

مجلة جامعة البعث

سلسلة العلوم الهندسية الميكانيكية
والكهربائية والمعلوماتية



مجلة علمية محكمة دورية

المجلد 43 . العدد 23

1442 هـ - 2021 م

الأستاذ الدكتور عبد الباسط الخطيب

رئيس جامعة البعث

المدير المسؤول عن المجلة

رئيس هيئة التحرير	أ. د. ناصر سعد الدين
رئيس التحرير	أ. د. درغام سلوم

مديرة مكتب مجلة جامعة البعث

بشرى مصطفى

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 مشرقي
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

قيمة العدد الواحد : 100 ل.س داخل القطر العربي السوري

25 دولاراً أمريكياً خارج القطر العربي السوري

قيمة الاشتراك السنوي : 1000 ل.س للعموم

500 ل.س لأعضاء الهيئة التدريسية والطلاب

250 دولاراً أمريكياً خارج القطر العربي السوري

توجه الطلبات الخاصة بالاشتراك في المجلة إلى العنوان المبين أعلاه.
يرسل المبلغ المطلوب من خارج القطر بالدولارات الأمريكية بموجب شيكات

باسم جامعة البعث.

تضاف نسبة 50% إذا كان الاشتراك أكثر من نسخة.

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 (20000) ل.س عشرون ألف ليرة سورية عن كل بحث لكل باحث يريد نشره في مجلة جامعة البعث.
2. دفع رسم نشر (50000) ل.س خمسون ألف 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 (3000) ل.س ثلاثة آلاف ليرة سورية رسم موافقة على النشر من كافة الباحثين.

المحتوى

الصفحة	اسم الباحث	اسم البحث
52-11	نهله سعد الدين د. يسر الأتاسي	تطبيق التعلم بالنقل في تصنيف الصور
74-53	د. م. ايلي خليل	دراسة ومقارنة خوارزميات تحسين وثوقية طريقة <i>MPDR</i> لتشكيل حزمة الاشعاع
106-75	أ.د.م هيثم حسن د.م إياد دبور م. علاء نوفل	دراسة تأثير زاوية شفرات الهواء الرئيسي على خصائص الاحتراق والتوزيع الحراري لحراق دوامي باستخدام المحاكاة العددية
132-107	الدكتورة: هالة حسن	محاكاة عددية لسلوك جدار قص معرض لحريق مسبق-حمولة جانبية باستخدام <i>Ansys Workbench</i>
148-133	ازدهار طه أ.م.د. عماد أسعد	اختبار وثوقية وتدهور الثنائيات الليزرية المصدرة للطول الموجي <i>905nm</i>

تطبيق التعلم بالنقل في تصنيف الصور

طالبة الدكتوراه: نهله سعد الدين

كلية الهندسة المعلوماتية - جامعة البعث

إشراف: د. يسر السيد سليمان الأتاسي

الملخص:

يعتبر التصوير الشعاعي تقنية مقبولة للمجتمع الطبي للكشف عن التشوهات. ومع ذلك، فإن تفسير الصور يستغرق وقتاً طويلاً وهو معرض للخطأ من قبل أخصائيي الأشعة الذين يتعرضون للعوامل الخارجية بما في ذلك التعب المحتمل الناتج عن العمل لساعات طويلة أو الإرهاق أو التفكير بأمر الحياة الأخرى.

ولتحسين كفاءة عمل أخصائيي الأشعة، قمنا بالعمل على تطوير نموذج تشخيص بمساعدة الكمبيوتر لتصنيف الصور الشعاعية إلى تصنيفين: حالة طبيعية وحالة شذوذ (أو حالة غير طبيعية) وذلك لتسهيل عملية التشخيص الشعاعي، من خلال نقل مجموعة من الشبكات العصبية التلافيفية العميقة المختارة بين مجموعة شبكات متوفرة قمنا بدراستها وتطبيقها على أساس المناطق المحتمل أن تكون غير طبيعية التي يوفرها اختصاصيو الأشعة لحالة الدراسة التي قمنا باختيارها.

نلقي في هذه الدراسة الضوء على دراسة تجريبية لإحدى الشبكات العصبية التلافيفية المتصلة كلياً بتطبيقها على عينة البيانات المدروسة من خلال تقنية التعلم بالنقل. حصلنا على مجموعة من النتائج الجيدة، والتي حققت دقة تشخيص عالية بلغت حوالي 88% في بعض الحالات المدروسة.

الكلمات المفتاحية: التعلم بالنقل - صنع قرار - تعلم آلة - تصنيف صور - MURA -
- صور شعاعية - DenseNet - شبكة عصبية تلافيفية متصلة.

Applying Transfer Learning in image classification

Abstract:

Radiography is an accepted technique for the medical community to detect abnormalities. However, the interpretation of the images is time-consuming and is subject to error by radiologists who are exposed to external factors including possible fatigue from working long hours, overwork, or thinking about other life matters.

To improve the efficiency of the radiologists' work, we developed a computer-assisted diagnostic model to classify the radiographs into two classifications: a normal condition and an anomaly (or an abnormal state) in order to facilitate the radiological diagnostic process, by transferring a set of selected deep convolutional neural networks between a set of available networks. We have studied and applied them on the basis of potentially abnormal areas that radiologists provide for the study case we have selected.

In this study, we shed light on an experimental study of a fully connected convolutional neural network (DenseNet) by applying it to the studied data sample through a learning transfer technique.

We obtained a set of good results, which achieved high diagnostic accuracy of about 88% in some of the studied cases.

Keywords: Transfer Learning – Decision Making– Machine Learning- Image Classification – MURA – Radiologist Images – DenseNet – Fully Connected Convolutional Neural Network

1- مقدمة:

تعد صور الصدر الشعاعية من أكثر الصور التي يتم الحصول عليها بشكل متكرر في مجال الأشعة وغالباً ما تكون موضوعاً لأبحاث الرؤية الحاسوبية. معظم النماذج المستخدمة لتصنيف الصور الشعاعية مستمدة من الشبكات العصبية العميقة المتاحة والمدرية على مجموعات بيانات الصور الكبيرة وذلك لمساعدة أطباء الأشعة على تحسين كفاءتهم في العمل بالإضافة إلى دقة التشخيص، تم إنجاز أعمال كبيرة لتصميم أنظمة التشخيص بمساعدة الحاسب (Computer Aided Diagnosing) مساعدة في هذا المجال [1]. وهناك فئتان رئيسيتان لأنظمة CAD حسب الوظيفة: أولاً الكشف وثانياً التشخيص.

عادةً ما يكون تحديد المناطق غير الطبيعية في الصور (أو ما يسمى عادة حالات الشذوذ) هو الخطوة الأساسية والأهم في جميع أنظمة CAD تقريباً. كما يمكن أن تكون هذه الأنظمة مفيدة للغاية عندما يصعب على أخصائي الأشعة اكتشاف أو تحديد المناطق غير الطبيعية نظراً للمحتويات المعقدة في الصور. بالإضافة إلى ذلك، يتم تطبيق أنظمة التشخيص بشكل عام لمساعدة أخصائي الأشعة على اتخاذ قرارات بشأن تشخيص الصور عند الضرورة [2].

2- هدف البحث:

تم العمل في هذا البحث على تطبيق دراسة عملية تجريبية لشبكة DenseNet201 العميقة والكبيرة من ناحية عدد الطبقات. وبالاستفادة من خلال تقنية التعلم بالنقل / Transfer Learning قمنا بتطبيق دراستنا على عينة بيانات رسمية تم نشرها من قبل فريق تعلم الآلة في جامعة ستانفورد (تفاصيل أكثر عن عينة البيانات نجدها لاحقاً ضمن البحث)، ودراسة مدى تأثير تقنية التعلم بالنقل على النتائج.

كما سنتناول الدراسة تفاصيل بنية الشبكة المدروسة، وآلية تطبيق التعلم بالنقل بالاستفادة من التقنيات المتوفرة للأبحاث، إضافةً إلى النتائج والملاحظات التي حصلنا عليها بعد تنفيذ هذه الدراسة.

3- الدراسات السابقة:

صمم نيراج وآخرون نظاماً للكشف مع سلسلة من التعلم العميق ومصنفات الغابات العشوائية المقدمة [3]. كما تم استخدام شبكة المعتقدات العميقة كمصنف لتحديد المناطق الخادعة متعددة المقاييس في المرحلة الأولى يليها مصنف الغابات العشوائية لتحديد المناطق التي نتجت من المرحلة الأولى لتكون جماعية أم لا. أظهرت التجارب على مجموعتين مختلفتين من البيانات نتائج واعدة. تم اقتراح عمل مشابه لاكتشاف التكلس باستخدام المصنفات المتتالية.

هناك أيضاً عدد كبير من الأعمال على أنظمة التشخيص المتعلقة بالتكلس المجهري والكتلة [5] [4] [6].

بحيث تم في [4] دراسة للعلاقات بين علم الأمراض والبنية البلورية في تكلسات الثدي وتصنيفها إلى مجموعتين "حميدة" و "خبيثة". في الدراسة [5] تم قياس التركيب الأولي للتكلسات الموجودة في الأقسام النسيجية لخزعات أنسجة الثدي، وربط ذلك بكل من البارامترات البلورية المقاسة سابقاً في نفس العينات، وتقرير التشريح المرضي والاستفادة منها في عملية التشخيص. في الدراسة [6] تم تقديم فحص الخلايا بالإبرة الدقيقة للثدي للفئات غير الخبيثة بحيث يعتمد التشخيص الدقيق الحالي لآفات الثدي على نهج تقييم ثلاثي يشمل الفحوصات السريرية والتصويرية والمرضية. في هذه الدراسة تم اعتماد فحص الخلايا بالإبرة الدقيقة (FNAC) على نطاق واسع للتقييم المرضي بسبب دقته وسهولة استخدامه.

تفوقت شبكة CNN المدربة المكونة من تسع طبقات في نظام الكشف عن سرطان الثدي، والتي صممها بان، على ستة أساليب أخرى من أحدث الأساليب [7]. وصلت دقة التشخيص إلى 94% لكنها لا تزال قابلة للتحسين. وفي نظام آخر، تم تقديم شبكة عصبية تلافيفية جديدة (CNN) تسمى GlimpseNet [27]. يتم استخراج مناطق الاهتمام المتعددة (ROI) في وقت واحد ثم يتم تصنيفها. ثم يتم إعطاء نتيجة تشخيصية للصورة الكاملة عن طريق تجميعها لإعطاء نتيجة مشوهة للصورة الكاملة. ومع ذلك، كما ذكر المؤلفون، لم يتم إصلاح مشكلة زيادة التخصيص بينما اكتسب أداء الدقة 4.1% مقارنة بالخوارزميات الموجودة.

الشبكات العصبية التلافيفية:

على الرغم من أن شبكات CNN العميقة قد استخدمت على نطاق واسع في المجالات التي لا تشمل فقط التحليل والتشخيص الطبي [9]، فإنه لا تزال هناك بعض المشكلات التي يتعين حلها في الاستخدام العملي لكل مشكلة. ومن قيود المشاكل العملية نذكر مثلاً الحجم المحدود لبيانات التدريب. أيضاً، كما أشار جيسون [10]، تتعلم الطبقات السفلية في شبكات CNN العميقة وخاصة الطبقة الأولى بعض الميزات العامة المشابهة لمرشحات Gabor أو نقاط الألوان، لكن الطبقات العليا تتعلم المزيد من الميزات المحددة فيما يتعلق بمجموعة البيانات. التعلم الانتقالي، الذي تم تقديمه لتبني المصنفات المدربة لفئات أخرى لتصنيف فئات معينة، تبين أنه طريقة فعالة لحل مثل هذه الحالات [12] [13]. ولهذا قمنا بالعمل على تطبيقه ودراسة دوره في عينة البيانات المستخدمة في بحثنا هذا. هناك طريقتان لتحويل الشبكات القائمة إلى شبكات موجهة للمشاكل. الإجراء الأول لطريقتي للتعلم بالنقل هو نفسه وهو نسخ أول n من الطبقات السفلية من الشبكات الأساسية إلى الشبكات المستهدفة بينما تتم تهيئة البارامترات (Parameters) في الطبقات المتبقية من الشبكات المستهدفة بشكل عشوائي. الفرق بين الطريقتين هو في

الإجراء الثاني وهو أن إحداهما تترك البارامترات في الطبقات المنسوخة مجمدة بينما تقوم الأخرى بضبط البارامترات عند تدريب الشبكات المستهدفة. يُقترح تقنية التجميد عندما يكون حجم مجموعة البيانات المستهدفة صغيراً بينما تكون أعداد البارامترات كبيرة وإلا يجب اعتماد الضبط الدقيق عندما تكون مجموعة البيانات الكبيرة مصحوبة بعدد صغير من البارامترات [14].

في التعلم بالنقل، يتم تطبيق معرفة نموذج التعلم الآلي الذي تم تدريبه بالفعل على مشكلة مختلفة ولكنها ذات صلة. على سبيل المثال، إذا قمنا بتدريب المصنف البسيط للتنبؤ فيما إذا كانت الصورة تحتوي على حقيبة ظهر، فيمكننا استخدام المعرفة التي اكتسبها النموذج أثناء تدريبه للتعرف على أشياء أخرى مثل النظارات، أقلام،

أي أننا نحاول بشكل أساسي استغلال ما تم تعلمه في مهمة A لتحسين التعميم في مهمة أخرى B بحيث نقوم بنقل الأوزان التي تعلمتها الشبكة في "المهمة A" إلى "المهمة B" الجديدة.

أصبح هذا النوع من النموذج ذو المرحلتين شائعاً للغاية في العديد من التطبيقات العملية، وخاصة في التصوير الطبي. بحيث تم ضبط البنى القياسية المصممة لـ ImageNet مع الأوزان المقابلة مسبقاً للتدريب بدقة على المهام الطبية التي تتراوح من تفسير الأشعة السينية للصدر وتحديد أمراض العيون ، إلى الاكتشاف المبكر لمرض الزهايمر.

على هذا النحو، هناك العديد من المهام والمسائل المميزة لاعتماد التعلم بالنقل في مجالات مختلفة بما في ذلك الكشف عن المرض وتشخيصه. قام الباحثون في [15] بنقل شبكة CNN العميقة المكونة من تسع طبقات والتي تم تدريبها مسبقاً على مجموعة كبيرة من بيانات تصوير الثدي بالأشعة السينية ولكنها حسنت دقة الكشف عن الكتلة في التحليل المقطعي للثدي الرقمي (DBT) بشكل كبير من 0.80 إلى 0.91.

وفي محاولة أخرى، قام بنيامين وآخرون بتحسين دقة تصنيف الورم الشعاعي للثدي من 0.81 إلى 0.86 بعد تطبيق التعلم بالنقل [16].

طبقتنا في دراستنا أحدث شبكات DenseNet وأضفناها إلى بحثنا كمصنفات ذات نتائج مرضية بشكل جيد، والتي تزيل الإجراءات الأولية مثل التجزئة في أنظمة التشخيص التقليدية. لتحديد ما إذا كان يجب تجميد الشبكات الأساسية أم لا في هذه المشكلة، استخدمنا طريقة للتعلم بالنقل، كما تحققنا من صحة دراستنا من خلال مقارنة دقة النتائج التي حصلنا عليها بأحدث الأعمال وتوصلنا إلى استنتاج مفاده أن طريقتنا تعمل بشكل أفضل بينها جميعاً على عينة البيانات المدروسة.

التعلم بالنقل (Transfer Learning):

قد تستغرق نماذج الشبكة العصبية التلافيفية العميقة أياماً أو حتى أسابيع للتدريب على مجموعات بيانات كبيرة جداً. وتتمثل إحدى طرق اختصار هذه العملية في إعادة استخدام أوزان النموذج من النماذج المدربة مسبقاً التي تم تطويرها لمجموعات البيانات المعيارية، مثل مهام التعرف على الصور ImageNet. يمكن تنزيل النماذج الأفضل أداءً واستخدامها مباشرة، أو دمجها في نموذج جديد لحل مشكلات الرؤية الحاسوبية.

يشير مصطلح التعلم بالنقل إلى تأثير المعرفة المكتسبة من قبل الشبكة العصبية المدربة مسبقاً على مجموعة بيانات معينة (كبيرة عادة) متاحة لحل المشكلات الجديدة التي تتوفر لها أمثلة تدريب قليلة، ودمج المعرفة الحالية مع المعرفة الجديدة المستفادة من الأمثلة القليلة من مجموعة البيانات الخاصة بالمسألة. وبالتالي، يتم استخدام التعلم بالنقل بشكل كبير، غالباً مع تقنيات أخرى مثل زيادة عينة البيانات المدروسة، من أجل معالجة مشكلة نقص بيانات التدريب.

يعمل التعلم الانتقالي فقط في التعلم العميق إذا كانت ميزات النموذج التي تم تعلمها من المهمة الأولى عامة.

في التعلم بالنقل، نقوم أولاً بتدريب شبكة أساسية على مجموعة بيانات أساسية ومهمة، ثم نقوم بإعادة توظيف الميزات المكتسبة، أو نقلها، إلى الشبكة الهدف ليتم

تدريبها على مجموعة بيانات ومهمة هدف. ستتم هذه العملية إذا كانت الميزات عامة، ما يعني أنها مناسبة لكل من المهام الأساسية والهدف، بدلاً من المهمة المحددة للمهمة الأساسية.

طريقة النموذج المدرب مسبقاً:

1- نحدد النموذج المصدر: يتم اختيار نموذج مصدر مدرب مسبقاً من النماذج المتاحة بحيث تطلق العديد من المؤسسات البحثية نماذج على مجموعات بيانات كبيرة وصعبة يمكن تضمينها في مجموعة النماذج المرشحة للاختيار من بينها.

2- إعادة استخدام النموذج: يمكن استخدام النموذج الذي تم تدريبه مسبقاً كنقطة انطلاق لنموذج في مهمة ثانية. قد يشمل ذلك استخدام النموذج بالكامل أو أجزاء منه، اعتماداً على تقنية النمذجة المستخدمة.

3- ضبط النموذج: قد يحتاج النموذج إلى تكيفه أو تعديله على بيانات زوج الإدخال والإخراج المتاحة للمهمة الهدف.

ولكن يمكن أن يتساءل الباحثون هنا ما مقدار المساعدة التي يمكن أن يساعدها التعلم بالنقل فعلياً، قمنا بالإجابة على هذا السؤال فيما يتعلق بتصنيف مجموعة البيانات الخاصة بالصور الشعاعية الطبية التي ذكرناها في بند عينة البيانات المدروسة.

يعتبر التعلم بالنقل تحسين، اختصار لتوفير الوقت أو الحصول على أداء أفضل. وبشكل عام، ليس من الواضح أنه ستكون هناك فائدة من استخدام التعلم بالنقل في المجال إلا بعد تطوير النموذج وتقييمه.

طرق التعلم بالنقل:

تبين أن التعلم عن طريق النقل هو وسيلة فعالة لتقديم الشبكات ذات الأداء الجيد في التصنيف لحل مشاكل التصنيف العملية بشرط محدودية حجم البيانات [17] ومع ذلك، فإن شبكات CNN العميقة الحديثة مصممة بشكل عام للتعرف على الأشياء على نطاق واسع [18].

لذلك، في الخطوة الأولى من التعلم بالنقل، يجب استبدال الطبقة المتصلة بالكامل التي تحتوي على n خلية عصبية بطبقة تحوي عدد محدد من الخلايا العصبية لتلبية احتياجات التصنيف المحددة (الخاصة بدراستنا هنا). يعتمد ما إذا كان ينبغي تطبيق تقنية التجميد أو الضبط الدقيق على عدد البارامترات التي سيتم تدريبها وعلى حجم البيانات المتاحة للدراسة. للتمييز بين الأداء المختلف لهاتين التقنيتين، استخدمنا كلتا الطريقتين عند نقل الشبكات الأساسية بسبب غموض حجم البيانات وكذلك عدد البارامترات التي سيتم تدريبها. بالنظر إلى التصنيف الثنائي في حالتنا، فقد استبدلنا جميع الطبقات المتصلة بالكامل في الشبكات الأساسية بخلية عصبونية واحدة. لذلك، تم إعادة تدريب ثلاث طبقات عليا فقط، بما في ذلك الطبقة المتصلة بالكامل، وطبقة softmax، وطبقة التصنيف عندما قمنا بتجميد الطبقات التي تسبق الطبقة المتصلة بالكامل أثناء إعادة تدريب الشبكات بأكملها من خلال عدد صغير من الفترات لضبط البارامترات في حالة الدقة.

4- دراسة الحالة التجريبية:

لعبت مجموعات البيانات الكبيرة والعالية الجودة دوراً مهماً في دفع عجلة التقدم في مجالات التعليم العميق. تتكون المهمة المختارة لتجربة التعلم بالنقل من تصنيف صور شعاعية طبية لسبعة أنواع مفاصل وعظام في الجسم إلى فئتين. يرجع اختيار هذه المهمة بشكل أساسي إلى توفر هذه المجموعة من البيانات، بالإضافة إلى مجال المشكلة، وهو عام بما يكفي ليكون مناسباً للتطبيق الفعال للتعلم بالنقل مع الشبكات العصبية المدربة مسبقاً على مجموعة بيانات ImageNet الشهيرة.

حسب الاحصائيات الأخيرة المتوفرة في مجال الحالات المتعلقة بمجال بحثنا (صور شعاعية) فإن أمراض العضلات والعظام تؤثر على أكثر من 1.7 مليار شخص في جميع أنحاء العالم، وهي السبب الأكثر شيوعاً للألم والإعاقة الشديدة وطويلة الأجل،

بحيث تزداد 30 مليون زيارة لقسم الطوارئ سنوياً وتزايد بسبب هذا النوع من الحالات [19][20].

مهمة الكشف عن المرض، أو بمعنى آخر تحديد ما إذا كانت دراسة التصوير الشعاعي طبيعية أو غير طبيعية، هي عملية إشعاعية مهمة بحيث تعتبر دراسة تفسر على أنها تستبعد المرض بشكل طبيعي ويمكن أن تلغي حاجة المرضى للخضوع لمزيد من الإجراءات التشخيصية أو التدخلات.

5- عينة البيانات المدروسة:

نعمل من خلال بحثنا على MURA Dataset، وهي مجموعة بيانات كبيرة للكشف عن التشوهات في التصوير الشعاعي العضلي الهيكلي تتألف من 14863 دراسة (وتحتوي كل دراسة على واحد أو أكثر من المشاهدات (الصور)) من 12173 مريضاً، بإجمالي 40,561 صورة إشعاعية متعددة الرؤية.

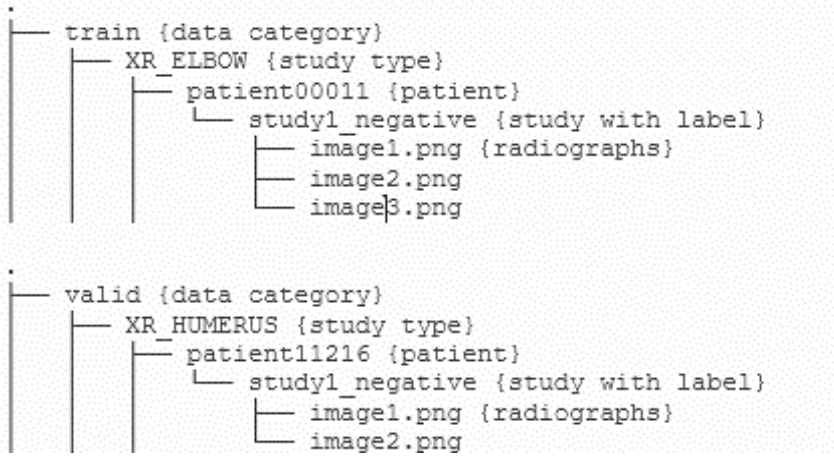
تحتوي مجموعة البيانات على 9,045 دراسة طبيعية و 5818 دراسات إشعاعية عضلية هيكلية غير طبيعية [21].

ينتمي كل منها إلى واحد من سبعة أنواع من الدراسات التصويرية للأطراف العلوية: الكوع، الإصبع، الساعد، العضد، الكتف والمعصم واليد. تم تصنيف كل دراسة يدوياً على أنها طبيعية أو غير طبيعية من قبل أطباء الأشعة المعتمدين من مستشفى ستانفورد في وقت التفسير الشعاعي السريري في بيئة الأشعة التشخيصية بين 2001 و 2012.

