanoparticles on the Mechanical Characteristics of Heterogeneous Epoxy Resin Materials**, AIP Conference Proceedings 2053, 030014 (2018), P-P: 030014-(1-4). St., Novosibirsk, Russia, AIP Publishing
 20. Arval, (2009), **Acoustic and thermal guide (A guide for energy saving and noise comfort in buildings)**, ArcelorMittal, P: 130.
 21. Benjamin Gebhart, (1971), **Heat Transfer**, Literary Licensing, LLC, March 17,2012, University of California, California, USA, P:454.
 22. Alice Elizabeth González, (2019), How Do Acoustic Materials Work?, Edited: Alice Elizabeth González, **Acoustics of Materials**, Chapter, P-P: 1-17, Montevideo, Uruguay, INTECH OPEN.
 23. Anthony Zander, Md Ayub, Benjamin Cazzolato, Carl Howard, Md Julker Nine, Dusan Losic, David Huang, Diana Tran, and Hywel Bennett, (2018), **Acoustics at the Nanoscale**, Acoustics 2018, 7-9 November, P-P: 1-18, Adelaide, Australia, The University of Adelaide.
 24. Evonik Endustries, (2015), **Aerosil®-Fumed Silica**, Technical Overview, Hanau-Wolfgang Germany, P: 104.
 25. ASTM standard C384-04, **Standard Test Method for Impedance and Absorption of Acoustic Materials by Impedance Tube Method**.
 26. ASTM standard D3039/D3039M-08, **Standard Test Method for Tensile Properties of Polymer Matrix Composite Materials**.

استخدام منهجية هجينة لتحسين عملية تخصيص

الموارد في الحوسبة السحابية

* الباحث: م. حسام عبد السميع محفوض

الملخص

تعتبر الحوسبة السحابية Cloud Computing من أهم المتطلبات لتحقيق التحول الرقمي، حيث دخلت تطبيقاتها مختلف مجالات الحياة، من خلال تقديمها لفكرة المعالجة المتوازية التي تتيح إمكانية تنفيذ العديد من المهام في الوقت نفسه، كذلك السماح لمزودي الخدمات السحابية باستخدام قدرات مراكز البيانات التي توفرها السحابة بشكل فعال لتطوير التطبيقات بناءً على متطلبات المستخدمين.

الاستخدام المشترك للموارد السحابية يتسبب في العديد من التحديات مثل: قابلية التوسع، التسامح مع الأخطاء، الموثوقية، التوافر لذلك تم تصنيف مشكلة تخصيص الموارد على أنها من النمط NP-Complete، وهي فئة من مشاكل القرار المعقدة التي تستوجب استخدام الخوارزميات الذكية لحلها بالشكل الأمثل.

يقترح هذا البحث منهجية هجينة لتخصيص الموارد اللازمة لتنفيذ طلبات المستخدمين في البيئات السحابية بالاستناد على خوارزمية تحسين عناصر السرب Particle Swarm Optimization، ونظام الاستدلال الضبابي Fuzzy Inference System بهدف تحقيق جملة من الأهداف المتمثلة بتقليل زمن التنفيذ الكلي والكلفة المادية مع مراعاة أولويات محددة لطلبات المستخدمين الواردة.

الكلمات المفتاحية: تخصيص الموارد، الآلات الافتراضية، الحوسبة السحابية، النظام

الضبابي، تحسين عناصر السرب.

* حاصل على درجة الماجستير في قسم هندسة تكنولوجيا المعلومات - كلية هندسة تكنولوجيا

المعلومات والاتصالات - جامعة طرطوس - سوريا

Using a hybrid methodology to improve resource allocation process in Cloud Computing

*Hussam Mahfoud

Abstract

Cloud Computing is considered one of the most important requirements for achieving digital transformation, as its applications have entered various areas of life, by introducing the idea of parallel processing that permits the possibility of executing many tasks at the same time, as well as allowing cloud service providers to effectively use the capabilities of data centers provided by the cloud to develop applications based on users' requirements.

The shared use of cloud resources causes many challenges such as: scalability, fault tolerance, reliability, and availability. Therefore, the problem of resource allocation has been classified as NP-complete, which is a class of complex decision problems that require the use of smart algorithms to solve them optimally.

This research proposes a hybrid methodology for allocating the necessary resources to implement user requests in cloud environments based on the Particle Swarm Optimization algorithm and the Fuzzy Inference System in order to achieve a number of objectives represented in reducing implementation time and material cost, taking into account specific priorities for incoming user requests.

Key Words: Resources allocation, Virtual Machines, Cloud Computing, Fuzzy System, Particle Swarm Optimization.

****Master Degree, from Information Technology Engineering Department, Information and communication Technology Engineering, Tartous University, Syria.**

1- المقدمة:

تعدُّ الحوسبة السحابية نموذجاً لتسهيل الوصول إلى الشبكة عند الطلب بهدف مشاركة موارد الحوسبة المختلفة مثل المخدمات (Infrastructure as a Service (IaaS)، أجهزة التخزين (data Storage as a Service (dSaaS)، أنظمة التشغيل Platform Software as a Service (PaaS)، البرمجيات والخدمات (SaaS) وغيرها.

تعتبر مراكز البيانات بمثابة النواة للحوسبة السحابية، حيث تتضمن الآلاف من الحواسيب المرتبطة ببعضها البعض وتشتمل بمجموعها على عددٍ هائلٍ من الموارد السحابية (الذاكرة، التخزين، المعالجة) تقابلها قائمة من مهام تطبيقات المستخدمين المختلفة من حيث الخصائص، مما يجعل عملية تخصيص الموارد في هذه البيئات تواجه تعقيدات أكبر بكثير عما هو عليه الحال في البيئات الموزعة التقليدية [1].

تم تعريف منهجية تخصيص الموارد (Resource Allocation Approach) [2] على أنها مجموعة من الأنشطة التي يتم تنفيذها من أجل ضمان الاستخدام الأمثل للموارد ضمن حدود نظام الحوسبة السحابية لتلبية متطلبات التطبيقات السحابية مع مراعاة نوع ومقدار الموارد المطلوبة.

مع الزيادة الكبيرة لأعداد مستخدمي البيئات السحابية برزت الحاجة إلى تطوير منهجيات تخصيص الموارد فيها بما يتوافق مع معايير جودة الخدمة المتعلقة بكل من مزودي ومستخدمي الخدمات السحابية على حد سواء، حيث تعددت المنهجيات التي طرحها الباحثين في هذا المجال وتوَعَت أهدافها.

في الآونة الأخيرة ظهر اتجاه جديد شكّل نقلةً نوعية في حل مشكلة تخصيص الموارد في الحوسبة السحابية يتمثل في استخدام خوارزميات التحسين المستوحاة من الطبيعة وهي

مجموعة من الخوارزميات المستنبطة من بعض الظواهر الطبيعية مثل التطور الطبيعي، والأنظمة البيولوجية والفيزيائية والكيميائية وغيرها، والتي أثبتت فعالية أكبر من الخوارزميات التقليدية في حل المشكلات الرياضية ضمن مختلف المجالات الهندسية. مؤخراً تم استخدام خوارزمية (Artificial Bee Colony (ABC) التي تحاكي السلوك الطبيعي لمستعمرات النحل في نمذجة مشكلة تخصيص الموارد و البحث عن الحل الأفضل بين مجموعة كبيرة من الحلول الممكنة بالاعتماد على حجم المهمة المطلوبة من قبل المستخدم، وأقرب مسافة تفصله عن أحد المخدمات ضمن المنظومة السحابية[3]، حيث أظهرت نتائج تطبيق هذه المنهجية في برنامج المحاكاة CloudAnalyst تحسناً فعالاً فيما يتعلق بزمن التنفيذ الكلي، لكنها لم تنجح في إيجاد الحل الأفضل بالنسبة للكلفة في بعض الحالات نظراً لسهولة وقوعها في مشكلة الأمثلة المحلية (Local Optima).

كما تم استخدام خوارزمية تحسين مستعمرة النمل (Ant Colony Optimization) المستوحاة من السلوك الطبيعي للنمل في تتبع مصادر الغذاء[4]، ركزت هذه الدراسة على إيجاد تحقيق توافق في التحسين بين معياري الزمن والكلفة، إذ تم استخدام برنامج المحاكاة CloudAnalyst من أجل اختبار تنفيذ المقترح في حالات مختلفة تتضمن عدداً متبايناً من المستخدمين ومراكز البيانات في مناطق جغرافية مختلفة، وأظهرت النتائج تحسناً متوازناً في الأداء وفق مختلف سيناريوهات المحاكاة، لذلك يمكن القول بأن هذه الدراسة مهمة جداً لكن من سلبياتها اقتصار المقارنة مع الخوارزميات التقليدية، فضلاً عن كونها افترضت أن جميع مهام المستخدمين لديها نفس الأهمية من حيث التخصيص بالموارد.

في هذا البحث تم استخدام منهجية هجينة تشتمل على نظام الاستدلال الضبابي كمرحلة أولى من أجل تحديد أولوية تنفيذ كل مهمة من مهام المستخدمين الواردة إلى النظام

السحابي وفقاً لمعايير قياسية (قيمة الاشتراك، ولاء المستخدم، التسامح الأعظمي)، ثم يتم من خلال المرحلة الثانية تخصيص الموارد للمهام بالاعتماد على خوارزمية تحسين عناصر السرب (PSO)، كذلك تم العمل على تقليل العبء الحسابي لتحسين الأداء في هذه المرحلة من خلال استبعاد الآلات الافتراضية غير القادرة على تنفيذ مهام المستخدمين، مما يجنب وقوع حالة التحميل الزائد (Overloading) لبعض الآلات الافتراضية التي تحدث عند تخصيصها بمهام إضافية تفوق قدرتها على المعالجة، سيتم التحقق من فعالية المنهجية الهجينة المقترحة من خلال مقارنة قيم بارامترات الأداء المحددة (زمن التنفيذ الكلي، الكلفة المتوقعة) مع المنهجيتين السابقتين وفقاً لعدة سيناريوهات محاكاة مختلفة.

2- أهمية البحث و أهدافه:

تبرز أهمية البحث في ضرورة مواكبة الزيادة الهائلة في استخدام التطبيقات السحابية في مختلف المجالات، إذ يصنف مجال تخصيص الموارد ضمن أهم التحديات التي تواجهها قابلية التوسع للبنى السحابية، لكونه يمثل حجر الأساس في طبقة البنية التحتية، بالتالي إيجاد أي تحسين في هذا المجال سينعكس بالإيجاب على أداء البنية السحابية بشكل كامل.

انطلاقاً من أهمية المنهجية التي يتم من خلالها تخصيص الموارد، وتأثيرها المباشر على جودة الخدمة المقدمة، يهدف هذا البحث إلى تصميم منهجية مطورة تركز على مفاهيم المنطق الضبابي، وخوارزمية تحسين عناصر السرب التي تسمح باتخاذ قرار سريع في عملية الجدولة دون مسح كامل الحلول كما في الخوارزميات التقليدية، وذلك لتحقيق جملة من الأهداف المتمثلة بالآتي:

- ✓ رفع مستوى رضى المستخدمين عن استجابة النظام عبر تحديد أولويات لتنفيذ مهامهم وفقاً لمعايير قياسية، مع تجنب ظاهرة المجاعة (Starvation) التي عادةً ما تواجه الأنظمة المعتمدة على مفهوم الأولويات [5]، وتوافق حالة عدم تخصيص بعض المهام بالموارد اللازمة لتنفيذها مهما زاد زمن انتظارها في النظام نتيجةً لوجود مهام ذات أولوية أعلى منها بشكل مستمر.
- ✓ العمل على إيجاد صيغة تحقق متطلبات مستخدمي البيئات السحابية التي تتمثل في تقليل الكلفة المادية، وأهداف مزودي الخدمات السحابية في تحقيق أعلى ربح مادي على التوازي، وذلك من خلال تقليل زمن التنفيذ الكلي لمهام المستخدمين، مما يرفع مستوى الإنتاجية، ويسمح بالتالي للمزودين بإعادة استخدام الموارد التي تم تحريرها في تنفيذ مهام جديدة.

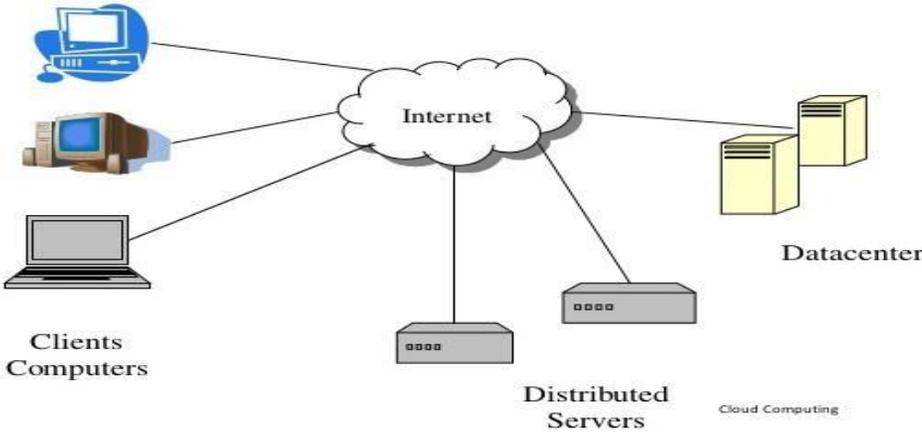
3- طرائق البحث ومواده:

- يعدّ التعامل مع بنى الحوسبة السحابية عملية معقدة كونها تعتمد على عدة عوامل لا يمكن التحكم بها بشكل دقيق مثل ازدحام الشبكة و خصائص المستخدمين المتباينة، وبالتالي فإن اختبار الأداء للمنهجيات المقترحة في تطبيقات الحوسبة السحابية بشكل مباشر يعدّ أمراً غير مجدٍ، ولذلك يتم عادةً استخدام برامج تؤمن إمكانية محاكاة بيئة الحوسبة السحابية بشكل مقارب للواقع ومجاني.
- تم استخدام برنامج ماتلاب Matlab من أجل نمذجة النظام الضبابي واختباره، نظراً لدعمه مجموعة واسعة من الأدوات المساعدة توفر إمكانية التفاعل معها من خلال الواجهات الرسومية.

- كذلك تم استخدام بيئة العمل Netbeans لتشغيل برنامج CloudAnalyst والذي يعدّ من أهم أدوات نمذجة ومحاكاة أنظمة الحوسبة السحابية، حيث يدعم مجموعة كبيرة من الأدوات لضبط عملية المحاكاة وجعلها أكثر واقعية وملائمةً لمتطلبات المنهجيات الحديثة ويتيح إمكانية التحكم بمجموعة واسعة من خصائص مكونات الحوسبة السحابية بما فيها مهام المستخدمين (User Tasks)، مراكز البيانات (Data Centers)، وكذلك المضيفين (Hosts)[6] من خلال واجهات رسومية سهلة الاستخدام، كما أن البرنامج مفتوح المصدر مما يوفر إمكانية إضافة منهجيات جديدة لغايات البحث والاختبار والمقارنة، وذلك بالاعتماد على لغة البرمجة JAVA لسهولة التعامل معها، وتوفّر العديد من المكتبات البرمجية الخاصة بالحوسبة السحابية مما يؤمن المزيد من المرونة في عملية البرمجة.

1-3 عناصر نظام الحوسبة السحابية:

كما هو مبين في الشكل (1) يتضمن أي نظام حوسبة سحابية ثلاثة عناصر رئيسة هي الزبون، ومركز البيانات، والمخدّمات الموزّعة:



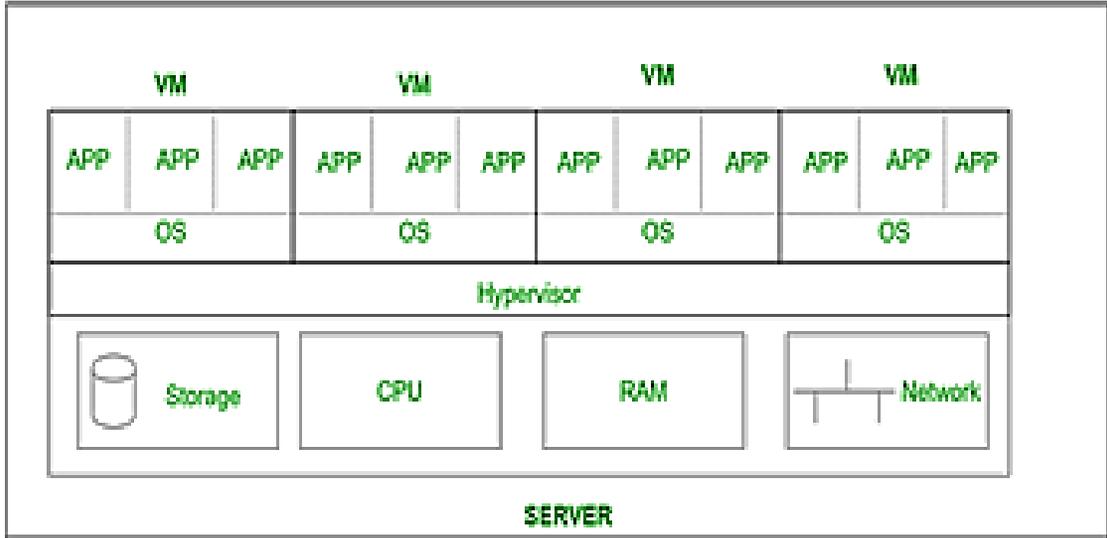
الشكل (1): عناصر نظام الحوسبة [7]

1. **الزبون (Client):** يمثل مستخدم البيئة السحابية الذي يقوم بطلب خدمات معينة بهدف معالجتها والحصول على النتائج التي يريدها سواء تم ذلك بواسطة جهاز محمول أم من قبل حاسوب مكتبي عن طريق متصفح الإنترنت.
2. **مركز البيانات (Data Center):** مهمته استضافة التطبيقات التي تقدم الخدمات للزبائن، وقد تتواجد هذه المراكز في مناطق جغرافية بعيدة عن المستخدمين.
3. **المخدمات الموزعة (Distributed Servers):** هي المخدمات المسؤولة عن عملية توجيه المهام نحو مراكز البيانات المناسبة حسب سياسة التوجيه المعتمدة.

3-2 تقنية المحاكاة الافتراضية Virtualization:

تقدم الحوسبة السحابية البنية التحتية للأنظمة المعلوماتية معتمدةً على تقنية المحاكاة الافتراضية للعتاد الصلب (Virtualization)، التي تمكن من إخفاء التعقيد المجرد للموارد الفيزيائية عبر تقسيمها بشكل منطقي إلى عدد كبير من الآلات الافتراضية (Virtual Machines)، تشتمل كل منها على مجموعة جزئية من الموارد السحابية التي تخصص لاحقاً لتنفيذ مهام المستخدمين، مما يضيف مزيداً من المرونة في الأنظمة السحابية، عبر التعامل مع مستوى أعلى من التجريد [8].

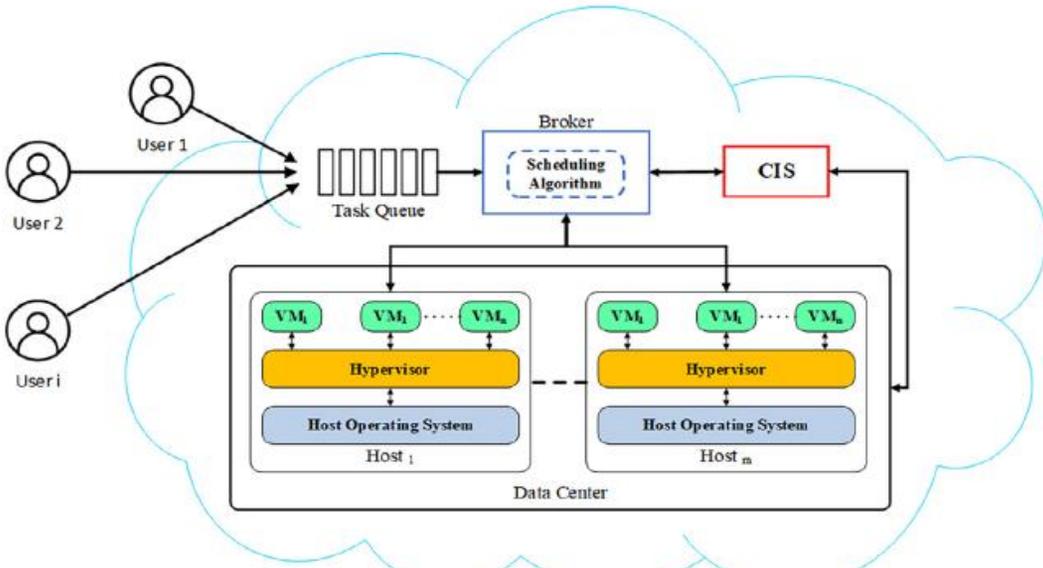
يمكن إجراء المحاكاة الافتراضية في مستويات مختلفة من الحوسبة السحابية من خلال برنامج Hypervisor الذي يعمل كواجهة تربط بين نظام التشغيل في الجهاز الفعلي (المضيف) وأنظمة التشغيل التي يتم تثبيتها على الأجهزة الافتراضية (الضيف)، يبين الشكل (2) مخدمًا فعلياً مقسماً إلى أجهزة افتراضية متعددة (Virtual Machines):



الشكل (2) توضيح مفهوم الآلات الافتراضية في الحوسبة السحابية

3-3 الآلية العامة لعملية تخصيص الموارد في الحوسبة السحابية:

يوضح الشكل (3) المراحل التي تمر بها طلبات المستخدمين (المهام) في نظام الحوسبة السحابية لتحصل على الموارد اللازمة لتنفيذها:



الشكل (3): مراحل عملية تخصيص الموارد [9]

1- يرسل عدد N من المستخدمين طلباتهم (مهامهم) إلى النظام السحابي.

2- يتم إدخال هذه المهام إلى رتل انتظار (Task Queue).

3- هنا يأتي دور الوسيط السحابي (Cloud Broker) الذي يعد المكون الرئيسي في عملية تخصيص الموارد إذ يلعب دور الوسيط بين المستخدم ومزود الخدمات من خلال التالي:

✓ يستقبل طلبات المستخدمين.

✓ يستعلم حول الموارد المطلوبة لتنفيذ الطلبات المستلمة من خلال وحدة

نظام المعلومات السحابية (CIS) Cloud Information System.

✓ ثم يتم تخصيص طلبات المستخدمين بموارد الآلات الافتراضية التي

تتطلبها للتنفيذ وفقاً لآلية تحددتها منهجية التخصيص التي يتم إعدادها

ضمن الوسيط.

✓

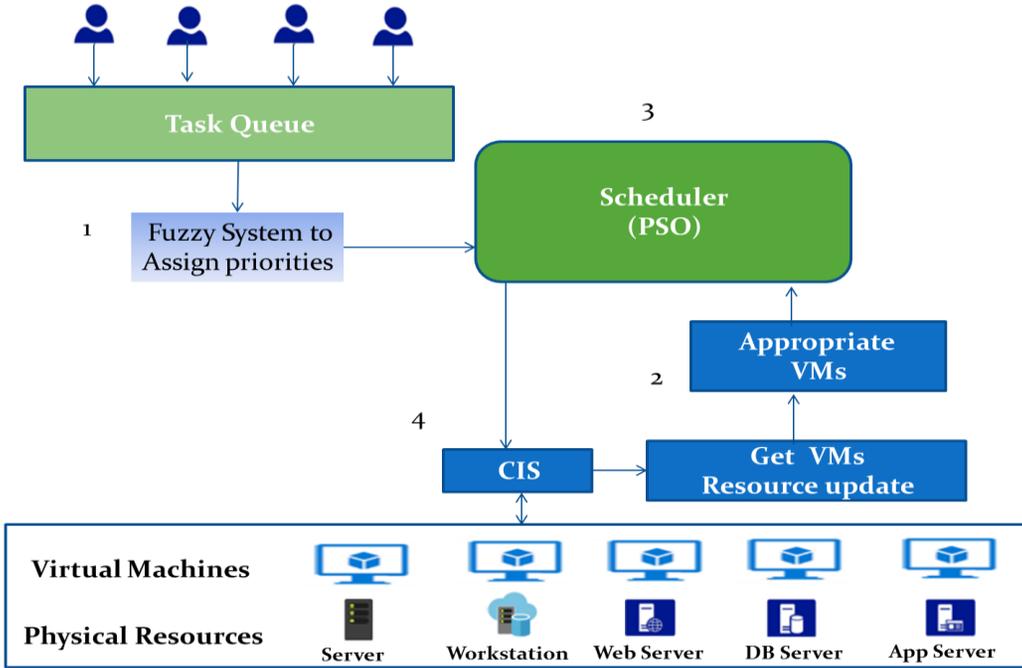
3-4 خطوات المنهجية المقترحة:

للعمل على تلبية مجموعة من أهم متطلبات مزودي ومستخدمي أنظمة الحوسبة السحابية

على حد سواء، المتمثلة بوجود معايير عادلة لتحديد أولوية تخصيص مهام المستخدمين

بالموارد في النظام السحابي، وتوزيع الموارد السحابية اللازمة لتنفيذ مهام المستخدمين

بشكل يقلل من الكلفة و زمن التنفيذ الكلي، تم اقتراح المنهجية المبينة في الشكل(4):



الشكل (4) المخطط العام للمنهجية المقترحة

كما هو موضح في الشكل (4) تشتمل المنهجية السابقة على أربع مراحل رئيسية:

1- إسناد الأولويات لمهام المستخدمين الواردة إلى النظام.

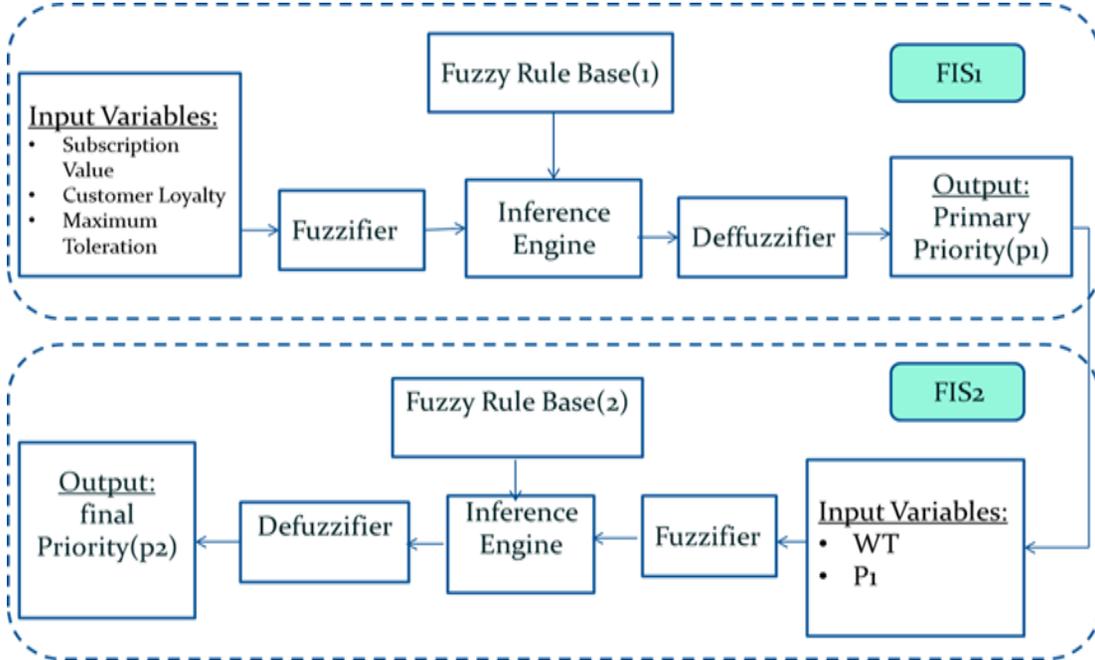
2- تنفيذ استعلام لوحدة نظام المعلومات السحابي (CIS) Cloud Information System حول الموارد المتاحة في كل آلة افتراضية، ثم تحديد مجموعة جزئية منها تتضمن مواردًا كافية لمعالجة مهام المستخدمين (Appropriate VMs).