في الدراسة التي قدمتها جامعة ستانفورد تم تقسيم مجموعة البيانات إلى ثلاث مجموعات: مجموعة التدريب (11184 مريض، 13457 دراسة، 36808 صورة)، مجموعة التحقق (783 مريض، 1199 دراسة، 3197 صورة)، ومجموعة الاختبار (206 مريض، 207 دراسة، 556 صورة). كما أنه لا يوجد تداخل في المرضى بين أي من المجموعات.

أما في أغلب الدراسات التي تمت على نفس عينة البيانات فإنها تنقسم الصور إلى 36808 صورة تدريبية و 3197 صورة للتحقق منها. بحيث تأتي عينة البيانات

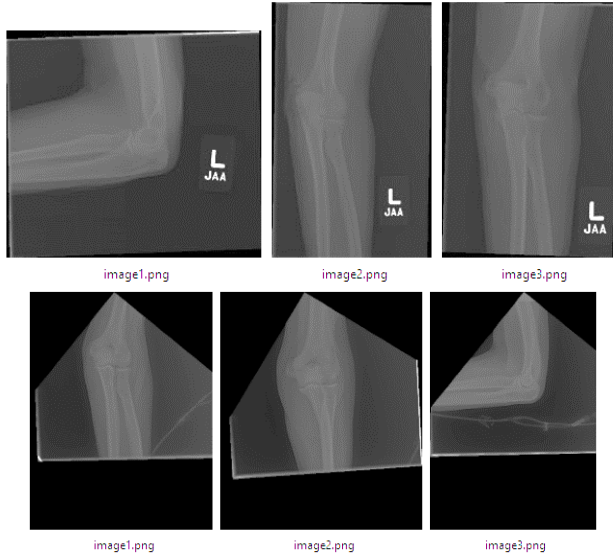
كمجموعة بيانات منقسمة إلى مجموعتين: مجموعة التدريب ومجموعة التحقق في مجلدات منفصلة. كل مجموعة من مجموعات البيانات (التدريب والتحقق) لها مجلدات فرعية (كما في الشكل (1))



الشكل (1): طريقة تقسيم عينة البيانات المدروسة

كما نرى من الشكل أنه يتم تقسيم البيانات ضمن المجموعتين المذكورتين سابقاً (في مجلد منفصل لكل مجموعة منها)، كما أنه يوجد مجلد خاص بكل فئة من الفئات السبعة والمذكورة أيضاً، ضمن كل فئة يوجد مجلد خاص لكل مريض (حالة دراسة مستقلة) ويتم تحديد حالة الدراسة مع وضع الـ label أو التصنيف لها، بحيث أن التصنيفين المحددين هما positive و negative، وضمن المجلد الخاص بحالة الدراسة هناك مجموعة من المشاهدات (الصور).

كما نقدم بعض الأمثلة في الشكل الآتي.



إحدى الدراسات لحالة دراسة مع صور متنوعة (Abnormal - الصورة من جهة المين وحالة Normal - الصورة من جهة اليسار) لعظم الكوع

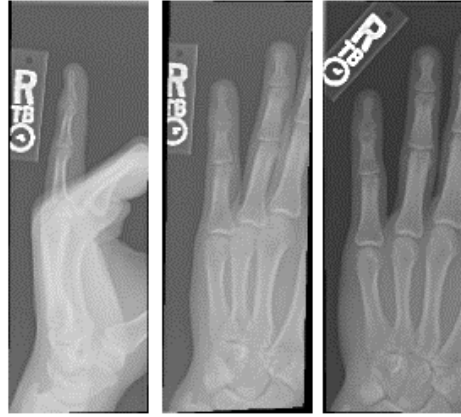
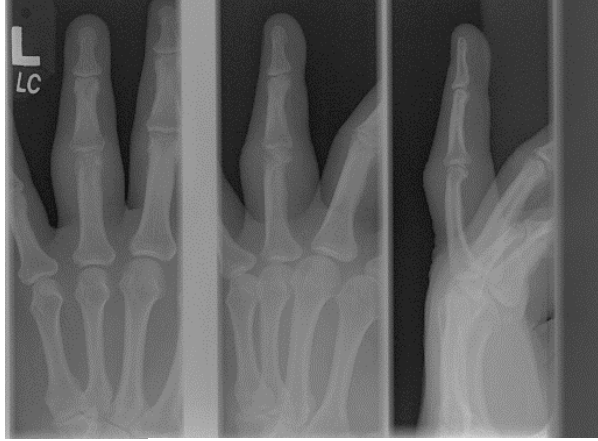


image1.png image2.png image3.png

إحدى الدراسات لحالة دراسة مع صور متنوعة (Abnormal - الصورة من جهة المين وحالة Normal - الصورة من جهة اليسار) لعظم الأصابع

الشكل (2): مجموعة من حالات الدراسة في عينة البيانات المستخدمة في البحث

تقسيم البيانات وزيادتها:

كما ذكرنا سابقاً عن البيانات المدروسة وتصنيفها إلى فئتين وفقاً للتسميات المقدمة من اختصاصي الأشعة. قمنا بتقسيم 80% بشكل عشوائي في مجموعة التدريب (Train Set) من مجموعة البيانات بالكامل، بينما بقي الجزء الباقي 20% في مجموعة الاختبار (Test Set).

تم تقييم أداء المصنف (النموذج) وفقاً لمتوسط دقة التصنيف الناتج في فترة تشغيل تبلغ 100 تكرار.

ملاحظة: السبب الذي جعلنا نحتفظ بـ 80 % من مجموعة البيانات كمجموعة تدريب هو أننا اتبعنا قاعدة الاستبعاد، التي قسمت 80% من مجموعة البيانات الكاملة كمجموعة تدريب بينما تم استخدام البيانات المتبقية كمجموعة اختبار.

قاعدة الاستبعاد:

وفقاً لـ Andrew Ng، في Coursera MOOC on Introduction to Machine Learning، تتمثل القاعدة في تقسيم مجموعة البيانات إلى نسبة 3: 1: 1 (60:20:20) للتدريب والتحقق من الصحة والاختبار على التوالي. فعندما يحتوي المصنف على بارامترات يجب تعيينها، يمكن تقسيم مجموعة البيانات إلى 3 أجزاء (التدريب والتحقق والاختبار) بحيث يمكن ضبط البارامترات مع تجنب Overfitting.

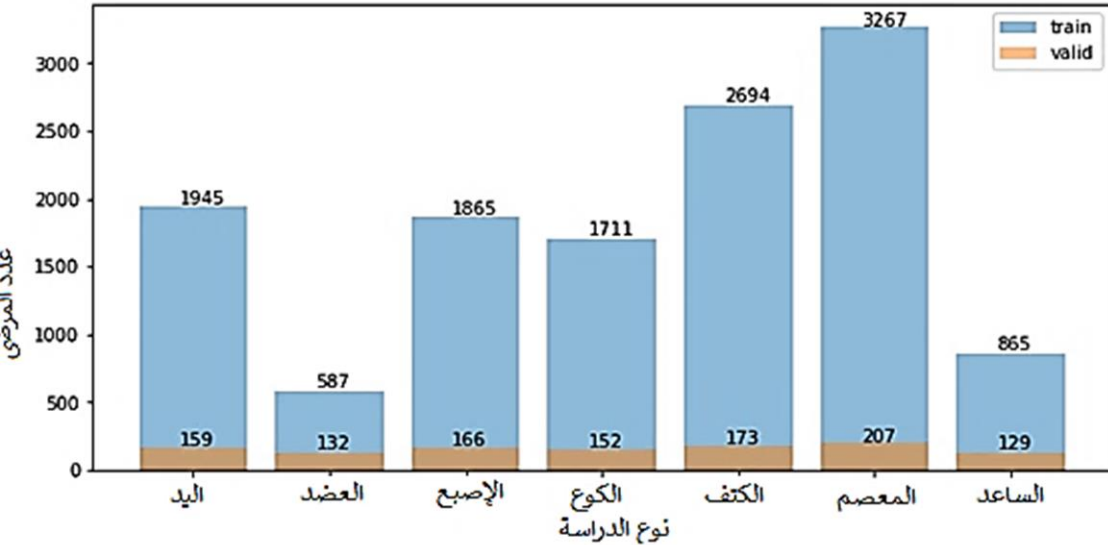
عند تدريب نظام التعلم على عينات البيانات، قد لا نعرف إلى أي مدى يمكنه التنبؤ بالعينات غير المرئية بشكل صحيح، لذلك يتم إجراء مفهوم التحقق (Cross Validation) لتعديل البارامترات المستخدمة للتدريب من أجل تحسين دقتها وإلغاء تأثير التناسب الزائد Overfitting على تلك البيانات. ولا ينبغي أن يتم ذلك في مجموعة الاختبار نفسها، وبالتالي علينا الفصل بين مجموعة الاختبار ومجموعة التحقق من الصحة.

في الحالات التي لا ينطبق فيها التحقق (Cross Validation)، من الشائع فصل البيانات بنسبة 8: 2 (80:20) للتدريب والاختبار على التوالي. لتقدير القدرة التنبؤية الفعلية للمصنف (على سبيل المثال، الدقة/accuracy)، عادةً ما نأخذ 20-fold cross-validation. أي سيكون هناك 5 (مجموعات) حسابات لتقدير القوة التنبؤية للمصنف، مع كل حساب يتم استخدام قسم مختلف (20%) كمجموعة اختبار والـ 80% المتبقية كمجموعة تدريب. يتم أخذ متوسط نتيجة هذه الحسابات الخمسة كأفضل تقدير للقدرة التنبؤية للمصنف.

في بعض الأحيان، عندما تكون مجموعة البيانات كبيرة بما فيه الكفاية (مثل حالة الدراسة لدينا)، فإن إجراء التحقق من الصحة بمقدار 5 مجموعات سيستغرق وقتاً طويلاً. لذلك فمن المقبول عادةً تقسيم مجموعة البيانات الكبيرة إلى 80% للتدريب و20% للاختبار، ويتم أخذ النتائج في مجموعة الاختبار كتقدير لأداء المصنف عند نشره لتصنيف بيانات جديدة.

تحليل الشذوذ (الحالات غير الطبيعية) Abnormality:

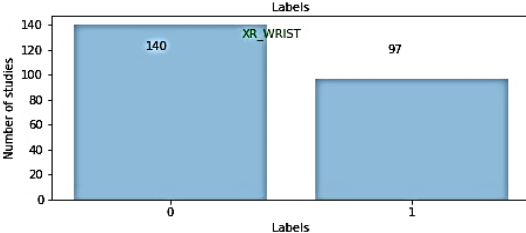
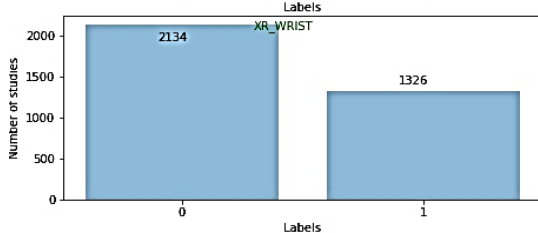
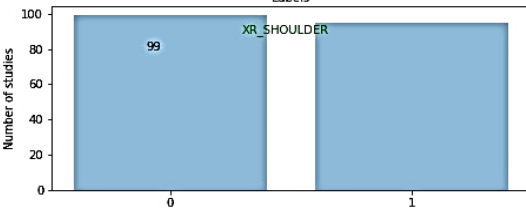
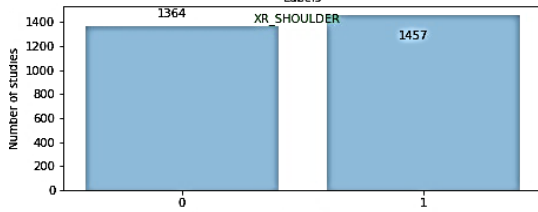
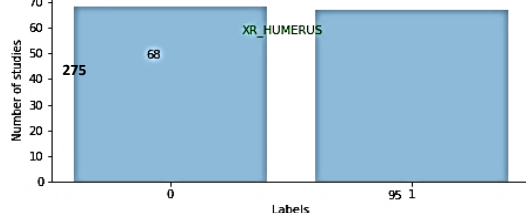
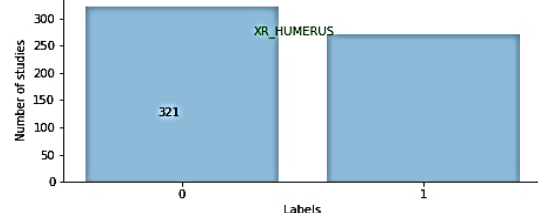
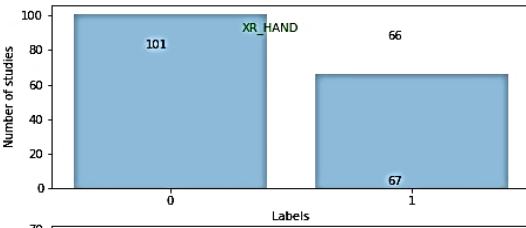
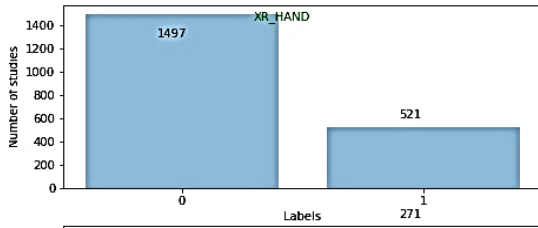
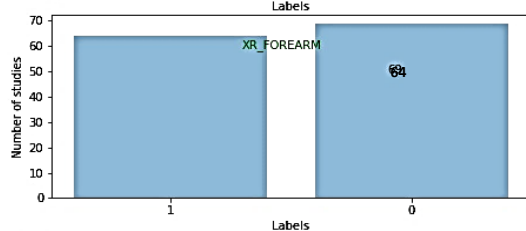
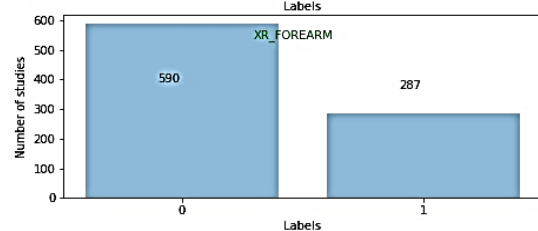
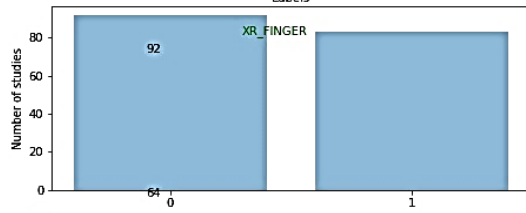
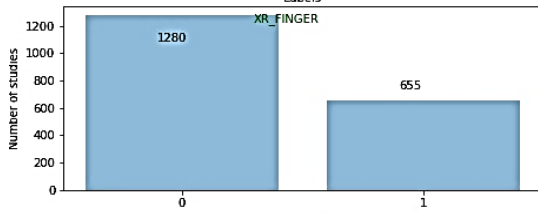
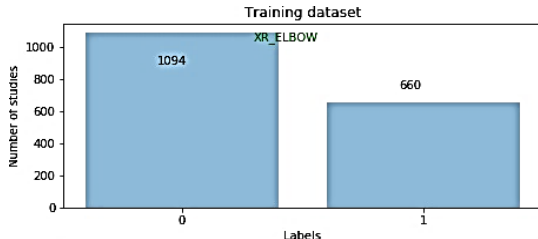
للتحقق من أنواع التشوهات الموجودة في مجموعة البيانات، تمت مراجعة تقارير أخصائي الأشعة لتمييز 100 دراسة غير طبيعية يدوياً مع اكتشاف الشذوذ: بحيث تم تصنيف 53 دراسة بالكسور، و48 دراسة مع الأجهزة، و35 دراسة مع أمراض تنكسية، و29 دراسة مع تشوهات أخرى، بما في ذلك الآفات والخلع الفرعي [21]. تم التعامل مع مجموعة البيانات من خلال إنشاء نوعين من البيانات الوصفية. واحدة تحتوي على معلومات لكل صورة مع التصنيف الخاص بها ونوع الدراسة. والأخرى تحتوي على كل نوع من أنواع الدراسة والتصنيف وعدد الصور كي يتمكن من رسم البيانات لفهم الخصائص المختلفة لها.



الشكل (3): مخطط إحصائي يمثل عدد المرضى في كل فئة من الفئات السبعة المحددة في نوعي عينة البيانات (التدريب والتحقق)

نرى في الشكل بيانات كل أنواع الدراسة ونلاحظ أن نوع المعصم يحتوي على أكبر عدد من البيانات مقارنة بأنواع الدراسة الأخرى ولكن لا يوجد اختلاف كبير في أحجام بيانات التحقق بين أنواع الدراسة.

تطبيق التعلم بالنقل في تصنيف الصور



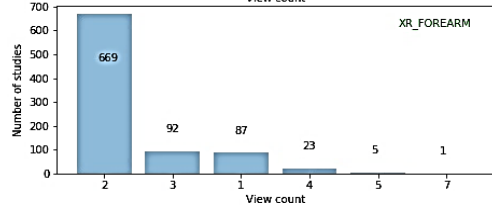
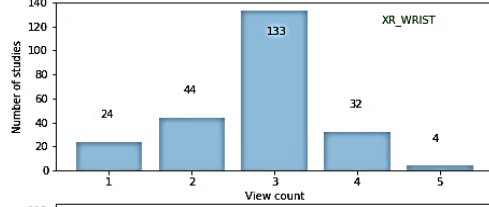
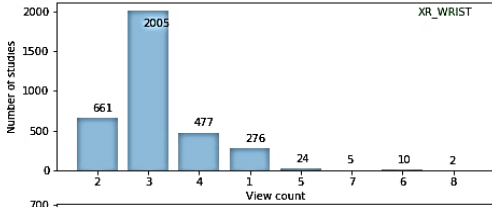
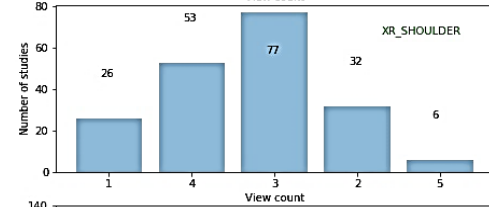
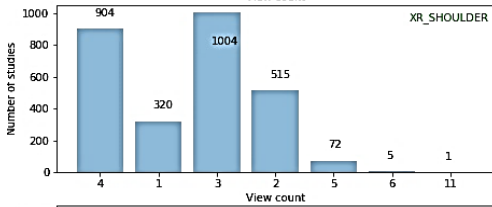
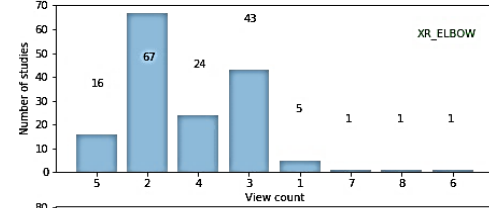
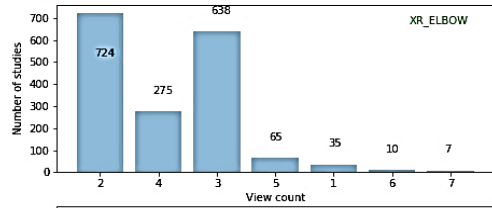
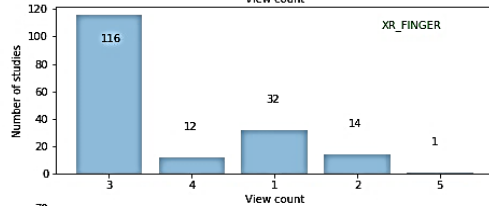
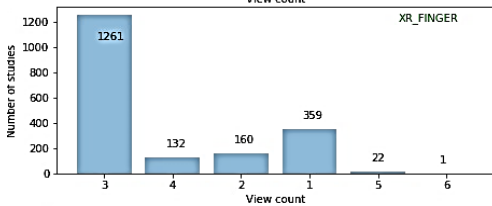
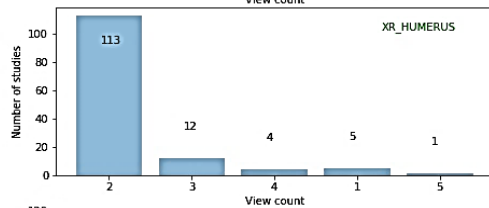
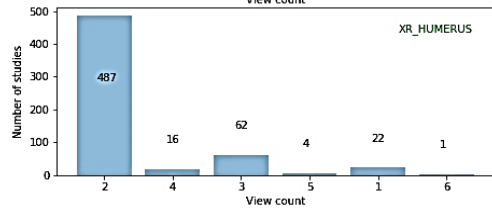
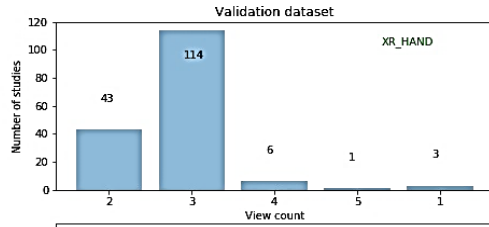
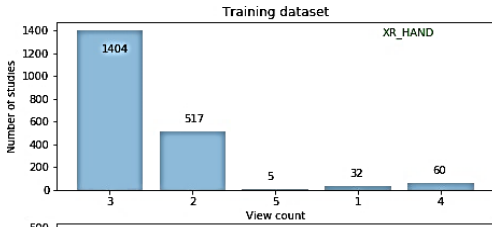
الشكل (4): يوضح توزيع أعداد الدراسات في كل دراسة (على مستوى المريض)

يتطلب التشخيص في بعض الأحيان دراسات متعددة عن الصور الشعاعية المختلفة. تمت ملاحظة أن أكثر من 90% من الحالات يحتاج المريض فيها إلى دراسة واحدة فقط. ومع ذلك، فمن الممكن أيضاً أن تتضمن كل دراسة صوراً شعاعية متعددة. قد يحتاج المريض إلى أخذ صور إشعاعية متعددة خلال كل دراسة اعتماداً على مدى تعقيد المشكلة.

استنتجنا من خلال دراسة عينة البيانات وتحليلها بشكل دقيق أن أنواع الدراسة "الساعد والكتف واليد والمعصم والإصبع" تحتوي على 3 صور لكل دراسة في معظم دراساتنا، كما يحتوي نوع الدراسة "الكوع" على صورتين لكل دراسة في معظم دراساتنا.

يوضح الشكل الآتي عدد الدراسات في كل نوع من الأنواع المدروسة مع عدد الصور (views) في كل دراسة.

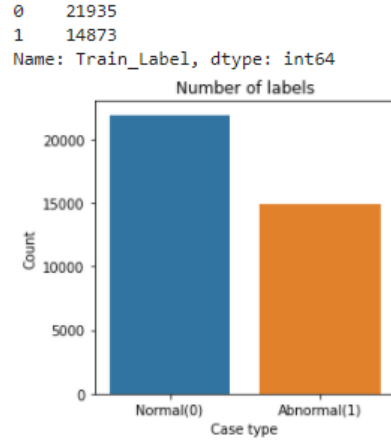
تطبيق التعلم بالنقل في تصنيف الصور



الشكل (5): توزيع التصنيف في البيانات لكل أنواع الدراسة

المعالجة المسبقة للبيانات:

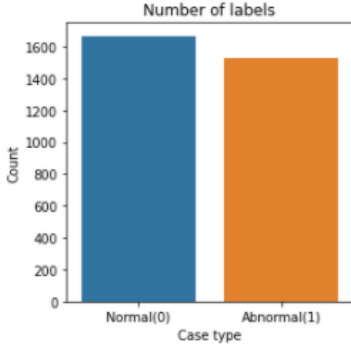
وفقاً للورقة الرسمية المنشورة من جامعة ستانفورد [21] ، فإنه يتم القيام بتطبيع كل صورة بحيث يكون لها نفس المتوسط الانحراف المعياري للصور في مجموعة التدريب ImageNet ، تم استخدام صور متغيرة الحجم وتحويلها لحجم ثابت 320×320 . وخلال دراستنا تم الاعتماد على قياس 224×224 . كما قمنا بزيادة البيانات أثناء التدريب عن طريق تطبيق الانعكاسات الجانبية العشوائية والتدوير حتى 30 درجة باستخدام ImageDataGenerator



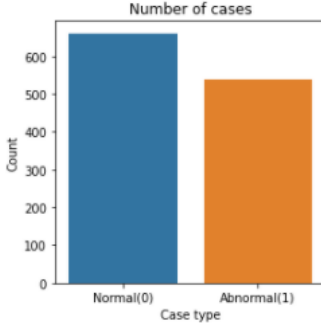
عدد التصنيفات في عينة

العدد الفردي (التفصيلي) لتصنيفات الصور في مجموعة التدريب
بيانات التدريب كاملة (عدد الدراسات)

```
0 1667
1 1530
Name: Valid_Label, dtype: int64
```



```
0 661
1 538
Name: Valid_Label, dtype: int64
```



عدد التصنيفات في

العدد الفردي لتسميات الصور في مجموعة التحقق من الصحة
مجموعة التحقق من الصحة (عدد الدراسات)

الشكل (6): مخططات إحصائية لعينة الدراسة (عدد الدراسات وعدد الصور في كل من بيانات التدريب وبيانات التحقق من الصحة)

مسابقة MURA

نشرت مجموعة التعلم الآلي في جامعة ستانفورد ورقة بحثية [21] تتعلق بمشكلة تصنيف الصور الشعاعية الطبية وقدمت واحدة من أكبر مجموعة بيانات صور شعاعية عامة في العالم تسمى MURA. MURA هي اختصار للتصوير الشعاعي العضلي الهيكلي (Musculoskeletal Radiographs). استخدمت مجموعة ML بجامعة ستانفورد خوارزمية DenseNet169 لتدريب شبكة عصبية عميقة يمكنها الكشف عن التشوهات في الصور الشعاعية بدقة أقرب إلى كبار أطباء الأشعة.

وكان الهدف من مسابقة MURA هو تصنيف كل دراسة إلى طبيعية أو غير طبيعية (تنبؤات ثنائية)، وليس كل صورة. وكان أفضل أداء في جامعة ستانفورد. في مجموعة البيانات هذه، قام الفريق الذي نشرها بتدريب شبكة تلافيفية متصلة بكثافة DenseNet169 مكونة من 169 طبقة للكشف عن التشوهات وتحديد مكانها.

6- مواد وطرق البحث:

قمنا بتطبيق عدد من نماذج التعلم بالنقل المتوفرة من خلال تدريب نموذج لكل منها ثم قمنا بمقارنة أداء النموذج وأخصائي الأشعة (والذي تم أيضاً إعطاؤهم الصور وقاموا بتصنيفها يدوياً، حيث قام 6 من أخصائي الأشعة بالعمل على ذلك وفقاً للورقة البحثية الخاصة بالبيانات المنشورة) [21].

نود أن يحقق نموذجنا أداءً مشابهاً لأداء أطباء الأشعة. بالنسبة للدراسات التي أجريت على اليد والرسغ والمعصم، فإن نتائج النموذج الخاصة بنا أعلى قليلاً من ناحية الدقة من تلك النتائج الخاصة بأطباء الأشعة؛ وفي دراسات الكوع والساعد والعضد والكتف، كانت الدقة الخاصة بنموذجنا أقل قليلاً من درجات أخصائي الأشعة، ولكنها ليست ذات دلالة إحصائية، مما يشير ويؤكد إلى أن مجموعة البيانات تمثل مشكلة تحدي جيدة للبحث في المستقبل.

التجارب:

بيئة التكوين وإعداد البارامترات:

تم تطوير جميع التجارب وتنفيذها على منصة Google Colaboratory السحابية باستخدام Keras مع TensorFlow 2.4.0. **Colaboratory** أو Colab اختصاراً، هو أحد منتجات Google Research، والذي يسمح للمطورين بكتابة وتنفيذ كود Python من خلال متصفحهم. يعد Google Colab أداة ممتازة لمهام التعلم العميق. كما يعتبر فعلياً كإصدار

متخصص من Jupyter Notebook، والذي يعمل على السحابة ويوفر موارد حوسبة مجانية مثل GPUs وTPU.

هناك عدة أسباب لاختيار استخدام Google Colab بدلاً من Jupyter Notebook العادي، وأهمها:

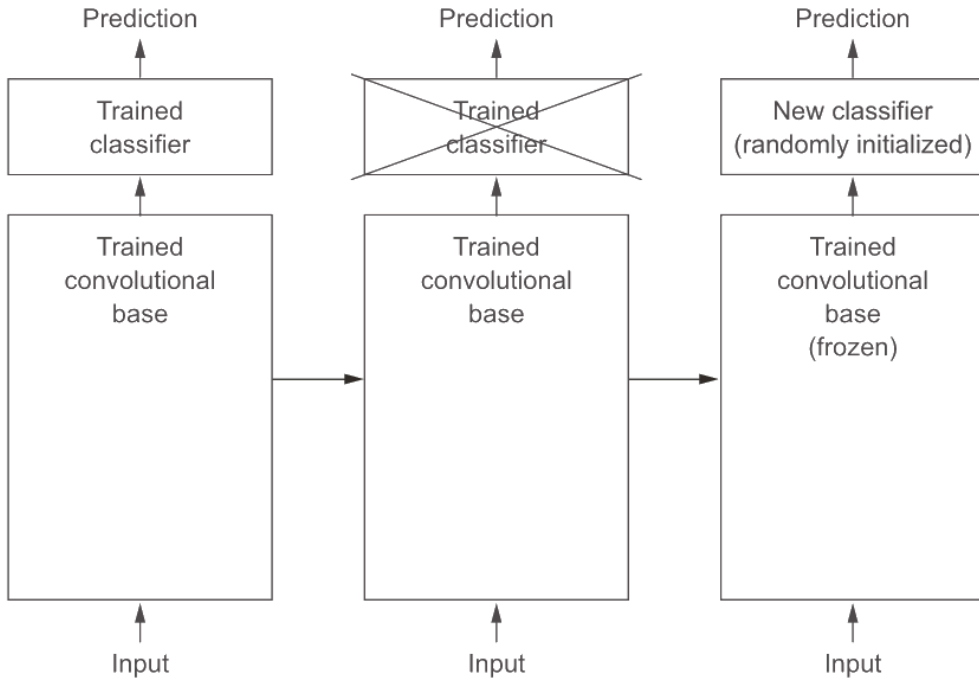
- وجود مكتبات مثبتة مسبقاً (Keras, TensorFlow, and PyTorch مثلاً)
 - يتم الحفظ على السحابة (يتم حفظ جميع دفاتر Google Colab ضمن حساب Google Drive، تماماً مثل ملفات Google Docs و Google Sheets)
 - التعاون (وهي ميزة أخرى يقدمها Colab فإذا كنت تعمل مع مطورين متعددين في مشروع ما، فمن الأفضل استخدام Colab. تماماً مثل التعاون في مستند محرر مستندات Google، كما يمكن البرمجة المشتركة مع مطورين متعددين باستخدام Colab notebooks)
 - استخدام GPU وTPU مجاناً (تتيح Google Research استخدام وحدات معالجة الرسومات (GPU) و (TPU) المخصصة لمشاريع التعلم الآلي كون تسريع GPU وTPU يحدثان فرقاً كبيراً حتى في المشاريع الصغيرة)
- لمقارنة أداء الطرق المختلفة للتعلم بالنقل، قمنا بتعيين نفس البارامترات لكل الطرق المستخدمة بدون مواصفات خاصة، البارامترات هي: معدل التعلم الأولي 0.0001، عدد الفترات القصوى هو 100 فترة.
- نماذج شبكات التعلم التي قمنا بتجريبها هي ثلاثة نماذج، وهي DenseNet169، VGG16، DenseNet201:
- ولكن اكتفينا بوضع نتائج DenseNet201 كونها حققت الأداء الأفضل بينها جميعاً.

الاستراتيجيات المعتمدة في التعلم بالنقل:

تتم معالجة مهمة تصنيف الصور الموضحة سابقاً من خلال تبني الطريقتين الشائعتين اللتين يتم استخدامهما بشكل شائع عند تطبيق التعلم بالنقل باستخدام شبكات CNN المدربة مسبقاً، وهما استخراج الميزات والضبط الدقيق [23].

1- استخراج الميزات:

يتكون استخراج الميزات أساساً من أخذ القاعدة التلافيفية لشبكة مُدرّبة مسبقاً، وتشغيل البيانات المستهدفة من خلالها وتدريب مُصنّف جديد على الناتج (أي الاستفادة من الشبكة أو النموذج المُدرّب مسبقاً والاستفادة من الميزات منها في تدريب شبكة أو نموذج جديد لمسألة تصنيف جديدة)، كما هو موضح في الشكل الآتي:



الشكل (7): توضيح تطبيق استخراج الميزات على شبكة عصبية تلافيفية، بحيث يتم

تبدال المصنفات بينما يتم الاحتفاظ بنفس القاعدة التلافيفية. [23]

ملاحظة: تعني كلمة "مجمد" في كتلة المصنّف الجديد أن الأوزان لم يتم تحديثها أثناء التدريب.

يمكن أن يكون المصنّف المكس أعلى القاعدة التلافيفية إما مجموعة من الطبقات المتصلة بالكامل أو مجرد طبقة تجميع global واحدة، يتبعها طبقة كثيفة مع تابع تنشيط softmax.

اعتماداً على ما ورد في الدراسات السابقة فإنه لا توجد قاعدة محددة بشأن نوع المصنف الذي يجب اعتماده، ولكن كما وصفه لين وآخرون. آل [2]، يؤدي استخدام طبقة Global Pooling واحدة بشكل عام إلى تقليل التخصيص وذلك نظراً لعدم وجود معلمات للتحسين في هذه الطبقة.

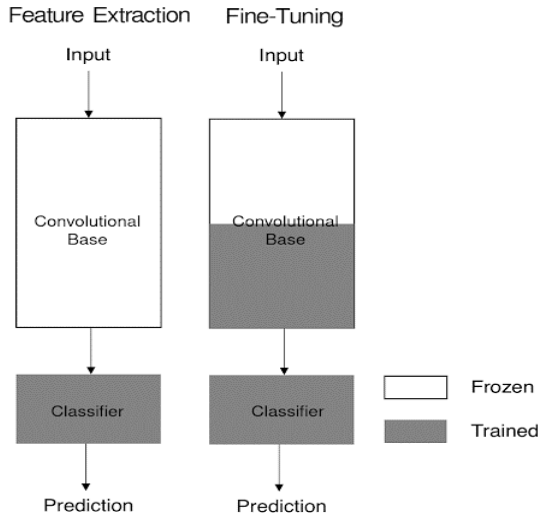
وبالتالي، ولأن مجموعات التدريب المستخدمة في التجارب صغيرة نسبياً، فإن المصنّف المختار يتكون فقط من طبقة تجميع متوسط global واحدة يتم تغذية المخرجات مباشرة في طبقة تنشيط softmax والتي تنتج الاحتمالات لكل فئة من فئات التصنيف المدروسة.

يتم تحديث أوزان المصنفات العليا فقط أثناء التدريب، بينما يتم "تجميد" أوزان القاعدة التلافيفية وبالتالي الاحتفاظ بها دون تغيير. بهذه الطريقة، يتعلم المصنّف الضحل كيفية تصنيف الصور إلى فئتين من التمثيلات الجاهزة التي تعلمها مسبقاً نموذج المصدر لمجالها. وإذا كان المصدر والمجال الهدف متشابهين، فمن المحتمل أن تكون هذه التمثيلات مفيدة للمصنّف ويمكن أن تؤدي المعرفة المنقولة بالتالي إلى تحسين أدائها بمجرد تدريبها.

2- التكوين المثالي / Fine Tuning:

يمكن النظر إلى التكوين المثالي أو الضبط الدقيق على أنه خطوة مختلفة على عكس استخراج الميزات التي تتكون من إعادة تدريب اختياري لبعض الطبقات العليا للقاعدة التلافيفية المستخدمة سابقاً لاستخراج الميزات. وبهذه الطريقة، يتم تعديل التمثيلات الأكثر تجريباً للنموذج المصدر التي تعلمتها طبقاته الأخيرة بشكل طفيف لجعلها أكثر صلة بالمشكلة الهدف (أو المشكلة المدروسة).

يمكن تحقيق ذلك من خلال إلغاء تجميد بعض الطبقات العليا للقاعدة التلافيفية، والحفاظ على تجميد جميع طبقاتها الأخرى وتدريب القاعدة الالتفافية بشكل مشترك باستخدام المصنّف نفسه المستخدم سابقاً لاستخراج الميزات، كما هو موضح في الشكل أدناه.



الشكل (8): استخراج الميزات مقارنةً بالضبط الدقيق [23]

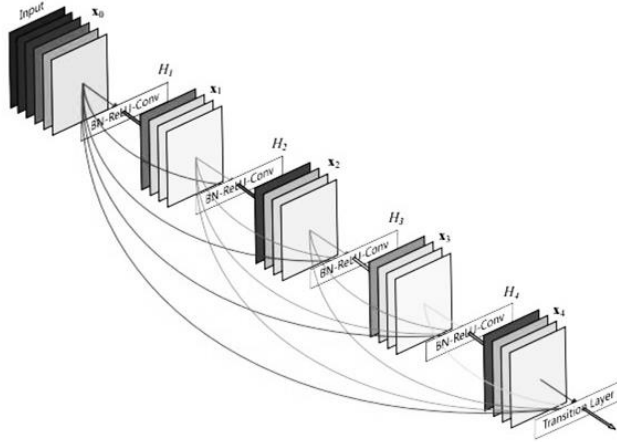
من المهم الإشارة إلى أنه وفقاً لـ F. Chollet [24]، لا يمكن ضبط الطبقات العليا لقاعدة تلافيفية مُدرّبة مسبقاً إلا إذا كان المصنّف الموجود فوقها قد تم تدريبه مسبقاً بالفعل. والسبب هو أنه إذا لم يكن المصنّف مدرباً بالفعل، فسيتم تهيئة أوزانه بشكل عشوائي. نتيجة لذلك، ستكون إشارة الخطأ التي تنتشر عبر الشبكة أثناء التدريب كبيرة جداً وسيتم تحديث الأوزان غير المجمدة لتعطيل التمثيلات المجردة التي تعلمتها القاعدة التلافيفية سابقاً.

ولأسباب مشابهة، يوصى أيضاً بإجراء الضبط الدقيق باستخدام معدل تعلم أقل من المعدل المستخدم لاستخراج الميزات.

والجدير بالذكر أن السبب وراء إلغاء تجميد الطبقات العليا فقط هو أن الطبقات السفلية تشير إلى ميزات عامة مستقلة عن المشكلة، بينما تشير الطبقات العليا إلى الميزات المعتمدة على المشكلة والتي ترتبط بشكل أكبر بالمجال المحدد والذي تم تدريب الشبكة في الأصل من أجله. وبالتالي، فإن الميزات التي تعلمتها الطبقات الأولى مناسبة بشكل عام لمعالجة مجموعة واسعة من المجالات، في حين أن الميزات التي تعلمتها الطبقات العليا تحتاج إلى تعديل لكل مجال محدد [25].

DenseNet

من بين جميع شبكات CNN العميقة المقترحة حديثاً، كانت DenseNet معروفة بالأداء الرائع في المهام المعيارية للتعرف على الأشياء التنافسية مثل ImageNet و [7] [CIFAR-100] [25]. ويعود ظهور شبكات CNN العميقة إلى عام 2012. في عام 2012، فازت شبكة ذات بنية جديدة تسمى AlexNet، وهي المحاولة الأولى لحل تحدي تصنيف الصور على نطاق واسع بواسطة شبكة CNN العميقة [2]، بالمركز الأول والثاني في مهمة التعريب والتصنيف على التوالي. قد يكون عمق AlexNet، الذي يتكون فقط من خمس طبقات تلافيفية وثلاث طبقات متصلة تماماً، قليلاً جداً مقارنةً بعمق شبكات CNN العميقة الحديثة المصممة في السنوات الأخيرة، ولكنها أشارت إلى مستقبل واعد لشبكات CNN العميقة والذي تم إثباته من خلال النمو الهائل في عدد نماذج لشبكات CNN عميقة جديدة. الشكل الآتي يوضح بنية شبكة DenseNet مكونة من 5 طبقات:



الشكل (9): بنية شبكة DenseNet مكونة من 5 طبقات وبمعدل نمو $k=4$ بحيث تأخذ

كل طبقة جميع خرائط البارامترات السابقة كمدخل لها

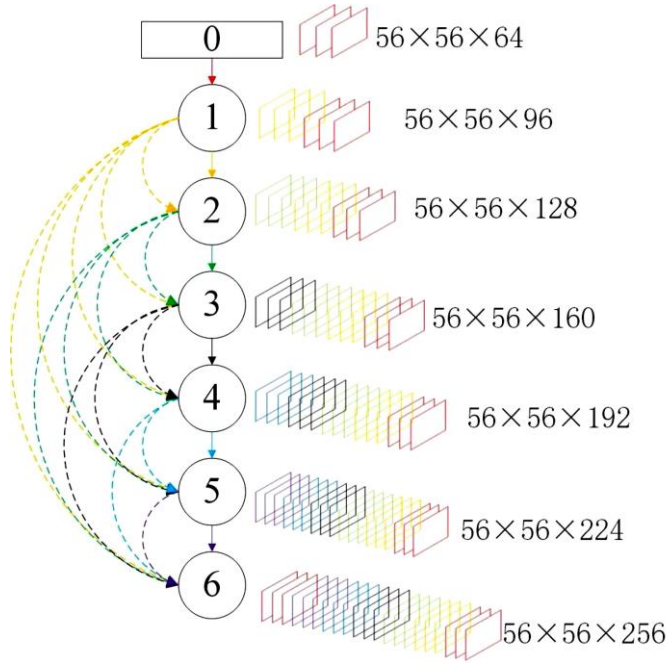
بالنسبة للشبكات المطورة حديثاً، تبين أن العديد من الاتصالات المختصرة هي طرق فعالة للتغلب على المشكلات المحتملة مثل تلاشي التدرج عند تدريب شبكات CNN العميقة. في [26]، حلت وحدة البداية المحسنة المكونة من فرع مختصر وعدد قليل

من الفروع العميقة مشكلة تلاشي / انفجار التدرجات عندما تتعمق الشبكات. لتسهيل عملية تدريب الشبكات العميقة، تم تصميم الشبكات المسماة شبكات الطرق السريعة للسماح بتدفق المعلومات التي تنتجها الطبقات السابقة إلى الطبقات اللاحقة دون فقدان المعلومات. تم تحقيق نفس الهدف ولكن باستخدام أسلوب التعلم المتبقي في [14]. في حين أن الاستفادة من البنى العميقة والواسعة يمكن أن تكون تقنيات مفيدة لتحسين أداء شبكات CNN العميقة، فإن DenseNet تدرك هدف التدريب السهل وكفاءة البارامترات من خلال إعادة استخدام الميزات، والتي تُدخل خرائط الميزات المتسلسلة التي تنتجها جميع الطبقات السابقة في الطبقة اللاحقة. بهذه الطريقة، يُسمح للطبقات العميقة في الشبكات بالوصول إلى جميع خرائط البارامترات التي تنتجها الطبقات السابقة وبالتالي إعادة استخدام الميزات.

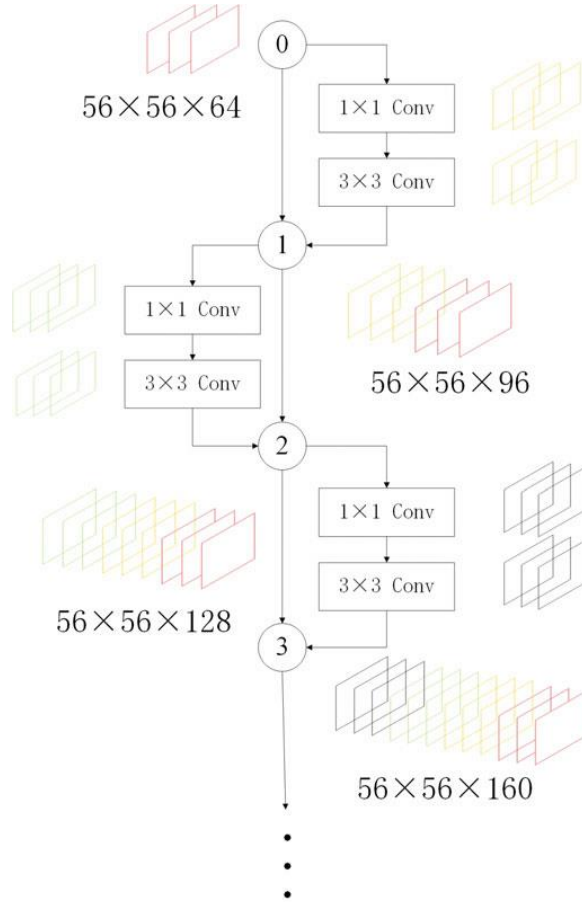
في شبكات CNN التقليدية العميقة، كانت الطبقات التلافيفية متبوعة عموماً بطبقات تصغير الحجم تقلل عرض خرائط البارامترات وارتفاعها إلى نصفها. وبالتالي، فإن تسلسل خرائط البارامترات قبل طبقات العينات السفلية وبعدها سيكون مشكلة بسبب الأحجام المختلفة. لحل هذه المشكلة، تم تصميم الكتل الكثيفة بمهارة متبوعة بطبقات تأخذ العينات السفلية بينما ترتبط الطبقات في الكتل الكثيفة بشكل كامل. ونتيجة لذلك، ظلت أحجام خرائط البارامترات في الكتل الكثيفة دون تغيير بينما تم تخفيضها إلى النصف بعد أخذ العينات للأسفل. لذلك، بالنسبة للكتلة الكثيفة ذات الطبقات L ، يكون العدد الإجمالي للتوصيلات المباشرة بين الطبقات هو $(L + 1) / 2$ في حين أن عدد التوصيلات في الشبكة التلافيفية التقليدية مع عدد طبقات التفاف L هو فقط L طبقات كلما زاد عدد مدخلات خرائط البارامترات المتسلسلة للطبقات التالية.

إذا لم تكن هناك قيود على النمو الخطي في عدد خرائط الميزات، فإن كلفة الحساب الضخمة ستكون كبيرة جداً. لذلك تم تصميم معدل النمو k للتحكم في عدد خرائط البارامترات المنتجة في كل طبقة. ونتيجة لذلك، فإن العدد الإجمالي لخرائط البارامترات في الطبقة l من كتلة كثيفة هو $k * (l - 1) + k_0$ ، حيث k_0 هو عدد القنوات في طبقة الإدخال.

لتقليل تعقيد الحساب، تم إدخال طبقات عنق الزجاجة (Bottleneck Structure) عن طريق استخدام النفاث 1×1 قبل كل النفاث 3×3 . إلى جانب طبقات الزجاجة، تعمل الطبقات المسماة طبقات الانتقال على التحكم في عدد خرائط ميزات الإخراج في عمق معين للشبكات وبالتالي تحسين ضغط الشبكات بأكملها. يوضح الشكل الآتي عملية ربط وإنتاج خرائط ميزات جديدة في أول كتلة كثيفة من DenseNet201. نظراً لأن الطبقة الانتقالية تظهر عموماً بعد كتلة كثيفة بعمق محدد، فلا توجد طبقة انتقالية بعد الكتلة الكثيفة الأولى.