3- استخدام خوارزمية التخصيص المستندة على خوارزمية PSO بهدف تخصيص موارد الآلات الافتراضية التي تم تحديدها في المرحلة السابقة على مهام المستخدمين بالاستناد على بارامترات الأداء (زمن التنفيذ الإجمالي، Completion Time، الكلفة Cost).

4-إعلام وحدة CIS بنتيجة التخصيص تمهيداً لإعادة تنفيذ المنهجية من أجل مجموعة جديدة من المهام الواردة.

3-4-1 إسناد الأولويات لمهام المستخدمين:

نظراً للعدد الكبير من المهام التي يتعامل معها النظام السحابي، فإن الاعتماد على الآليات التقليدية التي تقوم على مبدأ تخصيص الموارد للمهام حسب معيار زمن الوصول فقط قد يسبب انتظاراً كبيراً نسبياً للبعض منها، ويؤدي إلى خسارة مزودي الخدمة السحابية للعديد من المستخدمين، لذلك تم العمل على تصميم نظام استدلال ضبابي من مرحلتين يمكن من تحديد أولويات لتخصيص مهام المستخدمين بالموارد اللازمة للتنفيذ وفقاً لبعض المعايير القياسية [10]، وبما ينعكس بالتالي على مستوى رضا مستخدم النظام المتوقع، يبين الشكل (5) آلية إسناد الأولويات وفق النظام المقترح:



الشكل(5) بنية النظام الضبابي المقترح لإسناد الأولويات

كما هو مبين في الشكل (5) تمر عملية إسناد الأولويات لمهام المستخدمين بالخطوات التالية:

1- في المرحلة الأولى يتعامل النظام المقترح مع ثلاثة بارامترات دخل هي (قيمة الاشتراك Subscription Value، ولاء المستخدم Customer Loyalty، التسامح الأعظمي Maximum Toleration).

2- تكون هذه البارامترات بصيغة أرقام صحيحة (Crisp) فتخضع لعملية التضييب Fuzzification من خلال المكون (Fuzzifier)، لتتحول إلى قيمة توافق مقدار انتمائها إلى مجموعة ضبابية معينة محددة وفق توابع عضوية (Membership Functions).

3- بعدها تحصل عملية الاستدلال Inference في المكون (Inference Engine)، والتي تستند على مجموعة من القواعد الضبابية الموجودة في المكون (Fuzzy Rule Base) وتكون نتيجتها قيمة ضبابية.

4- تتم عملية فك التضييب DeFuzzification التي يتم فيها تحويل القيمة الضبابية (Fuzzy) الناتجة في المرحلة السابقة إلى قيمة صحيحة (Crisp) من خلال المكون (DeFuzzifier).

5- بنتيجة المرحلة الأولى (FIS₁) نحصل على قيمة الأولوية البدائية (Primary Priority).

يشتمل النظام الضبابي على مرحلتين هما (FIS₁، FIS₂)، يتم في المرحلة الثانية (FIS₂) -عبر تكرار الخطوات السابقة نفسها- رفع مستوى الأولويات المسندة للمهام بشكل ديناميكي كلما ارتفع زمن انتظار المهام في النظام Waiting Time بهدف تجنب

ظاهرة المجاعة (Starvation) التي واجهت بعض الدراسات السابقة، حيث أن وجود مرحلتين يحقق نوعاً من التوازن بين المعايير التي تم اعتمادها في المرحلة الأولى دون إغفال معيار زمن الوصول لمهام المستخدمين، بهدف تقليل عدد المستخدمين الذين قد يتخلون عن استخدامهم للنظام السحابي في حال تدني جودة الخدمة المقدمة لهم، كما أن وجود معيار زمن الانتظار مع المعايير الثلاث السابقة في مرحلة واحدة كان ليقلل من تأثير هذا العامل على النتيجة الإجمالية النهائية للنظام (الأولوية المسندة لمهام المستخدمين) عما هو الحال عليه وفق المقترح الذي يقوم على وجود هذا المعيار في المرحلة الثانية بشكل مستقل.

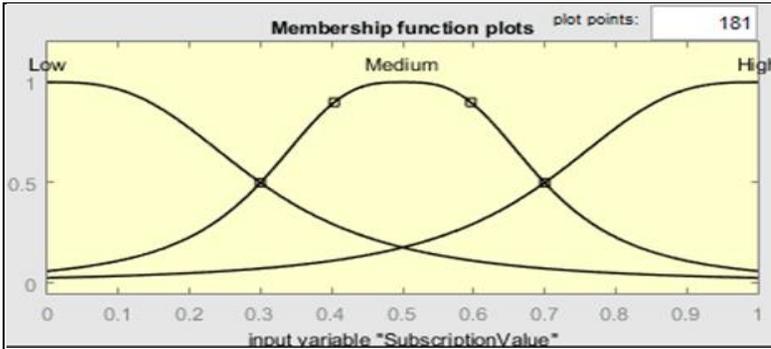
3-4-1-1 تحديد توابع العضوية Membership Functions:

يتم تحديد المجموعات الضبابية (Fuzzy Sets) لكل من بارامترات الدخل والخرج للنظام الضبابي وهي عبارة عن مجموعات جزئية ضمن مجموعة القيم التي من الممكن أن يأخذها كل بارامتر تسمى كل مجموعة لسهولة الدلالة عليها بمصطلح لغوي (Linguistic Variable)، ويتم ضبط هذه المجموعات من خلال توابع رياضية تسمى بتوابع العضوية (Membership Functions)، تحدد مقدار انتماء كل نقطة ضمن فضاء القيم إلى المجموعات الضبابية بقيمة بين (0 و1) إذ أن هذه المجموعات يمكنها أن تأخذ أشكالاً عديدة بناءً على نوع توابع العضوية المستخدمة لتتناسب مع مختلف أنواع التطبيقات.

كما هو مبين في الجدول (1) وباستخدام الأداة Fuzzy Logic Designer في برنامج Matlab تم استخدام تابع العضوية الجرسية العام (Generalized Bell Shaped Membership Function) للتعبير عن قيم بارامترات الدخل لكون هذا التابع يتميز

بتمثيله الدقيق في مثل هذا النوع من التطبيقات التي تكون فيها طبيعة البيانات لا خطية، كذلك نستخدم توابع عضوية من النوعين المثلثي وشبه المنحرف (Triangular, Trapezoidal Membership Function) للتعبير عن بارامترات الخرج لتسهيل عملية الحسابات الرياضية، بحيث تكون القيمة التربيعية لمربع الخطأ (Mean Square Error) أقل ما يمكن.

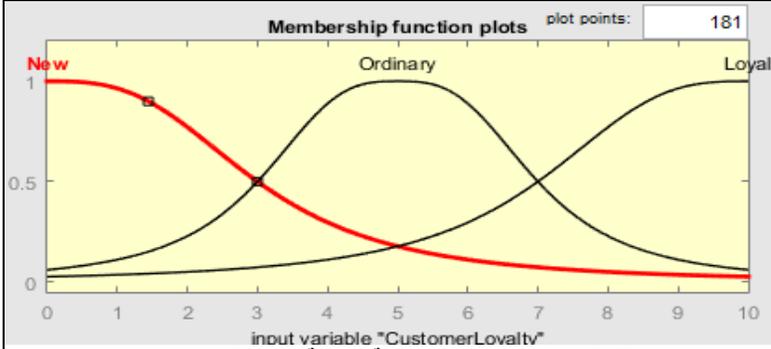
الجدول(1):توابع العضوية والمجموعات الضبابية المستخدمة في النظام



الشكل(6) المجموعات الضبابية الممثلة لقيمة الاشتراك

1-قيمة الاشتراك (SV):

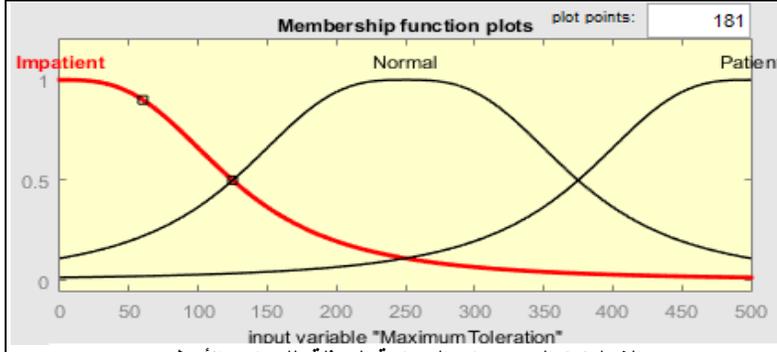
حيث يقدم معظم مزودي الخدمات السحابية عدة أنماط من (Low,Medium,High) نماذج الخدمات بالاعتماد على الاشتراك المدفوع.



الشكل(7) المجموعات الضبابية الممثلة لولاء الزبون

2-ولاء الزبون (CL):

لها ثلاث مستويات (New,Ordinary,Loyal) وفقاً لعدد المرات التي استخدم فيها العميل النظام السحابي والتي تسجّل في وحدة CIS.



الشكل (8) المجموعات الضبابية الممثلة للتسامح الأعظمي

3-التسامح الأعظمي (MT): وفقاً

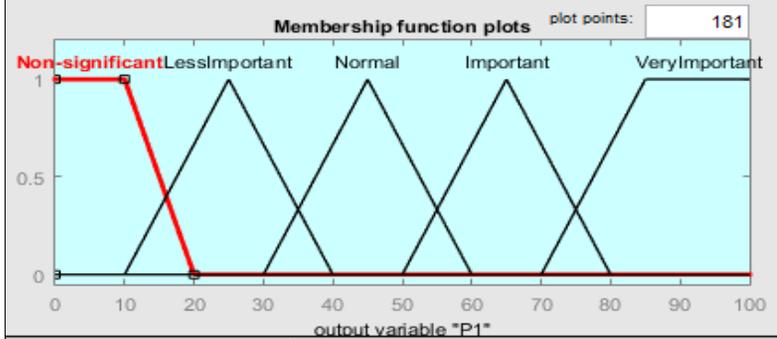
لطبيعة مستخدم النظام تم تحديد

ثلاث مستويات:

Impatient-1

Normal-2

Patient-3



الشكل (9) المجموعات الضبابية الممثلة للأولوية البدائية

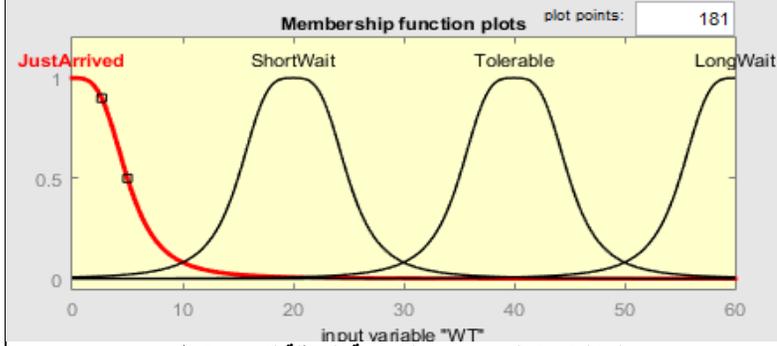
4-الأولوية البدائية (P1):

تحدد قيمتها في نهاية المرحلة

الأولى من النظام الضبابي

بالاعتماد على بارامترات الدخل

الثلاث السابقة.



الشكل (10) المجموعات الضبابية الممثلة لزمن الانتظار

5-زمن الانتظار (WT):

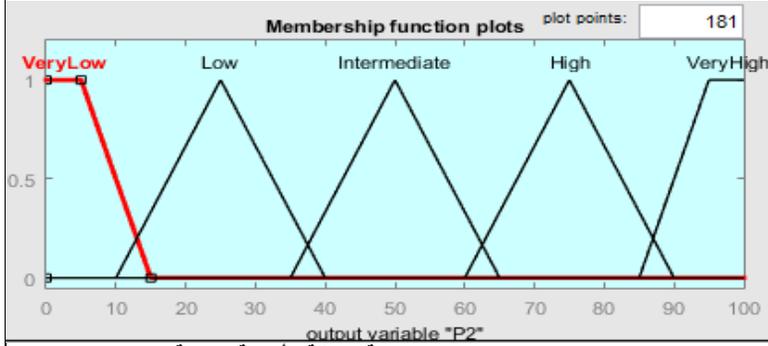
تمثل قيمة انتظار المهمة في

النظام بانتظار تخصيصها بالموارد

اللازمة لتنفيذها

(JustArrived,ShortWait,

Tolerable,LongWait)



الشكل(11) المجموعات الضبابية الممثلة للأولوية النهائية

6-الأولوية النهائية (P2):
التي تتحدد قيمتها في نهاية المرحلة
الثانية من النظام الضبابي نتيجةً
لتطبيق القواعد الضبابية (Fuzzy
Rules).

3-4-1-2 تحديد القواعد الضبابية Fuzzy Rules:

وهي مجموعة من القواعد الشرطية (IF-THEN) تتكون من طرفين يطلق على الطرف الأول من القواعد الضبابية المسبب (antecedents)، والطرف الثاني النتيجة (consequent)، وفي حال وجود أكثر من بارامتر دخل في القاعدة الضبابية نربط بينها بمعامل منطقي (OR,AND).

يتم تحديدها بناءً على خبرة مصمّم النظام لتمكّن النظام الضبابي من استنتاج قيمة الخرج و تأخذ الصيغة التالية:

$$\text{IF } X \text{ is } A \text{ THEN } Y \text{ is } B \quad (1)$$

حيث أن: $X=\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ تمثل مجموعة بارامترات الدخل التي عددها n .
بينما Y تمثل بارامتر الخرج.

A: تمثل أحد المجموعات الضبابية المحددة في مجال قيم بارامتر الدخل.

B: تمثل أحد المجموعات الضبابية المحددة في مجال قيم بارامتر الخرج.

يتم استخراج قيمة الخرج في الأنظمة الضبابية نتيجة لتفعيل للقاعدة الضبابية المناسبة بناءً على قيمة بارامترات الدخل مما يمكن النظام الضبابي من إعطاء النتيجة النهائية حسب المعامل المنطقي (OR,AND) في كل منها، ويظهر الجدول (2) عينة من القواعد التي تم تعيينها.

الجدول(2):أمثلة عن القواعد الضبابية المستخدمة

ID	Rule
1	IF Primary Priority is Less_Important AND Waiting Time is Just_Arrived THEN Final Priority is Very_Low.
2	IF Primary Priority is Very_Important AND Waiting Time is Long_Wait THEN Final Priority is Very_High.
3	IF Primary Priority is Less_Important AND Waiting Time is Long_Wait THEN Final Priority is Intermediate.

3-4-2 تخصيص الموارد إلى مهام المستخدمين:

يتم في المرحلة الثانية تخصيص المهام التي جرى إسناد الأولويات لها في المرحلة السابقة بمراد الآلات الافتراضية التي تم إنشاؤها في النظام السحابي، وحيث أن فضاء البحث عن الحلول الممكنة في هذه الحالة كبير جداً، كما أن هذه الحلول يجب أن تحقق مجموعة من القيود (constraints) بحيث تضمن مستوى مناسب من الخدمة لعملاء الأنظمة السحابية، فقد تم الاستناد على خوارزمية تحسين عناصر السرب (PSO) وهي أحد أهم الخوارزميات الذكية التي أثبتت فعالية كبيرة في مسائل التحسين الرياضية من النوع NP-Complete التي تتدرج مشكلة البحث ضمنه [11].

3-4-2-1 آلية العمل في خوارزمية PSO:

- تحاكي هذه الخوارزمية في آلية عملها السلوك الاجتماعي لأسراب الحيوانات التي تعيش في مستعمرات كبيرة (الطيور، الأسماك)، حيث يفترض النموذج الرياضي لهذه الخوارزمية أن الموقع الحالي لكل فرد من أفراد السرب يمثل حلاً لمشكلة التحسين، ويتم التواصل بين هذه الأفراد للعمل على تعديل مواقعها في مجال البحث بما يحسن من الحلول المقترحة، حتى الوصول إلى الحل الأمثل (أفضل موقع) والموافق للقيمة الأفضل لتابع هدف يسمى تابع اللياقة (Fitness function)، وهو عبارة عن تابع رياضي يحدد مدى ملائمة الحل المقترح لمشكلة التحسين.
- يرتبط كل فرد ببارامتر السرعة (Velocity)، يحدد كيفية حركته ضمن فضاء البحث بالاعتماد على المعلومات التي يتبادلها مع باقي عناصر السرب.

3-4-2-2 النموذج الرياضي للخوارزمية:

خلال كل تكرار للخوارزمية يحتفظ كل فرد بالموقع الأفضل الذي قام بزيارته p_i^{best} (الحل الأفضل)، والموافق لأعلى قيمة لتابع اللياقة، ويقوم بمشاركة هذا الحل مع باقي أفراد السرب ليتم تحديد الحل الأفضل العام p^{gbest} ، و من ثم تعديل مواقع هذه الأفراد بناءً عليه، وذلك من خلال تعديل قيمة بارامتر السرعة v_i^{t+1} وفقاً للصيغة التالية:

$$v_i^{t+1} = w v_i^t + c_1 r_1 (p_i^{best} - p_i^t) + c_2 r_2 (p^{gbest} - p_i^t) \quad (2)$$

حيث أن:

(v_i^{t+1}) : تمثل القيمة الحالية لسرعة الفرد (في التكرار رقم $t+1$ للخوارزمية).

(v_i^t) : تمثل القيمة السابقة لسرعة الفرد (في التكرار رقم t للخوارزمية).

(p_i^{best}) : الموقع الأفضل الذي وجد حتى اللحظة للفرد i .

(p^{gbest}) : الموقع الأفضل العام الذي تم إيجاده بين كل الأفراد.

(p_i^t) : يمثل موقع الفرد i -th في التكرار t .

L : عدد الأفراد . $C1, C2$: ثوابت للتحكم بتسارع الفرد. $r1, r2$: أرقام عشوائية في

المجال بين ال $[0,1]$.

u : عامل القصور الذاتي وهو ثابت يستخدم للتحكم بسرعة البحث في الخوارزمية.

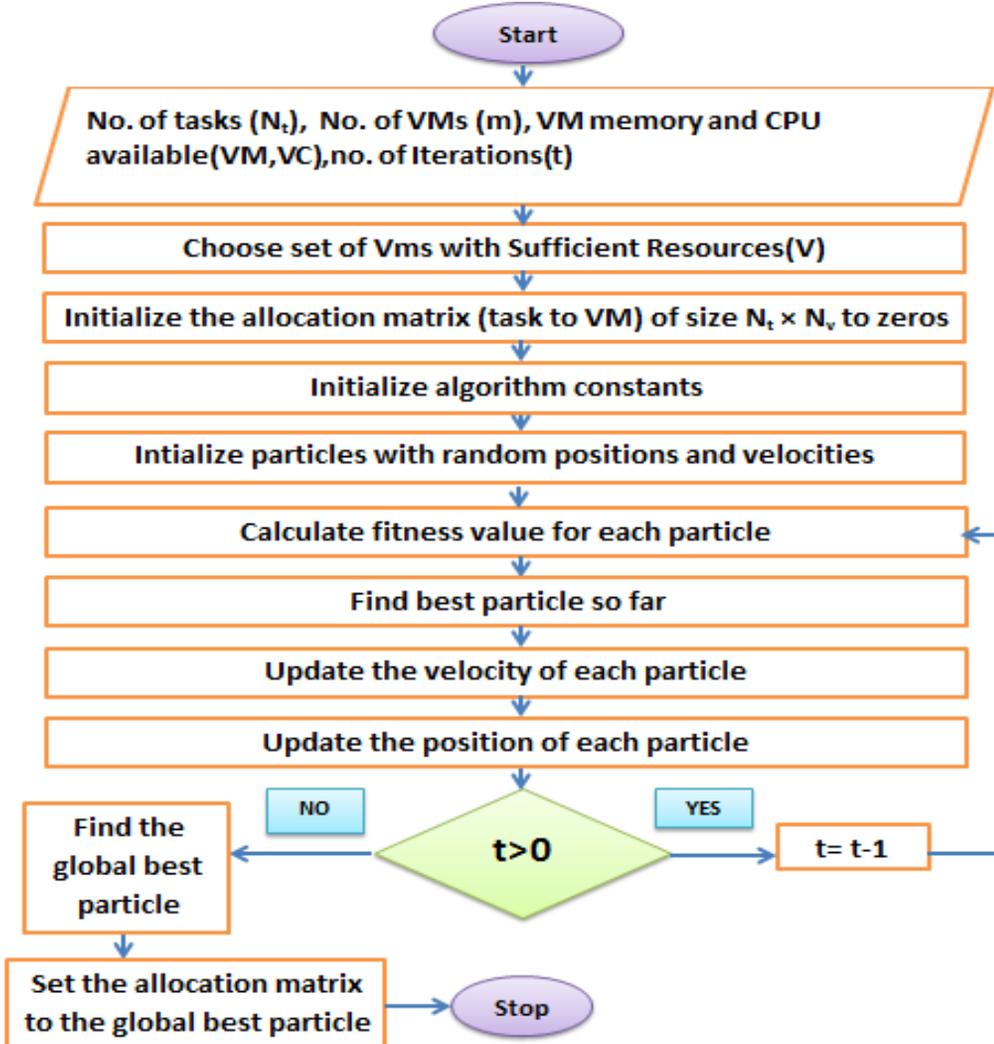
باستخدام قيمة السرعة (v_i^{t+1}) التي يتم حسابها وفقاً للعلاقة (2) يتحدد الموقع الجديد

للفرد i -th في التكرار $t+1$ للخوارزمية (p_i^{t+1}) وفقاً للمعادلة (3):

$$p_i^{t+1} = p_i^t + v_i^{t+1} \quad (3)$$

خطوات تطبيق خوارزمية التخصيص على مشكلة البحث:

يبين الشكل (12) خطوات تطبيق خوارزمية التحسين على مشكلة البحث:



الشكل (12) خطوات تطبيق خوارزمية التحسين على مشكلة البحث

الخطوة الأولى:

تحديد عدد المهام (N_t)، وعدد الآلات الافتراضية الكلي (m)، كذلك موارد الذاكرة (VM) والمعالجة المتاحة (VC)، بالإضافة إلى عدد التكرارات لخطوات الخوارزمية (t).

الخطوة الثانية:

عملية إنشاء الحلول البدائية في خوارزمية (PSO) تتصف بالعشوائية، مما يؤخر من تقارب الخوارزمية إلى الحل الأمثل نسبياً، ويجعل من الحل النهائي بعيدة عن بعضها (الانحراف المعياري كبير).

لذلك تم اقتراح اختصار فضاء البحث الأولي بما ينعكس على تحسين أداء الخوارزمية بالمجمل من حيث تقليل العبء الحسابي وزمن المعالجة من خلال الاستبعاد الآني لبعض الآلات الافتراضية التي تمتلك موارد قليلة وقد تكون مواردها مخصصة لمهام أخرى في لحظة التوزيع وذلك في كل تنفيذ للخوارزمية وفق الطريقة التالية:

بفرض أن T تمثل مجموعة مهام المستخدمين الواردة إلى النظام السحابي و التي عددها N_t خلال الفترة الزمنية D_t ، و PV تمثل مجموعة الآلات الافتراضية المتاحة ليتم تخصيص مواردها لمهام المستخدمين وعددها m :

$$T = \{T_1, T_2, T_3, \dots, T_{N_t}\}, PV = \{PV_1, PV_2, PV_3, \dots, PV_m\}$$

نقوم بحساب قيمة العتبة (TH) التي افترض بعد التجريب أنها تمثل القيمة المتوسطة لموارد المعالجة والذاكرة وفقاً للعلاقة (4):

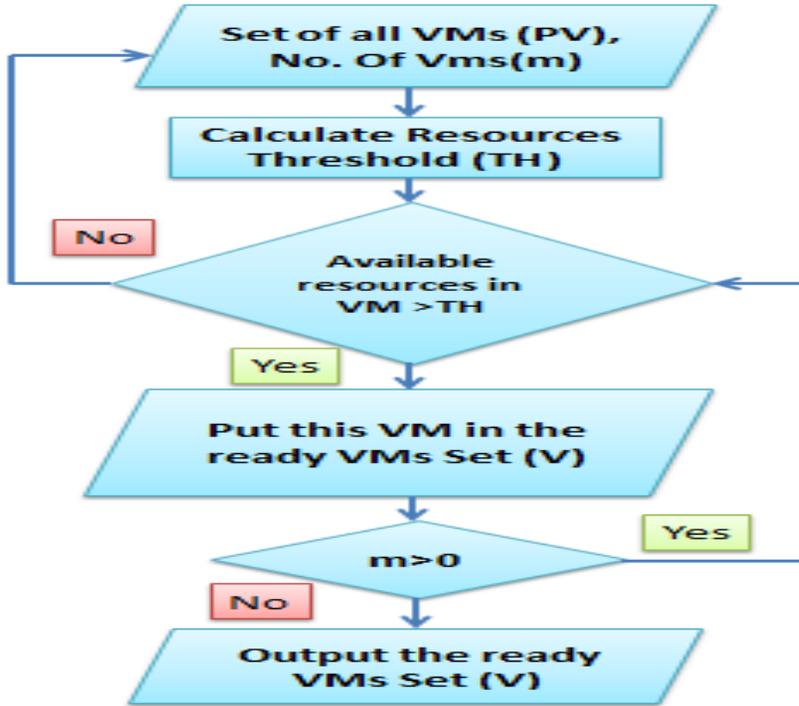
$$TH_C = \frac{\sum_{j=1}^m VC_j}{m}, TH_M = \frac{\sum_{j=1}^m VM_j}{m} \quad (4)$$

إذ إن (VM_j) تمثل موارد الذاكرة المتاحة، و (VC_j) تمثل موارد المعالجة المتاحة في كل آلة افتراضية.