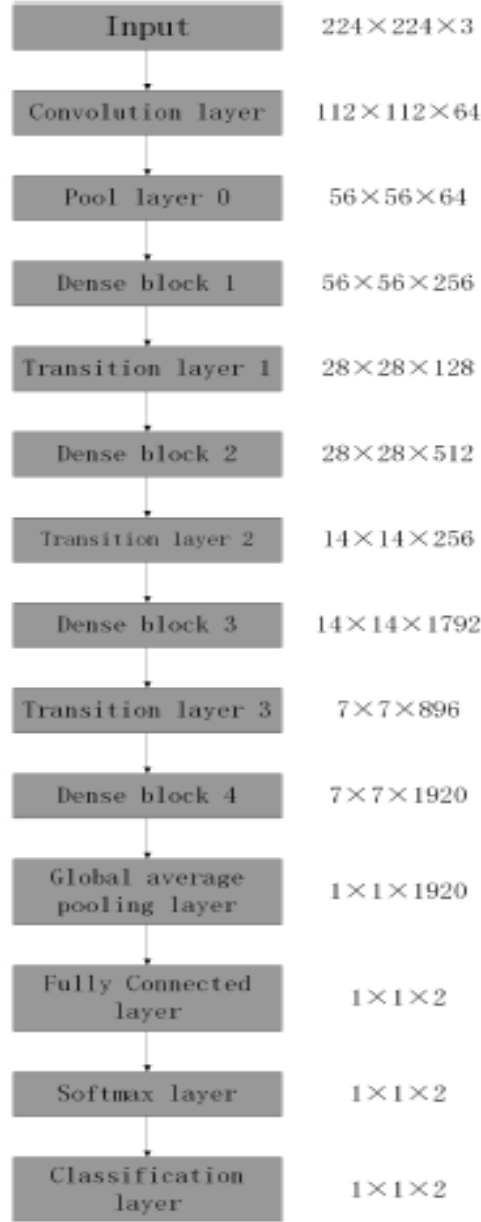
الشكل (10): خرائط البارامترات المتسلسلة في كل طبقة، تشير الخطوط المتصلة إلى تسلسل خرائط البارامترات السابقة وخرائط البارامترات المنتجة في الطبقة التالية حيث يشير السهم إليها كما تقدم الخطوط المتقطعة اتصال طبقات مختلفة



الشكل (11): اتصالات أول كتلة كثيفة في DenseNet201 (معدل النمو $k = 32$)

(هنا

تم إنتاج الخرائط المميزة حديثاً في كل طبقة.



الشكل (12): هيكلية DenseNet201 المنقولة المستخدمة في عملية التدريب والتقييم

Dense Block: (أو ما يسمى بـ الكتلة الكثيفة) هي وحدة مستخدمة في الشبكات العصبية التلافيفية التي تربط جميع الطبقات (بأحجام خرائط ميزات متطابقة) مع بعضها البعض مباشرة. تم اقتراحها في الأصل كجزء من بنية DenseNet.

تتكون الكتلة الكثيفة من كتل التفاف متعددة، كل منها يستخدم نفس عدد قنوات الإخراج. ومع ذلك، في الانتشار الأمامي، نقوم بربط المدخلات والمخرجات لكل كتلة التفاف على بُعد القناة.

للحفاظ على طبيعة التغذية الأمامية، تحصل كل طبقة على مدخلات إضافية من كل الطبقات السابقة وتكرر خرائط الميزات الخاصة بها إلى كل الطبقات اللاحقة. وبالتالي، تحتوي الطبقة l على l مدخل، تتكون من خرائط الميزات لجميع الكتل التلافيفية السابقة. يتم تمرير خرائط الميزات الخاصة بها إلى جميع الطبقات اللاحقة $l - L$. وهذا يقدم $L(L+1)/2$ اتصال في شبكة ذات L طبقة، بدلاً من مجرد L اتصال، كما هو الحال في البنى التقليدية.

Transition Layer (طبقة النقل): نظراً لأن كل كتلة كثيفة Dense Block ستزيد من عدد القنوات، فإن إضافة الكثير منها سيؤدي إلى نموذج معقد للغاية. بالتالي يتم استخدام طبقة نقل للتحكم في مدى تعقيد النموذج ما يقلل من عدد القنوات باستخدام طبقة تلافيفية 1×1 وتقليل ارتفاع وعرض طبقة التجميع المتوسطة بخطوة 2، مما يقلل بشكل أكبر من تعقيد النموذج. بشكل أبسط، يمكن القول إن طبقات الانتقال (اللتفاف + التجميع) هي طريقة لاختزال التمثيلات المحسوبة بواسطة Blocks Dense ببطء حتى النهاية. وتتكون طبقة النقل من الأجزاء الآتية:

Batch Normalization

1x1 Convolution

Average pooling

7- دراسة النتائج العملية

التدريب:

تمت تهيئة الشبكة بأوزان من نموذج شبكة DenseNet201 تم تدريبه مسبقاً على عينة البيانات الشهيرة imagenet وتم تدريب الشبكة من طرف إلى طرف باستخدام Adam Optimizer مع البارامترات الافتراضية. استخدمنا نفس حجم batch = 8

ومعدل التعلم 0.0001 قمنا بتدريب الشبكات لكل أنواع الدراسة بشكل منفصل بحيث قمنا بتطبيق نموذج التعلم بالنقل على عينة البيانات المدروسة على كل نوع بشكل مستقل (أي التطبيق على فئة المعصم بشكل مستقل، على فئة الأصابع بشكل مستقل... الخ) ويعدد مرات 100 لكل الأنواع، كما قمنا بمتابعة تدريب النموذج على عينة البيانات كاملةً دون فصل الأنواع بشكل مستقل، وقمنا بتسجيل النتائج لكل الحالات المدروسة. ونعرضها في القسم الآتي:

تقييم الأداء (وفقاً لدقة التصنيف):

قمنا بتقييم أداء النموذج على الاختبار الذي تم تعيينه حسب أنواع الدراسة ومقارنته بنموذج المجموعة. تم إنشاء نموذج المجموعة باستخدام النماذج الأفضل أداءً من كل أنواع الدراسة. تمت مقارنة الأداء باستخدام مقياس الدقة. لاحظنا أن أداء النماذج الفردية المدربة على أنواع الدراسة المحددة أفضل بكثير مقارنةً بنموذج المجموعة. وعلى الرغم من أنه يمكن استخدام نموذج المجموعة للتنبؤ بأي نوع من أنواع الدراسة، إلا أن اختلاف الأداء في بعض أنواع الدراسة كان ضعيفاً.

ملاحظات حول النتائج:

نوضح في الجدول أدناه نتائج المقارنة (من ناحية دقة التصنيف)، التي قمنا بإجرائها بين نتائج الورقة البحثية ونتائج دراستنا لتطبيق التعلم بالنقل على تصنيف الصور الشعاعية الطبية [21].

نلاحظ من الجدول أننا حصلنا على نتائج أفضل (دقة) في أغلب حالات الدراسة ضمن عينة البيانات-لاحظنا أن أفضل تحسين في قيمة الدقة كانت بالنسبة لنوع HUMERUS، كما أننا قمنا بإجراء تدريب للنموذج على عينة البيانات كاملةً بغض النظر عن نوع الدراسة (تدريب لكل الصور في عينة البيانات)، بحيث وصلنا إلى دقة تصل 82% تقريباً وهي نسبة مقبولة نوعاً ما مقارنة بالدقة التي حصلنا عليها لكل نوع بشكل مستقل، كون بعض حالات الدراسة أعطت دقة أقل من 82% مثل

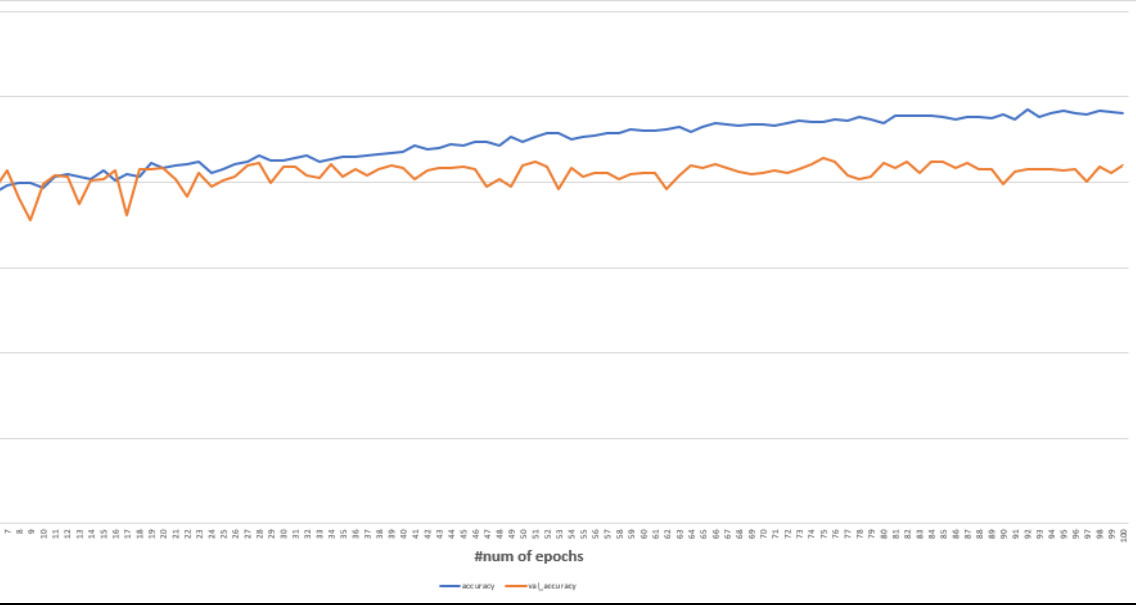
حالة SHOULDER و FINGER و HAND أما الأنواع الأربعة الباقية أعطت نتائج بدقة أعلى.

Study Type	Ref. Precision	Precision
WRIST	0.86	0.862
ELBOW	0.85	0.8778
HUMERUS	0.82	0.8819
SHOULDER	0.79	0.7964
FINGER	0.78	0.7969
FOREARM	0.77	0.8194
HAND	0.73	0.7969
ALL	-	0.8191

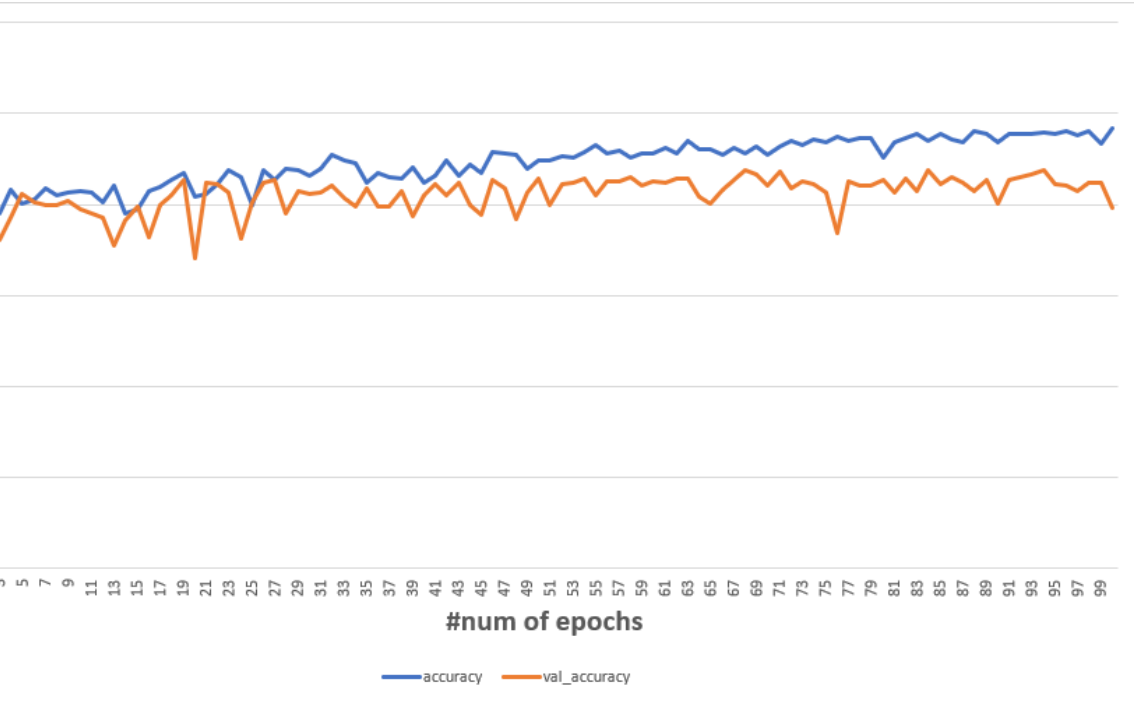
نلاحظ من جدول المقارنة بين النتائج التي حصلنا عليها بتطبيق التعلم بالنقل من خلال شبكة DenseNet201 والنتائج التي حصل عليها الباحثون في المرجع المعتمد لعينة البيانات أننا حصلنا على دقة أعلى في كل أنواع الدراسة وكان فرق الدقة التي حصلنا عليها في نوع HUMERUS الأفضل بين الأنواع الأخرى فقد كان تحسين الدقة من 82% إلى 88%، كما نلاحظ التحسين الثاني والذي يعتبر تحسناً قوياً هو في نوع HAND بحيث أننا حصلنا على دقة بنسبة 79% مقابل دقة 73% كانت في نتائج المرجع، كما أن هناك تحسين في الأنواع الأخرى ولو كان بنسبة غير عالية جداً كما في النوعين المذكورين.

قمنا أيضاً بتدريب النموذج على عينة البيانات كاملة بغض النظر عن النموذج وحصلنا على دقة تقارب 82% وهي تعتبر نسبة جيدة خاصة أنها تفوقت على بعض الحالات الخاصة المدروسة مثل FINGER و SHOULDER اللتين حققنا نسبة 79% تقريباً.

نوضح في المخططين الآتيين نتائج تدريب النموذج على عينة البيانات لنوعين من أنواع الدراسة.



المخطط (1): نتائج تدريب النموذج على عينة البيانات من نوع Elbow
 نلاحظ من المخطط (1) أن دقة التدريب استمرت في التصاعد واقتربت من الدقة
 المثالية أثناء الاستمرار في التدريب إلى 100 دورة بحيث وصلت إلى 98% في نوع
 Elbow بينما وصلت دقة التحقق إلى 85.6%، بحيث بدأت بقيمة صغيرة 72%
 من ثم تصاعدت ووصلت لدقة 85.6% والتي قمنا بتسجيلها عند الدورة 75 ولم
 تتجاوز هذه الدقة في الدورات الباقية.



المخطط (2): نتائج تدريب النموذج على عينة البيانات من نوع Humerus
 نلاحظ من المخطط (2) أن دقة التدريب استمرت في التصاعد واقتربت من الدقة
 المثالية أثناء الاستمرار في التدريب إلى 100 دورة ووصلت إلى حوالي 97%، أما
 دقة التحقق بدأت بقيمة صغيرة 68% من ثم تصاعدت ووصلت لدقة 88% التي
 قمنا بتسجيلها عند أكثر من نقطة (دورة).

8- النتائج والتوصيات:

يمكننا تقسيم النتائج إلى نتائج عامة، ونتائج خاصة بنقل التعلم إلى عينة البيانات
 الخاصة بالبحث.

النتائج العامة:

بعد العمل على مجموعة البيانات المذكورة وتطبيق طرق التعلم بالنقل عليها في
 محاولة من خلال بحثنا للحصول على نتائج أفضل، وجدنا ما يلي:

- يتطلب تدريب نموذج التعلم العميق Deep Learning باستخدام الصور الطبية العديد من الاختيارات (اختيار البارامترات الصحيحة والبارامترات الفائقة) وبدون وحدة معالجة الرسومات السريعة، يستغرق الأمر عدة أيام للحصول على نتيجة (استخدمنا Google Colab). يمكن اعتبار هذه النقطة هي نتيجة عامة لمعظم الدراسات المتعلقة بمجال تعلم الآلة والتعلم العميق والتعلم بالنقل، إلا أننا قمنا بتجريبها في هذه الدراسة ولاحظنا هذه النقطة.
- عدم وجود معرفة بمجال الصور الطبية (حالة الدراسة) ليست مشكلة في الحصول على نموذج بمستوى جيد ولكن هذه المعرفة الطبية تصبح ضرورية لإنشاء تطبيق على المستوى المهني.

أما فيما يتعلق بالنتائج الخاصة بتطبيق نقل التعلم على عينة البيانات الخاصة ببحثنا فقد تم توضيحها بالتفصيل في قسم دراسة النتائج العملية من حيث الحصول على نتائج أفضل في عدة أقسام من المجال المدروس على عينة البيانات التي تم الاعتماد عليها، والاستفادة من النماذج المدربة مسبقاً في عمليات التصنيف لمشاكل عملية جديدة لا يتوفر فيها الكم المطلوب من البيانات اللازمة لإنجاز التصنيف والحصول على نتائج مرضية.

9- الأعمال المستقبلية:

يمكن توسيع هذا البحث ليشمل تطبيق أنواع أخرى من خوارزميات نقل التعلم على عينة البيانات ومقارنة نتائجها مع نتائج البحث الحالي.

10-المراجع:

- 1- Gao J., Jiang Q., Zhou B., Chen D., 2019 - Convolutional neural networks for computer-aided detection or diagnosis in medical image analysis: An overview, College of Information Engineering, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China.
- 2- Yuliana J.- Gaona, Maria J. R.- Alvarez, Vasudevan L., 2020 – Deep Learning Based Computer-Aided Systems for Breast Cancer Imaging: A Critical Review, Department of Systems Design Engineering, Physics, and Electrical and Computer Engineering, University of Waterloo, ON N2L3G1, Canada.
- 3- Dhungel N., Carneiro G., Bradley A. P., 2015 - Automated Mass Detection from Mammograms using Deep Learning and Random Forest, 2015 International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications (DICTA).
- 4- Adelaide, SA, Australia Scott R., Stone N., Kendall, C., 2016 - Relationships between pathology and crystal structure in breast calcifications: an in situ X-ray diffraction study in histological sections. npj Breast Cancer 2, 16029.
- 5- Scott R., Kendall C., Stone N., Rogers K., 2017 - Elemental vs. phase composition of breast calcifications, Sci Rep.
- 6- Mendoza P., Lacambra M., Tan PH., Tse GM., 2011 - Fine Needle Aspiration Cytology of the Breast: The Nonmalignant Categories, Patholog Res Int.
- 7- Se-woon C., Kokeb D., Gelan A., 2021 - Transfer Learning in Breast Cancer Diagnoses via Ultrasound Imaging, Department of IT Convergence Engineering, Kumoh National Institute of Technology, Gumi 39253, Korea.
- 8- Khan, A., Sohail, A., Zahoora, U. et al. ,2020 - A Survey of the Recent Architectures of Deep Convolutional Neural Networks, Deep Learning Lab, Center for Mathematical Sciences, PIEAS, Nilore, Islamabad 45650, Pakistan, Artif Intell Rev 53, 5455–5516.

- 9- Yamashita, R., Nishio, M., Do, R.K.G, 2018 - Convolutional neural networks: an overview and application in radiology, Insights Imaging 9, 611–629.
- 10-Jason Y., Jeff C., Yoshua B., Hod L., 2014 - How transferable are features in deep neural networks?, arXiv:1411.1792.
- 11-Weiming Z., Zhenghao C.Henry W. F. Y., Zhicheng L., 2017 - Layer Removal for Transfer Learning with Deep Convolutional Neural Networks, Conference: International Conference on Neural Information Processing.
- 12-Niall O' M., Sean C., Anderson C., Suman H., Gustavo V. H., Lenka K., Daniel R., Joseph W., 2019 - Deep Learning vs. Traditional Computer Vision, IMaR Technology Gateway, Institute of Technology Tralee, Tralee, Ireland.
- 13-van Engelen, J.E., Hoos, H.H., 2020 - A survey on semi-supervised learning, Mach Learn 109, 373–440.
- 14-Vrbančič G., podgorelec V., 2020 - Transfer Learning with Adaptive Fine-Tuning, IEEE, Faculty of Electrical Engineering and Computer Science, University of Maribor, 2000 Maribor, Slovenia.
- 15-Ravi K S., Heang-P.C. , Lubomir H. , Mark A H. , Jun W., Kenny C. , 2016 - Mass detection in digital breast tomosynthesis: Deep convolutional neural network with transfer learning from mammography, Med Phys.
- 16-Xiang Y., Nianyin Z., Shuai L., Yu-Dong Z., 2019 - Utilization of DenseNet201 for diagnosis of breast abnormality - Machine Vision and Applications.
- 17-Natalie B., Jordan O., Erik J. L. , 2020 - Exploring the efficacy of transfer learning in mining image-based software artifacts, Journal of Big Data.
- 18-Zhongling H., Zongxu P., Bin L. ,2017 - Transfer Learning with Deep Convolutional Neural Network for SAR Target Classification with Limited Labeled Data - Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing, China.
- 19-www.usbji.org
- 20-[Musculoskeletal conditions \(who.int\)](http://www.who.int)
- 21-Pranav R., Jeremy I. , Aarti B. , Daisy D., Tony D., Hershel M., Brandon Y., Kaylie Z., Dillon L., Robyn L. B., Curtis

- L., Katie S., Matthew P. L., Andrew Y. Ng, 2018 - MURA: Large Dataset for Abnormality Detection in Musculoskeletal Radiographs, 1st Conference on Medical Imaging with Deep Learning.
- 22- <https://stanfordmlgroup.github.io/competitions/mura>
- 23-Sedrick C. , Michele Z. – 2020, Transfer Learning in Image Classification: how much training data do we really need?
- 24-Francois C., 2016 - Building powerful image classification models using very little data, The Keras Blog.
- 25-Jason Y., Jeff C., Bengio Y., Hod L. , 2014 -How transferable are features in deep neural networks?, Conference: Advances in Neural Information Processing Systems.
- 26-Rupesh K. S., Klaus G., Jürgen S., 2015 - Training Very Deep Networks, The Swiss AI Lab IDSIA / USI / SUPSI
- 27- Olaide N. O., Absalom E. E., 2017 - A State-of-the-Art Survey on Deep Learning Methods for Detection of Architectural Distortion from Digital Mammography, IEEE

دراسة ومقارنة خوارزميات تحسين وثوقية طريقة

MVDR لتشكيل حزمة الاشعاع

الباحث: د. م. ايلي خليل

ملخص

تعتبر تقنية التباين الأدنى للاستجابة غير المشوهة $\text{minimum variance distortionless response (MVDR) beamformer}$ من أكثر الطرق المستخدمة من أجل تشكيل حزمة الاشعاع، وتتمتع هذه الطريقة بأداء جيد في كبح اشارات التداخل اذا كان شعاع توجيه المصفوفة $\text{Array Steering Vector (ASV)}$ المطابق للإشارة المحددة معروفا بدقة ، وهذا الأمر غير مضمون عملياً بسبب عيوب المصفوفة المتنوعة .

وقد تم استعمال عدة خوارزميات من أجل حل هذه المشكلة منها طريقة التمديد القطري $\text{Diagonal Loading (DL)}$ ، و طريقة الحالة الأسوء، وطريقة التحميل القطري المتغير، وطريقة تخمين شعاع التوجيه .

سوف ندرس في هذا البحث هذه الطرائق وسنستخدم برنامج الماتلاب من أجل محاكاتها ومقارنة أدائها ، وتوضيح سلبيات وإيجابيات كل منها.

Study and compare Improvement The Algorithms of improvement the MVDR Beamforming

Dr. Eng. Elie Khalil

ABSTRACT

The minimum variance distortionless response (MVDR) beamformer is one of the most common method, minimizes the array output power while constraining the gain to be one at the direction of interest, It has high performance in interference suppression if the array steering vector (ASV) corresponding to the target signal is known accurately, that isn't guaranteed practically due to the existence of array imperfections .

therefore the performance of MVDR degrades significantly because MVDR is too sensitive to the steering vector mismatches. To compact with this drawback many approaches have been proposed , such Diagonal Loading Method, Worst –case beamforming, Variable diagonal Loading Method, and steering Vector estimation method.

In this paper, we will study this methods and use the MATLAB program to model and compare its performance.

1- مقدمة:

تعرف عملية تشكيل حزمة الاشعاع بأنها عملية توجيه أو استقبال الاشارة المرغوبة (Signal of Interest) من اتجاه محدد، وكبح التداخلات الأخرى من باقي الاتجاهات ويتم ذلك عبر وزن الاشارات المرسله أو المستقبله عبر عدد من الهوائيات بأوزان محددة، وبما أن نموذج اشعاع المصفوفة يتألف من حزمة رئيسية باتجاه محدد، وعدد من الحزم الجانبية، كما يحوي عدد من الأصفار، فبالتالي تعني عملية تشكيل الحزمة توجيه الحزمة الرئيسية باتجاه الاشارة المرغوبة، ومحاولة وضع أصفار نموذج اشعاع المصفوفة في جهات ورود اشارات التداخل، أي يمكن وصف تشكيل حزمة الاشعاع بأنها عملية ترشيح مكانية لعدد من الحساسات المتباعدة، ونطلق على التحسين الذي نصل اليه بالمقارنة مع الحالة الغير موجهة بريح المصفوفة أو ربح تشكيل الحزمة.

وقد تم استخدام هذه التقنية على نطاق واسع في الاتصالات اللاسلكية والميكروفون وأنظمة الرادار، والسونار، والتصوير الطبي، كحل جذاب للكشف عن الإشارة وتقديرها بشكل جيد في بيئات الخفوت القاسية [1].