بعدها يتم مقارنة موارد كل آلة افتراضية مع قيمة العتبة، ثم استبعاد الآلات الافتراضية التي تمتلك موارد أقل من الحد المتوسط، وبالتالي تتشكل لدينا مجموعة جديدة (V) تتضمن عدداً N_v من الآلات الافتراضية:

$$V = \{V_1, V_2, V_3, \dots, V_{N_v}\}$$

يبين الشكل (13) آلية العمل المتبعة لتنفيذ هذه الخطوة:



الشكل (13) آلية العمل المتبعة لفترة الآلات الافتراضية

نتابع تنفيذ ما تبقى من خطوات الخوارزمية بالاعتماد على هذه المجموعة التي يفترض أن عناصرها تمتلك إمكانيات أكبر من حيث الموارد لمعالجة مهام المستخدمين.

الخطوة الثالثة:

يتم تشكيل مصفوفة $N_t \times N_v$ تسمى مصفوفة التخصيص allocation matrix، توضح الطريقة التي سيتم فيها توزيع مهام المستخدمين على الآلات الافتراضية وفق كل حل مقترح، إذ إن الأسطر تمثل المهام والأعمدة تمثل الآلات الافتراضية، وذلك كما هو مبين في الصيغة الرياضية (5):

$$X = \begin{matrix} X_{11} & \dots & X_{1N_v} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{N_t1} & \dots & X_{N_tN_v} \end{matrix}, \text{ where } X_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{if } T_i \text{ is allocated to } V_j \\ 0 & \text{if } T_i \text{ is not allocated to } V_j \end{cases} \quad (5)$$

يتم تهيئة قيم هذه المصفوفة في هذه الخطوة بقيم ابتدائية صفرية، وذلك كما هو مبين في الشكل (14):

	V_1	V_2	...	V_{N_v}
T_1	0	0	...	0
T_2	0	0	...	0
.
.
T_{N_t}	0	0	...	0

الشكل (14) تهيئة قيم مصفوفة التخصيص

الخطوة الرابعة:

تهيئة قيم ثوابت الخوارزمية $(r_2, r_1, c_2, c_1, \omega)$.

الخطوة الخامسة:

تهيئة الأفراد (الحلول الأولية) بقيم عشوائية لبارامترات السرعة والموقع.

في مشكلة البحث يمثل موقع فرد ما التسلسل الذي تم الحصول عليه لتوزيع المهام على الآلات الافتراضية وفق هذا الفرد في كل تكرار للخوارزمية، بينما تمثل السرعة مقدار التغير الذي يجب أن يطراً على موقع الفرد في كل تكرار للخوارزمية ليتلاءم مع الحل الأفضل.

يتم تمثيل كل فرد من السرب (حل مقترح) وفقاً لمصفوفة التخصيص، ولهذا فإن السرب يمثل بمصفوفة ثلاثية الأبعاد $(N_t \times N_v \times L)$ ، فعلى سبيل المثال وكما هو مبين في الشكل (15) في لحظة معينة كان الحل وفقاً للفرد الأول (P_1) يقتضي أن يتم تخصيص المهمة الأولى (T_1) بموارد الآلة الافتراضية الأولى (V_1) ، والمهمة الثانية (T_2) بموارد الآلة الافتراضية رقم N_v (V_{N_v}) .

					P_L	V_1	V_2	...	V_{N_v}
					T_1	0	1	...	0
		P_3	V_1	V_2	...	V_{N_v}			0
	P_2	V_1	V_2	...	V_{N_v}		1
P_1	V_1	V_2	...	V_{N_v}	0	0	0	...	1
T_1	1	0	...	0	1		
T_2	0	0	...	1	...	0			
...	1				
T_{N_t}	0	1	...	0					

الشكل (15) يبين تمثيل مجموعة الحلول (السرب) وفقاً للخوارزمية المقترحة

الخطوة السادسة:

يتم تقييم مدى ملاءمة كل حل مقترح لمشكلة التحسين من خلال مفهوم تابع اللياقة (Fitness Function).

تم تحديد الصيغة الرياضية لتابع اللياقة في هذا البحث بالاعتماد على عاملي زمن التنفيذ الكلي (Completion Time)، والكلفة (Cost):

1) زمن التنفيذ الكلي (CT):

يتم حساب قيمته وفقاً للصيغة التالية (6):

$$CT = \sum CT_{i,j} \quad (6)$$

$$CT_{i,j} = WT_i + \delta_j (Task_i)$$

$$\text{Where } \delta_j (Task_i) = \frac{L(task_i)}{v_j}$$

$$\forall i = \{1, 2, \dots, N_t\}, j = \{1, 2, \dots, N_v\}$$

إذ إن:

$CT_{i,j}$: الزمن الكلي اللازم لإتمام تنفيذ المهمة i على الآلة الافتراضية j .

WT_i : زمن الانتظار في الرتل للمهمة i قبل أن تتم عملية تخصيص الموارد.

$\delta_j (Task_i)$: زمن التنفيذ للمهمة i وفق الموارد المخصصة من قبل الآلة الافتراضية j .

$L(task_i)$: حجم المهمة (Task Length) مقاساً بملايين التعليمات البرمجية (MI).

V_j : معدل تنفيذ (سرعة) الآلة الافتراضية مقاساً بملايين التعليمات البرمجية في الثانية (MIPS).

N_t : عدد مهام المستخدمين.

N_v : عدد الآلات الافتراضية (الموارد).

(2) الكلفة Cost:

الكلفة تعني المبلغ الكمي الذي سوف يدفعه المستخدم لمزود خدمة الحوسبة السحابية لقاء استخدامه لموارد الحوسبة السحابية، وتعطى قيمتها وفقاً للعلاقة التالية (7):

$$C = \sum_{i=1}^{N_t} \sum_{j=1}^{N_v} c_{i,j} * CT_{i,j} \quad (7)$$

$c_{i,j}$: الكلفة المحددة لاستخدام الموارد التي يتم تخصيصها من الآلة الافتراضية j لتنفيذ المهمة i المسندة إليها.

$CT_{i,j}$: الزمن الذي يستغرقه تنفيذ المهمة i بموارد الآلة الافتراضية j .

بفرض أن N_t هو عدد المهام و N_v هو عدد الآلات الافتراضية (الموارد)، إذ يجب توزيع هذه الموارد إلى المهام حسب متطلباتها تكون الصيغة الرياضية لتابع اللياقة بالشكل التالي:

$$\text{Fitness function } f(Nv) = \alpha * CT + \beta * C \quad (8)$$

$$\alpha + \beta = 1$$

CT : زمن التنفيذ الكلي للمهام N_t على الموارد N_v (الآلات الافتراضية).

C: الكلفة المتوقعة لتنفيذ المهام N_t على الموارد N_v (الآلات الافتراضية).

بينما (α, β) ثابت تعبر عن أوزان يمكن التحكم فيها بهدف إعطاء مزيد من الأهمية لأحد المعايير على حساب الآخر وذلك وفقاً لطبيعة النظام المستهدف إذ إن $(0 < \alpha < 1)$ و $(0 < \beta < 1)$.

تتم مقارنة قيم تابع اللياقة لكل حل من الحلول المقترحة، ليتم بعدها تحديد الحل الأفضل على مستوى الفرد، ومن ثم على مستوى السرب ككل.

الخطوة السابعة:

تحديد الحل (الفرد الأفضل) والذي وفقه حصلنا على القيمة الأفضل لتابع اللياقة.

الخطوة الثامنة:

تحديث قيم السرعة لكل فرد من خلال العلاقة (2).

الخطوة التاسعة:

تحديث موقع كل فرد حسب العلاقة (3).

نستمر في تكرار خطوات الخوارزمية من الخطوة السادسة حتى انتهاء عدد التكرارات المحددة (t)، وعندها يتم تحديد الحل الأفضل الذي تم الوصول إليه، وتحديد قيم عناصر مصفوفة التخصيص وفقاً له.

4- النتائج والمناقشة:

4-1- تقييم نتائج نظام إسناد الأولويات:

تم القيام بعدة تجارب من أجل تقييم مراحل عمل المنهجية المقترحة إذ تم في البداية اختبار نظام إسناد الأولويات الضبابي باستخدام بيئة Matlab.

تم اعتماد 15 مهمة ذات قيم بارامترات متباينة لتقييم مختلف الحالات، وكانت الأولويات المسندة بعد تطبيق المرحلة الأولى (P1) كما هو مبين في الجدول (3):

جدول (3): الأولويات المسندة لمهام المستخدمين بعد تطبيق المرحلة الأولى من النظام الضبابي

ID	Subscription Value (SV)	Customer Loyalty (CL)	Maximum Toleration (MT)	P1 (%)
1	0.1	5	15	45.4
2	0.4	5	15	47.4
3	0.7	5	15	51
4	0.8	5	15	58.6
5	0.9	5	15	62.1
6	0.5	1	15	45.4
7	0.5	3	15	47.4
8	0.5	6	15	49.7
9	0.5	7	15	52
10	0.5	9	15	62.1
11	0.5	5	3	62.5
12	0.5	5	6	58.4
13	0.5	5	15	52.3
14	0.5	5	22	46.4
15	0.5	5	30	45.8

نلاحظ من الجدول (3) أنه قد تم تثبيت قيم اثنين من البارامترات وتغيير قيمة البارامتر الثالث في كل خمس مهام على التوالي، بهدف ملاحظة تأثير كل بارامتر على حدة على قيمة الأولوية المسندة في المرحلة الأولى (P1).

يتبين من قيم الأولويات المسندة إلى المهام الخمس الأولى (5-1) ارتفاع قيمة الأولوية عند ارتفاع قيمة اشتراك المستخدم (SV)، كذلك نلاحظ من قيم الأولويات المسندة إلى المهام في المجال (10-6) زيادة قيمة الأولويات المسندة بزيادة ولاء المستخدم إلى النظام (CL)، بينما تنخفض قيمة الأولوية كلما زاد مستوى تسامح النظام مع التأخير الزمني (MT) كما هو واضح من الأولويات المسندة للمهام في المجال (15-11) بالتالي يتبين من النتائج التي تم الحصول عليها أن النظام يقدم استجابة منطقية للدخل في مختلف الحالات الممكنة.

لتقييم عمل المرحلة الثانية من النظام الضبابي نلاحظ تغير أولويات بعض مهام المستخدمين التي تم إسناد قيمة أولوية منخفضة لها في المرحلة الأولى كما هو مبين في الجدول (4)، إذ يتبين أن النظام يزيد من مستوى أولوية هذه المهام كلما زاد زمن الانتظار (WT) لها بالتالي يمتلك قدرة أكبر على تجنب حدوث ظاهرة المجاعة Starvation كما ذكرنا سابقاً.

الجدول (4): الأولويات المسندة لمهام المستخدمين في المرحلة الثانية من النظام الضبابي

Task ID	SV	CL	MT	P1 (%)	WT	P2 (%)
16	0.1	1	27	15.5	15	17.9
					30	31.9
					45	36.5
					60	49.5
17	0.4	4	15	44	15	48.8
					30	50
					45	51.2
					60	74.6
18	0.3	3	24	34.4	15	35.9
					30	37.8
					45	51.2
					60	61.2

4-2-المحاكاة وتحليل النتائج في برنامج CloudAnalyst:

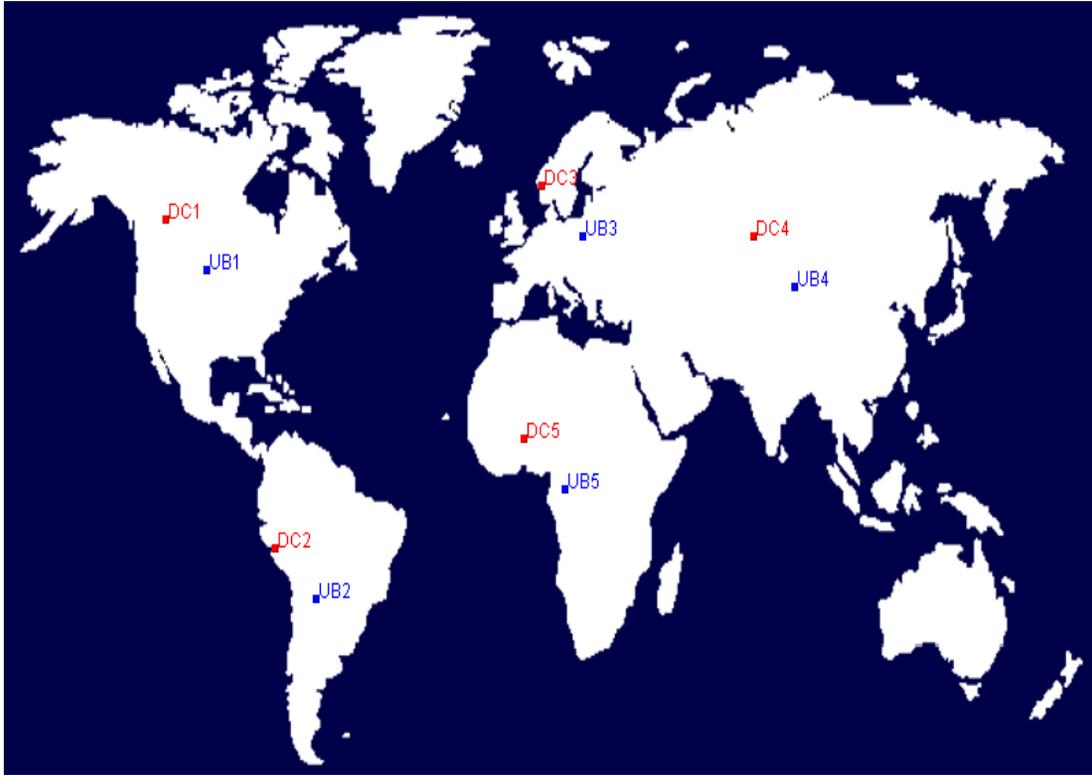
4-2-1- توصيف سيناريوهات المحاكاة:

تم استخدام برنامج المحاكاة CloudAnalyst من أجل مقارنة نتائج تطبيق المنهجية المقترحة مع اثنتين من أحدث المنهجيات السابقة المرتكزة على الخوارزميتين (ACO،ABC) بالنسبة لزمن التنفيذ الكلي والكلفة، إذ تم إجراء المقارنة وفق سيناريوهات محاكاة مختلفة تم توصيفها في الجدول (5)، تتضمن تبايناً في أعداد المستخدمين و مراكز البيانات:

الجدول (5): سيناريوهات المحاكاة المعتمدة للمقارنة مع المنهجيات السابقة

السيناريو الأول	يتضمن خمس مجموعات من المستخدمين و خمس مراكز بيانات
السيناريو الثاني	يتضمن ثلاث مجموعات من المستخدمين و ثلاث مراكز بيانات
السيناريو الثالث	يتضمن ثلاث مجموعات من المستخدمين و مركز بيانات وحيد
السيناريو الرابع	يتضمن مجموعتين من المستخدمين و خمس من مراكز بيانات

يبين الشكل (16) سيناريو المحاكاة الأول الذي يتضمن خمس مجموعات من المستخدمين (UB5,UB4,UB3,UB2,UB1) وخمس مراكز بيانات (DC5,DC4,DC3,DC2,DC1).



الشكل (16): سيناريو المحاكاة الأول ضمن برنامج CloudAnalyst

4-2-2- إعدادات سيناريوهات المحاكاة:

يتم ضبط إعدادات المحاكاة كما يلي:

(1) ضبط الإعدادات الرئيسية لمراكز البيانات المستخدمة من حيث توزيعها على المناطق الجغرافية (Region)، نظام التشغيل (OS)، عدد الآلات الافتراضية (VMs)، التخزين (Storage)، والذاكرة (Memory) كما هو واضح في الجدول (6):

الجدول (6): الإعدادات الرئيسية لمراكز البيانات

Name	Region	OS	VMs	Storage (GB)	Memory (MB)
DC1	0	Linux	20	10	512
DC2	1		30		1024
DC3	2		40		512
DC4	3		25		1024
DC5	4		15		1024

(2) تحديد نموذج التسعير المستخدم لحساب كلف استخدام موارد الذاكرة والتخزين والمعالجة اللازمة لتنفيذ مهام المستخدمين كما هو واضح في الجدول (7):

الجدول (7): نموذج التسعير المستخدم لحساب الكلفة في CloudAnalyst

Cost per Processing \$/Hour	Memory Cost (\$)	Storage Cost (\$)
0.1	0.05	0.05

3) تحديد مواصفات قواعد المستخدمين من حيث تسميتها (Name)، وتوزعها على المناطق الجغرافية (Region)، وعدد المستخدمين في كل قاعدة (Number Of users)، وعدد الطلبات المقدمة من قبل كل مستخدم في كل ساعة (Request per user per Hour)، كذلك حجم بيانات هذه الطلبات (Data size per Request)، وذلك كما هو مبين في الجدول (8):

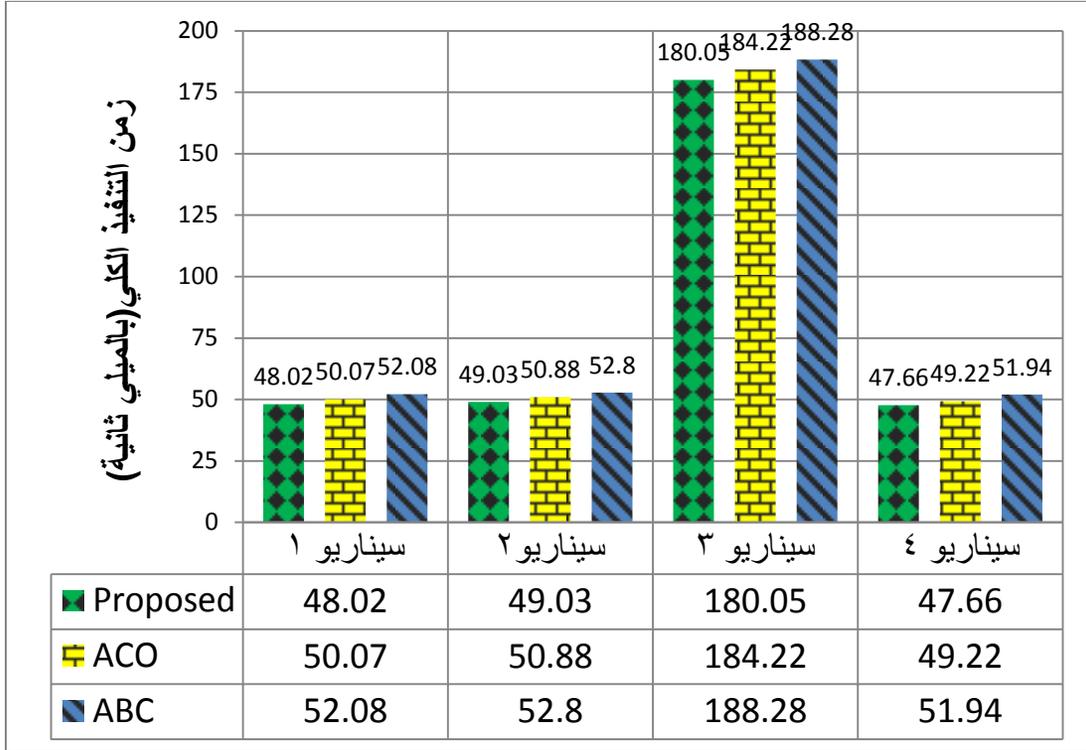
الجدول (8): مواصفات قواعد المستخدمين

Name	Region	Number Of users	Request per user per Hour	Data size per Request (bytes)
U1	0	10	10	100
U2	1	10	12	1000
U3	2	10	15	2000
U4	3	10	17	3000
U5	4	10	20	4000

4-2-3 مقارنة بارامترات الأداء:

1) زمن التنفيذ الكلي:

يبين الشكل (17) مقارنةً بين نتائج تطبيق المنهجية المقترحة والمنهجيتين (ACO،ABC) بالنسبة لزمن التنفيذ:

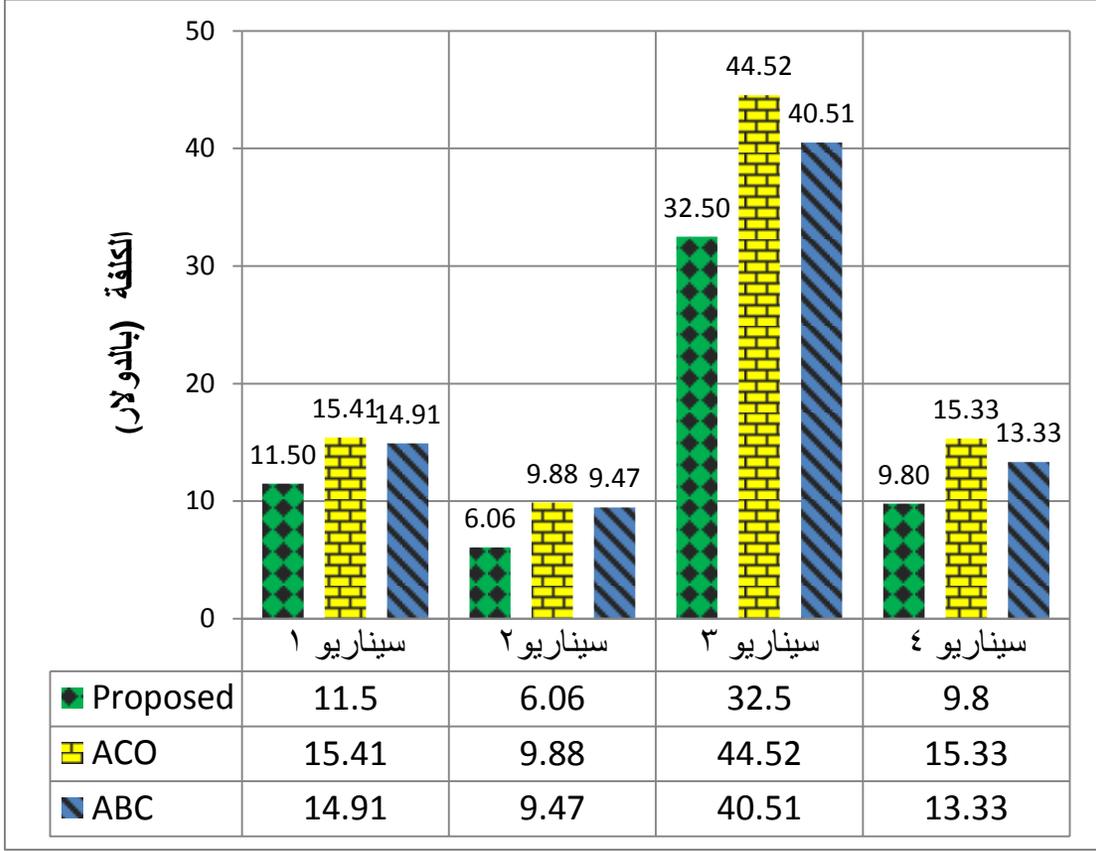


الشكل (17): نتائج تطبيق المنهجيات بالنسبة لمعيار زمن التنفيذ الكلي

نلاحظ من الشكل (17) انخفاضاً لزمن التنفيذ الكلي في مختلف سيناريوهات المحاكاة عند تطبيق المنهجية المقترحة مقارنةً مع المنهجيات الأخرى ولكن بنسبٍ متفاوتة، وهذه النتيجة منطقية لكون المقارنة في هذه الحالة تمت مع الدراسات الأحدث في هذا المجال والتي استندت أيضاً على خوارزميات ذكية (ACO،ABC).

(2)الكلفة:

يبين الشكل (18) مقارنةً بين نتائج تطبيق المنهجية المقترحة والمنهجيتين (ACO،ABC) بالنسبة للكلفة:



الشكل (18): نتائج تطبيق المنهجيات بالنسبة للكلفة

يتبين لنا من النتائج المبينة في الشكل (18) مقدار التحسين الكبير في معيار الكلفة الناتج عن تطبيق المنهجية المقترحة بالمقارنة مع كلفة تطبيق المنهجيات السابقة وهذا الانخفاض في الكلفة ينسجم مع التحسين الحاصل في زمن التنفيذ الكلي، ويؤشر إلى الانعكاس الإيجابي للتحسين المقترح القائم على تقليل العبء الحسابي في تقليل الكلفة نظراً لكون موارد المعالجة هي الأعلى كلفةً في نموذج التسعير المعتمد المبين في الجدول (7) بينما جاءت نتائج المنهجيتين (ACO،ABC) متقاربةً إلى حدٍ كبير.

5- الاستنتاجات والتوصيات:

مما سبق نجد أن:

✓ أثبتت النتائج التي تم الحصول عليها بتطبيق المنهجية المقترحة قدرتها على تحقيق تخصيص عادل لموارد النظام السحابي بالاستناد على تحديد الأولويات بشكل دقيق وفق معايير معتمدة، وذلك ينعكس إيجاباً على مستوى رضى مستخدمي النظام بشكل عام.

✓ أظهرت المنهجية المقترحة نتائج جيدة من حيث تقليل زمن التنفيذ الكلي والكلفة بالمقارنة مع المنهجيات المستخدمة سابقاً وفق مختلف السيناريوهات.

التوصيات:

- تطوير النظام الضبابي في المرحلة الأولى من المنهجية المقترحة، بحيث يأخذ بعين الاعتبار مزيداً من المعايير التقنية الهامة مثل (حجم الطلب، الموارد المطلوبة)، واستخدام مفهوم الأوزان (Weights) لتحديد مدى أهمية كل معيار بالنسبة للنظام.
- من الممكن تطوير المنهجية المقترحة لتأخذ بعين الاعتبار عدداً أكبر من بارامترات الأداء (الطاقة المستهلكة، الإنتاجية).

6- المراجع:

- [1]. Shi F, Lin J. Virtual Machine Resource Allocation Optimization in Cloud Computing Based on Multiobjective Genetic Algorithm. *Comput Intell Neurosci*. 2022 Mar 10;2022:7873131.
- [2]. Mohamaddiah, M.H., Abdullah, A., Subramaniam, S. and Hussin, M.: A survey on resource allocation and monitoring in cloud computing. *International Journal of Machine Learning and Computing*, 4 (1), p.31, 2014..
- [3]. Muthulakshmi, B., Somasundaram, K. (2021) "A hybrid ABC-SA based optimized scheduling and resource allocation for cloud environment". *International Journal of Computer Trends and Technology*.
- [4]. Su ,Y. ,Bai ,Z. & Xie ,D. The optimizing resource allocation and task scheduling based on cloud computing and Ant Colony Optimization Algorithm. *J Ambient Intell Human Comput* (2022).
- [5]. Raynal, Michel (2012). *Concurrent Programming: Algorithms, Principles, and Foundations*. Springer Science & Business Media. pp. 10–11. ISBN 3642320279.
- [6]. Ahmad M. et al, 2015, "*A Variable Service Broker Routing Policy for data Center selection in cloud analyst*".