أصبح مؤخراً هنالك اهتمام متزايد بهذه التقنية نظراً للطلب الكبير على تطبيقات الاتصالات اللاسلكية، والنمو السريع في عدد المستخدمين لهذه الشبكات اللاسلكية، واحتياجهم الملحة لمعدلات عالية لنقل البيانات.

قُدمت عدة تقنيات من أجل تحقيق تشكيل حزمة الاشعاع المتكيف adaptive beamforming، حيث صممت هذه التقنيات لتأمين الحل الأمثل بالاعتماد على معايير ومحددات معينة مثل الحد الأدنى للتباين minimum variance ، الحد الأقصى للأنتروبيا maximum entropy ، و الحد الأقصى لنسبة الاشارة الى الضجيج مع التداخل maximum signal-to-interference-plus noise ratio (SINR) ، وتعتبر تقنية

التباين الأدنى للاستجابة غير المشوهة minimum variance distortionless response (MVDR) beamformer من أكثر الطرق انتشاراً من أجل تشكيل حزمة الإشعاع، حيث تعتمد على تصغير طاقة خرج المصفوفة الى أكبر قدر ممكن مع الحفاظ على الريح واحدياً في الاتجاه المطلوب [2].

تعد طريقة MVDR حساسة للغاية لعدم التطابق في شعاع توجيه المصفوفة array steering vector (ASV)، وبالتالي فإن أداءها سينخفض بشكل ملحوظ عند عدم معرفة ASV الخاص بالإشارة بدقة، وينجم ذلك عن عيوب المصفوفة المتنوعة مثل الاقتران المشترك لهوائيات المصفوفة mutual coupling effect of the antenna array، و التشتت المحلي local scattering، وعدم تطابق حيز الفراغ near-far spatial، وأخطاء توجيه الشعاع steer direction errors، و عيوب معايرة المصفوفات imperfectly calibrated arrays [3].

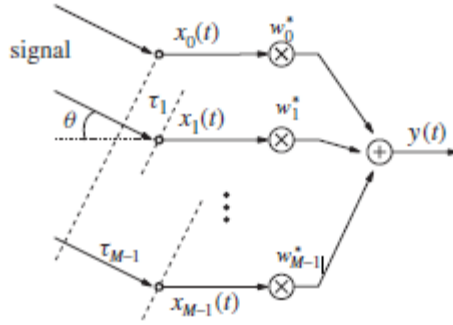
قدمت عدة طرق من أجل ايجاد حل لهذه المشكلة، مثل تقنية التحميل القطري (DL) والتي تعد أحد الأساليب المخصصة الأكثر شيوعاً لتحسين مائة تقنية MVDR وتجنب إلغاء الإشارة الذاتية، الى جانب طريقة القيمة الذاتية لمصفوفة ترابط التداخل مع الضجيج، وتقنية الحالة الأسوأ Worst-Case وتقنية التحميل القطري المتغير.

2- هدف البحث:

يهدف البحث الى دراسة الطرائق المستخدمة لزيادة وثوقية طريقة MVDR لتشكيل حزمة الإشعاع تجاه اخطاء التوجيه وتحسين أداءها، ومقارنة هذه الطرائق عبر محاكاتها باستخدام برنامج الماتلاب وؤسم النموذج الإشعاعي ومخطط SINR مقابل SNR وتوضيح نقاط القوة والضعف لكل خوارزمية .

3- طريقة MVDR:

نفترض لدينا مصفوفة هوائيات خطية مؤلفة من M حساس وبوجود إشارة ضيقة الحزمة narrowband signal قادمة من حقل بعيد.



الشكل (2) البنية العامة لتشكيل حزمة الاشعاع الضيقة الحزمة

يمثل شعاع خرج المصفوفة من أجل K snapshot بالمعادلة التالية:

$$x(k) = a(\theta)s(k) + v(k) \quad (1)$$

حيث: θ هي زاوية الورد DOA

هي شعاع التوجيه المصفوفة ويعطى بالعلاقة [4]:

$$a(\theta) = [1 \quad e^{jKd \sin(\theta)} \quad e^{2jKd \sin(\theta)} \quad \dots \quad e^{(m-1)jKd \sin(\theta)}] \quad (2)$$

و $v(k)$ هو الضجيج مع اشارات التداخل.

يكتب تابع تشكيل الحزمة الاشعاعية الضيقة The narrowband beamforming operation بالشكل التالي:

$$y(k) = w^H x(k) \quad (3)$$

حيث $w \in C^{M*1}$ تشير الى المعاملات العقدية للمرشح.

يصغر MVDR Beamformer طاقة خرج المصفوفة مع الحفاظ على الريح مساوي للواحد في اتجاه الإشارة المطلوب ، وبالتالي عبارة تكبير ال SINR لخرج المصفوفة الى اعظم قدر ممكن يمكن التعبير عنها عبر مشكلة الأمثلية المحدبة التالية[4]:

$$\begin{aligned} \min_w & w^H R_{i+n} w \\ \text{s.t.} & w^H a(\theta) = 1 \end{aligned} \quad (4)$$

تكون الفائدة العملية للمصفوفات التكيفية في العديد من التطبيقات محدودة بمعدل التبديل حيث يجب أن تتغير الأوزان في هذه الأنظمة بمعدل يساوي أو أكبر من معدل تغيير مجال الضجيج الخارجي (على سبيل المثال المسح في الرادار) .

يغد معدل التقارب هذا المشكلة الأكثر حدة في النظم التكيفية مع عدد كبير من درجات التكيف وفي المواقف التي تكون فيها القيم الذاتية للمصفوفة تتباين الضجيج مختلفة على نطاق واسع .

لذا تم السعي لتوفير تبديل سريع لمصفوفة الوزن وذلك بالاعتماد على مصفوفة التباين البسيطة

$$\hat{R} \text{ Sample covariance Matrix [5] .}$$

حيث تم بالاعتماد على طريقة Maximum Likelihood لتقدير المصفوفة $R_{i+n}(k)$ بمصفوفة التباين البسيطة والتي تحسب وفق العلاقة [6]:

$$\hat{R}_{i+n} = 1/K \sum_{k=1}^K v(k)v^H(k) \quad (5)$$

تقدم طريقة MVDR أداءً عالياً إذا كان شعاع توجيه المصفوفة ASV للإشارة المطلوبة معروف بدقة.

وهذا الأمر غير مضمون في الحياة العملية حيث أن أخطاء ASV قد تحدث نتيجة عيوب المصفوفة المتعددة وينجم ذلك عن عيوب المصفوفة المتنوعة مثل الاقتران المشترك لهوائيات المصفوفة mutual coupling effect of the antenna array، و التشتت المحلي local scattering، و الاضطرابات في مواقع الحساسات sensor position perturbation وعدم التطابق الفراغي بين المجال القريب والبعيد near-far، وأخطاء توجيه الشعاع spatial signature mismatch، و عيوب معايرة المصفوفات imperfectly calibrated arrays مما يسبب مشكلة خطيرة تتمثل بإلغاء الإشارة المطلوبة [7,8].

4- خوارزميات زيادة وثوقية طريقة MVDR :

ينخفض أداء طريقة MVDR بشكل ملحوظ عند عدم معرفة ASV الخاص بالإشارة بدقة، كما أن استعمال مصفوفة التباين البسيطة Sample covariance Matrix في حساب أوزان طريقة MVDR ستجعل أداء هذه الطريقة ينخفض بشكل واضح، وخاصة في حال وجود إشارة بيانات في اشارات التدريب Snapshot Training، وهو الحال في معظم تطبيقات المصفوفات المتكيفة كالسونار و التصوير الطبي وانظمة الميكروفونات ومعالجة الصوت والاتصالات الخليوية، مما سيجعل من هذه الطريقة غير موثوقة الاستعمال .

قُدِّمت عدة طرائق من أجل إيجاد حل لهذه المشكلة، وتعد تقنية التحميل القطري (DL) إحدى الأساليب الأكثر شيوعاً لتحسين متانة تقنية MVDR تجاه أخطاء التوجيه وتجنب إلغاء الإشارة الذاتية [9]، ولكن طريقة اختيار عامل التحميل القطري غير واضحة عملياً، والفشل الرئيسي في نهج DL التقليدي هو أنه لا توجد طريقة سهلة وموثوقة لاختيار

عامل DL ، ولتجنب العيوب في اعتماد معامل تحميل قطري ثابت تم ايجاد طريقة لإضافة معامل التحميل المتغير [10].

فيما بعد طورت طريقة التحميل القطري [11] حيث اعتبر شعاع التوجيه الحقيقي موجود داخل مجموعة عدم يقين كروية .

ثم لاحقاً تم اقتراح طريقة الأمثلية وفق الحالة الأسوأ worst-case-based adaptive beamforming ، لتحسين متانة طريقة MVDR ضد أخطاء التوجيه المحتملة [12-13] .

الى جانب الطرائق السابقة اقترح في طريقة لتخمين شعاع التوجيه بدقة بهدف تصحيح الخطأ في شعاع التوجيه [14].

A. طريقة التحميل القطري:

تعد طريقة التحميل القطري (DL) Diagonal loading احدى اهم الطرق لزيادة الوثوقنة لطريقة MVDR ولتجنب الحذف الذاتي للاشارة

حيث أن الفكرة المفتاحية لضبط الحل لا MVDR هو بإضافة مصطلح جزائي من الدرجة الثانية $w\lambda w^H$ الى تابع الملاحظة حيث λ هي عامل DL المقترح .

بالتالي يعبر عن مشكلة التشكيل الأمثل لطريقة DL يعبر عنها بالشكل [3]:

$$\begin{aligned} \min w^H (R + \lambda I) w \\ \text{s.t. } w^H a(\theta) = 1 \end{aligned} \quad (6)$$

حيث I هي $m \times m$ مصفوفة واحدة

λ عامل DL المقترح يجب أن يختار من قبل المستقبل وبشكل ملاحظ فان هذا الاختيار سيأخذ الاهتمام الأكبر لضبط استجابة المرشح.

السؤال الأساسي في هذه الطريقة هو حول اختيار البارامتر، حيث تحقق هذه الطريقة نتيجة جيدة في حال اختيار معامل التخميل بشكل مناسب، ولكن عملية الاختيار غير واضحة في الواقع، وقد قدمت الكثير من الدراسات من أجل الاختيار الأمثل للبارامتر، حيث اقترح Vincent and Besson في [11] قيمة طبيعية تقريبية ل λ معتمدة على التحليل الذاتي eigendecomposition لمصفوفة التباين البسيطة، و عملياً تختار معادلة ل $10\sigma^2$ حيث σ^2 هي تباين الضجيج في هوائي مستقل،

B. طريقة استخدام تخمين شعاع التوجيه - MVDR - SV-estimation:

تحتاج طريقة MVDR إلى معرفة شعاع التوجيه استناداً إلى بعض المعلومات السابقة، وتقدير مصفوفة تباين البيانات، وعندما يكون هناك عدم تطابق بين شعاع التوجيه الفعلي والمقدر، فإن أداء MVDR سيندهور، وهذا حفز باتجاه تطوير تقنية جديدة لتقدير شعاع التوجيه عبر أقل قدر ممكن من المعلومات المسبقة. يتم تخمين شعاع التوجيه من خلال تعظيم قدرة خرج مشكل حزمة الإشعاع تحت شرط أن لا يتقارب التقدير إلى أي من أشعة توجيه التداخل ومجموعاتها الخطية [14]، والمعلومات السابقة الوحيدة المستخدمة هي المعرفة غير الدقيقة للقطاع الزاوي الخاص بالإشارة المرغوبة وهندسة مصفوفة الهوائي، والتي يمكننا الحصول عليها باستخدام طرق تحديد الاتجاه منخفضة الدقة [15]، في حين لا يلزم معرفة شعاع التوجيه المفترض.

بفرض لدينا مصفوفة هوائيات خطية مكونة من M هوائي وبحال وجود خطأ في شعاع التوجيه δ فعندها تعطى معاملات الوزن بطريقة SMI-MVDR بدلالة δ على الشكل:

$$w = \frac{R_y^{-1}(P + \delta)}{(P + \delta)(P + \delta)^H R_y^{-1}} \quad (7)$$

حيث P هو شعاع التوجيه المقدر، عندها تعطى استطاعة خرج ال-Beamformer [14]:

$$P = \frac{1}{(P + \delta)^H R^{-1}(P + \delta)} \quad (8)$$

بالتالي لتكبير استطاعة الخرج لابد من تصغير مقام المعادلة (9-2) ، لذا اقترح [16] تخمين شعاع التوجيه عبر مسألة الأمثلية التالية:

$$\begin{aligned} & \min (P + \delta)^H R^{-1}(P + \delta) \\ & s.t \quad \|\hat{a}\|^2 = M \end{aligned} \quad (9)$$

القيود $\|\hat{a}\|^2 = M$ وضع لإجبار شعاع التوجيه أن يكون له نفس المطال كشعاع التوجيه المفترض.

تم في [14] اضافة قيد جديد لتجنب تقارب شعاع التوجيه المخمن إلى أي من أشعة توجيه اشارات التداخل ومكوناتها الخطية.

فبفرض أن الإشارة المرغوبة متواجدة في قطاع زاوي معروف $\Theta = [\theta_{\min}, \theta_{\max}]$ ، عندها يمكن تشكيل مسألة أمثلية لتخمين شعاع التوجيه على النحو التالي:

$$\begin{aligned} & \min \hat{a}^H R^{-1} \hat{a} \\ & s.t \quad \|\hat{a}\|^2 = M \\ & \quad \hat{a}^H C \hat{a} \leq \Delta_0 \end{aligned} \quad (10)$$

$$C = \int_{\Theta} a(\theta)a(\theta)^H$$

حيث

$$\Delta_0 = \max a(\theta)Ca(\theta)^H$$

و

إن المشكلة غير محدبة Non-convex وبالتالي سيكون من الصعب حلها لذا تم تحويلها الى مشكلة محدبة عبر استخدام Semidefinite programming relaxation (SDP) ، حيث بفرض $\mu = \widehat{a}\widehat{a}^H$ يمكن أن نكتب:

$$\begin{aligned} \min \quad & Tr(\mu R^{-1}) \\ & Tr(\mu) = M \\ s.t \quad & Tr(\mu C) \leq \Delta_0 \\ & (\mu) > 0 \end{aligned} \quad (11)$$

القيد $(\mu) > 0$ وضع لضمان أن تكون المصفوفة μ مصفوفة positive semidefinite.

C. طريقة التحميل القطري المتغير:

اقترحت مؤخراً عدة طريق لتحميل قطري متغير من أجل زيادة الوثوقية لتقنيات تشكيل حزمة الاشعاع المتكيفة (VLSMI) مما يمنع معاملات الوزن لل Beamformer من التقاطع مع مركبات الضجيج [17,18].

اقترح Jing Gu في البحث [10] طريقة لتحميل متغير من أجل زيادة الوثوقية لتقنيات تشكيل حزمة الاشعاع المتكيفة (VLSMI) مما يمنع معاملات الوزن لل Beamformer من التقاطع مع مركبات الضجيج .

حيث انطلاقاً من تحليل القيمة الفردية لمصفوفة التباين R ، يمكن أن نكتب R كمايلي:

$$R = UAU^*$$

حيث U تحوي الأشعة الذاتية للمصفوفة R و A هي مصفوفة قطرية تضم القيم الذاتية

$$U_1 \geq U_2 \geq \dots \geq U_m : R$$

$$z = U\alpha(\theta) : \text{ولنأخذ}$$

عندها يمكن أن نعرف تابع الترتيب التنازلي λ :

$$g(\lambda) = \sum_{m=1}^M \frac{|Z_m|^2}{(1 + \lambda v_m)^2} = \varepsilon \quad (12)$$

بحل هذه المعادلة عبر طريقة Newton يمكن إيجاد القيمة المثلى λ

إن قيمة λ مرتبطة بقيمة مصفوفة التباين R أو مصفوفة التباين البسيطة \hat{R} .

بالاعتماد على ما سبق اقترحت طريقة تحميل متغيرة منخفضة التعقيد من أجل زيادة التحسين في

الأداء من دون تعقيد مبالغ فيه عبر إضافة معامل تحميل $\lambda \hat{R}^{-1}$ [17] ، حيث إن إضافة \hat{R}

لمعامل التحميل القطري سيؤمن حلاً وسطاً بين الوثوقية و المتانة من جهة وبين التكيفية من

جهة أخرى، فيصبح لدينا تابع الامثلية على الشكل التالي:

$$\begin{aligned} \min w^H R_i + n w + w^H \lambda R^{-1} w \\ \text{s.t } w^H a(\theta) = 1 \end{aligned} \quad (13)$$

D. طريقة MVDR باستخدام الحالة الأسوأ worst-case-MVDR :

إن شعاع التوجيه الفعلي غير معروف عملياً، بسبب عدم التطابق Mismatch في زاوية ورود الاشارة SOI وبالتالي، إذا افترضنا عدم التطابق غير المعروف بين شعاع التوجيه الفعلي $a(\theta)$ وشعاع التوجيه المخمن $\tilde{a}(\theta)$:

$$\delta = \tilde{a}(\theta) - a(\theta) \quad (14)$$

يتمثل جوهر هذه الطريقة في إضافة متانة لطريقة MVDR القياسية لتشكيل الحزمة باستخدام قيد استجابة غير مشوه يجب تلبيته مع جميع أشعة توجيه الإشارة غير المتطابقة في مجموعة عدم اليقين الكروية المحددة.

يمكن عندئذٍ التعبير عن مشكلة التحسين لهذه الحالة على النحو التالي:

$$\begin{aligned} & \min w^H R_{i+n} w \\ & s.t \quad \left| w^H \tilde{a}(\theta) \right| \geq 1 \end{aligned} \quad (15)$$

بتعويض المعادلة (14) في (15) يصبح لدينا:

$$\begin{aligned} & \min w^H R_{i+n} w \\ & s.t \quad \left| w^H (\delta + a(\theta)) \right| \geq 1 \end{aligned} \quad (16)$$

من الصعب حل هذه المسألة نظرًا لأن القيد هو غير محدب nonconvex ، لذا يجب أن نتحول إلى قيد محدب تحت افتراض أن معيار الخطأ في ناقل التوجيه محدد من طرف ثابت معروف هو \mathcal{E} [12].

$$\|\delta\| \leq \mathcal{E} \quad (17)$$

بالتالي يكتب القيد في المعادلة (16) على الشكل التالي:

$$|w^H a(\theta) + w^H \delta| \geq 1 \quad (18)$$

باستخدام قاعدة عدم مساواة المثلث (Triangle inequality) و قاعدة عدم مساواة كونشي-شوارتز (Cauchy-Schwarz inequality) يمكن ان نكتب :

$$|w^H a(\theta) + w^H \delta| \geq |w^H a(\theta)| - |w^H \delta| \geq |w^H a(\theta)| - \|w\| \|\delta\|$$

بالتعويض في المعادلة (18) يصبح القيد على الشكل:

$$\begin{aligned} |w^H a(\theta)| - \|w\| \varepsilon &\geq 1 \\ |w^H a(\theta)| &\geq 1 + \|w\| \varepsilon \end{aligned} \quad (19)$$

لاتزال هذا القيد غير محدب بسبب القيمة المطلقة الموجودة في الجهة اليسارية من العلاقة (19) لذا سنجري دوران بالطور لـ $|w^H a(\theta)|$ بحيث تكون ذات قيمة حقيقة بالتالي تصبح مسألة الأمثلية على النحو التالي:

$$\begin{aligned} \min w^H R_y w \\ \text{s.t. } |w^H a(\theta)| &\geq 1 + \|w\| \varepsilon \\ \text{Im}(w^H a(\theta)) &= 0 \end{aligned} \quad (20)$$

وهي مسألة أمثلية محدبة من النوع (SOCP) second-order cone program [19].

نحل هذه المسألة المحدبة رياضياً بالاعتماد على طريقة Lagrange multiplier حيث نحصل على تابع Lagrange كما يلي:

$$H(w, \lambda) = w^H R_y w + \lambda (|w^H a(\theta)| - \|w\| \varepsilon - 1) \quad (21)$$

نشقق العلاقة (21) وجعلها مساوية للصفر ليصبح لدينا:

$$R_y w + \lambda \varepsilon \frac{w}{\|w\|} = \lambda a(\theta)$$

وبالتالي تكون قيمة معاملات الوزن :

$$w = (R_y + \frac{\varepsilon}{\|w\|} I)^{-1} a(\theta) \quad (22)$$

5- النتائج:

سنقوم بإجراء محاكاة باستخدام برنامج الماتلاب للطرائق السابقة و مقارنة أداءها والتحسين الذي تحققه على طريقة MVDR ومعالجتها لأخطاء توجيه الشعاع.

حيث اعتمدنا في دراستنا على مصفوفة خطية ULA مؤلفة من 10 هوائي بتباعد بين الهوائيات يساوي الى نصف طول الموجة وافترضنا وجود اشارة مرغوبة (SOI) واحدة عند زاوية الورد $\theta = 80^\circ$ ، و اشارتي تداخل عند الزوايا $105^\circ, 65^\circ = \theta$ ، وتمت الدراسة من أجل ضجيج غاوسي بمتوسط مساوي للصفر وتفاوت واحد، وافترضنا شدة الاشارة الى الضجيج (SNR) Single to- noise ratio تساوي 10 dB، وشدة اشارة التداخل الى الضجيج (INRs) interference-to-noise ratios تساوي الى 30 dB،

و حددنا قيمة عامل التحميل القطري بـ $\lambda = 10$ واعتمدنا عدد الـ Snapshot يساوي 30.

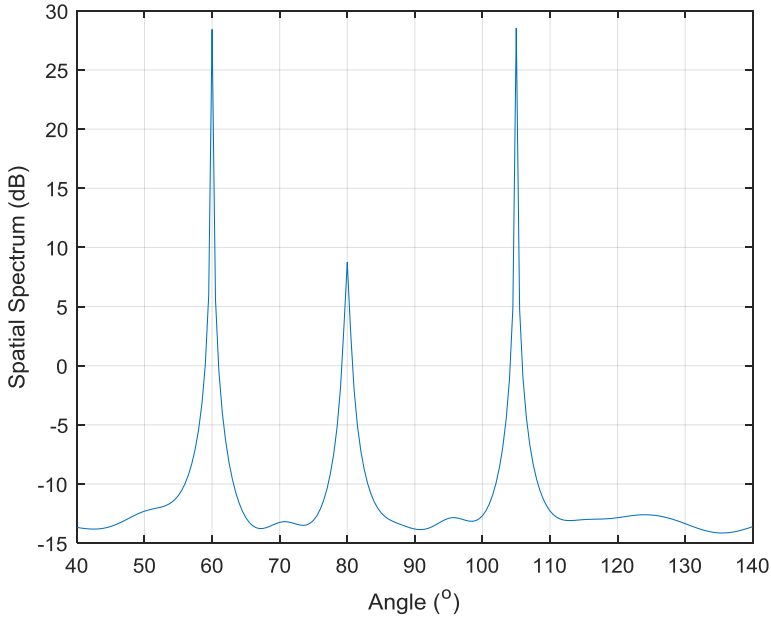
سنستعمل أداة CVX في الـ Matlab المستخدمة لحل مسائل الأمثلية المحدبة [20].

سنقوم برسم النموذج الإشعاعي للخوارزميات المدروسة

يبين الشكل (2) المخطط الطيفي على مدخل المصفوفة حيث يبين وجود الإشارة المطلوبة عند الزاوية $\theta = 80^\circ$ بشدة 10dB ووجود اشارتي تداخل عند الزاويتين $\theta = 65^\circ, 105^\circ$ بشدة 30dB.

ويبين الشكل (3) النموذج الإشعاعي للخوارزميات المدروسة وهي طريقة التحميل القطري و Diagonal loading (DL) وطريقة الحالة الأسوأ Worst-case-MVDR وطريقة تخمين شعاع التوجيه SV-Estimation-MVDR وطريقة التحميل القطري المتغير VLSM وذلك في الحالة التي لا يوجد فيها خطأ في توجيه الإشعاع.

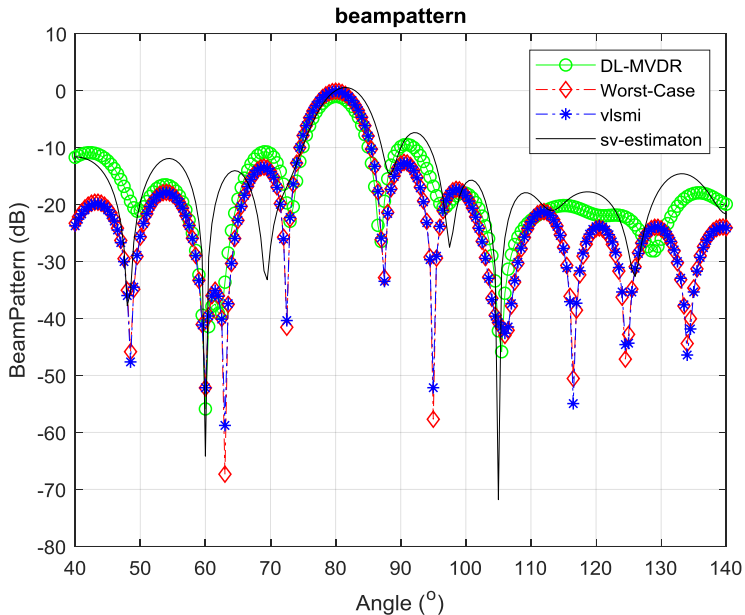
بينما يبين الشكل (4) النموذج الإشعاعي للخوارزميات المدروسة في حالة وجود خطأ في شعاع التوجيه مقداره 2° .



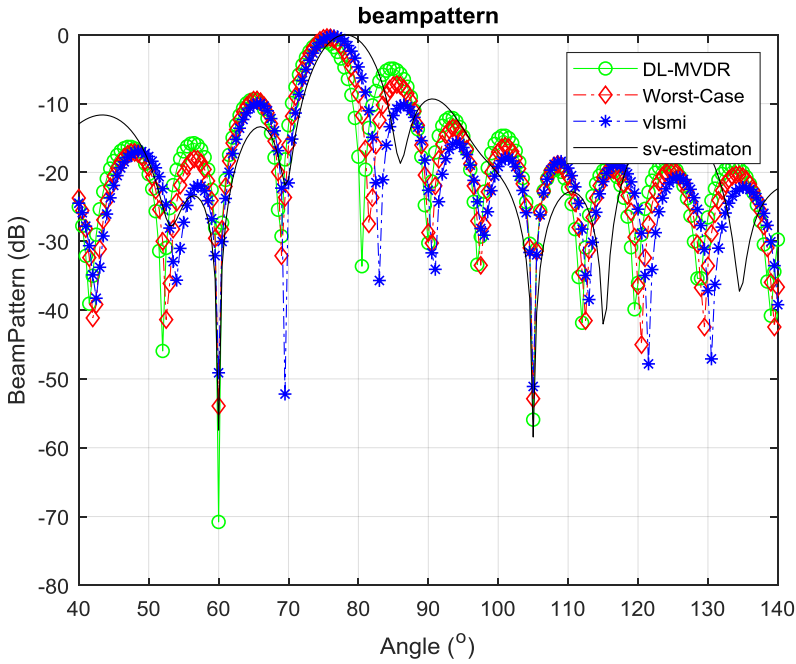
الشكل (2) المخطط الطيفي على مدخل المصفوفة

ونستنتج من الشكل (3) أن طريقة Worst-case-MVDR و طريقة التحميل القطري المتغير VLSM تتميز بأقل حزم جانبية بينما تعاني طريقة SV-Estimation-MVDR من حزم جانبية أعلى من غيرها وهي إحدى العيوب الخاصة بطريقة MVDR.

ونستنتج من الشكل (4) أن طريقة SV-Estimation-MVDR تعيد تخمين شعاع التوجيه وتصحيح الخطأ وتوجيه الإشارة بدقة غير أنها تتميز بحزم جانبية أعلى من باقي الخوارزميات المدروسة، كما نلاحظ أن طريقة التحميل القطري سيتأثر أداءها مع وجود خطأ في شعاع التوجيه حيث يتضح من الشكل أن لها صفر قريب من الإشارة المرغوبة عند الزاوية 80 بينما تتمكن طريقة Worst-case-MVDR و طريقة التحميل القطري المتغير VLSM من تلافي الحذف بصورة أفضل حيث إن صفرها أبعد عن الإشارة المطلوبة عند الزاوية 80.

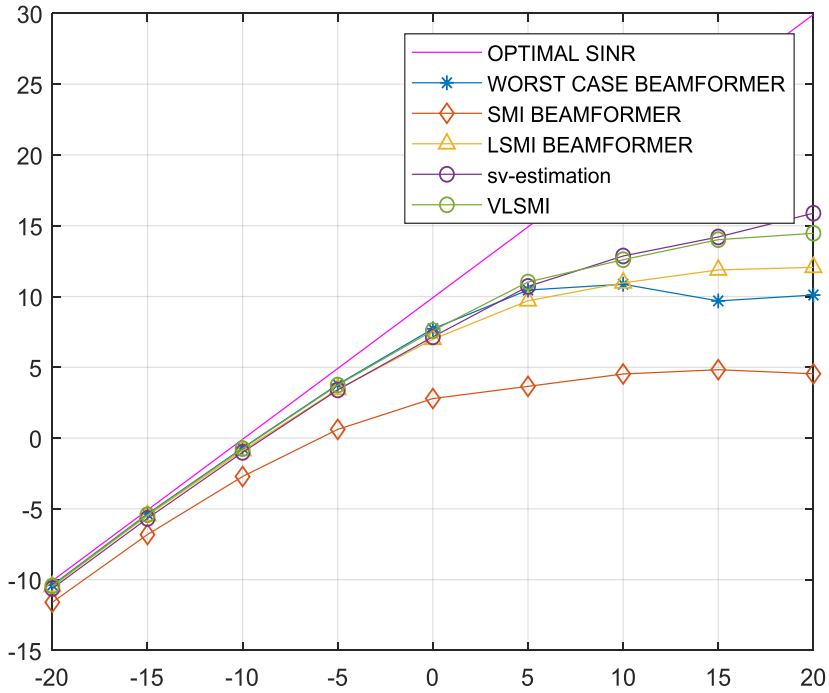


الشكل (3) النموذج الإشعاعي للخوارزميات المدروسة في حالة No mismatch



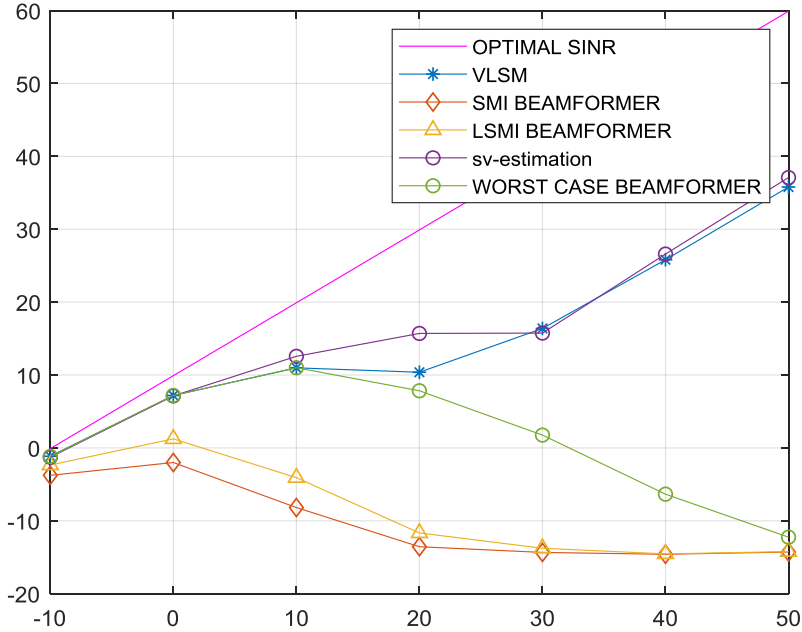
الشكل (4) النموذج الإشعاعي للخوارزميات المدروسة في حالة $2^\circ = \text{mismatch}$

يبين الشكل (5) خرج ال SINR للخوارزميات المدروسة ولطريقة SMI-MVDR مقابل ال SNR للاشارة المرغوبة في حالة عدم وجود خطأ في شعاع التوجيه ويتضح من هذا المخطط أن طريقة SV-Estimation -MVDR و طريقة التحميل القطري المتغير تقدمان الأداء الأفضل وتتفوق طريقة SV-Estimation -MVDR من أجل قيم ال SNR العالية عند 20dB ، بينما تقدم طريقة التحميل القطري أداء جيد وأفضل من بخوارزمية Worst-case-MVDR .



الشكل (5) Output SINR مقابل ال SNR في حالة No mismatch

ويبين الشكل (6) خرج ال SINR للخوارزميات المدروسة مقابل ال SNR للاشارة المرغوبة في حالة وجود خطأ في شعاع التوجيه 2° ويتبين تراجع أداء طريقة SMI-MVDR و طريقة التحميل القطري بشكل كبير بينما تبقى طريقة طريقة SV-Estimation-MVDR و طريقة التحميل القطري المتغير تقدمان الأداء الأفضل مع تفوق بسيط لطريقة SV-Estimation-MVDR



الشكل (6) Output SINR مقابل الـ SNR في حالة عدم وجود خطأ mismatch = 2°

بالتالي تبين معنا أن طريقة Steering Vector Estimation تقدم أفضل قيم SINR كما أنها تتلافى الحذف الذاتي للإشارة حيث أنها تعيد تخمين شعاع التوجيه للإشارة المطلوبة غير أنها تعاني من مشكلة الحزم الجانبية العالية

بينما تقدم طريقة التحميل القطري المتغير أداءً قريباً من طريقة Steering Vector Estimation وتتمتع بمرونة في تلافى الحذف الذاتي للإشارة وتقدم أفضل أداء من ناحية الحزم الجانبية، أما طريقة Worst-case فنقدم أداءً متوسطاً في تلافى حذف الإشارة المطلوبة وفي قيم الـ SINR بينما تقدم طريقة التحميل القطري أقل قيم SINR غير أنها تعد من أبسط الخوارزميات وأقلها كلفة ويمكن تحسين أداؤها عبر زيادة عدد اللقطات التدريجية Snapshot حيث ستزداد وثوقته هذه الطريقة عبر زيادتها

6- المراجع

- [1] H. L. Van Trees, Optimum Array Processing. New York, USA: Wiley, 2002.
- [2] J. E. Hudson, Adaptive Array Principles. Stevenage, U.K.: Peregrinus, 1981.
- [3] J. Li and P. Stoica, Eds, Robust Adaptive Beamforming. New York: Wiley, 2006.
- [4] Wei Liu, University of Sheffield, Stephan Weiss, University of Strathclyde, "WIDEBAND BEAMFORMING CONCEPTS AND TECHNIQUES," This edition first published 2010, UK
- [5] L. J. Griffiths, "A simple adaptive algorithm for real-time processing in antenna arrays," in Proceedings of the IEEE, vol. 57, no. 10, pp. 1696-1704, Oct. 1969.
- [6] J. Benesty, I. Cohen, Jingdong Chen, "Fundamentals of Signal Enhancement and Array Signal Processing", IEEE, 2018, pp. 283-320
- [7] B. Liao, S.-C. Chan, and K.-M. Tsui, "Recursive steering vector estimation and adaptive beamforming under uncertainties," IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., vol. 49, no. 1, pp. 489-501, 2013
- [8] W. Zhang, S. Wu, and J. Wang, "Robust Capon beamforming in presence of large DOA mismatch," Electron. Lett., vol. 49, no. 1, pp. 75-76, Jan. 2013.
- [9] H. Cox, R. M. Zeskind, and M. H. Owen, "Robust adaptive beamforming," IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing, Vol. 35, pp. 1365-1376, Oct. 1987.
- [10] J. Li, P. Stoica, and Z. Wang, "On robust Capon beamforming and diagonal loading," IEEE Trans. Signal Process., vol. 51, no. 7, pp. 1702-1715, Jul. 2003.
- [11] Vincent, Francois, and Ulivier Besson. "Steering vector uncertainties and diagonal loading." Sensor Array and Multichannel Signal Processing Workshop Proceedings, 2004. IEEE, 2004.
- [12] S. Vorobyov, A. B. Gershman, and Z.-Q. Luo, "Robust adaptive beamforming using worst-case performance

- optimization: A solution to the signal mismatch problem,” IEEE Trans. Signal Processing, vol. 51, pp. 313–324, Feb. 2003
- [13] M. Rübsamen, A. El-Keyi, A. B. Gershman, and T. Kirubarajan, “Robust broadband adaptive beamforming using convex optimization,” in *Convex Optimization in Signal Processing and Communications*, D. Palomar and Y. C. Eldar, Eds. Cambridge, MA: Cambridge Univ. Press, 2010, ch. 9, pp. 315–337.
- [14] A. Khabbazibasmenj, S.A. Vorobyov, and A. Hassanien, „Robust adaptive beamforming based on steering vector estimation with as little as possible prior information,” IEEE Transactions on Signal Processing. vol. 60, pp. 2974-2987, 2012.
- [15] Jie Yang, Yixin Yang, Bo Lei,” An Efficient Robust Adaptive Beamforming Method Using Steering Vector Estimation and Interference Covariance Matrix Reconstruction” IEEE conference 2018 OCEANS - MTS/IEEE Kobe Techno-Oceans (OTO).
- [16] A. Hassanien, S. A. Vorobyov, and K. M. Wong, “Robust adaptive beamforming using sequential programming: An iterative solution to the mismatch problem,” IEEE Signal Process. Lett., vol. 15, pp.733–736, 2008.
- [17] Jie Zhuang, “Low-complexity variable loading for robust adaptive beamforming”, ELECTRONICS LETTERS, vol. 52, no. 5, pp. 338- 340,2016.
- [18] Wenxing Li, Bin Yang, Yu Zhao, “Low-Complexity Non-Uniform Diagonal Loading for Robust Adaptive Beamforming”, International Applied Computational Electromagnetics Society Symposium (ACES), 2017.
- [19] S. Boyd and L. Vandenberghe, *Convex Optimization*. Cambridge University Press, 2004.
- [20] M. Grant and S. Boyd, “CVX: Matlab software for disciplined convex programming,” version 1.22. <http://cvxr.com/cvx>, Feb. 2015.

دراسة تأثير زاوية شفرات الهواء الرئيسي على خصائص الاحتراق والتوزيع الحراري لحراق دوامي باستخدام المحاكاة العددية

أ.د.م هيثم حسن¹ د.م إياد دبوراً² م. علاء نوفل³

الملخص:

تم إجراء دراسة عددية لعملية احتراق الغاز الطبيعي في حراق دوامي باستخدام ديناميك الموائع الحسابي (CFD)، وذلك من أجل التحقق من تأثير زاوية شفرات الهواء الرئيسي على أداء الحراق من حيث التوزيع الحراري وانبعاث الملوثات (CO ; CO_2)، حيث تم تغيير زاوية الشفرات إلى ثلاثة زوايا مختلفة (40° ; 50° ; 55°) عن الزاوية التصميمية للحراق (45°)، إذ تم إجراء عملية المحاكاة باستخدام الكود (ANSYS Fluent). أظهرت النتائج أن لزاوية شفرات الهواء الرئيسي تأثير كبير على شكل اللهب، حيث مع زيادة زاوية الشفرات يزداد قطر اللهب بالاتجاه الشعاعي وينخفض الطول المحوري له، مما يساعد على إتمام عملية الاحتراق بشكل كامل وإمكانية امتصاص جدران حجرة الاحتراق أكبر كمية من الحرارة. خلصت النتائج إلى أن الزاوية 55° هي الأفضل من حيث الانبعاثات، إذ حققت أقل نسبة لـ CO وأعلى نسبة لـ CO_2 عند مخرج حجرة الاحتراق.

الكلمات المفتاحية: ديناميك الموائع الحسابي، زاوية ريش الهواء الرئيسي، غاز طبيعي، حراق دوامي، توزيع حراري، انبعاثات.

¹ أستاذ في قسم هندسة القوى الميكانيكية - كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية - جامعة تشرين.

² أستاذ مساعد في قسم هندسة القوى الميكانيكية - كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية - جامعة البعث.

³ طالب ماجستير في قسم هندسة القوى الميكانيكية - كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية - جامعة البعث.

Studying the effect of the main air blade angle on the combustion characteristics and heat distribution of a swirl burner using numerical simulation

Haitham Hasan¹

Eyad Dabboura²

Alaa Nofl³

Abstract:

A numerical study of the natural gas combustion process in a swirl burner was performed using computational fluid dynamics (CFD), in order to verify the effect of the angle of the main air blades on the performance of the burner in terms of heat distribution and pollutants emission (CO ; CO_2), where the angle of the blades was changed to three different angles (55° ; 50° ; 40°) from the designed angle of the burner (45°), as the simulation was performed using the code (ANSYS Fluent). The results showed that the angle of the main air blades has a great effect on the shape of the flame, as with the increase in the angle of the blades, the diameter of the flame increases in the radial direction and the axial length decreases, which helps to complete the combustion process completely and the possibility of absorbing the largest amount of heat from the walls of the combustion chamber. The results concluded that the 55 degree angle is the best in terms of emissions, as it achieved the lowest CO ratio and the highest CO_2 ratio at the outlet of the combustion chamber.

Keywords: CFD, Main air blades angle, Natural gas, Swirl burner, Heat distribution, emissions.

¹ Professor in the Department of Mechanical Power Engineering - Faculty of Mechanical Engineering - Tishreen University.

² Assistant Professor in the Department of Mechanical Power Engineering - Faculty of Mechanical Engineering - Al-Baath University.

³ Master's student in the Department of Mechanical Power Engineering - Faculty of Mechanical Engineering - Al-Baath University.

1- مقدمة:

الاحتراق هو أحد العمليات المادية الأساسية في الحياة اليومية. 80 ٪ من الطاقة تأتي من احتراق الوقود السائل والغازي والمواد الصلبة، إذ يمتاز الوقود الغازي بسهولة مزجه مع الهواء وعدم الحاجة إلى عامل زيادة هواء مرتفع، وإن خلط الهواء بالوقود الغازي يتم إما داخل الحراق، وفي هذه الحالة يشتعل الخليط في الحال لدى وصوله إلى حجرة الاحتراق، أو يتم الخلط والاشتعال في حجرة الاحتراق بآن واحد. إذ أن الطريقة الأولى تناسب الاستطاعات الصغيرة فقط، إذ إنه عند الاستطاعات الكبيرة، يصعب التحكم بسرعة إرسال الخليط [1]. لذلك تم اللجوء إلى الطريقة الثانية في المراحل الكبيرة، ومن أجل تحسين كفاءة الاحتراق في هذه الطريقة، تم استخدام عدة أساليب ومن بينها استخدام طريقة تدويم المزيج، إذ يمكن تحقيق مستوى أعلى من الاضطراب في التدفقات الدوامية مما يعزز بدوره عملية الاختلاط. إلى جانب ذلك يتم استخدام التدفقات الدوامية لتثبيت اللهب في أنظمة الاحتراق، وبالتالي يمكن التحكم في عملية الاحتراق [2].

2- هدف البحث وأهميته:

2-1- هدف البحث:

يهدف البحث إلى دراسة تأثير زاوية شفرات الهواء الرئيسي للحراقات الدوامية العاملة على المراحل البخارية في مصفاة حمص بهدف تقليل المشاكل ذات التأثير السلبي على أداء هذه الحراقات.

2-2- أهمية البحث:

وتكمن أهمية البحث في الفائدة البيئية والفنية والاقتصادية التي سوف تنعكس على الشركة العامة لمصفاة حمص إذا تم تحقق التحسن في أداء الحراقات الدوامية للمرجل، كما أن استخدام المحاكاة الرياضية لا يتطلب كلفة اقتصادية كبيرة ويحتاج جهد مخبري محدود مقارنة بالعمل الحقل.

3- مواد وطرق البحث:

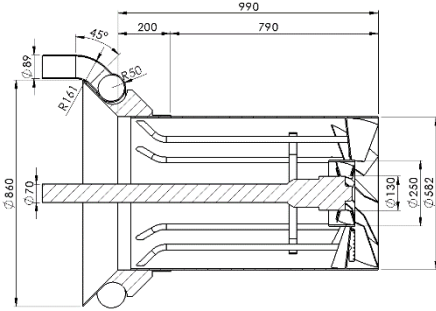
يعتمد البحث على النمذجة بتطبيق تقنية ديناميك الموائع الحسابية (CFD) على نموذج يحاكي الحراقات الدوامية المدروسة ضمن حجرة احتراق اسطوانية، من أجل دراسة تأثير تغيير زاوية شفرات الهواء الرئيسي عن الزاوية التصميمية حيث سيتم دراسة ثلاثة زوايا مختلفة (40° ; 50° ; 55°) بالإضافة إلى الزاوية التصميمية (45°) باستخدام الكود (ANSYS Fluent)، مما سيجعل النموذج قريب من أرض الواقع، وبالنتيجة تقديم بعض القيم والمتغيرات للحراق المدروس، عند كل زاوية من الزوايا المذكورة سابقاً، ومن ثم اختيار الزاوية الأفضل.

3-1- وصف المرجل والحراقات الدوامية والنموذج الهندسي:

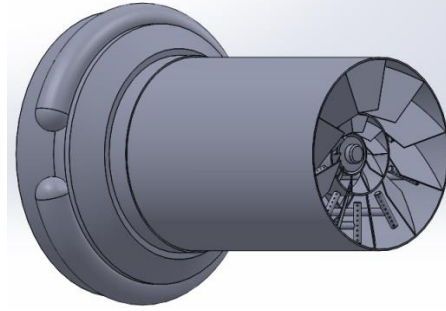
تحتوي محطة القوى في مصفاة حمص على مرجلين بخاريين، المورد من جمهورية التشيك وقد تم تصنيعهم من قبل شركة (První Brněnská Strojírna)، تتميز المرجل البخارية بأنها ذات أسطوانة أحادية ثنائية الممرات، وذات تدوير طبيعي. تم تصميم مولد البخار ليكون قادر على تقديم تدفق مستمر للبخار 190 ton/h بمواصفات للبخار المحمص الخارج من المرجل 540°C ، و 9.41 MPa . ويتوضع في الجانب الأمامي لحجرة الاحتراق تسع حراقات (فيول-غاز) موجودة ضمن غلاف هوائي مشترك، ولدى الحراقات التسعة لكل مرجل صندوق نفخ (Wind box) مجهز من الجانب الأيمن والأيسر بمداخل للهواء، ويزود كل حراق بصمام خانق وفوهات للغاز، وتدفق هواء الاحتراق مناسب لتدفق الغاز الطبيعي أو الفيول [3].

يشكل الحراق الدوامي الجزء الرئيسي لعملية الاحتراق في هذه المرجل، حيث يوجه تيار هواء الاحتراق إلى شفرات التدويم، بينما تعمل شفرات تدويم الهواء الثابتة على تدويم هواء الاحتراق من أجل مزج الهواء بالوقود وتثبيت اللهب في مخرج الحراق، وللتدويم تأثير حاسم على تشكيل اللهب وعلى الاحتراق [4].

يوضح الشكل (1) رسم ثلاثي الأبعاد للحراق الدوامي المدروس، حيث تم رسم أجزاء الحراق وتجميعها ضمن بيئة SolidWorks، بينما يوضح الشكل (2) الأبعاد الهندسية للحراق بالـ mm.

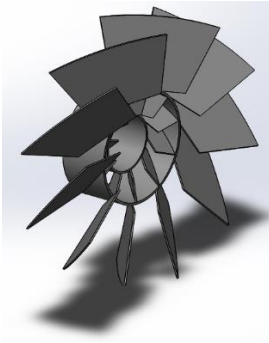


الشكل (2): الأبعاد الهندسية للحراق الدوامي

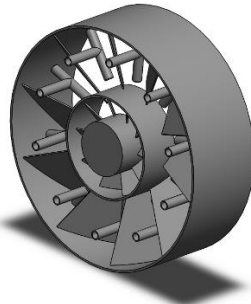


الشكل (1): رسم ثلاثي الأبعاد للحراق الدوامي

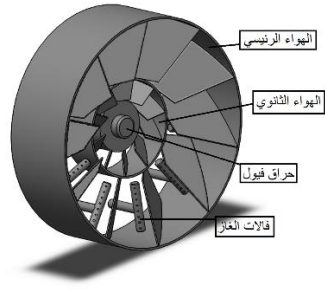
بسبب التعقيد الكبير للحراق المدروس كان لا بد من تبسيط النموذج من أجل تقليل عدد عناصر شبكة التجزئة أثناء إجراء عملية المحاكاة والحصول على نتائج أكثر دقة، حيث يوضح الشكل (3) الحراق الدوامي ومقطع أمامي له بعد التبسيط، حيث أن الجزء الأهم في هذه الدراسة هي شفرات التدويم، ويوضح الشكل (4) الشفرات الدوامية التي تمت الدراسة عليها حيث تم تغيير زاوية الشفرات الخارجية فقط أي شفرات الهواء الرئيسي.