- [7]. Jiayin Li, Meikang Qiu, Jian-Wei Niu, Yu Chen, Zhong Ming- Adaptive Resource Allocation for Pre-emptable Jobs in Cloud Systems 2013 IEEE.
- [8]. Z. Xiao, W. Song and Q. Chen, "Dynamic Resource Allocation Using Virtual Machines for Cloud Computing Environment," in IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, vol. 24, no. 6, pp. 1107-1117, June 2013.
- [9]. Arasi, R., Saif, A., 2020. Task scheduling in cloud computing based on metaheuristic techniques: A review paper. EAI Endorsed Trans. Cloud Syst. 6,162829.
- [10]. Haryandika, Dewa & Santra, I Ketut. (2021). The Effect of Customer Relationship Management on Customer Satisfaction and Customer Loyalty. Indonesian Journal of Business and Entrepreneurship. 10.17358/ijbe.7.2.13.
- [11]. S. Mousavi, A. Mosavi, A. R. Varkonyi-Koczy (2017), "Dynamic resource allocation in cloud computing ". Acta Polytechnica Hungarica.

تحسين محاكاة الشعور البشري عن طريق

التعرف إلى تعابير الوجه

–طالب دراسات عليا (ماجستير) : م. ديمة الخطيب

قسم هندسة تحكم الي وحواسيب – كلية الهك – جامعة البعث

الدكتور المشرف : ابراهيم الشامي – استاذ مساعد

الملخص

الشبكات العصبونية العميقة ذات العدد الكبير من المعلمات هي أنظمة تعلم قوية جداً ومع ذلك ، فإن ظاهرة الإنحراف الزائد هي مشكلة خطيرة في مثل هذه الشبكات . الإسقاط (Dropout) تقنية تنظيم شائعة الاستخدام في الشبكات العصبونية لمنع حدوث الإنحراف الزائد. تعمل هذه التقنية من خلال تحديد عشوائي لمجموعة فرعية من الخلايا العصبونية لتكون "مستبعدة" أو متجاهلة مؤقتاً أثناء التدريب . أثبتت العديد من الدراسات أن ال Dropout يمكن أن تحسن بشكل كبير أداء الشبكات العصبونية في مختلف مهام الرؤية الحاسوبية وتحقق نتائج تتفوق على المعايير الحالية في العديد من مجموعات البيانات الرئيسية ، وتساعد على التعميم . يناقش هذا البحث استخدام الشبكات العصبونية العميقة لإكتشاف المشاعر البشرية عن طريق التعرف على تعابير الوجه . حيث اقترحنا نموذج جديد بمساعدة شبكة (ResNet50) لتصنيف المشاعر البشرية ، النموذج الجديد يحتوي على طبقات من الإسقاط (Dropout layers)، وأختبرنا النموذج السابق بمساعدة شبكة (MobileNetV2) أيضاً ومن ثم دمجنا التعلم العميق مع مصنفات التعلم الالي بعد استخدام النموذج السابق لاستخراج السمات . ولتدريب الشبكة استخدمنا مجموعة البيانات CK+ ، والنموذج الجديد أظهر نتائج أفضل مقارنة مع النماذج السابقة

الكلمات المفتاحية : الشبكات العصبونية العميقة ، الشبكة المتبقية ، موبايل نت ، التعرف على المشاعر ، الإسقاط ، الإنحراف الزائد .

Improved Simulation of Human Feeling by Recognizing Facial Expression

Abstract

Deep neural networks with a large number of parameters are indeed powerful learning systems. However, the problem of overfitting is a serious issue in such networks. Dropout is a commonly used regularization technique in neural networks to prevent overfitting. This technique works by randomly selecting a subset of neurons to be "dropped out" or temporarily ignored during training. This helps in preventing the network from relying too heavily on a specific set of neurons and encourages more robust and generalized learning.

Multiple studies have shown that Dropout can significantly improve the performance of neural networks in various computer vision tasks, achieving results that surpass current standards on many major datasets, and aiding in generalization. This research discusses the use of deep neural networks for detecting human emotions through facial expression recognition. We proposed a new model with the assistance of a ResNet50 network for classifying human emotions. The new model includes layers of Dropout, We also tested the previous model with the assistance of a MobileNetV2 network, and then integrated deep learning with machine learning classifiers after using the previous model to extract features. We used the CK+ dataset to train the network, and the new model showed improved results compared to previous models

Keywords : Deep Neural Networks, CK+ dataset , Recognizing human emotions , Dropout Overfitting.

1- المقدمة

التعرف على التعبيرات الوجهية هو مجال بحث نشط في مجالات الرؤية الحاسوبية والذكاء الاصطناعي ، يعمل العديد من الباحثين في هذا المجال على مدى العقود القليلة الماضية ولا يزال التحدي ماثلاً بسبب التعقيدات في هذا المجال . علاوة على ذلك فإن الكشف عن التعبيرات البشرية والإعتراف بها يلعبان دوراً حيوياً في خلق تأثير كبير في التطبيقات العلمية الكبرى .

التعبيرات اللفظية والغير لفظية هما نوعان رئيسيان للتعبير عن العاطفة . في الشكل اللفظي يتم التعبير عن العواطف بالشكل الكتابي بينما في الشكل غير اللفظي يتم التعبير عن العواطف في حركات الوجه ونغمة الصوت . ويمكن للشخص أن يظهر العديد من التعبيرات ، يمكن تصنيفها الى 7 تعابير أساسية و15 تعبير مركب ، التعبيرات الأساسية هي السعادة ، الحزن ، المفاجأة ، الغضب ، الخوف ، الإشمئزاز والحياد . بالإضافة الى ذلك ، التعبيرات المركبة وتشمل السعادة المفاجئة ، والإشمئزاز المخيف ، السعادة المشمئة ، الغضب المفاجئ ، الخوف الحزين ، الإشمئزاز الغاضب ، الحزن الغاضب ، الدهشة المخيفة ، الحزن المفاجئ ، الذهول ، الحزن المشمئز ، الإعجاب ، الخوف الغاضب ، الكراهية ، الذهول المخيف ، وما الى ذلك .

CNN(Convolutional Neural Network) هو أكثر النماذج العميقة الذي يعتمد على الثقة بين مختلف نماذج التعلم العميق والاكثرت وعداً في هذا المجال ، وهو نوع من الشبكات العصبونية العميقة ، يطبق عادة لتحليل الصور المرئية والأنماط المستخرجة من تلك الصور وعلاوة على ذلك فقد أظهرت الشبكات العصبونية التحويلية نتائج ملحوظة في معظم مهام رؤية الحاسب والعديد من المجالات التطبيقية الأخرى ، الشبكات العصبونية التحويلية قادرة على تحقيق دقة عالية خلافاً للنماذج التقليدية الأخرى [1] .

حيث أصبحت الشبكات العصبونية العميقة شديدة الشهرة في العقد الماضي بسبب نجاحها الكبير في مجموعة واسعة من المهام . على غرار الشبكات العصبونية التقليدية ، تعاني الشبكات العصبونية العميقة من الانحراف الزائد المعروفة أيضاً بالحفظ المكثف . تميل النماذج البسيطة الى أن تتأثر بدرجة أقل بالانحراف الزائد في

البيانات التدريبية ، بينما تتمتع النماذج العصبونية العميقة ذات العديد من الطبقات والعصبونات بميل كبير للانحراف الزائد في البيانات التدريبية . بالنسبة للشبكات العصبونية التقليدية يتم إقتراح حلول مختلفة لمشكلة الانحراف الزائد من بينها Early stopping والتي تعد الأكثر شهرة ، وكما تستخدم تقنيات الضبط بواسطة L1- norm, L2-norm , حيث تجبر الأوزان الأصغر على الحصول على نماذج أصغر ، ولجميع هذه الطرق يُفترَح استخدام التقييم المتقاطع للحصول على توازن مثالي بين الإنحياز والتباين لتجنب الانحراف الزائد وتحقيق التعميم. الترابط المشترك بين الطبقات المتصلة بالكامل قد يتكون أثناء التدريب نظراً لأن جميع الأوزان يتم تعلمها . وهذا يتسبب في تجاهل الروابط الضعيفة، بينما تصبح الروابط القوية ذات القدرة التنبؤية العالية أقوى . لا تكون التقنيات التقليدية فعالة بالنسبة ل L1, L2 لأن تنظيمها يعتمد بالفعل على القدرة التنبؤية للروابط . وبالتالي الروابط القوية تزداد قوة والروابط الضعيفة تصبح أضعف نتيجة لهذا النهج . هذا الترابط المشترك يؤدي إلى الانحراف الزائد الذي يؤثر على أداء النموذج المتعلم في مرحلة الإختبار . من بين الحلول الأكثر شيوعاً للانحراف الزائد في الشبكات العصبونية العميقة هو الإسقاط الذي تم تسجيل براءة اختراعه من قبل غوغل ، المقال الأصلي لتقنية الإسقاط تم الاستشهاد به أكثر من 17000 مرة وفقاً ل Google Scholar في يناير 2020 . في تقنية الإسقاط بدلاً من تعلم الجميع معاً يتم تعليم نسبة عشوائية محددة خلال التدريب. بسبب التشويش الناتج عن العناصر العشوائية المدخلة تصبح عملية التدريب ضجيجية مما يجبر العقد في كل طبقة على تحمل مسؤولية أكبر أو أقل عن المدخلات . يعمل هذا النهج على تعزيز قوة ومرونة النموذج المتعلم عن طريق منع الشبكة من التكيف المشترك لتصحيح الأخطاء التي تمت في الطبقات السابقة وبالتالي يتم حل مشكلة الانحراف الزائد في الشبكات الكبيرة وخاصة الشبكات العصبونية العميقة [2].

في هذا العمل اقترحنا إضافة طبقات من الإسقاط الى النموذج واخبرناه . تم الإستعانة بهندسة ResNet50 لبناء النموذج وتجريبه على شبكة أخرى هي MobileNetV2 و تدريبها على مجموعة البيانات CK+ بنسب مختلفة تتراوح بين 0.1% الى 0.5% ،

تم استخدامنا النموذج لاستخراج السمات وتدريبها على نماذج تعلم الآلة و التعلم العميق لتصنيف تعابير الوجه البشرية .

2- مشكلة البحث

عندما يقوم النموذج العصبي ب (Overfitting) يكون قد تعلم بشكل مفرط للبيانات التدريبية وأصبح غير قادر على التعميم على البيانات الجديدة . يكون النموذج مرنا ويحفظ تفاصيل صغيرة في البيانات التدريبية مما يتسبب في تقليل قدرته على التعامل مع البيانات الجديدة .

3- هدف البحث

يهدف البحث الى تحسين التعرف على تعابير الوجه عن طريق التقليل من مشكلة الانحراف الزائد الذي تعاني منه الشبكات العصبونية الكبيرة وزيادة قدرة النموذج على التعميم .

4- أهمية البحث

تكمن أهمية البحث في :

- التعليم : قياس قدرات الطالب واستيعابه وخاصة في أنظمة التدريس عن بعد .
- الصحة : متابعة الصحة النفسية للمرضى وخاصة مرضى التوحد .
- أنظمة الأمان : يساعد في منع العنف وتحسين الأمن العام .
- التسوق الإلكتروني : عن طريق تتبع ردود فعل المستخدمين للمنتجات .
- خدمة العملاء : لقيوم رضا العملاء.
- التوظيف : تفيد في تحديد فيما إذا كان المرشح صادقاً ومهماً .

5- مواد البحث

البيئة التجريبية في هذه الورقة هي معالج : Intel(R) Core(TM) i3-7020U CPU
2.30 GHz @ 2.30GHz ، معالج الرسومات : Intel(R) HD Graphics ، 620 ،

ذاكرة : 4.00 GB (3.88 GB usable)، الأدوات المستخدمة بالبحث : Python , OPEN CV

تحت غطاء من : Keres ,TensorFlow كما في الجدول التالي :

الجدول (1) البيئة التجريبية

Table 1. Experimental environment.

Platform	Name
CPU	Intel(R) Core(TM) i3-7020U CPU @ 2.30GHz 2.30 GHz
GPU	Intel(R) HD Graphics 620
RAM	4.00 GB (3.88 GB usable)
Tool	Python , OPEN CV
Frame	Keres ,TensorFlow

6- الدراسات المرجعية

- قام الباحثون Dharma Karan Reddy Gaddam, Mohd Dilshad Ansari, Sandeep Vuppala, Vinit Kumar Gunjan, and Madan Mohan Sati في عام 2022 باقتراح نموذج بمساعدة هندسة Resnet50 لتصنيف المشاعر البشرية و النموذج الجديد اعطى نتائج جيدة مقارنة بنماذج سابقة . ولكن مجموعة البيانات المستخدمة للتدريب FER2013 غير متوازنة . [1]
- ناقش الباحثون Prince Awuah Baffour , Henry Nunoo-Mensah , Eliel Keelson ,Benjamin Kommey في عام 2022 بشكل منهجي أحدث بنيات وخوارزميات التعلم العميق لإكتشاف تعابير الوجه والتعرف عليها . وكشف العمل عن هيمنة معماريات شبكات ال CNN على البنى الأخرى المعروفة (RNN) و Recurrent Neural Network : (SVM:Support Vector Machine) و يسלט الضوء على المساهمات وأداء النماذج و القيود المفروضة على أحدث التقنيات التي تم مراجعتها. و تحديد الفرص المتاحة والقضايا المفتوحة التي تستحق الدراسة من خلال أبحاث (FER: Facial Expression Recognition) المختلفة في المستقبل . [3]

- حاول الباحثان في عام 2021 ، Elahe Mohammadreza, Reza Safabakhsh ، تقييم السلوك الأكاديمي وجودة المحاضرات في البيئات التعليمية . حيث اعتمدوا على أربع طرق لإستخلاص السمات الزمانية والمكانية من مقاطع الفيديو وتصنيفها باستخدام مصنفات مختلفة ، حيث أدى استخدام الشبكات العصبونية ثلاثية الأبعاد إلى أفضل دقة بنسبة 82% . [4]
- قام الباحث Junhuan Wang في عام 2021 باقتراح طريقة تجري تدريباً مستمراً بين (Structure discriminator) ومولد شبكات الخصومة لضمان أفضل استخراج لسمات الصورة من مجموعات البيانات على التوالي () ، (CK+) ، (JAFEE) ، (FER2013) وتحقيق أعلى دقة تعرف على الوجوه . متوسط معدلات التعرف هي 96.6% ، 95.6% و 72.8% وثبت أن الطريقة لها قدرة على التعميم . [5]
- في عام 2020 قام كل من الباحثين Zanwar Faraj , Mert Selamet, Carlos Morales, Patricio Torres, Maimuna Hossain, Boyuan Chen, Hod Lipson بتقديم منصة للتواصل العاطفي بين البشر والألات ، إيفا الروبوت الذي تم وصفه في هذا العمل هو رأس إنسان ألي بحجم البالغين يمكنه تقليد تعابير الوجه البشري وحركات الرأس والكلام باستخدام 25 عضلة ، بما في ذلك 12 عضلة في الوجه التي يمكنها تحريك الجلد بحجم أقصى 15 ملم ، يمكن للروبوت إيفا التعبير عن مشاعر الحزن، الفرح ، الغضب ، الإشمئزاز ، والخوف فقط . [6]
- وفي دراسة قدمها الباحثون : Ferhat Turker Celepcikay , Charles Bai, Amil Khanzada في عام 2020 نفذوا عدة نماذج للتعرف على تعابير الوجه باستخدام تقنيات التعلم العميق . حيث بلغت دقة الإختبار 75.8% على مجموعة البيانات FER2013 . [7]
- واقترح كلا من الباحثين في عام 2019 : Huiting Wua , Yanshen Liua , Yi Liub , Sanya Liua نموذجاً للوصول إلى طيف تحت الحمراء بتقنية الفك شديد الإنحدار بمعاملات الخلوية باستخدام (L0-norm) وقاموا بتنفيذ الخوارزمية المقترحة على بيانات المحاكاة والبيانات الفعلية للطيف تحت الحمراء ، وأشارت النتائج إلى أنه

يمكن قمع ضوضاء بواسون Poisson بشكل فعال والحفاظ على بنية الطيف تحت الحمراء، ويمكن أن يرفع طيف الأشعة تحت الحمراء من تصنيفات تعابير الوجه . [8] في عام 2019 قام كلا من الباحثين : Parsa Esfahanian و Mohammad Akhavan باقتراح تحسين شبكات CNN باستخدام أساليب مستندة إلى الخوارزميات الجينة ونفذوا الأساليب السابقة باستخدام ثلاث خطط فردية . Steady-State, Generational, Elitism ، وقدموا مشغلات جديدة للإنتقال والتحور و أيضا نموذج ترميز مبتكر ل CNN للكروموسومات يهدف الى تقليل حجم الكروموسوم الناتج بعامل كبير ، و قارنوا أداء وفعالية وقابلية التوسع لترميزها مع الترميز التقليدي ، قارنوا أداء الخطط الفردية المستخدمة لتدريب الشبكات ببعضها البعض من حيث معدل التقارب والدقة العامة . [9]

7- مجموعة البيانات

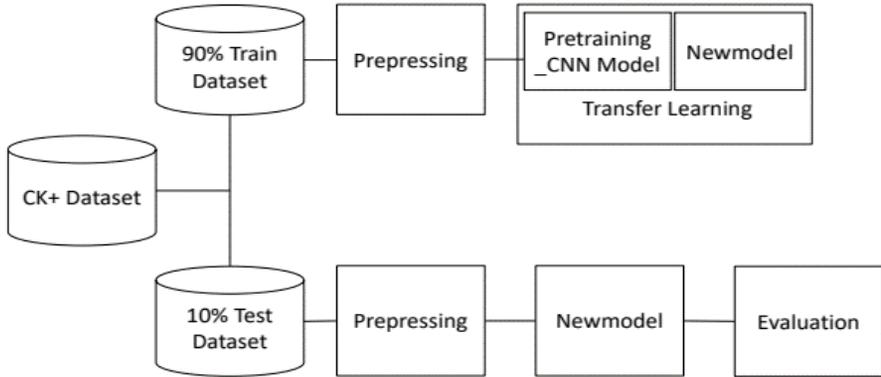
تتألف مجموعة البيانات (CK: Cohn_Kanade) من 97 طالباً جامعياً تتراوح أعمارهم بين 18-30 عاماً ، كان 65% منهم إنثاءً و15% منهم من الأمريكيين الأفارقة و3% منهم من الآسيويين أو اللاتينيين ، تم طلب من المشتركين تنفيذ ست أنواع نموذجية مختلفة من التعابير البشرية أي : { الفرح ، المفاجأة ، الغضب ، الخوف ، الاشمئزاز ، والحزن } بالإضافة الى التعبير الحيادي . تم التقاط تسلسلات الصور من التعبير المحايد الى التعبير المستهدف باستخدام كاميرا موجهة الى الأمام ، وتم ترميزها باستخدام (Au coded) وتم تغير حجم الصور لتصبح بحجم (640×480 أو 490) بكسل .

صدرت مجموعة البيانات الموسعة (CK+) في عام 2010 وزاد عدد المواضيع بنسبة 27% لتصبح 123 موضوعاً ، وزاد عدد التسلسلات بنسبة 22% لتصبح 593 تسلسلاً . تم ترميز قمة كل تعبير بشكل كامل بواسطة (FACS) ، وتم تعيين تصنيف تعبير عاطفي نموذجي قدر الإمكان ، في مجموعتنا ، تم إختيار 309 تسلسلاً من 106 موضوعاً عن طريق إزالة التسلسلات التي لا تنتمي الى واحدة من التعابير البشرية النموذجية الستة المذكورة سابقاً بناءً على تصنيف التعابير . لتحديد التعابير المكونة من 6 أصناف ، تم إختيار ثلاث صور تعبيرية من كل تسلسل مما أدى الى الحصول على

927 صورة . لبناء مجموعة البيانات المكونة من 7 أصناف ، تم إختيار الصورة الأولى (التعبير الطبيعي) من كل من التسلسلات وأضيف الى مجموعة البيانات المكونة من 6 أصناف مما أدى الى الحصول على إجمالي الصور 1236 صورة [10] .

8- طريقة العمل

في هذه الورقة الخطوة الأولى : اقترحنا نموذجاً للتعرف على تعابير الوجه البشرية بمساعدة الشبكة المتبقية (ResNet50) معتمدين على الصور ثنائية البعد . وذلك بعد إزالة الضجيج من الصور ومن ثم تغيير حجم الصور الغير متساوية إلى حجم ثابت ، ثم تحويل الصور الملونة (RGB) الى صور ذات تدرج رمادي . في الخطوة التالية : طبقنا النموذج السابق بمساعدة شبكة الموبايل نت وأخير : اختبرنا النموذج المقترح باستخدام مصنفات التعلم الآلي . كما هو موضح في الشكل التالي :



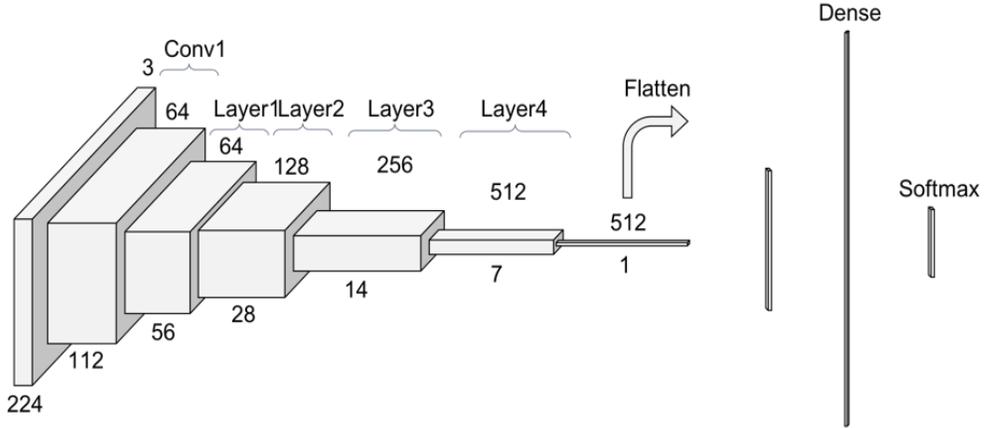
الشكل (1) المخطط الصندوقي للنظام المقترح بشكل عام

1:8 - النماذج المدربة مسبقاً

1:1:8- الشبكة المتبقية :

تعتبر (ResNet50) هيكل شبكة عصبية عميقة تم تقديمها من قبل الباحثين في مايكروسوفت في عام 2015 ، هو نوع من الشبكات العصبونية التحويلية تستخدم بشكل أساسي لمهام التعرف على الصور ، يشير 50 في (ResNet50) إلى 50 طبقة

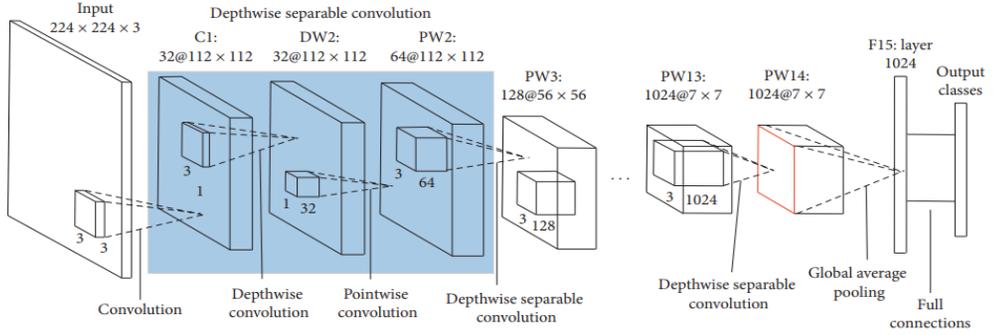
، مما يجعلها شبكة عصبية عميقة جداً ، ومع ذلك ، تم تصميم (ResNet50) بطريقة تسمح له بالتدريب بكفاءة أكبر من الشبكات العصبونية الأخرى [11].
في هذه الورقة اقترحنا نموذجاً للتعرف على تعابير الوجه البشرية بمساعدة الشبكة المتبقية معتمدين على الصور ثنائية البعد .



الشكل (2) بنية الشبكة المتبقية

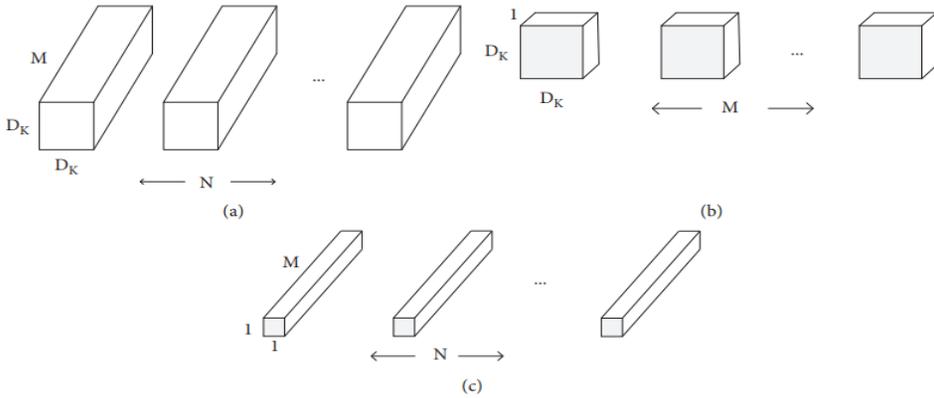
2:1:8 - موبايل نت:

هي عمارة بسيطة تستخدم تحويلات فصل العمق لبناء شبكات العصبونية متعددة الطبقات بشكل خفيف ، وتوفر نموذجاً فعالاً لتطبيقات الرؤية المحمولة والمضمنة . يعتمد هيكل موبايل نت على مرشحات تحويل العمق المفصولة ، تتكون مرشحات العمق المفصولة من مرشحات تحويل العمق ومرشحات تحويل النقطة ، يقوم مرشح تحويل العمق بتنفيذ عملية تحويل على كل قناة إدخال واحدة . ويقوم مرشح التحويل النقطي بدمج خرج التحويل العميق خطياً مع التحويلات $1*1$ كما هو موضح بالشكل (4) [12].