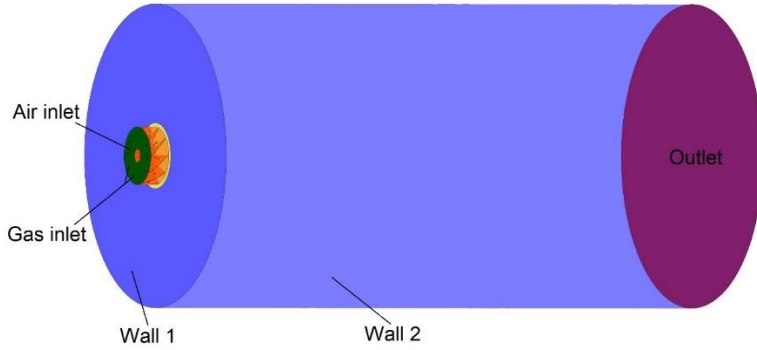
الشكل (4): شفرات التدويم للحراق المدروس



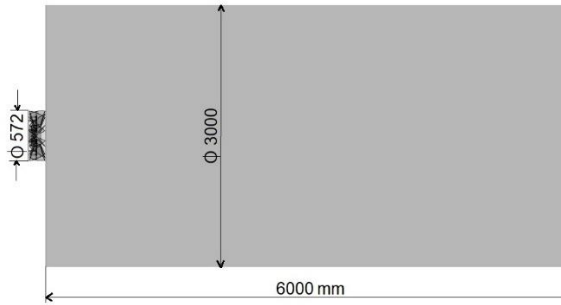
الشكل (3): رسم ثلاثي الأبعاد للحراق الدوامي بعد التبسيط



يوضح الشكل (5) رسم ثلاثي الأبعاد لجزء الاحتراق المدروسة مع حراق دوامي، بينما يوضح الشكل (6) أبعاد حجرة الاحتراق الرئيسية بوحدة [mm].



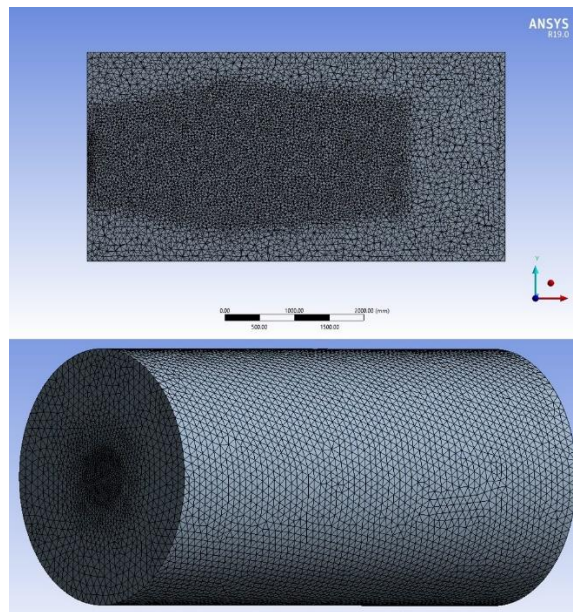
الشكل (5): رسم ثلاثي الأبعاد لحجرة الاحتراق الاسطوانية المدروسة مع الحراق



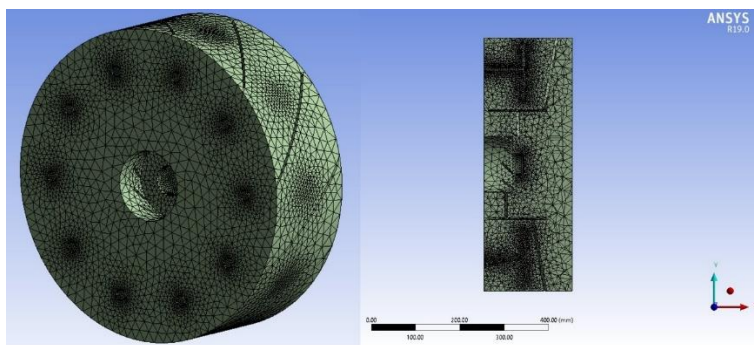
الشكل (6): الأبعاد الرئيسية لحجرة الاحتراق

3-2- تقطيع النموذج الهندسي:

تم تقطيع النموذج الهندسي باستخدام تطبيق Ansys Meshing Application، حيث تم تقطيع النموذج الهندسي باستخدام خلايا رباعية الأوجه (Tetrahedral) بالنسبة للحراق ولحجرة الاحتراق أيضاً، حيث نلاحظ من الشكل (7) كيف تم زيادة عدد العناصر في منطقة الاحتراق (أمام الحراق مباشرة)، ويظهر الشكل (8) مساقط منظور شبكة عناصر الحراق، كما نلاحظ أيضاً من الشبكة المستخدمة للحراق كيف تم زيادة عدد العناصر في المناطق القريبة من الجدار وخصوصاً في المناطق القريبة من جريان الغاز الطبيعي، حيث بلغ العدد الوسطي للعناصر الكلية للشبكة (1.650) مليون عنصر.



الشكل (7): منظور ثلاثي الأبعاد لشبكة عناصر حجرة الاحتراق



الشكل (8): منظور شبكة عناصر الحراق، ومسقط لقطع في منتصفه.

3-3- النماذج الفيزيائية والشروط الحدية:

3-3-1- المعادلات الحاكمة:

ينتج قانون حفظ الكتلة من معادلة استمرار الكتلة [5]:

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} + \frac{\partial}{\partial x_j} (\rho u_j) = 0 \quad (1)$$

حيث x_j ($j = x, y, z$) بالإحداثيات الديكارتية، (u_j) أو (u_x, u_y, u_z) المركبات الديكارتية لمتجه السرعة (\vec{u}) ووحدته $[m/s]$ ، الزمن وحدثه $[s]$ ، و (ρ) كثافة الخليط وحدثها $[kg/m^3]$.

يعطى قانون حفظ كمية الحركة بالمعادلة التالية [5]:

$$\frac{\partial(\rho u_i)}{\partial t} + \frac{\partial}{\partial x_j}(\rho u_i u_j) = -\frac{\partial}{\partial x_i} P + \frac{\partial}{\partial x_j}(\tau_{ij}) + \rho g_i \quad (2)$$

حيث P الضغط الستاتيكي (Pa) ، و τ_{ij} توتر الإجهاد اللزج $[N/m^2]$ ، و ρg_i قوة ثقالة الجسم (الوزن الحجمي) $[N/m^3]$.

يتم الحصول على الطاقة الحركية للاضطراب وفق نموذج $k - \varepsilon$ القابل للتحقيق من معادلة الانتقال التالية [6]:

$$\frac{\partial}{\partial t}(\rho k) + \frac{\partial}{\partial x_j}(\rho k u_j) = \frac{\partial}{\partial x_j} \left[\left(\mu + \frac{\mu_t}{\sigma_k} \right) \frac{\partial k}{\partial x_j} \right] + G_k + G_b - \rho \varepsilon - Y_M + S_k \quad (3)$$

ويحسب معدل تبدد الاضطراب وفق نموذج $k - \varepsilon$ القابل للتحقيق من المعادلة [6]:

$$\frac{\partial}{\partial t}(\rho \varepsilon) + \frac{\partial}{\partial x_j}(\rho \varepsilon u_j) = \frac{\partial}{\partial x_j} \left[\left(\mu + \frac{\mu_t}{\sigma_\varepsilon} \right) \frac{\partial \varepsilon}{\partial x_j} \right] + \rho C_1 S_\varepsilon - \rho C_2 \frac{\varepsilon^2}{k + \sqrt{v \varepsilon}} + C_{1\varepsilon} \frac{\varepsilon}{k} C_{3\varepsilon} G_b + S_\varepsilon \quad (4)$$

تعطى معادلة الطاقة عند اختيار نموذج الاحتراق بدون خلط مسبق غير الأديباتي بالشكل التالي [6]:

$$\frac{\partial}{\partial t}(\rho H) + \nabla \cdot (\rho \vec{v} H) = \nabla \cdot \left(\frac{k_{eff}}{C_p} \nabla H \right) + S_h \quad (5)$$

يفترض أن عدد لويس $(Le = 1)$ ، حيث C_p السعة الحرارية النوعية للخليط تحت ضغط ثابت، و k_{eff} الايصالية الفعالة $(k + k_t)$ ، حيث k_t الايصالية الحرارية المضطربة المحددة وفقاً لنموذج الاضطراب المستخدم)، ويعطى المحتوى الحراري الكلي بالعلاقة:

$$H = \sum_i Y_i h_i \quad (6)$$

حيث h_i الإنتالبي الداخلي المطلق للأنواع (i) ، و Y_i الكسر الكتلي للأنواع (i) في الخليط.

$$h_i(T) = h_i^o + \int_{T_o}^T C_{p,i}(T)dT \quad (7)$$

h_i^o : حرارة تشكل الأنواع (i) عند درجة الحرارة المرجعية ($T_o = 298.15 K$).

تعطى معادلة انتقال الحرارة بالإشعاع لنموذج DO في الاتجاه \vec{s} بالعلاقة [6]:

$$\nabla \cdot (I(\vec{r}, \vec{s})\vec{s}) + (a + \sigma_s)I(\vec{r}, \vec{s}) = an^2 \frac{\sigma T^4}{\pi} + \frac{\sigma_s}{4\pi} \int_0^{4\pi} I(\vec{r}, \vec{s})\phi(\vec{s}, \vec{s}')d\Omega' \quad (8)$$

إذ أن I شدة الإشعاع [W/m^2]، و a ، σ_s معاملي الامتصاص والتشتت على التوالي [m^{-1}]، و n قرينة الانكسار، و Ω' الزاوية المجسمة، و \vec{s} ، \vec{s}' متجهات اتجاه الإشعاع الواردة والصادرة، و \vec{r} متجه الموضع، و ϕ تابع طور التشتت.

تعطى معادلة الكسر الواسطي للخليط وفق نموذج Non-premixed Combustion model بالعلاقة [6]:

$$\frac{\partial}{\partial t}(\rho \bar{f}) + \nabla \cdot (\rho \vec{v} \bar{f}) = \nabla \cdot \left(\left(\frac{k}{C_p} + \frac{\mu_t}{\sigma_t} \right) \nabla \bar{f} \right) + S_m \quad (9)$$

إذ أن k الموصلية الحرارية الصفائحية للخليط، و σ_t رقم براندتل، و μ_t للزوجية المضطربة، ويرجع حد المصدر S_m فقط إلى انتقال الكتلة في مرحلة الطور الغازي من قطرات الوقود السائل أو الجسيمات المتفاعلة (مثل الفحم)، وتعطى معادلة حفظ تباين كسر الخليط \bar{f}'^2 [7]:

$$\frac{\partial}{\partial t}(\rho \bar{f}'^2) + \nabla \cdot (\rho \vec{v} \bar{f}'^2) = \nabla \cdot \left(\left(\frac{k}{C_p} + \frac{\mu_t}{\sigma_t} \right) \nabla \bar{f}'^2 \right) + C_g \mu_t (\nabla \bar{f})^2 - C_d \rho \frac{\varepsilon}{k} \bar{f}'^2 \quad (10)$$

3-3-2- النموذج الفيزيائي:

تم حل معادلات نافير - ستوكس للجريان ثلاثي الأبعاد بالحالة المستقرة (steady)، وتم اختيار نموذج الاضطراب k-ε Realizable، ونموذج الإشعاع الحراري (DO) Discrete ordinates، ونموذج امتصاصية الغاز WSGGM، ونموذج الاحتراق Non premixed combustion غير الأديباتي مع افتراض الدخول انتشاري.

3-3-3- تقطيع النموذج الفيزيائي:

ترتبط معادلات السرعة والضغط معاً لذلك تم استخدام خوارزمية (Simi-infinite SIMPLE (Method for Pressure Linked Equation لتحقيق العلاقة بين تصحيحات السرعة والضغط في معادلات الاستمرار وكمية الحركة، وللحصول على مجال الضغط.

تم استخدام الاستيفاء من المرتبة الأولى (First order upwind Interpolation) لكافة المعادلات، وتم اختيار مخطط (PRESTO!) لاستيفاء الضغط، وتم اختيار مخطط المربعات الدنيا لتقدير التدرج اعتماداً على خلية (Least Squares Cell-Based). وضعت قيم الأخطاء المقبولة عند حدود (10^{-5}) لمعادلة الطاقة والإشعاع و(10^{-4}) لباقي المعادلات، وتم اعتبار الجريان متقارب عند استقرار قيم الأخطاء.

تطلبت عملية المحاكاة لعملية الاحتراق داخل حجرة الاحتراق من أجل الزوايا الأربعة المختلفة حوالي 260 ساعة خلال إجراء الحل العددي، وذلك باستعمال حاسب بمواصفات معالج رباعي النوى AMD A10-7300 Radeon R6, 10 Compute Cores 4C+6G بتردد 1.09GHz وذاكرة 6GB RAM.

3-3-4- الشروط الحدية:

قيمة التدفق الكتلي لهواء الاحتراق (5.654 kg/s)، وللوقود (0.3 kg/s)، ودرجة حرارة الهواء (553 K)، والوقود (293 K)، ودرجة الحرارة الوسطية لجدران حجرة الاحتراق ($Wall_1 = 550 \text{ K}$) و ($Wall_2 = 1500 \text{ K}$)، وانبعائية الجدران ($Wall_1 = 0.5$ & $Wall_2 = 0.6$)، ويوضح جدول (1) تركيب الوقود المستخدم، والذي تم الحصول عليه من المخبر المركزي في الشركة العامة لمصفاة حمص.

جدول (1): تركيب الوقود المستخدم

اسم المركب	ميثان	ايثان	بروبان	بيوتان	بنتان

(C_5H_{12})	(C_4H_{10})	(C_3H_8)	(C_2H_6)	(CH_4)	
0.2	0.3	3.2	3	93.3	النسبة المئوية (%)

3-4- التحقق من صحة النموذج:

لتأكد من صحة النتائج التي حصلنا عليها من عملية المحاكاة والتأكد من صحة الكود، وبما أنه لا يتوفر لدينا قراءات أو قيم تجريبية من أجل حراق واحد، تم اللجوء إلى حساب الطاقة الحرارية التي ينتجها حراق واحد حسابياً بالاعتماد على الطريقة المذكورة في المرجع [8].

بالاعتماد على تركيب الوقود المذكور سابقاً نوجد الوزن الجزيئي لكل مركب من مركبات الوقود كما هو مبين بالجدول (2):

جدول (2): الوزن الجزيئي لمركبات الوقود [8]

اسم المركب	ميثان (CH_4)	ايثان (C_2H_6)	بروبان (C_3H_8)	بيوتان (C_4H_{10})	بنتان (C_5H_{12})
الوزن الجزيئي (mol)	16	30	44	58.11	72.14

$$[(93.3 \times 16) + (3 \times 30) + (3.2 \times 44) + (0.3 \times 58.11) + (0.2 \times 72.14)] = 1755.46$$

حساب النسب المئوية لوزن كل مركب من المركبات في الوقود:

$$\% \text{ weight of } CH_4 \text{ in fuel} = \frac{93.3 \times 16}{1755.46} = 0.85$$

$$\% \text{ weight of } C_2H_6 \text{ in fuel} = \frac{3 \times 30}{1755.46} = 0.051$$

$$\% \text{ weight of } C_3H_8 \text{ in fuel} = \frac{3.2 \times 44}{1755.46} = 0.08$$

$$\% \text{ weight of } C_4H_{10} \text{ in fuel} = \frac{0.3 \times 58.11}{1755.46} = 0.01$$

دراسة تأثير زاوية شفرات الهواء الرئيسي على خصائص الاحتراق والتوزيع الحراري لحراق دوامي باستخدام المحاكاة العددية

$$\% \text{ weight of } C_5H_{12} \text{ in fuel} = \frac{0.2 \times 72.14}{1755.46} = 0.009$$

مجموع هذه النسب يساوي الواحد.

من جدول ثوابت الاحتراق [8]، نوجد القيمة الحرارية الدنيا والعليا لكل مركب كما هو موضح في جدول (3):

جدول (3): القيمة الحرارية الدنيا والعليا لمركبات الوقود

اسم المركب	ميثان (CH_4)	ايثان (C_2H_6)	بروبان (C_3H_8)	بيوتان (C_4H_{10})	بنتان (C_5H_{12})
حرارة الاحتراق (Btu/lb)	الذ يا	21520	20432	19944	19680
	الط يا	23879	22320	21661	21308
		21091	21091	21091	21091

حساب القيمة الحرارية العليا للوقود:

$$HHV = (0.85 \times 23879) + (0.051 \times 22320) + (0.08 \times 21661) + (0.01 \times 21308) + (0.009 \times 21091)$$

$$HHV = 23571.25 \text{ Btu/lb}$$

حيث أن:

$$1 \text{ Btu/lb} = 2.326 \text{ kj/kg}$$

وبالتالي:

$$HHV = 23571.25 \times 2.326 = 54826.7 \text{ ki/kg}$$

حساب القيمة الحرارية الدنيا (الصافية) للوقود:

$$LHV = (0.85 \times 21520) + (0.051 \times 20432) + (0.08 \times 19944) + (0.01 \times 19680) + (0.009 \times 19517)$$

$$LHV = 21302 \text{ Btu/lb} = 49548.5 \text{ kj/kg}$$

لدينا تدفق الوقود الغازي لحراق واحد يساوي:

$$m_h = 1420 \text{ m}^3/\text{h} = 0.395 \text{ m}^3/\text{sec} = 0.3 \text{ kg/sec}$$

وبالتالي لحساب الطاقة الحرارية التي ينتجها الحراق نجد أن:

$$Q = (0.3)(49548.5) = 14864.55 \text{ kW}$$

تم قياس كمية الطاقة الحرارية الاجمالية في حجرة الاحتراق بعد إجراء عملية النمذجة للحراق حيث بلغت:

$$Q' = 15000 \text{ kW}$$

وبالتالي تكون النسبة المئوية للخطأ بين القيمة الحرارية المحسوبة والقيمة الحرارية التي تم الحصول عليها من النمذجة:

$$\text{Error \%} = \frac{|Q - Q'|}{|Q|} \times 100 = 0.92\%$$

وهذا يظهر توافق جيد بين القيمة الحرارية المحسوبة والقيمة الحرارية التي تم الحصول عليها من النمذجة.

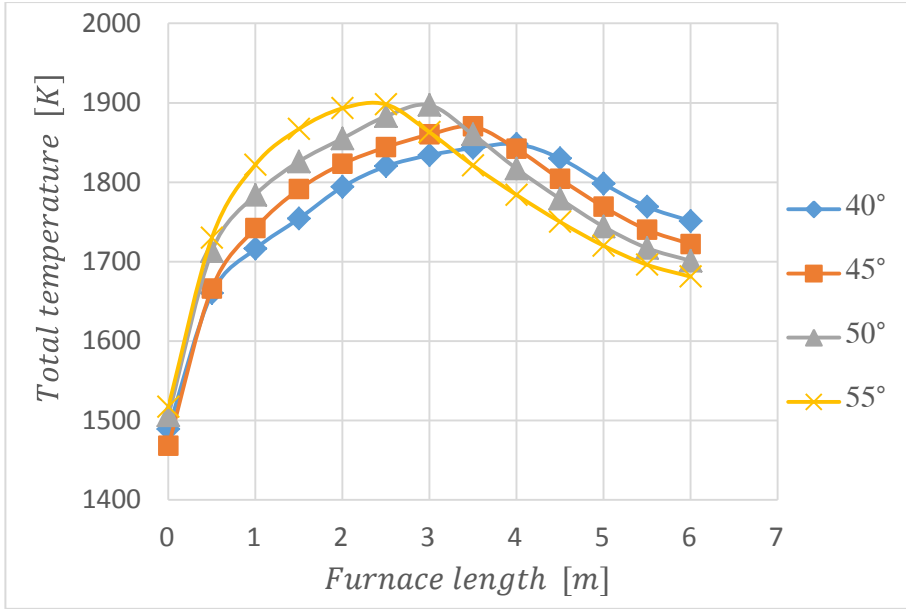
4- النتائج ومناقشتها:

4-1- توزيع درجات الحرارة عند قيم مختلفة لشفرات الهواء الرئيسي:

تعتبر درجة الحرارة من المعطيات المهمة عند دراسة عمليات الاحتراق في المراحل والافران الصناعة، حيث أن درجات الحرارة العالية تؤدي الى تشكل أكسيد النتروجين بشكل كبير كما أن التوزيع الغير منتظم للحرارة في أماكن معينة في حجرة الاحتراق يؤدي الى تعرض جدرانها لإجهادات حرارية تؤدي الى تلفها.

يبين الرسم البياني في الشكل (9) قيم درجات الحرارة الكلية الوسطية لغازات الاحتراق على الطول المحوري لحجرة الاحتراق، وتوضح الأرقام بجانب المخطط قيم زوايا شفرات الهواء الرئيسي التي تم التعديل عليها، حيث نلاحظ من الشكل أن أعلى درجة حرارة يتم الحصول عليها عند كل زاوية تقترب من الجدار الامامي لحجرة الاحتراق مع زيادة زاوية شفرات الهواء الرئيسي من 40 الى 55 درجة، وهذا يتوافق مع النتائج الواردة في [9]، كما نلاحظ تميز الزاوية 55 درجة عن باقي الزوايا حيث كانت درجة حرارة مرتفعة في

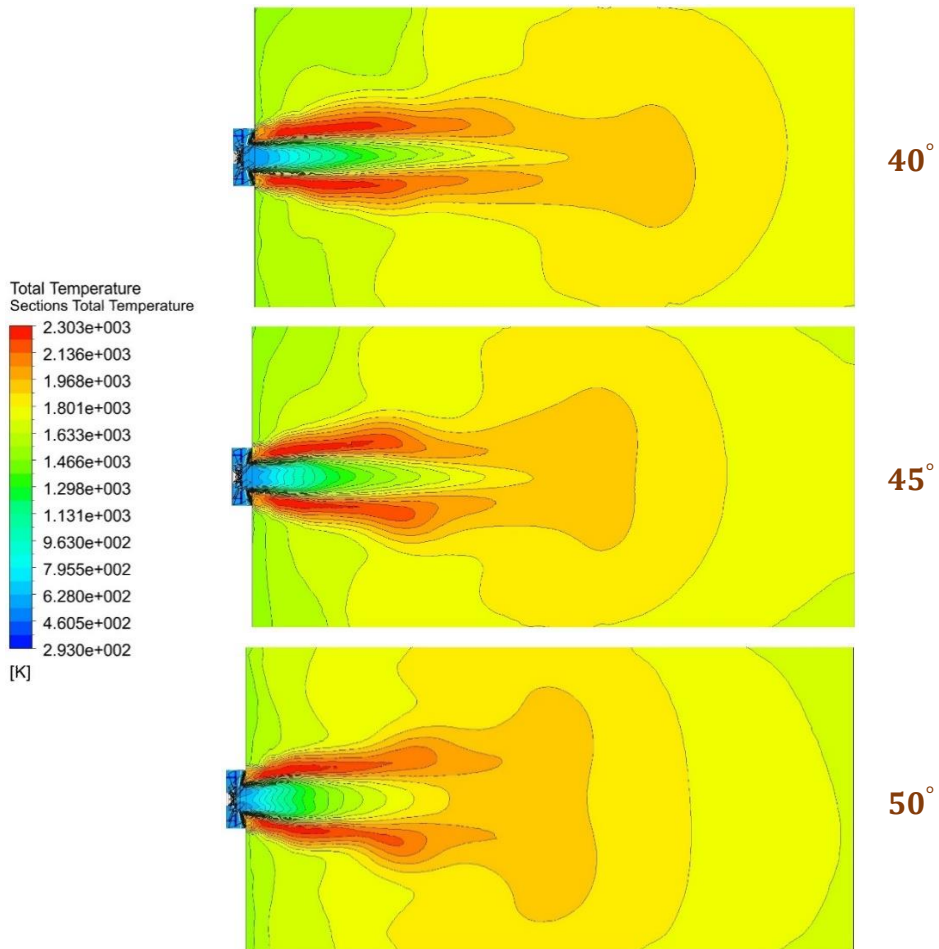
منتصف حجرة الاحتراق، ومن ثم تنخفض بشكل تدريجي لتبلغ أقل قيمة لها عند مخرج الحجرة.