الشكل (3) بنية الموبايل نت

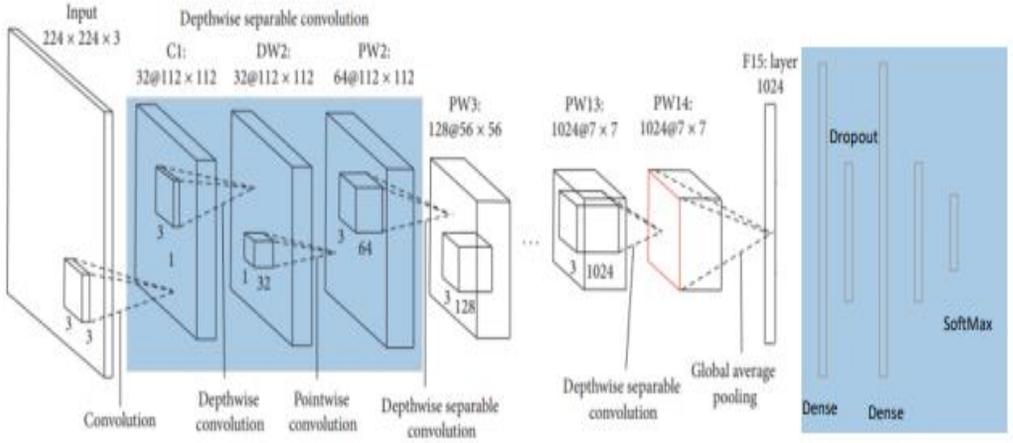
تختلف عمارة الموبايل نت عن الشبكات المعمارية الأخرى لأنها تستخدم تقنية تسمى تحويلات فصل العمق وهي طريقة أكثر كفاءة للبيانات في الشبكة العصبونية ، تنقسم تحويلات فصل العمق الى خطوات



الشكل (4) المرشحات المستخدمة في بنية الموبايل نت

منفصلة ، مما يسمح بمعالجة البيانات بطريقة أكثر كفاءة ، مما يؤدي إلى شبكة أخف وزناً ، و مثالية للتطبيقات المحمولة والمضمنة ، هذا ما يجعل عمارة الموبايل نت أكثر كفاءة وأسرع بكثير من العِمَارَات الأخرى للشبكات العصبونية التقليدية مع الحفاظ على

الدقة والأداء، بالإضافة الى ذلك ، تم تصميم عمارة الموبايل نت لتكون محسنة و محددة للأجهزة المحمولة والمضمنة والتي عادة ما يكون لها موارد حوسبة وذاكرة محدودة ، كما أن عمارة الموبايل نت تستخدم عدداً أقل من المعلمات مقارنة بالشبكات الأخرى ، مما يجعلها أكثر كفاءة في استخدام الذاكرة و أقل عرضة للإفراط في التدريب ، كل هذه العوامل تجعل الموبايل نت خياراً شائعاً لمهام مختلفة في رؤية الحاسب ، بما في ذلك تصنيف الصور وكشف الكائنات والتجزئة الحسية على الأجهزة المحمولة و المضمنة . في بحثنا طبقنا النموذج المقترح بعد إزالة الطبقات الأخيرة من شبكة الموبايل نت وإضافة طبقات اسقاط جديد بعد كل طبقة من الطبقات الإتصال الكثيفة .



الشكل (5) النموذج المقترح للموبايل نت

2:8 - الشبكات العصبونية

1:2:8- الشبكة العصبونية التحويلية:

الشبكة التحويلية : هي شبكة عصبونات تحويلية وهي نموذج تعلم عميق يستخدم لمعالجة نوع من البيانات التي تحوي على نمط الشبكة ، يتم بناء هذا النمط من الشبكات التحويلية بشكل عام من ثلاث أجزاء رئيسية : الكتلة التحويلية - طبقات التجميع - والطبقات المتصلة بالكامل .

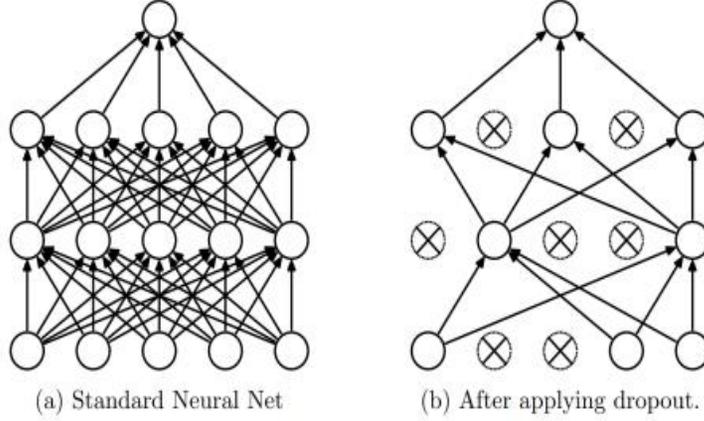
تقبل الشبكة المدخلات على شكل صور ثم يتم تمرير الصور من خلال طبقة التحويل لتجريد السمات باستخدام مجموعة من العمليات الرياضية المتعددة . كما تقوم هذه الطبقات بتحويل المدخلات وارسال الخرج الى الطبقة التالية . بالإضافة الى ذلك ، يتم استخدام طبقات التجميع لتقليل أبعاد المدخلات عن طريق تجميع خرج مجموعات العصبونات في طبقة واحدة . ويتم استخدام الطبقات المتصلة بالكامل لتصنيف الصور حيث يتم ربط العصبونات الموجودة في الطبقة الواحدة بكل عصبون في الطبقة أخرى . يصبح تسلسل السمات أكثر تعقيداً كلما إنتقلنا من طبقة الى أخرى ، تستخدم الشبكات العصبونية التحويلية خوارزمية الإنتشار العكسي والإنحدار التدريجي لتحسين الأوزان والانهيازات .

8:2:1:1 - الطبقة التحويلية :

تتحمل طبقة التحويل مسؤولية استخراج السمات من الصورة المعطاة وتعرف ببساطة بإسم ماكينة استخراج السمات . يتم التقاط السمات المختلفة في الصورة من خلال مجموعة من المرشحات في طبقة التحويل ، علاوة على ذلك ، تعتبر المرشحات مجرد مجموعات من العصبونات التي تتعرف على السمات والأنماط في أماكن مختلفة من الصورة . [1]

8:2:1:2 - طبقة الإسقاط:

هي تقنية بسيطة تستخدم للحد من الإنحراف الزائد في الشبكات العصبونية . تستخدم هذه الطبقة مع معامل واحد فقط يسمى معدل الإسقاط (Dropout rate) وهو فرصة اسقاط الاتصالات ، يتغير معدل الاسقاط بين 0 - 1 وإذا كان هذا المعدل يساوي 0.5 فإن الإتصالات العصبونية الواردة الى الطبقة المسقطه يتم اسقاطها بنسبة 50% فقط عند تدريب الشبكة العصبونية [13] ، انظر الشكل (6):



الشكل (6) الشبكة العصبونية (بدون تطبيق إسقاط و بعد تطبيق إسقاط)

2:2:8 - طبقة الإتصال الكثيف : اقترح وضع اتصال جديد يربط الطبقة الحالية مع الشبكة السابقة ، بحيث تتمكن الطبقة الحالية من استخدام خرائط السمات الناتجة عن جميع الطبقات السابقة كميزات للإدخال ، الى حد ما ، يمكن لهذا النوع من الإتصالات التخفيف من مشكلة التدرج ، نظرا لان كل طبقة في الشبكة تتلقى معلومات الإدخال من الطبقات سابقة ، فأن هذا يؤدي إلى تحسين تدفق المعلومات وتحسين جودة النموذج . و نظرا لأن كل طبقة متصلة بجميع الطبقات السابقة يمكن استخدام السمات السابقة بشكل متكرر لإنشاء خرائط سمات أخرى بالاستعانة بنواة تحويل أقل كثافة [14].

3:8 - التصنيف :

1:3:8 - الجار الأقرب :

تم وصف طريقة الجار الأقرب لأول مرة في أوائل الخمسينيات ، ومع ذلك ، ومع ذلك هذه الطريقة تتطلب الكثير من الجهد والتعب عند تقديم مجموعات تدريبية كبيرة لم تحظ بشعبية كبيرة حتى الستينيات ، عندما أصبحت القدرة الحسابية أكبر . ومنذ ذلك الحين تم

استخدامها على نطاق واسع في مجال التعرف على الأنماط . يعتمد أسلوب الجار الأقرب على التعلم بالتشابه ، وذلك عن طريق مقارنة عينة الاختبار المعطاة مع نماذج التدريب المشابهة لها ويتم وصف نماذج التدريب ب n خصائص . تُمثل كل عينة نقطة في فضاء ذو n بعد، وفي هذه الطريقة يتم تخزين جميع نماذج التدريب في فضاء نمطي ذو n بعد ، عندما يتم إعطاء عينة لم يتم تعريفها يقوم الجار الأقرب بالبحث في فضاء النمط عن نماذج تدريبية تقع على أقرب مسافة من العينة التي لم يتم تعريفها ، وهذه النماذج التدريبية أقرب جيران للعينة غير المعروفة ، ويتم تعريف "القرب" بهذا السياق استناداً لمقاييس المسافة [15]

2:3:8 - الغابات العشوائية :

الأشجار المستخدمة في الغابات العشوائية مبنية على أساس الأشجار الثنائية التقسيم المتكررة ، تقسم هذه الأشجار مساحة المتنبئات باستخدام تسلسل من التقسيمات الثنائية على المتغيرات الفردية ، يكون "جذر" الشجرة من مساحة المتنبئات بأكملها . يطلق على العقد التي لم يتم تقسيمها "العقد النهائية" وتشكل التقسيم النهائي لمساحة المتنبئات . كل عقدة غير نهائية تقسم الى عقدتين إحداها على اليسار والأخرى على اليمين ، يتم تحديد الانقسام وفقاً لقيمة واحدة من المتغيرات المتنبئة . بالنسبة لمتغير المتنبئ المستمر، يتم تحديد الانقسام بواسطة نقطة الانقسام؛ حيث تنتقل النقاط التي تكون المتغيرات المتنبئة فيها أقل من نقطة الانقسام إلى اليسار، وتذهب الباقي إلى اليمين [16]

3:3:8 - التعزيز :

خوارزمية التعزيز (Boosting) تقوم بإنشاء متعلمين ضعفاء (نموذج) جدد وتجمع توقعاتهم بترتيب متسلسل لتحسين أداء النموذج العام ، تسند أوزان أكبر للعينات المصنفة بشكل غير صحيح وأوزان أقل للعينات المصنفة بشكل صحيح ، كما يتم تصحيح النماذج الضعيفة التي تؤدي أداءً أفضل عن طريق إضافة وزن أعلى لها في النموذج النهائي

المجتمع ، يعمل التعزيز بحيث لا يقوم بتغيير المتنبئ السابق ويقوم فقط بتصحيح المتنبئ التالي من خلال التعلم من الأخطاء. [17]

9- التطبيق العملي

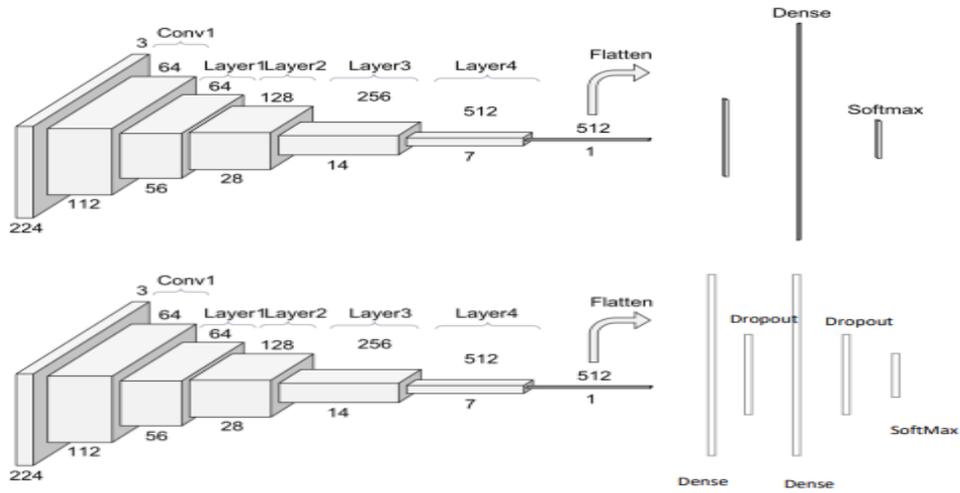
❖ المرحلة الأولى :

المعالجة المسبقة لصورة الوجه : يتم في هذه المرحلة تحويل الصور الملونة الى صور رمادية لإن الصور الملونة تحوي على ثلاث مركبات RGB ، وبالتالي إكتشاف الصور الملونة يصبح أكثر تعقيداً ويأخذ زمناً أكبر مقارنة مع الصور الرمادية التي تتكون من مركبة واحدة ولذلك نقوم بتحويل الصور الملونة الى صور رمادي ومن أجل تحديد أماكن الوجه في الصورة يتم تدريب الحاسب على عدد كبير من الصور بحيث تحوي فقط معالم الوجه الرئيسية مثل العين _ الحاجب _ الفم _ والأنف ، وبعد تكرار عملية

التدريب على الصور يصبح الحاسب قادراً على تحديد أماكن الوجه .

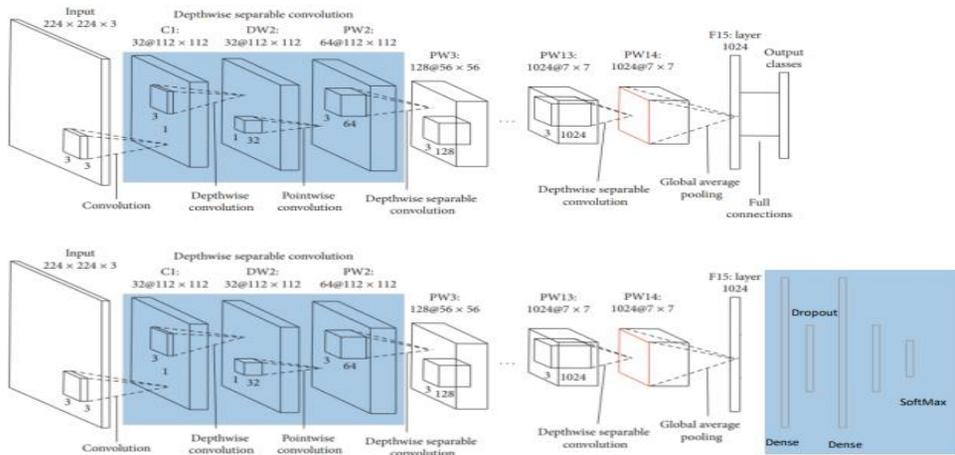
❖ المرحلة الثانية :

بناء النموذج : استخدام أحد أنواع الشبكات العصبونية لتدريب مجموعة البيانات على إكتشاف الوجه بالإستعانة بشبكة ResNet50 وهي نوع من الشبكات العصبونية تحوي على 50 طبقة مما يجعلها شبكة عصبية عميقة ، حيث قمنا بإضافة طبقتين من طبقات الإتصال الكثيف متبعة بطبقتين من طبقات الاسقاط بنسب مختلفة تتراوح بين 0.1% - 0.5% و دراسة تأثير إضافة هذه الطبقات على أداء النموذج ، _ تساعد طبقات الاسقاط على تخفيف من مشكلة الانحراف الزائد التي تعاني منها الشبكات العصبونية العميقة بسبب كثرة المعلمات فيه _ كما هو موضح بالشكل التالي :



الشكل (7) مقارنة بين الشبكة المتبقية والنموذج المقترح

ومن ثم أضفنا الطبقات الى شبكة MobileNetV2 وملاحظة الفرق بأداء الشبكة قبل وبعد إضافة هذه الطبقات . كما هو موضح بالشكل التالي :



الشكل (8) مقارنة بين شبكة الموبايل نت والنموذج المقترح

❖ المرحلة الثالثة :

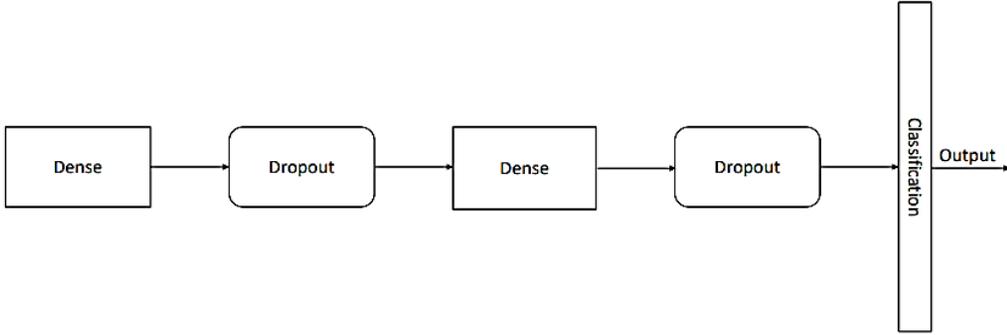
استخراج سمات الوجه : في هذه المرحلة تم استخراج السمات من الوجه لتصنيف التعبير ، حيث تتواجد هذه السمات في الحاجب _ الحافة الخارجية للعين _ الحافة الداخلية للعين _ حول الفم و حول الانف ويتم إيجاد هذه السمات من خلال النموذج المدرب السابق على مجموعة البيانات

❖ المرحلة الرابعة :

تصنيف الصورة : إن المرحلة الأخيرة من نظام التعرف على تعابير الوجه يكون من خلال تحليل تعبير الوجه ، وهي مرحلة التصنيف بحيث يكون قد دُرِّبَت الشبكة على مجموعة من الصور لتصنيف الحالة العاطفية للوجه الى تعبير معين .

10- النتائج

في بحثنا هذا تم بناء النموذج بالإستعانة بالشبكة المتبقية ، تم إزالة الطبقات الأخيرة من الشبكة الخاصة بمرحلة التصنيف مع المحافظة على بنية الشبكة الأساسية ، ثم إضافة طبقتين من الإتصال الكثيف مهمتها ربط النموذج المقترح مع الشبكة الأساسية حيث تقوم هذه الطبقة بربط كل عصبون من الطبقة السابقة بجميع عصبونات الطبقة التالية ومن ثم تم إضافة طبقتين من طبقات الإسقاط بنسب مختلفة تتراوح بين (0.1-0.5) %أي (0.1) تسمح بمرور 90% من العصبونات واسقاط 10% من العصبونات بالمقابل 0.5 تسمح بمرور 50% من العصبونات و 50% من العصبونات يتم اسقاطها (كما هو موضح بالشكل:



الشكل (9) الطبقات المضافة الى الشبكة المتبقية

وأظهر النموذج المقترح النتائج التالية من حيث الدقة ومعدل الخطأ أثناء التطبيق على مجموعة البيانات CK+ في مرحلتي التدريب والإختبار مع الأخذ بالحسبان أن النموذج قد تم تدريبه epoch = 100 على خمس مرات متوالية وأخذ متوسط الدقة ومعدل الخطأ واستخدام المحسن ادم وتم ضبط معدل التعلم على 0.001 :

الجدول (2) نتائج تطبيق النموذج المقترح على مجموعة الأختبار

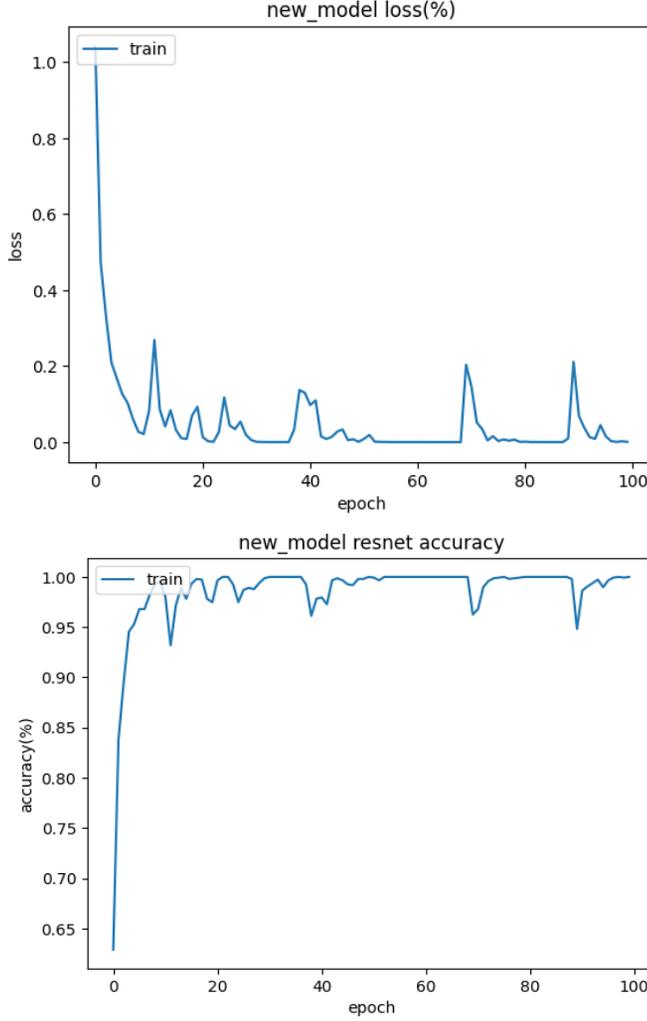
ResNet 50					
CK+_Dataset					
Test	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
Accuracy	0.9964	0.9156	0.971	0.9976	0.9373
Loss	0.009	0.3465	0.1687	0.0123	0.4955

الجدول (3) نتائج تطبيق النموذج المقترح على مجموعة التدريب

ResNet 50					
CK+_Dataset					
Train	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
Accuracy	0.9985	0.9481	0.9752	0.9982	0.9539
Loss	0.0061	0.2065	0.1236	0.0048	0.3783

أما منحيات الدقة ومعدل الخطأ تم رسمها لكل نسبة من النسب السابقة أثناء مرحلة التدريب كما هو موضح بالاشكال التالية :

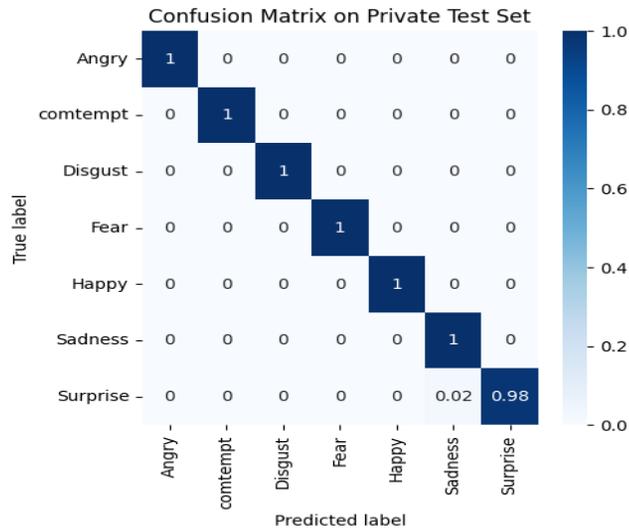
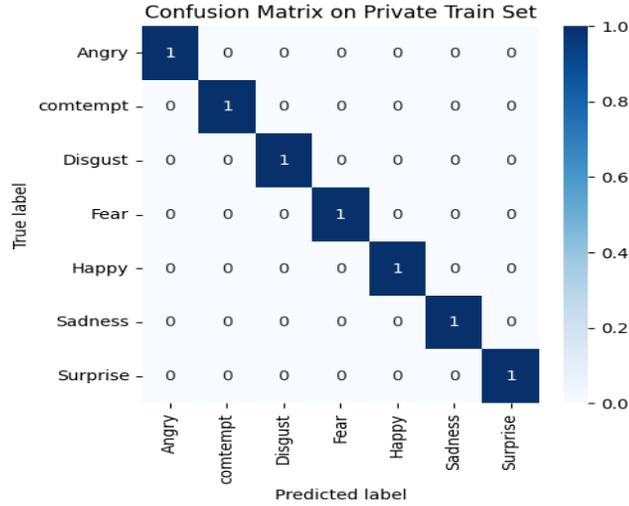
❖ نسبة الإسقاط 0.1 :



الشكل (10) الدقة ومعدل الخطأ بعد إضافة طبقتين من طبقات الإسقاط بمعدل 0.1

نلاحظ من منحنى الدقة عدم انحياز النموذج لقيمة معينة كما نلاحظ أن معدل الخطأ يتناقص بإزدياد الدقة. أقل دقة ظهرت عندما كان $epoch < 20$ وقابلها معدل خطأ تتراوح بين 0.2% - 0.4% كما هو مبين بالشكل السابق . أما بالنسبة للتصنيف

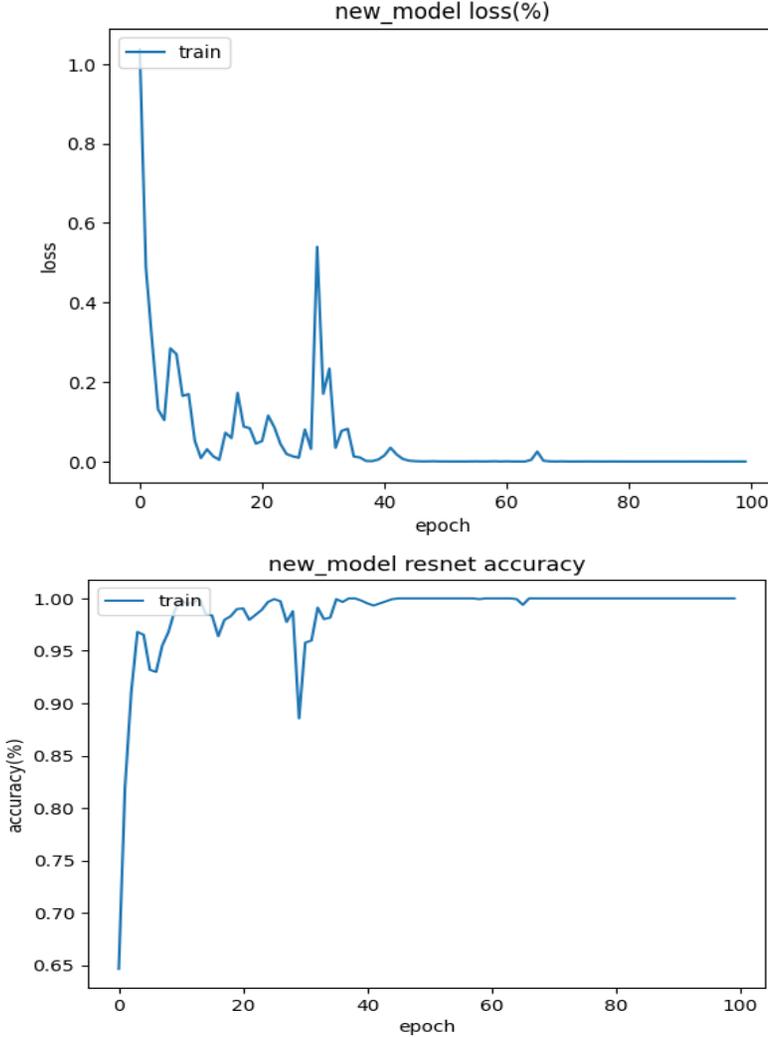
اعتمدنا في هذه المرحلة من العمل على بنية النموذج نفسه بدون الاستعانة بأي نوع من الخوارزميات أو مصنفات التعلم الآلي تم الاستعانة فقط بمصفوفة الارتباك Confusion Matrix تستخدم مصفوفة الارتباك لتقييم الصنف وتسمى ب Confusion لأنها تميز بين الأصناف :



الشكل (11) مصفوفتي الارتباك في مرحلتي التدريب و الإختبار

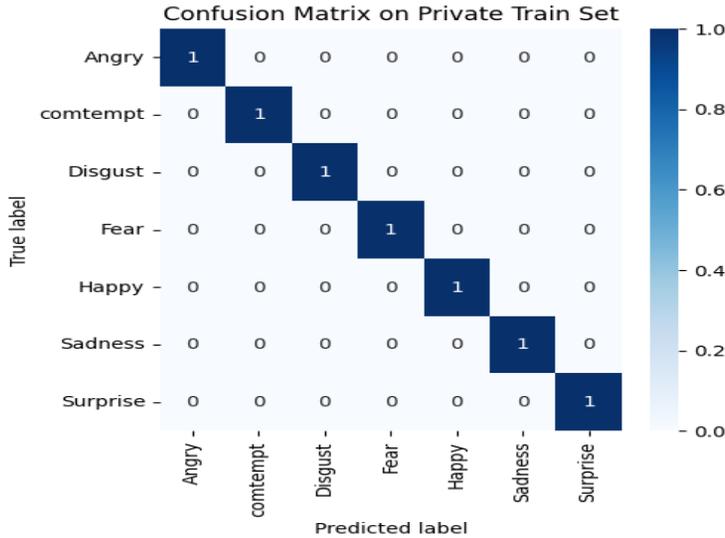
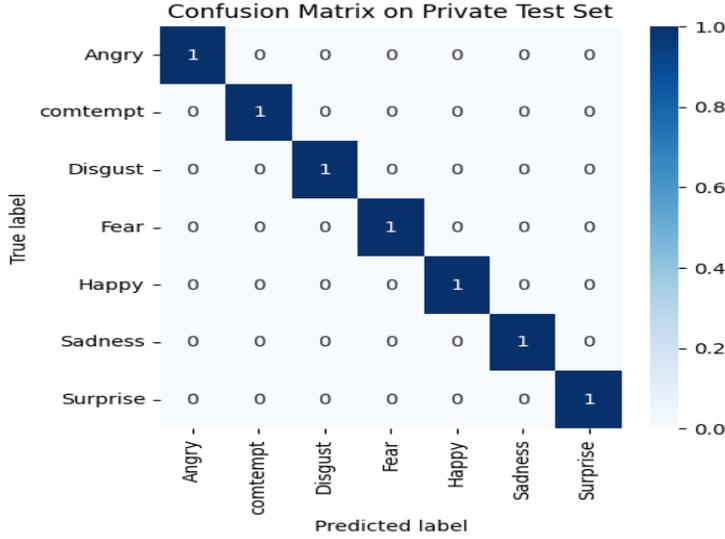
نلاحظ من المصفوفات السابقة أنه تم تصنيف كامل الصور بمرحلة التدريب بشكل صحيح دون أي خطأ أما في مرحلة الأختبار فقد تم تصنيفها جميعاً بشكل صحيح باستثناء عيبتان من التعبير المندھش تم تصنيفها على أنها حزين .

❖ نسبة الإسقاط 0.2 :



الشكل (12) الدقة ومعدل الخطأ بعد إضافة طبقتين من طبقات الإسقاط بمعدل 0.2 نلاحظ أن أقل دقة ظهرت عند epoch = 30 وقابلها معدل خطأ تراوح بين 0.4% - 0.6% ، بينما نلاحظ ان النموذج أظهر استقراراً شبه منتظم بعد epoch = 40 وحافظ

معدل الخطأ على قيمة 0.0 وهي أفضل قيمة يمثل فيها النموذج عدم الإنحراف ، أما أداء النموذج بالتصنيف في هذه المرحلة فجاء في كل من مرحلتي التدريب والإختبار بالشكل التالي:



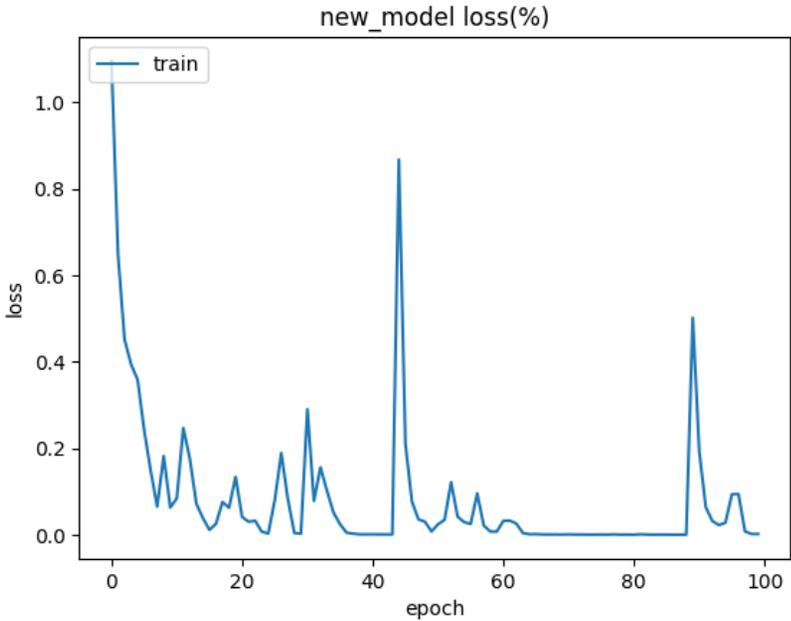
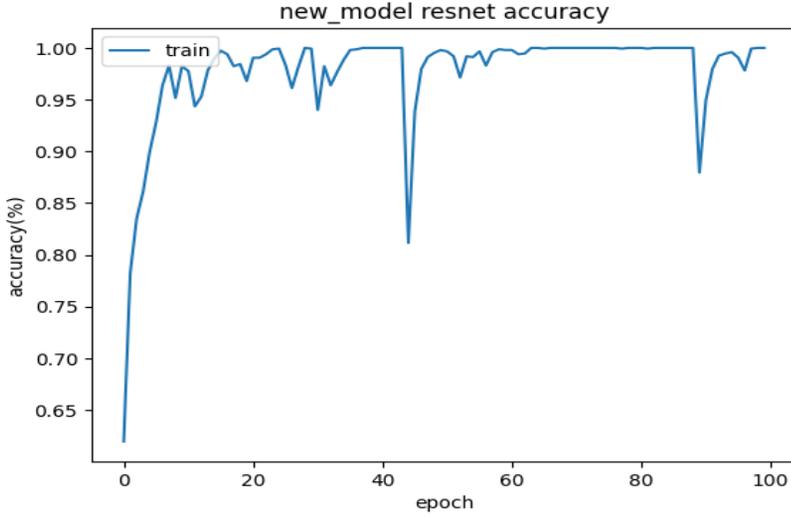
الشكل (13) مصفوفتي الارتباك في مرحلتي التدريب و الإختبار

أيضا نلاحظ من مصفوفتي الارتباك أنه قد تم إسناد جميع العينات الى أصنافها دون أي خطأ في مرحلتي التدريب والإختبار .

❖ نسبة الإسقاط 0.3 :

المنحنيات الخاصة بالتدريب والاختبار مع طبقتين من التسرب بنسبة 0.3 كانت كالتالي

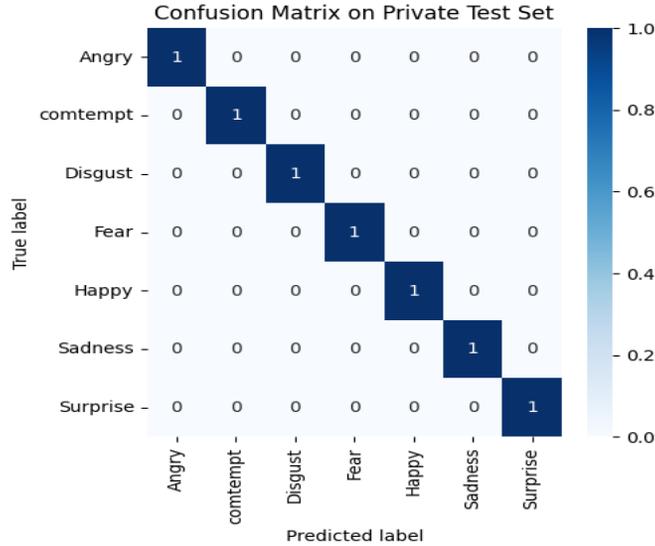
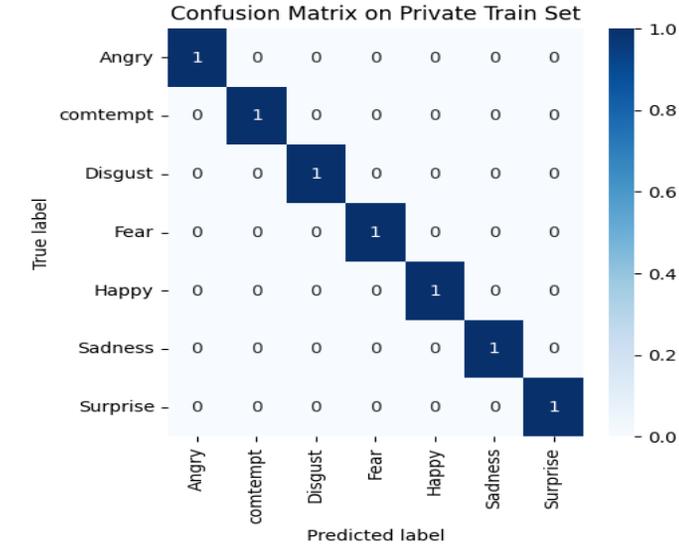
:



الشكل (14) الدقة ومعدل الخطأ بعد إضافة طبقتين من طبقات الإسقاط بمعدل 0.3

من قراءة المنحنين السابقين نلاحظ أن النموذج مع هذه النسبة أظهر عدم استقرار للدقة حيث كانت أقل دقة له عند epoch =42 إذ بلغت 80% ، قابلها معدل كبير نسبياً تجاوز 0.8 بالمية .

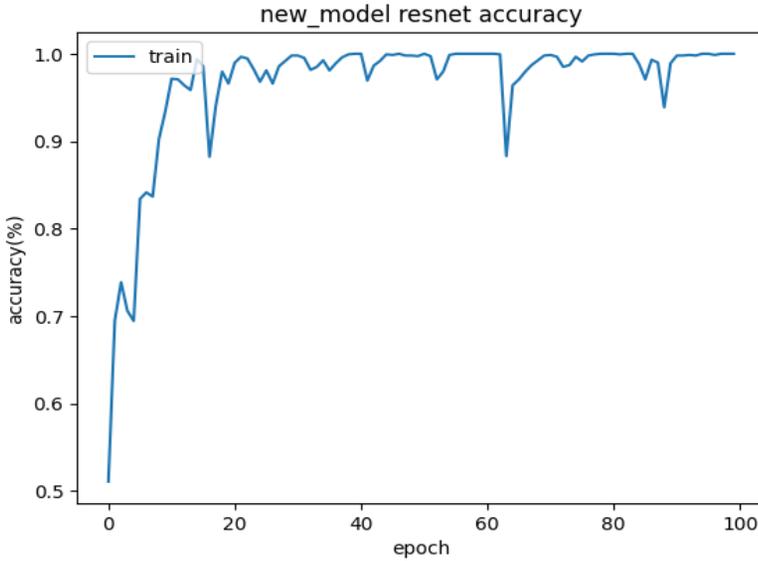
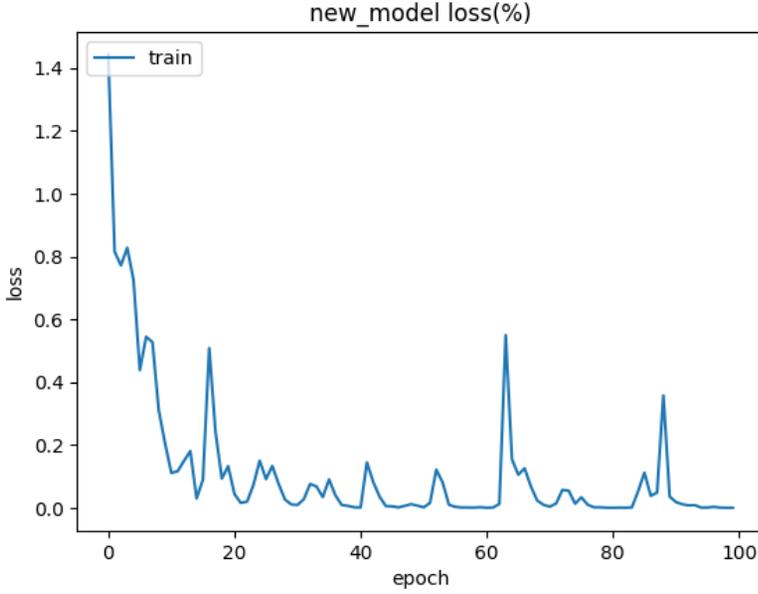
أما بالنسبة لمصفوفتي الارتباك في كل من مرحلتي التدريب والأختبار فكانت كالتالي :



الشكل (15) مصفوفتي الارتباك في مرحلتي التدريب و الإختبار

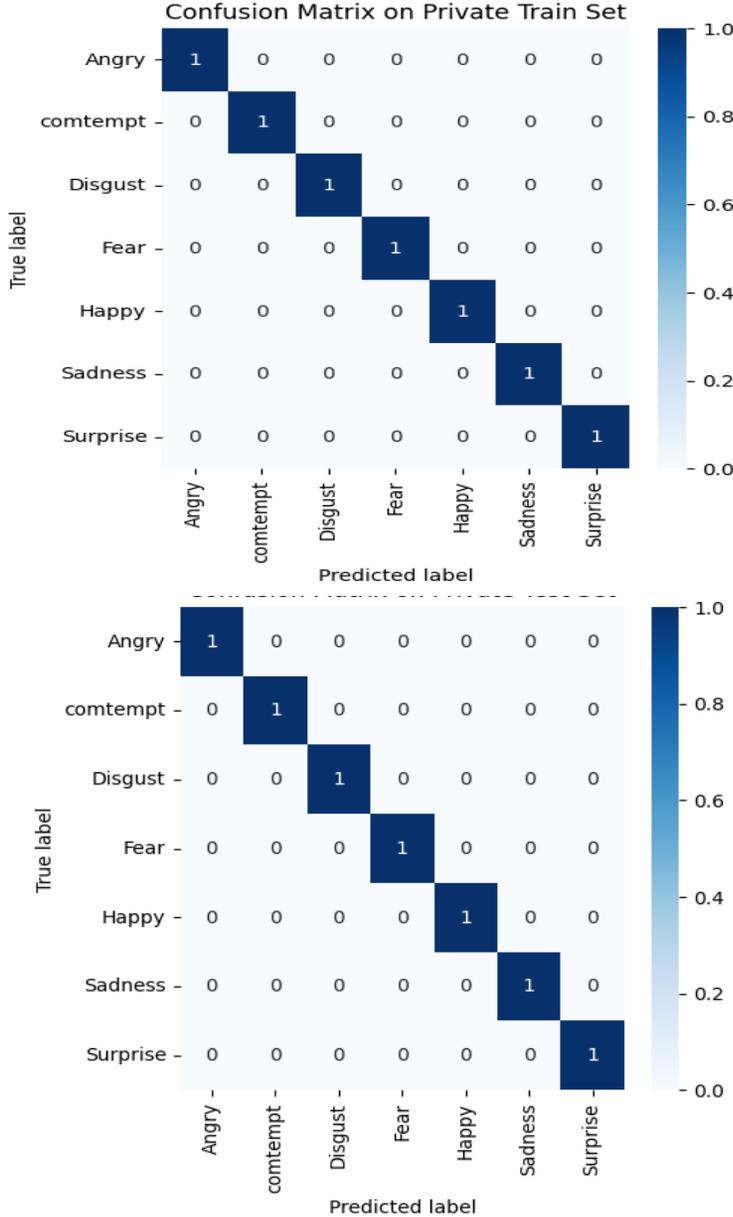
ومن مصفوفات الارتباك نلاحظ أيضا أنه قد تم تصنيف جميع العينات بشكل صحيح بكل من مرحلتي التدريب والإختبار .

❖ نسبة الإسقاط 0.4 :



الشكل (16) الدقة ومعدل الخطأ بعد إضافة طبقتين من طبقات الإسقاط بمعدل 0.4

نلاحظ أيضا أن النموذج أبدى استقرار في جميع أجزائه وبلغت أقل دقة له عند epoch =62 حيث قابلها معدل خطأ تراوح بين 0.4% -0.6% . أما بالنسبة الى التصنيف:

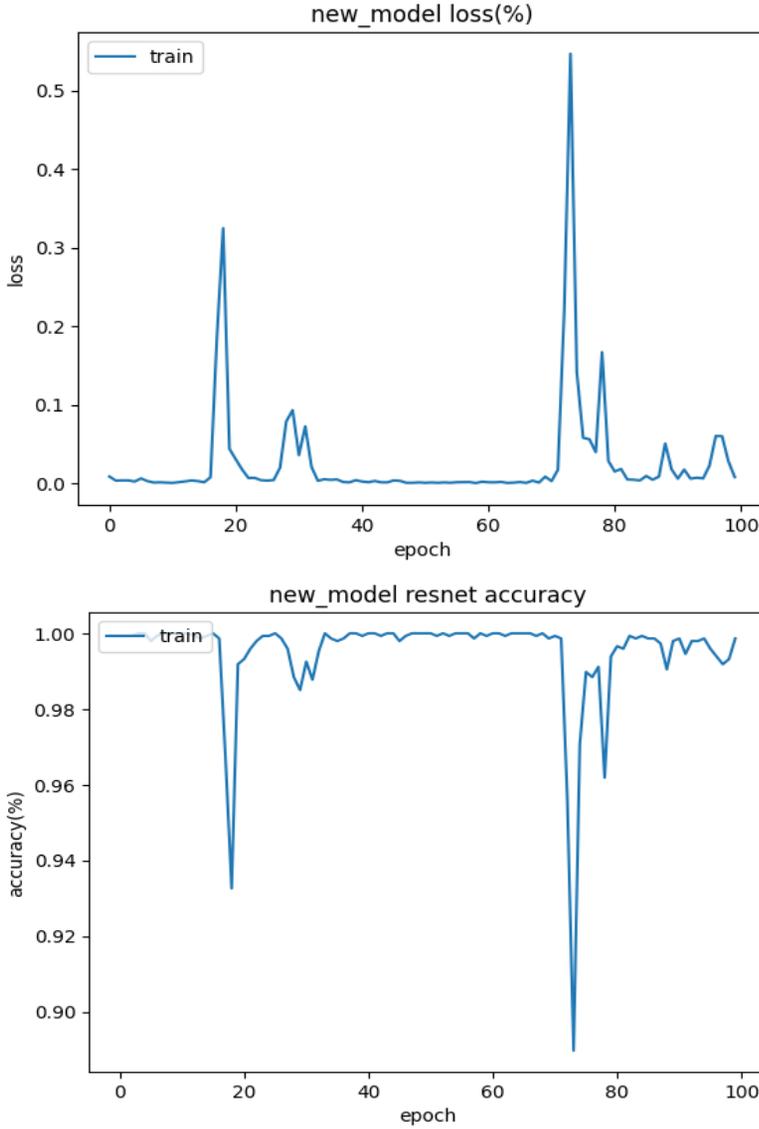


الشكل (17) مصفوفتي الارتباك في مرحلتي التدريب و الإختبار

تبين أنه عندما تكون نسبة الإسقاط 40% تم تصنيف العينات بشكل صحيح في كل من مرحلة التدريب والأختبار .

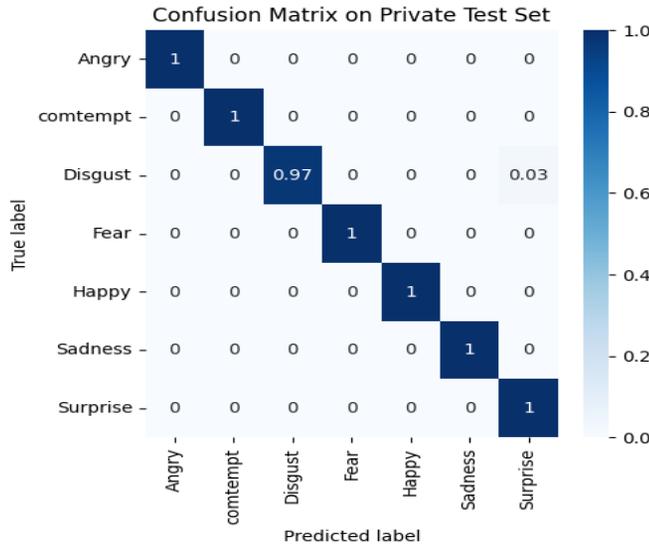
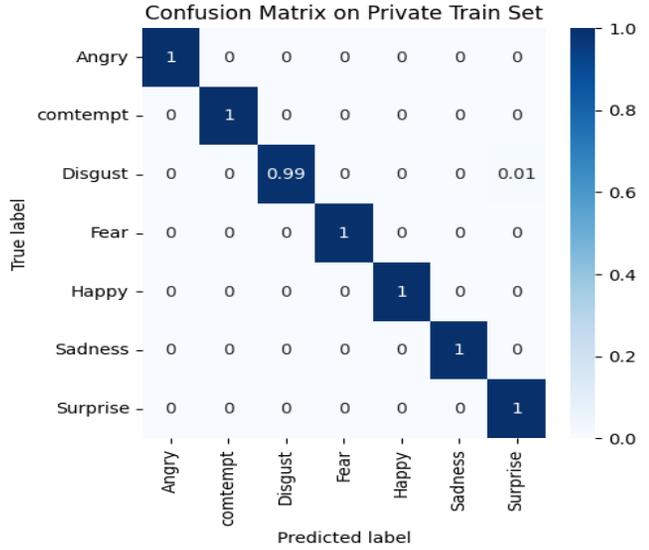
❖ نسبة الإسقاط 0.5 :

في هذه المرحلة من الإختبار كانت المنحنيات كالتالي:



الشكل (18) الدقة ومعدل الخطأ بعد إضافة طبقتين من طبقات الإسقاط بمعدل 0.5

نلاحظ في هذه المنحنيات أنه النموذج أعطى قيمة عالية في بداية التدريب ثم بدأت بالتناقص خلافاً لجميع المنحنيات السابقة ونلاحظ أن أقل دقة كانت عند epoch = 73 قابلها معدل خطأ مقبول نسبياً تجاوز 0.5 % ولو أردنا ان نبين فيما إذا كانت أداء النموذج في التصنيف جيد في هذه المرحلة علينا أن نرى مصفوفات الارتباك في كل من مرحلتي التدريب والأختبار :



الشكل (19) مصفوفتي الارتباك في مرحلتي التدريب و الإختبار

التصنيف في هذه المرحلة جيد ولكن نلاحظ في مرحلة التدريب قد تم تصنيف جميع العينات بشكل صحيح باستثناء عينة واحد في التعبير المشمئز تم تصنيفها على أنها مندهش بينما في مرحلة الإختبار هناك ثلاث عينات من التعبير المشمئز تم تصنيفها على أنها مندهش .

والآن سوف ننتقل الى التعرف على بعض المصطلحات اللازمة لتقييم أداء النموذج وهي

. F1 score ,Recall , Precision Accuracy,

Accuracy تقيس مدى اتساق النموذج في تحقيق الأجابة الصحيحة بشكل عام وتحسب عادة عن طريق قسمة عدد العينات الصحيحة على عدد العينات الأجمالي ، وتعبر عن النسبة المئوية للأجابات الصحيحة . وتستخدم عادة عندما يكون التركيز على تقييم أداء النموذج بشكل عام . بينما Precision يقيس قدرة النموذج على تحديد الإجابات الصحيحة بدقة عالية. يحسب عادة عن طريق قسمة عدد الإجابات الصحيحة على مجموع عدد الإجابات التي تم تصنيفها بواسطة النموذج كإجابات إيجابية (صحيحة ومتوقعة حسب النموذج). ويعبر أيضاً عن النسبة المئوية. يتم استخدامه عادةً عندما يكون الاهتمام بتحقيق نتائج دقيقة وخالية من الخطأ. أما بالنسبة ل مقياس الاستدعاء (Recall)، الاستدعاء هو مقياس لقدرة النموذج على تحديد جميع العينات الإيجابية الحقيقية بشكل صحيح. ببساطة، يقيس الاستدعاء نسبة العينات الإيجابية الحقيقية التي تم تحديدها بواسطة النموذج إلى إجمالي عدد العينات الإيجابية الحقيقية الموجودة في البيانات. يُستخدم عادة لقياس كفاءة النماذج في تحديد الحالات الإيجابية.

مقياس النتيجة (F1 score): هو مقياس شامل يقوم بتوازن بين الاستدعاء والدقة. يحسب مقياس F1 نسبة القيمة المتوسطة للدقة والاستدعاء ويعطي وزناً متوازناً، يعتبر مقياس F1 استخداماً جيداً لتقييم أداء النماذج عندما يكون هناك توازن بين أهمية الدقة والاستدعاء [18].

ونتائج الحسابات السابقة مبينة بالجدول التالية لكل من مرحلتي التدريب والأختبار :

الجدول (4) جداول بارامترات تقييم إختبار النموذج

ResNet 50					
Test _DataSet					
	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
Accuracy	0.9939	1	1	1	0.9939
Precision	0.9943	1	1	1	0.9941
Recall	0.9939	1	1	1	0.9939
F1-Score	0.994	1	1	1	0.9939

الجدول (5) جداول بارامترات تقييم تدريب النموذج

ResNet 50					
Train _DataSet					
	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
Accuracy	1	1	1	1	0.9986
Precision	1	1	1	1	0.9986
Recall	1	1	1	1	0.9986
F1-Score	1	1	1	1	0.9986

نلاحظ أن جميع القيم للبارامترات متقاربة ومحصورة بين قمتين 0.99- 1 بالمئة وهي نتائج مطابقة للتصنيف كما رأينا في مصفوفات الارتباك السابقة .
في هذه المرحلة تم حفظ النموذج السابق بملف h5. ومن ثم الاستعانه به لاستخلاص السمات من مجموعة البيانات السابق والاستفادة من مصنفات التعلم الآلي ، الهدف من ذلك تقييم أداء النموذج مع مصنفات

التعلم الآلي لمعرفة مدى قدرته على استخلاص السمات بشكل فعال وهنا طبقنا النموذج على ثلاث أنواع من المصنفات المختلفة وهي الجار الأقرب و الغابات العشوائية و التعزيز وكانت نتائج التصنيف كالتالي :

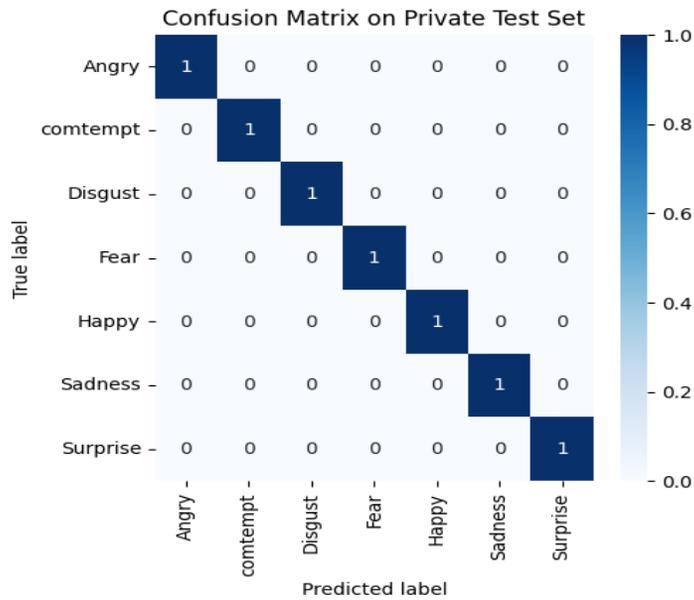
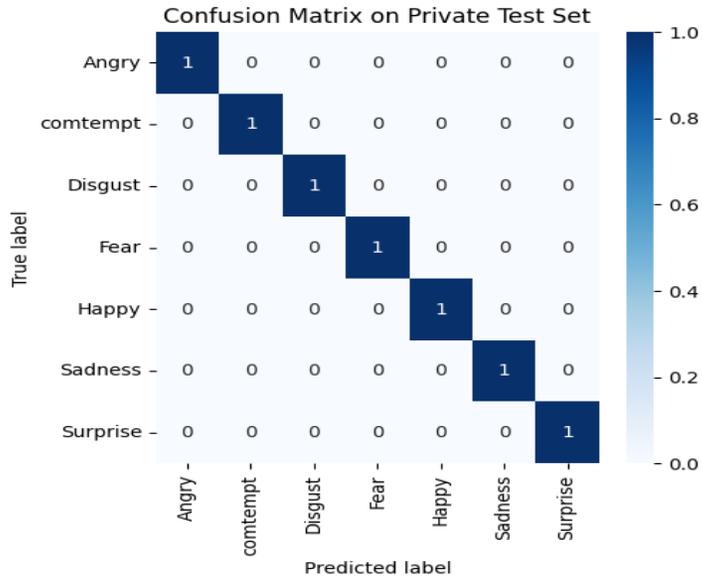
✓ الجار الأقرب :

هنا طبقنا النموذج السابق بجميع نسب الإسقاط بين 0.1% - 0.5% وعدد الجيران التي تم الفحص عليها كان 2 وكانت نتائج تقييم النموذج كما هي موضحة بالجدول التالي :

الجدول (6) التصنيف باستخدام الجار الأقرب

ResNet 50 -Classification					
CK+_K-N-2					
	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
Accuracy	0.8855	0.8855	1	1	0.9939
Precision	0.9008	0.9008	1	1	0.9941
Recall	0.8855	0.8855	1	1	0.9939
F1-Score	0.888	0.888	1	1	0.9939

نلاحظ أن أفضل أداء كان عند النسبتين 0.3% - 0.4% أما بالنسبة الى توزيع العينات:



الشكل (20) مصفوفات الارتباك

حيث نلاحظ فعلا قد تم تصنيف العينات بشكل سليم بكل منهما . أما بالنسبة للإختبار فقد اخترنا صور عشوائية بشكل ذاتي وكان تصنيفها كالتالي :

The prediction for this image is: [2]
The actual label for this image is: 2



The prediction for this image is: [2]
The actual label for this image is: 2



الشكل (21) نتائج الإختبار

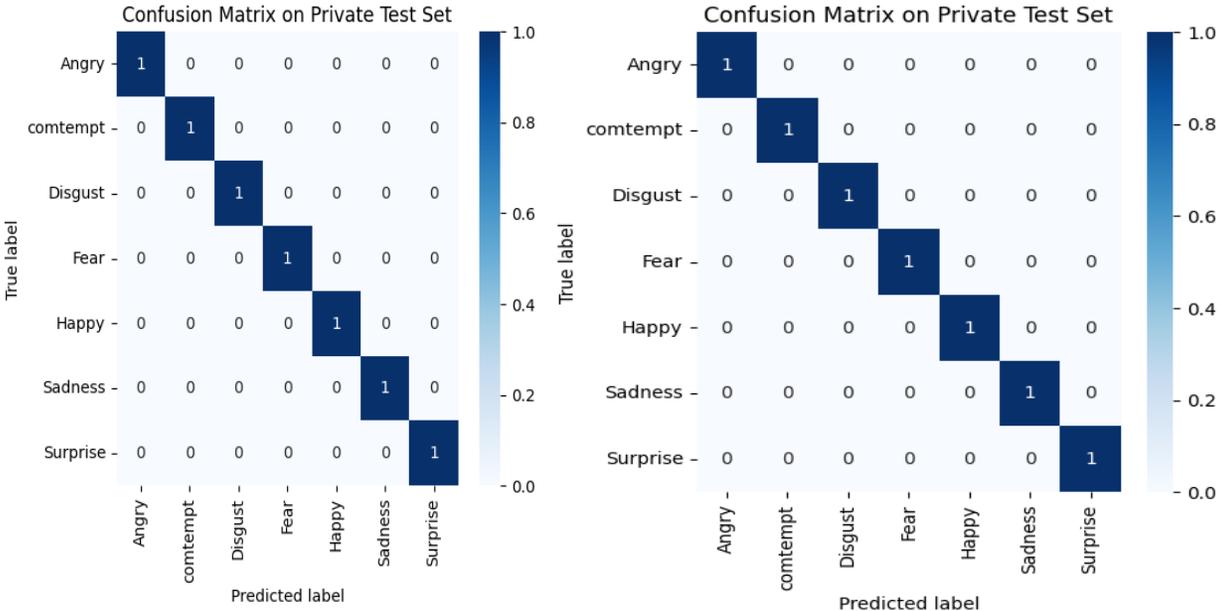
✓ الغابات العشوائية :

عند تطبيق الغابات العشوائية في التصنيف بعد استخدام النموذج لاستخراج السمات كانت نتائج التقييم كالتالي :

الجدول (7) يبين التصنيف باستخدام الغابات العشوائية

ResNet 50 -Classification					
CK+_Random_Forest					
	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
Accuracy	0.8554	0.8493	1	0.9397	0.9939
Precision	0.916	0.9087	1	0.9503	0.9941
Recall	0.9554	0.8493	1	0.9397	0.9939
F1-Score	0.8653	0.8578	1	0.9411	0.9939

نلاحظ أن أفضل نتائج كانت عند 0.4-0.3%. وأيضاً توزع العينات لهما كان كالتالي :



الشكل (22) مصفوفات الارتباك

نلاحظ دقة التصنيف ومطابقته للتقييم السابقة . أما من ناحية الاختبار فكانت النتائج كالتالي :

The prediction for this image is: [0]
The actual label for this image is: 0



The prediction for this image is: [5]
The actual label for this image is: 5



الشكل (23) نتائج الإختبار

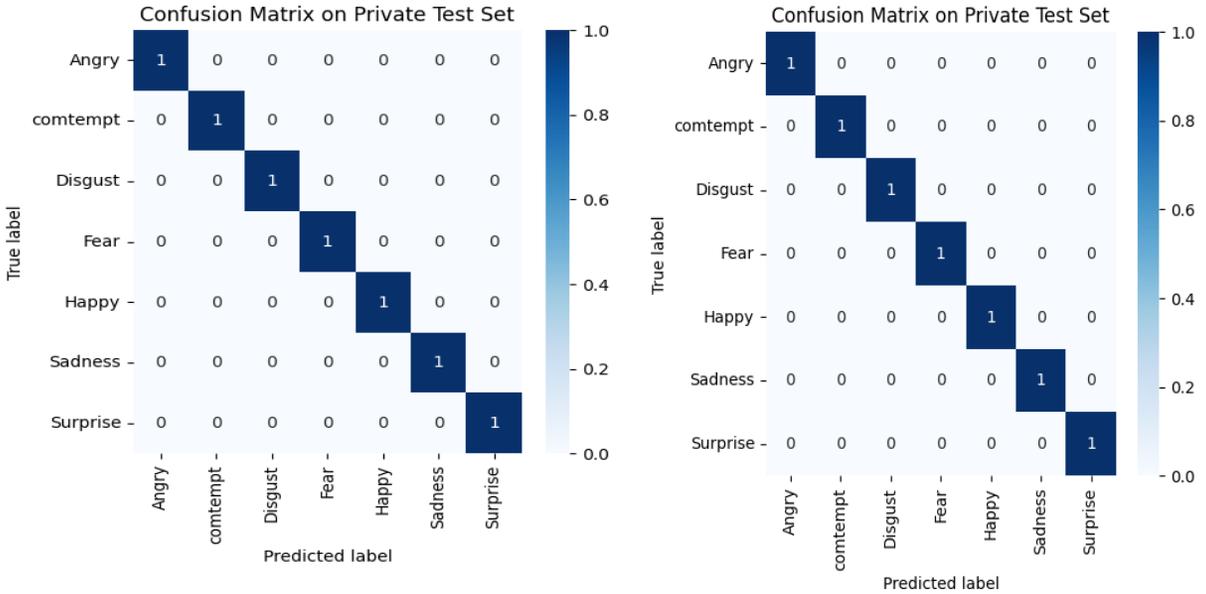
✓ التعزيز :

وعند تطبيق التصنيف باستخدام التعزيز كانت نتائج التقييم كالتالي :

الجدول (8) التصنيف النموذج باستخدام التعزيز

ResNet 50 -Classification					
CK+_XGBoost					
	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
Accuracy	0.9277	0.9277	1	1	0.9939
Precision	0.934	0.934	1	1	0.9941
Recall	0.9277	0.9277	1	1	0.9939
F1-Score	0.9291	0.9291	1	1	0.9939

ابدى النموذج أفضل النتائج 0.3- % 0.4 % وكان التصنيف كالتالي :



الشكل (24) التصنيف باستخدام التعزيز

نلاحظ أن التصنيف أيضا كانت صحيح لجميع العينات . أما الإختبار فكان :

```
1/1 [=====] - 0s 24ms/step  
The prediction for this image is: [6]  
The actual label for this image is: 6
```



```
The prediction for this image is: [4]  
The actual label for this image is: 4
```



الشكل (25) إختبار التصنيف باستخدام التعزيز

نلاحظ أنه كانت من المتوقع أن تنتمي هذه الصورة الى الصنف الرابع الذي بحمل التعبير السعيد وفعلا هو كذلك . وأخيراً حتى نعمم صلاحية نموذجنا المقترح طبقنا

النموذج على شبكة أخرى هي شبكة الموبايل نت المختصة بالأجهزة المحمولة والمضمنة ، عند إضافة هذه الطبقات الى الشبكة بالنسب السابقة كانت النتائج في مرحلتي التدريب والاختبار كالتالي لكل من الدقة ومعدل الخطأ .

الجدول (9) الدقة في مرحلة الإختبار

MobileNetV2					
CK+_Dataset					
Test	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
Accuracy	0.9494	0.9747	0.96024	0.97954	0.93616
Loss	0.54014	0.16612	0.429275	0.214004	1.14184

بعد تدريب النموذج على مجموعة البيانات خمس مرات متوالية مع epoch =100 ومعدل التعلم 0.001 كانت النتائج السابقة . نلاحظ أعلى دقة حصلنا عليها عند تطبيق نسبة تسرب 0.4% ، أقل دقة حصلنا عليها بنسبة 0.5% . أما بالنسبة الى مرحلة التدريب فإن النتائج موضحة بالشكل التالي :

الجدول (10) نتائج مرحلة التدريب

MobileNetV2					
CK+_Dataset					
Train	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
Accuracy	0.95956	0.97664	0.95752	0.9823	0.94446
Loss	0.38718	0.12858	0.48272	0.201625	1.337511

من الجدير بالذكر أنه عند تطبيق النموذج بدون استخدام طبقات الإسقاط كانت الدقة في مرحلة التدريب 52% أما في مرحلة الإختبار فبلغت 53% الجدول (11) لمقارنة النتائج مع دراسات سابقة بطرق مختلفة.

الجدول (11) مقارنة النتائج

Method	Test accuracies (%)
AlexNet	14.9
VGG16	38.4
ResNet50	49.6
ResNet50 with 1dropout layer	55.6
Proposed network ‘ResNet50’	99.3
Proposed network ‘MobileNetV2’	94.9

11- الاستنتاجات

- من هذه الدراسة نستنتج أن إضافة طبقات من التسرب الى نماذج التعلم العميق يزيد من دقة التصنيف ويساعد على رفع كفاءة النموذج .
- تهدف تقنية الإسقاط الى تجنب الإعتدال الزائد على مجموعة معينة من الأوزان في الطبقات وتشجيع التعلم المستقل والمنتظم للمزيد من الأوزان .
- ولاحظنا دقة التصنيف عند استخدام هذا النموذج وبلغت أقصاها عند النسبة 0.4 % .
- واطهر هذا المقال قدرة النموذج على استخراج السمات بشكل جيد من الصور في قاعدة البيانات
- وعند دمج عمله مع مصنفات التعلم الألى كانت النتائج شبه متقاربة من ناحية التقييم والتصنيف.

12- الخاتمة

- قمنا بتقديم نموذج مقترح عن طريق إضافة طبقات إسقاط إلى معمارية ResNet50 . أظهر النموذج المقترح نتائج أفضل من الشبكات الأخرى ، حققنا أعلى نسبة تدريب 0.9982 المقابلة لدقة إختبار 0.9976 .

-13 المراجع

- [1] Gaddam, D. K. R., Ansari, M. D., Vuppala, S., Gunjan, V. K., & Sati, M. M. (2022). Human facial emotion detection using deep learning. In *ICDSMLA 2020: Proceedings of the 2nd International Conference on Data Science, Machine Learning and Applications* (pp. 1417-1427). Springer Singapore.
- [2] Özgür, A., & Nar, F. (2020, October). Effect of dropout layer on classical regression problems. In *2020 28th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)*(pp. 1-4). IEEE.
- [3] Baffour, P. A., Nunoo-Mensah, H., Keelson, E., & Kommey, B. (2022). A Survey on Deep Learning Algorithms in Facial Emotion Detection and Recognition. *Inform: Jurnal Ilmiah Bidang Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, 7(1), 24-32.
- [4] Mohammadreza, E., & Safabakhsh, R. (2021). Lecture quality assessment based on the audience reactions using machine learning and neural networks. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 2, 100022.
- [5] Wang, J. (2021). Improved Facial Expression Recognition Method Based on GAN. *Scientific Programming*, 2021, 1-8.
- [6] Faraj, Z., Selamat, M., Morales, C., Torres, P., Hossain, M., Chen, B., & Lipson, H. (2021). Facially expressive humanoid robotic face. *HardwareX*, 9, e00117.
- [7] Khanzada, A., Bai, C., & Celepcikay, F. T. (2020). Facial expression recognition with deep learning. *arXiv preprint arXiv:2004.11823*.
- [8] Wu, H., Liu, Y., Liu, Y., & Liu, S. (2019). Efficient facial expression recognition via convolution neural network and infrared imaging technology. *Infrared Physics & Technology*, 102, 103031.
- [9] Esfahanian, P., & Akhavan, M. (2019). Gacnn: Training deep convolutional neural networks with genetic algorithm. *arXiv preprint arXiv:1909.13354*.

- [10] Holder, R. P., & Tapamo, J. R. (2017). Improved gradient local ternary patterns for facial expression recognition. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2017, 1-15.
- [11] Khanzada, A., Bai, C., & Celepcikay, F. T. (2020). Facial expression recognition with deep learning. arXiv preprint arXiv:2004.11823
- [12] Howard, A. G., Zhu, M., Chen, B., Kalenichenko, D., Wang, W., Weyand, T., ... & Adam, H. (2017). Mobilenets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications. *arXiv preprint arXiv:1704.04861*.
- [13] Özgür, A., & Nar, F. (2020, October). Effect of dropout layer on classical regression problems. In *2020 28th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)* (pp. 1-4). IEEE.
- [14] Wang, W., Li, Y., Zou, T., Wang, X., You, J., & Luo, Y. (2020). A novel image classification approach via dense-MobileNet models. *Mobile Information Systems*, 2020.
- [15] Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2012). Data mining concepts and techniques third edition. *University of Illinois at Urbana-Champaign Micheline Kamber Jian Pei Simon Fraser University*.
- [16] Cutler, A., Cutler, D. R., & Stevens, J. R. (2012). Random forests. *Ensemble machine learning: Methods and applications*, 157-175.
- [17] Malik, S., Harode, R., & Kunwar, A. S. (2020). Xgboost: A deep dive into boosting (introduction documentation). *Simon Fraser University: Burnaby, BC, Canada*.
- [18] Khanzada, A., Bai, C., & Celepcikay, F. T. (2020). Facial expression recognition with deep learning. arXiv preprint arXiv:2004.11823.
- [19] Ahmad, W. U., Chi, J., Tian, Y., & Chang, K. W. (2020). PolicyQA: A reading comprehension dataset for privacy policies. *arXiv preprint arXiv:2010.02557*.

النمذجة والتحكم بمحركات الممانعة المغناطيسية

المتغيرة SRM

الباحث المهندس حيان رعد ريشة

بإشراف: الدكتور يوسف رزوق: استاذ مساعد – قسم هندسة الطاقة الكهربائية - كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية - جامعة البعث

ملخص

إن العيب الرئيسي للمحرك ذي الممانعة المغناطيسية المتغيرة (SRM) وجود اهتزازات غير مرغوب بها في عزم الدوران التي تجعله غير مناسب في التطبيقات المتقدمة عالية الوثوقية.

حيث لجأت العديد من الدراسات والأبحاث السابقة لدراسة التحكم بمحرك الـ SRM لحل مشكلة اهتزاز العزم وتيار القلاع المرتفع اعتماداً على دراسة التيار المرجعي الثابت وتنميته ضمن التحكم البطائي بالتيار (HCC hysteresis current controller) وذلك باستخدام المنظم البطائي الكلاسيكي لكن تأرج العزم بقي موجوداً مع ارتفاع تيار الاقلاع لذا في هذا البحث تم اقتراح نظام تحكم مدمج يعتمد على التحكم بالعزم اعتماداً على خوارزمية مشاركة وظائف عزم الدوران TSF محددة بحزمة بطائية عن طريق التحكم البطائي HCC. تم تحقيق وحدة التحكم أعلاه باستخدام MATLAB / Simulink، ومقارنة النتائج .

كلمات مفتاحية: تحكم، منظم بطائي، محرك الممانعة المغناطيسية المتغيرة، مشاركة وظيفة عزم الدوران، عزم الدوران، الماتلاب.

Modeling and control of Switched Reluctance Motors (SRM)

Researcher Engineer Hayyan Raad Risha.

Supervised by: Dr. Youssef Razzouk : Assistant Professor
Department of Electric Power Engineering - College of
Mechanical
and Electrical Engineering - Al-Baath University.

Abstract

The main drawback of the switched reluctance motor (SRM) is the torque ripples that restricts its suitability for high-performance applications.

Where many previous studies and researches resorted to studying the control of the SRM motor to solve the problem of torque ripples and the high starting current based on the study of the constant reference current and its patterning within the HCC hysteresis current controller using the classic hysteresis regulator, but the torque ripples remained present with the rise in the starting current, so In this research, an integrated control system based on torque control is proposed based on the TSF torque sharing algorithm defined by the hysteresis package by the hysteresis current controller HCC. The above control unit was implemented using MATLAB / Simulink, and the results were compared.

Keywords: Switched reluctance motor (SRM), Torque ripple minimization, Torque sharing function (TSF), torque, MATLAB.

1- مقدمة:

Introduction

إن المحرك ذي الممانعة المغناطيسية المتغيرة (Switched Reluctance Motor) واختصاراً (SRM) هو آلة ذات أقطاب بارزة مزدوجة وذات تهبيج من جهة وحيدة وذات أقطاب غير متساوية بين الجزء الثابت والجزء الدوار. وترجع تسميتها بالآلة ذات الممانعة المغناطيسية المتغيرة إلى مبدأ العمل الذي يتلخص بأن الجزء الدوار في المحرك يتحرك بالاتجاه الذي تكون فيه الممانعة المغناطيسية أصغر ما يمكن، هناك تسمية أخرى تُطلق على هذا النوع من الآلات وهي الآلات ذات التبديل الإلكتروني وهاتان التسميتان تتطلقان من مفهوم ومبدأ عمل هذه الآلات [1] يتألف المحرك ذي الممانعة المغناطيسية المتغيرة من جزء ثابت أقطابه بارزة مصنوع من صفائح فولاذية وجزء دوار بأقطاب بارزة مصنوع من صفائح الفولاذ الكهربية. بشكل عام تكون الصفائح المستخدمة في التطبيقات عالية الوثوقية أقل ثخانة من تلك المستخدمة في محركات التيار المتناوب، مثلاً يستخدم الفولاذ السليكوني من أجل تقليل ضياعات التيارات الإعصارية، والسبب في ذلك إلى أن محرك الـ SRM يعمل عند تردد تبديل أكبر من تردد التبديل في محرك تيار متناوب يملك نفس الاستطاعة والسرعة. وتمتاز الآلات ذات الممانعة المغناطيسية المتغيرة ببساطة التصميم وتحمل الأعطال والسرعة العالية مما يجعلها مناسبة في العديد من التطبيقات وخاصة تلك التي تحتاج عملاً في مجال السرعات متغيرة وعالية السرعة أيضاً [2][3].

لكن تموج عزم الدوران الناتج عن الهيكل البارز المضاعف للثابت والدوار، حدّ من استخدامه في التطبيقات الصناعية التي تحتاج إلى تنظيم سلس في السرعة [4][5].

لذلك كان لا بدّ من تقليل تموج العزم من خلال الطرق الميكانيكية أو تقنيات التحكم الإلكترونية، حيث تعتمد الطرق الميكانيكية على إجراء تغيير هيكل في المحرك (انزياح المجاري - زيادة عدد الأقطاب، تعديل قياس الأقطابالخ) من أجل التحكم بالفيضان المغناطيسي عند كل دورة مما يؤدي إلى تقليل تموج العزم. إن هذه التغييرات الهيكلية تحد من نطاق استخدام المحرك في ساحة العمل وهي غير قابلة لتعميم [4].

أما في الطريقة الأخرى والتي تستخدم التقنيات الإلكترونية (خوارزميات التحكم) للتقليل من تموج العزم فإنها تعتمد بشكل رئيسي على التحكم ببارامترات المحرك نذكر من هذه البارامترات:

التيار الكهربائي المرجعي، زوايا التشغيل والإيقاف، والجهد حيث يتم التحكم بهذه البارامترات بشكل مباشر أو غير مباشر [7][6].

2- أهمية البحث وأهدافه:

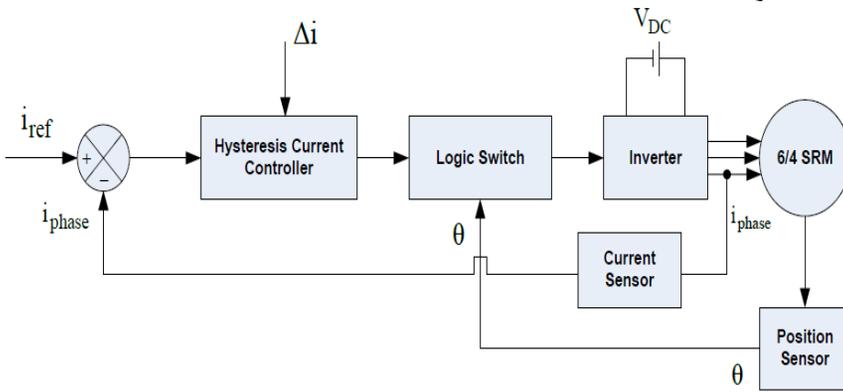
مع تزايد الاهتمام بشأن القيادة الموفرة للطاقة، جذب المحرك ذي الممانعة المغناطيسية المتغيرة (SRM) الاهتمام في مجالات السيارات الكهربائية (EV) وذلك نظراً لبنائه القوية، والتشغيل مع تجاوز الأخطاء، وعزم الدوران الأولي العالي دون مشكلة مع التدفق المتزايد للتيار، والتشغيل عالي السرعة. ومع ذلك، يعاني SRM من بعض السلبيات مثل تموج عزم الدوران المرتفع و الضجيج السمعي أو الصوتي العالي التي تعتبر من الأمور الحساسة في تطبيقات السيارات الكهربائية، لذا يعتبر تقليل تموج عزم الدوران و تخفيض تيار الاقلاع دون التأثير على مميزة السرعة الميكانيكية لألة ال SRM هو الهدف الاساسي لهذا البحث .

3- طرائق البحث وموارده:

تنظيم تيار محرك SRM باستخدام المنظمات البطائية:

SRM Current Regulation Using Hysteresis Regulators:

إن المخطط الصندوقي شكل (1) يحاكي عمل دائرة التحكم بأبسط أشكالها حيث أنه لا يحوي على أي نوع من أنواع المتحكمات سوى المتحكم البطائي لقيادة القالبية [10].



الشكل (1) مخطط صندوقي لقيادة المحرك SRM باستخدام المنظمات البطائية.

مبدأ عمل المنظم البطائي: Hysteresis Controller Principle

المنظم الكلاسيكي أحد أنواع المنظمات الكلاسيكية الشهيرة، وتعود تسميته إلى شكل إشارة الفيض المغناطيسي بالنسبة لشدة التيار المطبقة على المغناط والتي تسمى (عروة البقاء المغناطيسي) حيث أنه يعمل بشكل مشابه لمغنطة المعادن وإزالة مغنطتها ضمن عروة البقاء [3]، يوضح الشكل (2) رسم توضيح لمبدأ عمل المنظم البطائي حيث يمكن توصيف عمله بالشكل المبسط كما يلي:



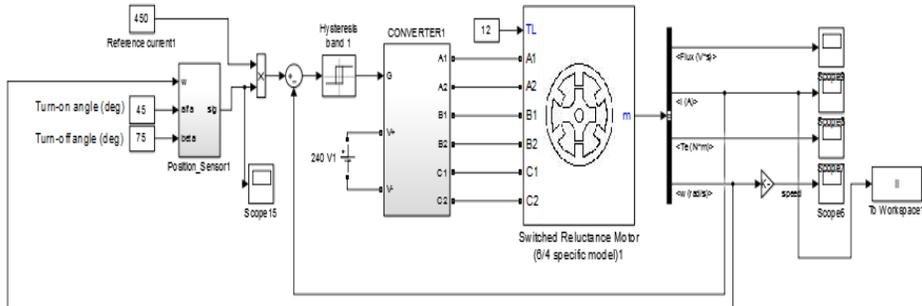
الشكل(2): مبدأ عمل المنظم البطائي

عندما يراد تنظيم إشارة تيار المحرك SRM عند قيمة مرجعية معينة I_{ref} فنحن بحاجة إلى قياس قيمة تيار الثابت اللحظية i_s وأخذ إشارة الخطأ بينهما $e = I_{ref} - i_s$ لتكون إشارة دخل للمنظم البطائي أما إشارة خرج المنظم فهي إشارة التحكم التي ستطبق مباشرة على مفاتيح المبدلة، وبالتالي كنتيجة هي أن التيار سيتأرجح ضمن عروة البطء المساوية $2 * Band$ حول القيمة المرجعية I_{ref} .

نتائج المحاكات اعتماداً على المنظمات البطائية:

Simulation results based on Hysteresis regulators:

لإظهار نتائج النمذجة لمحرك SRM 6/4 يتم إدخال البارومتريات المحددة بالجدول رقم (1) وتحديد زاوية التشغيل 45° وزاوية الايقاف 75° بناء على المرجع [11] وذلك بزمن نمذجة قدره ثانيتين وحمل ثابت $TL=12$ [N.M].

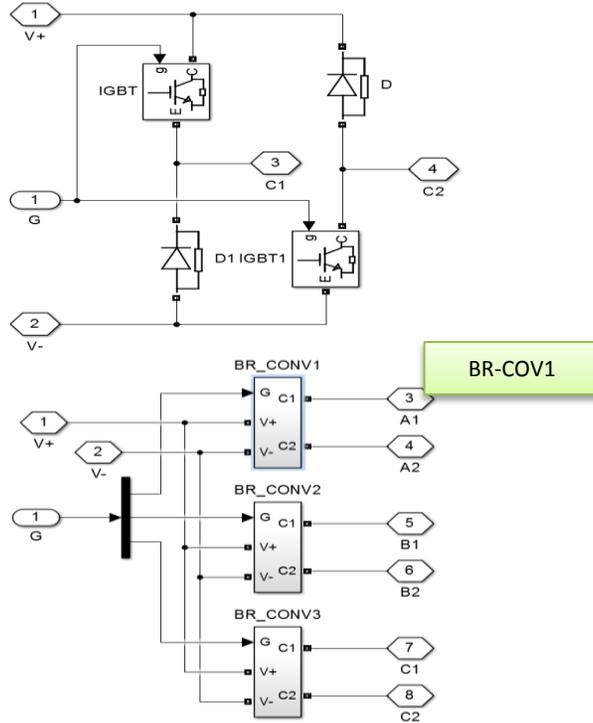


الشكل(3): نمذجة محرك SRM مقاد بالمنظم البطائي في بيئة Matlab/Simulink

الجدول (1) بارومترات محرك SRM

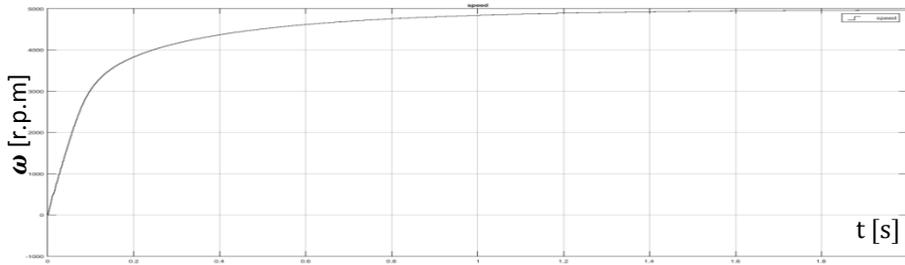
Parameters	Value
Phase number	3
Stator/rotor poles	6/4
Rated speed (r/min)	5000
Phase resistor (Ω)	0.05
Unaligned inductance $l_u=l_{max}(H)$	0.67×10^{-3}
Aligned inductance $l_a=l_{min}(H)$	0.0236
The inertia momentum J (kg.m ²)	0.0082
Power (kw)	60
I_n (A)	450

يمثل البلوك Converter نموذج المبدلة الفائزة للمحرك وهو يحاكي عمل المبدلة ذات المفاتيح لكل طور النصف جسرية المبينة بالشكل (4)، حيث يكون خرج البلوك جهود المطبقة على الاطوار المحرك الثلاث A,B,C والدخل هو عبارة عن تغذية مستمرة للقالبة بجهد 240 Vdc وإشارة القدر المتحكم بها عن طريق المدخل G الذي يتلقى الاوامر من المنظم البطائي تبعا لقيمة التيار المرجعي.



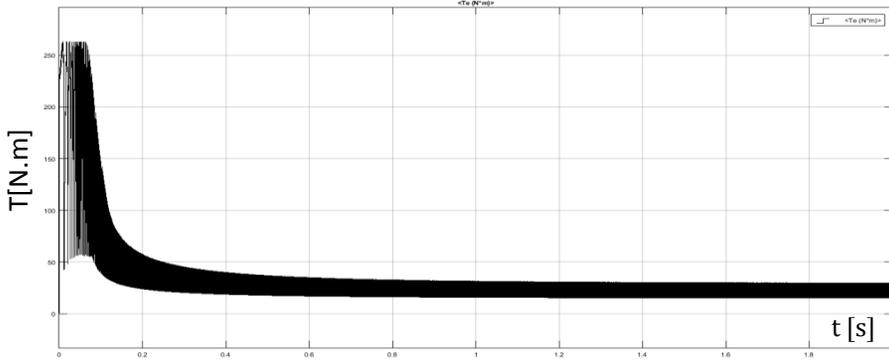
الشكل (4) : نموذج للقالبة المستخدمة في قيادة محرك SRM

يبين الشكل (5) منحنى السرعة الميكانيكية للدوار علماً أنه تم إقلاع محرك SRM بشكل مباشر على حمل كامل نلاحظ أن شكل مميزة السرعة اسي مستقرة وصولاً للسرعة الاسمية .



الشكل (5): مميزة السرعة الميكانيكية لمحرك SRM

كما يبين الشكل (6) علاقة عزم الخرج لمحرك SRM بالنسبة للزمن وذلك عند عزم حمل 12 [N.M] نلاحظ ارتفاع عزم الاقلاع بشكل كبير الذي يترافق بارتفاع تيار الاقلاع حيث نلاحظ بلغ عزم الاقلاع خمسة أضعاف العزم في الحالة المستقرة الامر الذي يؤثر سلباً على الآلة وعلى دارة القيادة والمنبع.



الشكل (6): مميزة عزم الخرج لمحرك SRM.

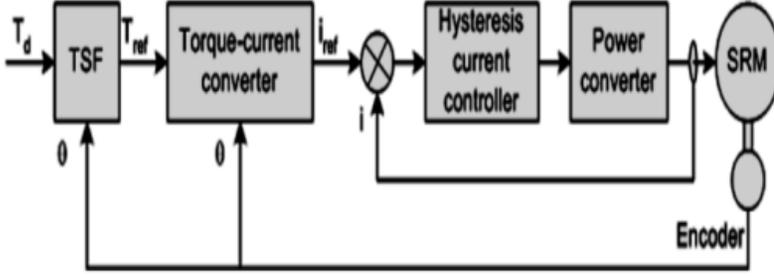
وبالتالي يمكن القول أن هنالك حاجة ماسة للتخلص من تيار إقلاع المحرك المرتفع إضافة لذلك التقليل من تموجات العزم المتولدة لعدت اسباب أحدها إهمال زاوية التداخل والآخرى الاعتماد على تيار مرجعي ثابت لذا تم اقتراح نموذج مطور يعتمد على دراسة باستخدام نظرية TSF و HCC.

نمذجة محرك SRM باستخدام مشاركة وظائف عزم الدوران TSF :

Modeling SRM using TSF torque sharing functions:

في استراتيجية مشاركة عزم الدوران، يتم تقسيم بعد مرحلة النقل لكل طور إلى منطقتين. في المنطقة الأولى، يتم توصيل طور واحدة ولكن يتم تطبيق التبديل بين الأطوار المجاورة في المنطقة الثانية. أيضاً، تم تصميم التحكم بحيث يبقى العزم الكلي لأطوار مختلفة أثناء عملية التبديل عند قيمة محددة. يوضح الشكل (7) مخطط صندوق لنظام

مشاركة عزم الدوران التقليدي. في طريقة أو نظام TSF التقليدي، تعتمد إشارة الخرج فقط على عزم الدوران المرجعي T_{ref} وموضع الدوار θ . يتم استخدام محول عزم الدوران إلى تيار لتحويل إشارة عزم الدوران المرجعية إلى إشارة التيار المرجعي.



الشكل (7) : المخطط الصندوقي لقيادة محرك ال SRM باستخدام ال TSF

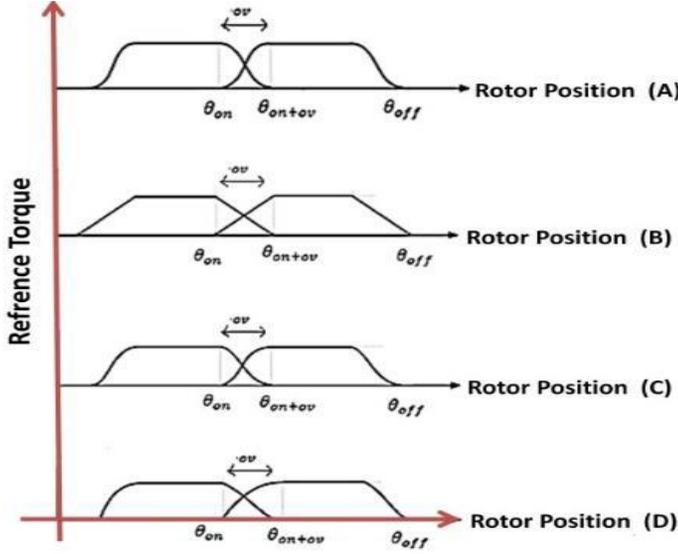
وتعطى معادلة TSF العامة بالشكل التالي (1) [8]:

$$TSF(\theta) = \begin{cases} 0 & 0 \leq \theta < \theta_{on} \\ f_{up}(\theta) \cdot T_{ref} & \theta_{on} \leq \theta < \theta_{on} + \theta_{ov} \\ T_{ref} & \theta_{on} + \theta_{ov} \leq \theta < \theta_{off} \\ f_{dn}(\theta) \cdot T_{ref} & \theta_{off} \leq \theta < \theta_{off} + \theta_{ov} \\ 0 & \theta_{off} + \theta_{ov} \leq \theta < \theta_p \end{cases} \quad (1)$$

حيث:

T_{ref} عزم الدوران المرجعي، $f_{up}(\theta)$: TSF المتزايد أو المرتفع للطور المقدم، $f_{dn}(\theta)$ TSF المتناقص أو الهابط للطور الناتج، θ_{on} زاوية التشغيل، θ_{off} زاوية الإطفاء، زاوية التداخل θ_p ، زاوية ميل عمود الدوران.

وفق الطريقة الكلاسيكية لدراسة التخلص من اهتزاز العزم باستخدام TSFs يوجد أربع طرق للتحكم بدالتي الطور الصاعدة والهابطة وهي:



الشكل (8) عزم الدوران المرجعي في حالات الـ TSF الأربعة.

Linear TSF

• TSF الخطي:

في TSF الخطي يمكن التعبير عن معادلات عزم الدوران المتزايد والمتناقص على النحو التالي [9]:

$$f_{up} = \frac{\theta - \theta_{on}}{\theta_{ov}} \quad (2)$$

$$f_{dn} = 1 - \frac{(\theta - \theta_{off})}{\theta_{ov}} \quad (3)$$

Cubic TSF

• TSF الحجمي أو التكعيبي:

بالنسبة إلى TSF التكعيبي، يتم التعبير عن المعادلات المرجعية المتزايدة والمتناقصة رياضياً على النحو التالي [9]:

$$f_{up} = \frac{3}{\theta_{ov}^2} (\theta - \theta_{on})^2 - \frac{2}{\theta_{ov}^3} (\theta - \theta_{on})^3 \quad (4)$$

$$f_{dn} = 1 - \frac{3}{\theta_{ov}^2} (\theta - \theta_{off} + \theta_{ov})^2 - \frac{2}{\theta_{ov}^3} (\theta - \theta_{off} + \theta_{ov})^3 \quad (5)$$

Exponential TSF

• TSF الأسّي:

يمكن تمييز عزم الدوران المرجعي المتزايد والمتناقص في TSF الأسّي بواسطة المعادلات [9]:

$$f_{up} = 1 - \exp\left(-\frac{(\theta - \theta_{on})^2}{\theta_{ov}}\right) \quad (6)$$

$$f_{dn} = \exp\left(-\frac{(\theta_{off} - \theta_{ov} - \theta)^2}{\theta_{ov}}\right) \quad (7)$$

Cosine TSF

• TSF التجميعي:

في TSF التجميعي، يمكن كتابة المعادلات المرجعية على النحو التالي [9]:

$$f_{up} = \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \cos\left(\frac{\pi}{\theta_{ov}} (\theta - \theta_{on})\right) \quad (8)$$

$$f_{dn} = \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \cos\left(\frac{\pi}{\theta_{ov}} (\theta - \theta_{off})\right) \quad (9)$$

نتائج نمذجة محرك الـ SRM باستخدام الـ TSF :

Results of SRM modeling using TSF:

للحصول على نتائج النمذجة علينا تحديد بدقة فرضيات التشغيل بدايةً نحدد زوايا

التشغيل والإيقاف والتداخل، حيث يتم تحديد زاوية التشغيل للطور A ضمن المجال:

$$\frac{360^\circ}{nNr} = 30^\circ \leq \theta_{on} \leq \frac{180^\circ}{Nr} = 45^\circ \quad (10)$$

وزاوية الفعالة لنقل الطور ε بالعلاقة:

$$\varepsilon = \frac{360^\circ}{\frac{N_s}{2} \times N_r} = \frac{360^\circ}{\frac{6}{2} \times 4} = 30^\circ \quad (11)$$

مع اختيار زاوية التشغيل 30° وزاوية تداخل 15° يمكننا تحديد θ_{off} من العلاقة:

$$\theta_{off} = \theta_{on} + \varepsilon + \theta_{ov} = 75^\circ \quad (12)$$

توضح المعادلة (13) البنية الداخلية لمحول التيار:

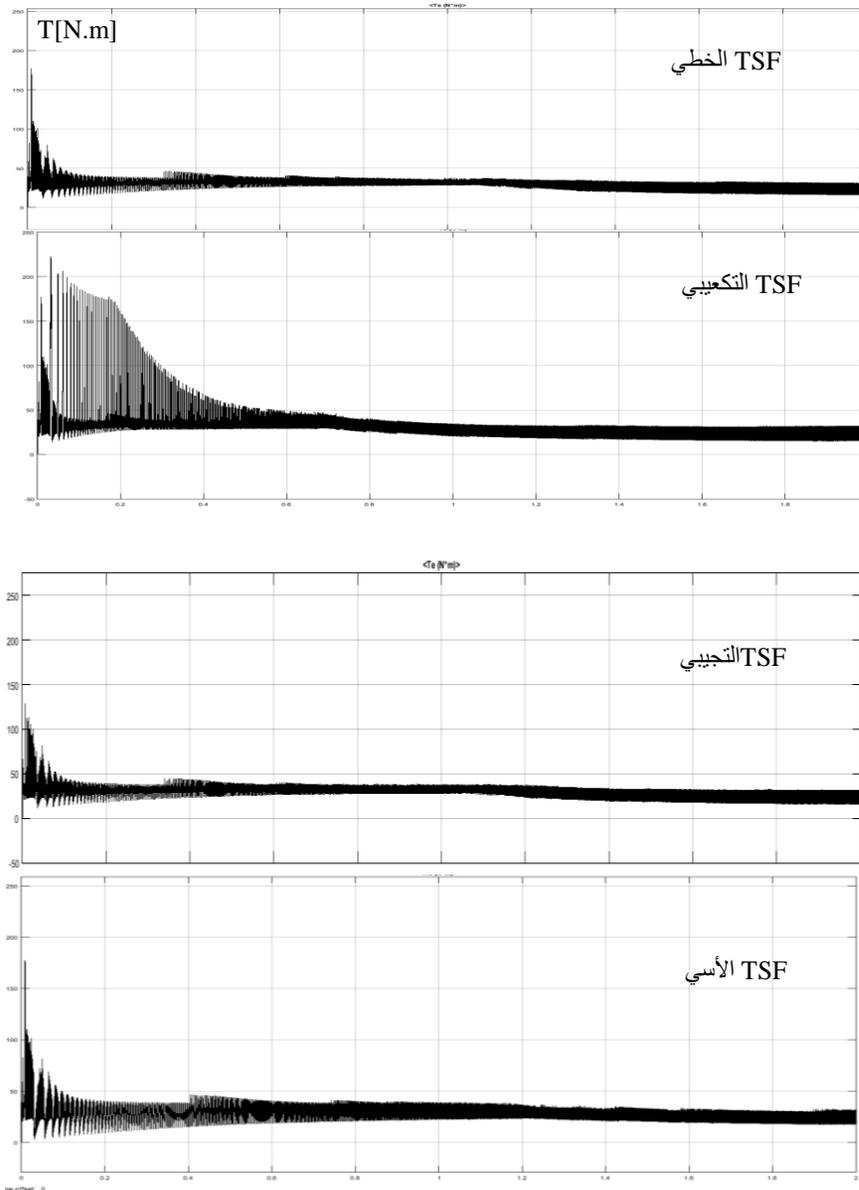
$$I_{ref} = \sqrt{\frac{T_{ref}^2}{l_a N_r \sin(N_r \theta + (q - 1) \frac{2\pi}{n})}} \quad (13)$$

N_r : عدد أقطاب الدائر، l_a : التحريض في منطقة التطابق $[H]$ ، n : عدد الاطوار وهنا حالة ثلاثي الطور، q : رقم الطور وتأخذ القيم 1,2,3.

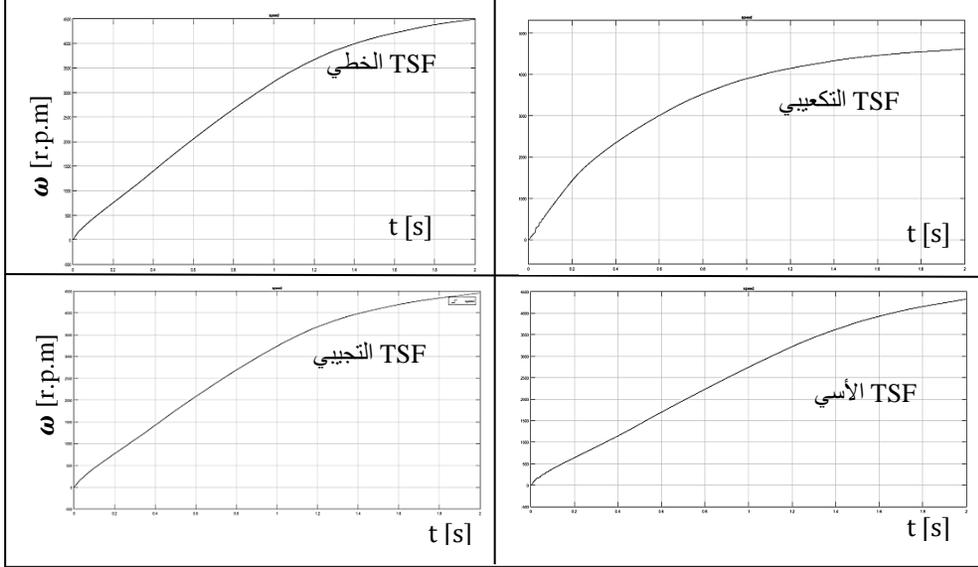
مع التنويه ان المعادلة (13) درست في المرجع [12] بناءً على التحريض في منطقة عدم التطابق الامر الذي أدى لارتفاع قيمة التيار المرجعي لذا اعتمدنا في بحثنا لدراسة التيار بناء على التحريض الاعظمي في منطقة التطابق، مع تعديل زاوية الايقاف على مدخل حساس أثر الموضع المتحكم به لتصبح $\theta_{off} = 80^\circ$ حيث تم اختيارها تجريبياً أيضاً ومن الجدير بالذكر أنه باختيار قيم أقل أو أكبر من هذه القيمة نلاحظ أن العزم يمر في الصفر بشكل دوري مع خلل واضح في مميزة السرعة .

لعرض نتائج النمذجة سنقوم بإدخال بارامترات المحرك في الجدول (1) خلال زمن تشغيل وقدره ثانيتين وعزم حمل $TL=12$ [N.m] مع التعديلات السابقة نتج مايلي:

باستخدام الـ TSF:



الشكل (9): مميزة العزم لمحرك الـ SRM باستخدام حالات الـ TSF الأربعة.



الشكل (10): مميزة السرعة الميكانيكية لمحرك الـ SRM باستخدام حالات الـ TSF الأربعة.

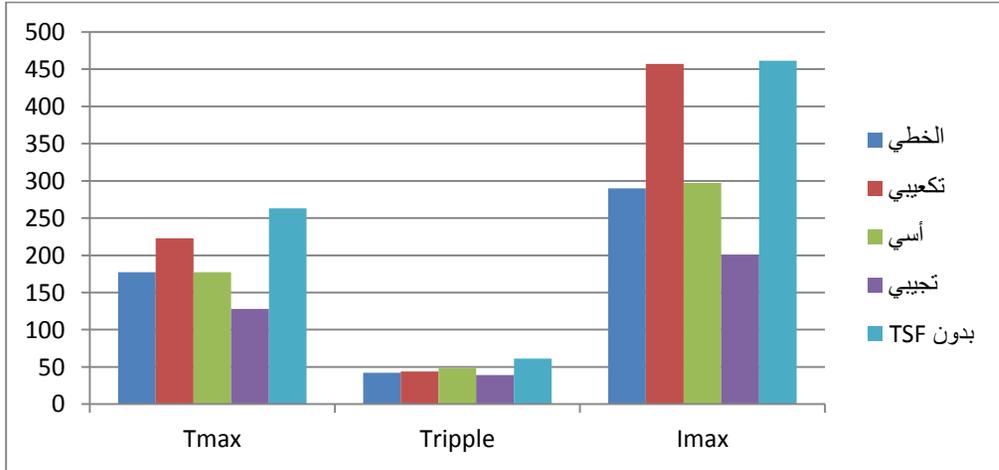
Conclusions and recommendations

4 نتائج النمذجة:

يقدم الجدول (2) مقارنة لجميع نتائج النمذجة لبارومترات الاقلاع واهتزاز العزم بتطبيق الحالات الاربعة لـ TSF في إطار حزمة بطائية HCC استناداً للمقترح الثالث وبزاوية إيقاف على مدخل الـ TSF $\theta_{off} = 80^\circ$ ومقارنتها في حال عدم وجود الـ TSF مع زاوية إيقاف $\theta_{off} = 75^\circ$ ويعزم حمل ثابت $T_L = 12 [N.m]$.

الجدول (2): مقارنة نتائج النمذجة

التقييم الاقلاع	مميزة السرعة	زمن الاستجابة [Sec]	تيار الاقلاع [A]	T_{rippl} %	T_{max} [N.m]	T_{av} [N.m]	نمط التحكم
متوسط	جزئياً خطي	0.6	289.9	42.2	177.2	30.5	TSF الخطي
مرتفع	أسي	0.6	457	44	222.7	30	TSF التكعيبي
متوسط	جزئياً خطي	0.75	297	48.2	177.2	29	TSF الأسّي
سلس	أسية	0.56	200.7	39	127.8	30.28	TSF التجبيبي
مرتفع	أسية	-----	461.13	61.3	263	25.6	بدون TSF



الشكل (11): مخطط الأعمدة لنتائج النمذجة بتطبيق الحالات الأربعة للـ TSF في إطار حزمة بطائية Hcc

كما يظهر الجدول (3) النسبة المئوية لتخفيض لكل من تيار وعزم الاقلاع والتموج في عزم الدوران الحاصل في الحالات الاربعة لـ TSF بالنسبة لحالة عدم وجود الـ TSF.

الجدول (3) النسبة المئوية لتخفيض لكل من تيار وعزم الاقلاع والتموج في عزم الدوران

الخطي TSF			التجبيي TSF			نمط التحكم
Trip	Tmax	Trip	Tmax	Trip	Tmax	النسبة المئوية للتخفيض
36.38	51.41	36.38	51.41	36.38	51.41	
الأسّي TSF			التكعيبي TSF			نمط التحكم
lmax	Trip	Tmax	lmax	Trip	Tmax	النسبة المئوية للتخفيض
35.59	21.37	32.6	0.90	28.22	15.32	

وحسب النتائج المبينة في الجدولين (3) و(4) نجد أن الـ TSF التجبيي مقارنةً بالحالات الاربعة الأخرى (الاسي، والتكعيبي، والخطي، وبدون TSF) نجح في تخفيض تيار الاقلاع دون التأثير على مميزة السرعة الميكانيكية وبزمن استجابة جيد ومعدل اهتزاز منخفض نسبياً.

توصيات و المقترحات:

وفي إطار التطوير الدائم للبحث نقترح تجريب هذه الطريقة التحكمية على مجموعة محركات خاصة أخرى وفي تطوير نظام التحكم بالاعتماد على السرعة الميكانيكية كمدخل تحكمي عوضاً عن عزم مرجعي ثابت.

المراجع References

- [1] R. Krishnan; Tech Virginia, 2001 – Switched Reluctance Motor Drives: modeling, simulation, analysis, design, and applications, *p. cm.—(Industrial electronics series)*.
- [2] M. Krishnamurthy, C. S. Edrington, A. Emadi, P. Asadi, M. Ehsani, and B. Fahimi, “Making the case for applications of switched reluctance motor technology in automotive products,” IEEE Transactions on Power Electronics, vol. 21, no. 3, pp. 659–675, May 2006.
- [3] Gan, J. Wu, S. Yang, and Y. Hu, “Phase current reconstruction of switched reluctance motors from dc-link current under double high-frequency pulses injection,” IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 62, no. 5, pp. 3265–3276, May 2015.
- [4] R. Mikail, Y. Sozer, I. Husain, M. Islam, and T. Sebastian, “Torque ripple minimization of switched reluctance machines through current profiling,” in 2011 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition, Sept 2011, pp. 3568–3574.
- [5] R. Mikail, I. Husain, M. S. Islam, Y. Sozer, and T. Sebastian, “Four quadrant torque ripple minimization of switched reluctance machine through current profiling with mitigation of rotor eccentricity problem and sensor errors,” IEEE Transactions on

Industry Applications, vol. 51, no. 3, pp. 2097–2104, May 2015.

- [6] Husain, "Minimization of torque ripple in srm drives," IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 49, no. 1, pp. 28– 39, Feb 2002.
- [7] R. B. Inderka and R. W. A. A. D. Doncker, "Ditc–direct instantaneous torque control of switched reluctance drives," IEEE Transactions on Industry Applications, vol. 39, no. 4, pp. 1046–1051, July 2003.
- [8] D. Lee, Z. Lee, and J. Ahn, "A simple nonlinear logical torque sharing function for low–torque ripple SR Drive", IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 56, No. 8, pp. 3021–3028, 2009.
- [9] X. Xue, K. Cheng, and S. Ho, "Optimization and Evaluation of Torque–Sharing Functions for Torque Ripple Minimization in Switched Reluctance Motor Drives", IEEE Transactions on Power Electronics, Vol. 24, No. 9, pp. 2076– 2090, 2009.
- [10] Soares F., Costa Branco P.J., (2001)– Simulation of a 6/4 Switched Reluctance Motor Based on Matlab/Simulink Environment, Laboratório de Mecatrónica, Instituto Superior,Técnico.

- [11] I.Tariq, R.Muzzammel, U.Alqasmi and A.Raza, "Artificial Neural Network–Based Control of Switched Reluctance Motor for Torque Ripple Reduction", Hindawi, Mathematical Problems in Engineering, Volume 2020.
- [12] P, Jebarani Evangeline. S, Jayakumar. J, "ANFIS Based Torque Control of Switched Reluctance Motor", International Journal of Soft Computing and Engineering (IJSCE) ISSN: 2231–2307, Volume–2 Issue–2, May 2012.