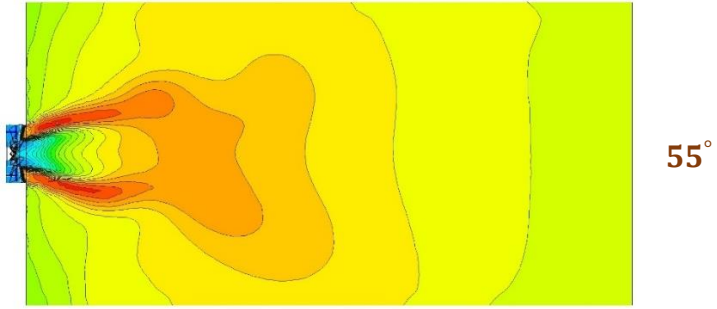
الشكل (9): العلاقة بين درجة الحرارة الكلية الوسطية وطول حجرة الاحتراق عند زوايا مختلفة لشفرات الهواء الرئيسي

بمقارنة جميع الحالات مع بعضها نلاحظ أن درجة الحرارة الوسطية الأعظمية التي تصل إليها غازات الاحتراق تبتعد عن الجدار الأمامي لحجرة الاحتراق مع انخفاض زاوية شفرات الهواء الرئيسي، كما نلاحظ ارتفاع درجة الحرارة الوسطية عند مخرج الحجرة أيضاً مع انخفاض زاوية شفرات الهواء الرئيسي، ويوضح الشكل (10) توزيع درجة الحرارة الكلية داخل حجرة الاحتراق عند زوايا مختلفة لشفرات الهواء الرئيسي، ويلاحظ تركيز درجات الحرارة العالية في منتصف حجرة الاحتراق، ومن الشكل نجد أن عندما كانت زاوية الشفرات 55 درجة كانت الحرارة تتركز أكثر بالنصف الأول من الحجرة ومن ثم تنخفض بشكل تدريجي حتى نهاية حجرة الاحتراق لتبلغ أقل قيمة لها في هذه الحالة، كما نلاحظ مع زيادة زاوية الشفرات من 40 إلى 55 ينخفض طول اللهب في حجرة الاحتراق بالاتجاه المحوري ويتم توسيعه بشكل شعاعي، مما يعطيه وقت إضافي للاحتراق مما

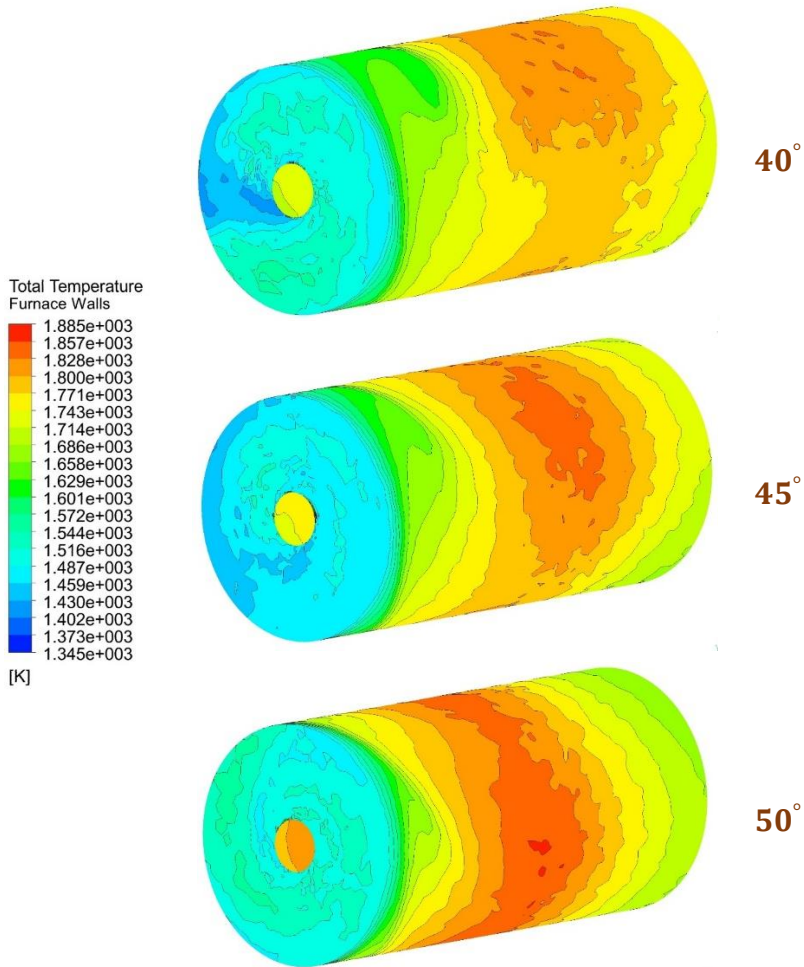
يجعله مشابهاً للهب الممزوج جزئياً، كما نلاحظ ارتفاع درجة حرارة الغازات عند المخرج في حالة 40 درجة حيث يفسر ذلك بطول اللهب الكبير وخروج المزيج من الحجرة بوقت قصير.

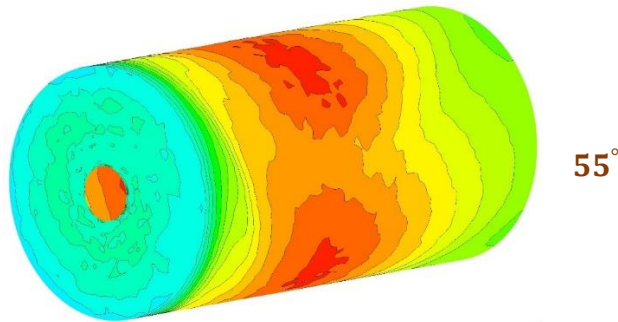


دراسة تأثير زاوية شفرات الهواء الرئيسي على خصائص الاحتراق والتوزيع الحراري لحراق دوامي باستخدام المحاكاة العددية



الشكل (10): توزيع درجات الحرارة الكلية داخل حجرة الاحتراق عند زوايا مختلفة لشفرات الهواء الرئيسي





الشكل (11): توزع درجات الحرارة الكلية على جدران حجرة الاحتراق عند زوايا مختلفة لشفرات الهواء الرئيسي
 نلاحظ من الشكل (11) توزع درجة الحرارة الكلية على جدران حجرة الاحتراق عند زوايا مختلفة لشفرات الهواء الرئيسي، حيث كانت أعلى درجة حرارة للجدران عندما كانت زاوية الشفرات 55 درجة وتفسير ذلك هو أنه مع زيادة زاوية الشفرات يزداد قطر اللهب بالاتجاه الشعاعي، واقترب اللهب من الجدار الامامي لحجرة الاحتراق، وهذا سوف يؤدي بالنتيجة إلى اكتساب الجدران أكبر طاقة حرارية ممكنة من عملية الاحتراق، بينما كانت أقل درجة حرارة للجدران بحالة زاوية شفرات 40 درجة.

يظهر جدول (4) قيم درجات الحرارة الكلية الوسطية عند قيم مختلفة لزاوية شفرات الهواء الرئيسي، حيث نلاحظ أن أعلى درجة حرارة عند مخرج حجرة الاحتراق تصل 1751 K عندما تكون زاوية الشفرات 40 درجة، ويعود سبب ذلك إلى زياد الطول المحوري للهب على حساب القطر الشعاعي مما يؤدي إلى خروج غازات الاحتراق من الحجرة بوقت قصير حيث لا ينتهي للجدران امتصاص أكبر كمية من الحرارة بالإضافة الى عدم اكتمال عملية الاحتراق نظراً لعدم توفر الوقت الكافي لذلك، بينما كانت أقل درجة حرارة عند المخرج تساوي 1681 K عندما كانت زاوية الشفرات 55 درجة، وكما لاحظنا سابقاً أن أعلى حرارة للجدران كانت مع هذه الحالة حيث يكتسب المزيج وقت كافي للإتمام عملية الاحتراق ومن ثم انتقال الحرارة الى الجدران، بالتالي تعتبر الزاوية 55 درجة هي الأفضل بين الزوايا من حيث التوزع الحراري داخل حجرة الاحتراق.

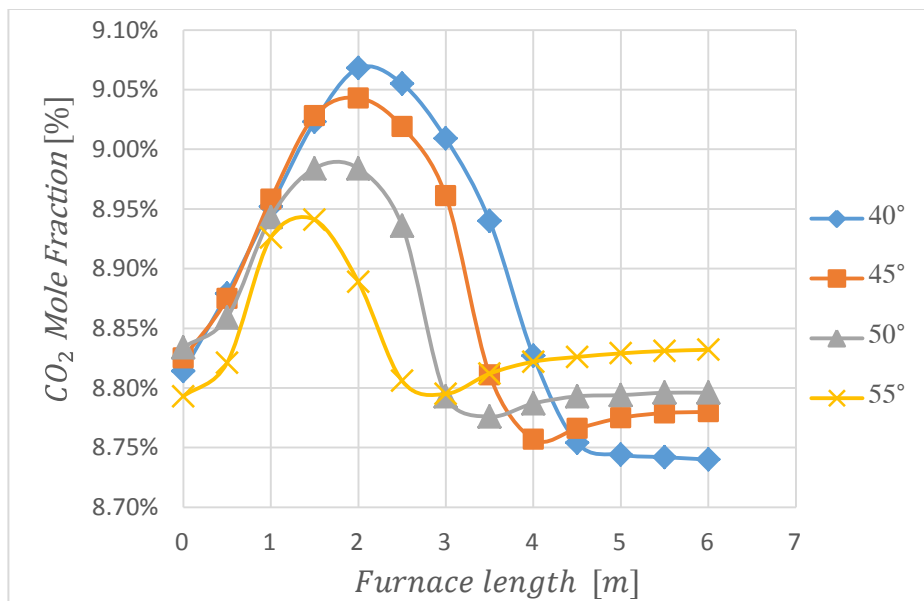
دراسة تأثير زاوية شفرات الهواء الرئيسي على خصائص الاحتراق والتوزيع الحراري لحراق دوامي باستخدام المحاكاة العددية

جدول (4): قيم درجات الحرارة الوسطية لغازات الاحتراق عند زوايا مختلفة لشفرات الهواء الرئيسي

درجة الحرارة الكلية الوسطية لغازات الاحتراق (K)						الزاوية
المسافة على الاتجاه المحوري لحجرة الاحتراق (m)						
مخرج حجرة الاحتراق	4	3.5	3	2.5	2	
1751	1848	1843	1834	1820	1794	40°
1722	1842	1870	1860	1844	1823	45°
1701	1817	1860	1897	1883	1855	50°
1681	1784	1821	1863	1898	1893	55°

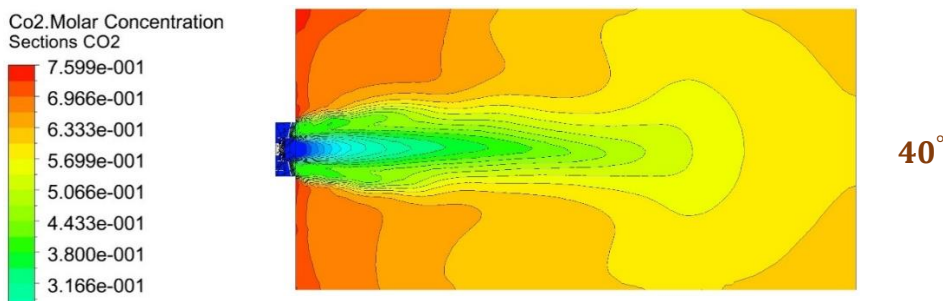
4-2- تركيز غاز ثاني أكسيد الكربون عند زوايا مختلفة لشفرات الهواء الرئيسي:

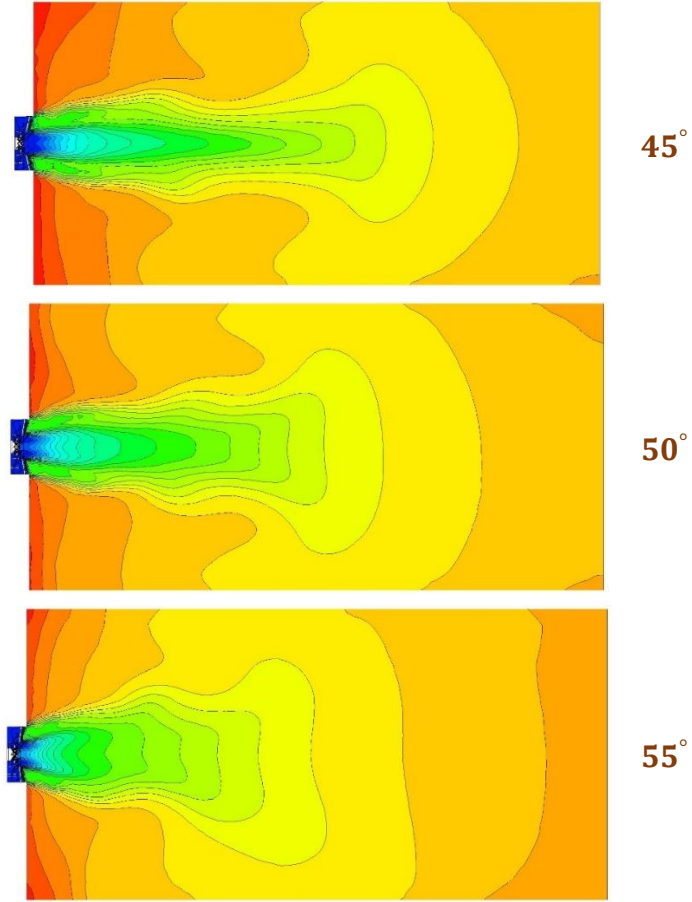
أن أهم المعايير التي تدل على جودة عملية الاحتراق هي انبعاثات غاز ثاني أكسيد الكربون، حيث أنه كلما كان نسبته مرتفعة كانت عملية الاحتراق تتم بشكل أفضل، حيث يبين الرسم البياني في الشكل (12) قيم الكسر المولي الوسطي لغاز ثنائي أكسيد الكربون على الاتجاه المحوري لحجرة الاحتراق عند زوايا مختلفة لشفرات الهواء الرئيسي.



الشكل (12): العلاقة بين الكسر المولي الوسطي لثنائي أكسيد الكربون وطول حجرة الاحتراق عند زوايا مختلفة لشفرات الهواء الرئيسي

يظهر الشكل (13) توزيع التركيز المولي لثنائي أكسيد الكربون داخل حجرة الاحتراق عند زوايا مختلفة لشفرات الهواء الرئيسي، حيث نلاحظ انخفاض قيم التركيز في منطقة الاحتراق أمام الحراق مباشرة، ويعود سبب ذلك لعدم توفر الاكسجين الكافي في هذه المنطقة من أجل تحول أول أكسيد الكربون إلى ثاني أكسيد الكربون، هذا يتوافق مع [10]، كما نلاحظ زيادة نسبته عند الجدار الأمامي لحجرة الاحتراق، ويعود سبب ذلك الى تشكل منطقة إعادة تدوير خارجية، يؤدي تشكل هذه المنطقة الى تدوير الهواء غير المحترق الذي يحتوي على الاكسجين مما يساعد على تشكل غاز ثاني أكسيد الكربون.





الشكل (13): التركيز المولي لثنائي أكسيد الكربون داخل حجرة الاحتراق عند زوايا مختلفة لشفرات الهواء الرئيسي

يوضح جدول (5) قيم الكسر المولي الوسطي لثنائي أكسيد الكربون على الطول المحوري لحجرة الاحتراق عند زوايا مختلفة، ونلاحظ أن القيم متقاربة مع ملاحظة أن أعلى قيمة عند مخرج حجرة الاحتراق بلغت (8.832 %) مع زاوية شفرات 55 درجة أي أن عملية الاحتراق في هذه الحالة كانت أفضل من باقي الزوايا، ويعود سبب ذلك إلى أن المزيج في هذه الحالة يكتسب وقت أطول لإتمام عملية الاحتراق نتيجة تشكل دوامة إضافية في منطقة اللهب غير موجودة مع الزوايا الأخرى.

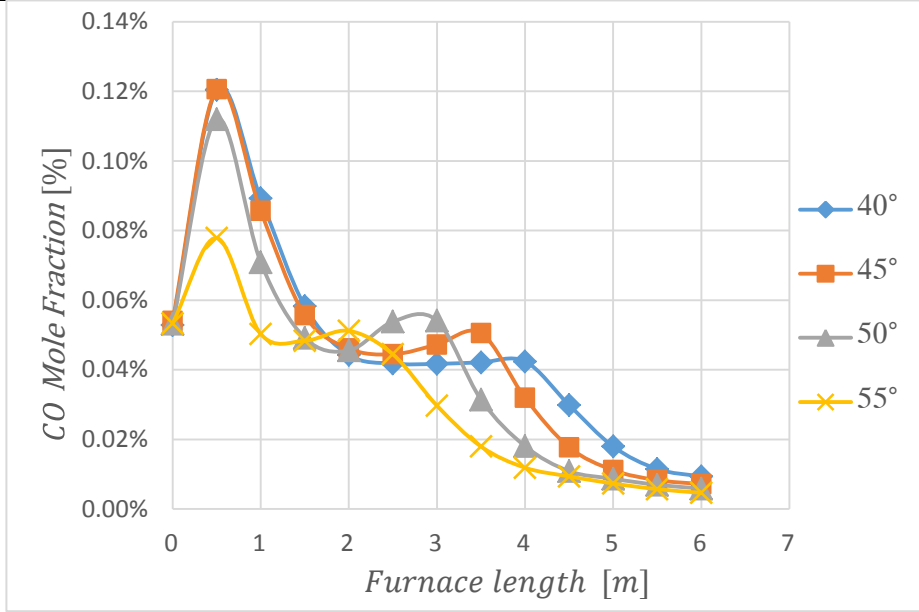
جدول (5): الكسر المولي الوسطي لثنائي أكسيد الكربون عند زوايا مختلفة لشفرات الهواء الرئيسي

الكسر المولي الوسطي لثنائي أكسيد الكربون عند زوايا مختلفة (%)							الزاوية
المسافة على الاتجاه المحوري لحجرة الاحتراق (m)							
مخرج حجرة الاحتراق	4	3.5	3	2.5	2	1.5	
8.74	8.827	8.94	9.009	9.055	9.068	9.023	40°
8.78	8.757	8.811	8.961	9.019	9.043	9.028	45°
8.796	8.787	8.776	8.793	8.936	8.984	8.984	50°
8.832	8.822	8.812	8.795	8.806	8.889	8.941	55°

4-3- تركيز غاز أول أكسيد الكربون عند زوايا مختلفة لشفرات الهواء الرئيسي:

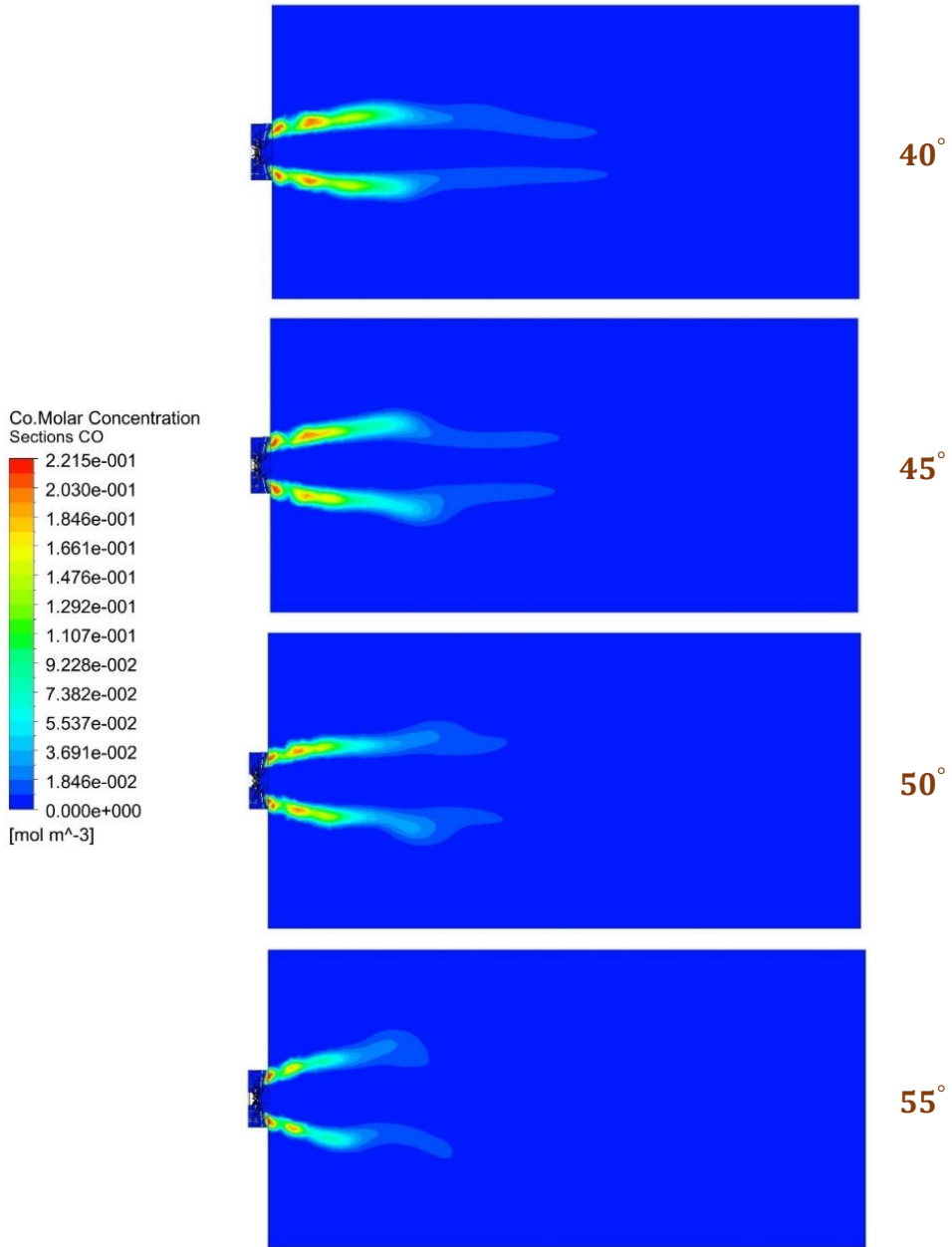
يعتبر تركيز غاز أول أكسيد الكربون من أهم المعايير التي تؤدي الى تقييم أداء معدات الاحتراق أو نظام الاحتراق المستخدم، حيث أنه كلما كانت نسبة التركيز منخفضة كانت الحراقات المستخدمة أو نظام الاحتراق ذات كفاءة أكبر، ويكون الاحتراق كاملاً عندما تبلغ قيمة التركيز صفر. يبين الرسم البياني في الشكل (14) العلاقة بين الكسر المولي الوسطي لأول أكسيد الكربون وطول حجرة الاحتراق عند زوايا مختلفة لشفرات الهواء الرئيسي.

دراسة تأثير زاوية شفرات الهواء الرئيسي على خصائص الاحتراق والتوزيع الحراري لحراق دوامي باستخدام المحاكاة العددية



الشكل (14): العلاقة بين الكسر المولي الوسطي لأول أكسيد الكربون وطول حجرة الاحتراق عند زوايا مختلفة لشفرات الهواء الرئيسي

يظهر الشكل (15) توزيع التركيز المولي لأول أكسيد الكربون داخل حجرة لاحتراق عند زوايا مختلفة لشفرات الهواء الرئيسي، حيث نلاحظ زيادة قيمة التركيز في منطقة الاحتراق وسبب ذلك كما ذكرنا سابقا عدم توفر الأكسجين الكافي من أجل تحول CO إلى CO_2 ، حيث يتم استهلاك الأكسجين بشكل كبير في هذه المنطقة لأن المنطقة تكون غنية بالوقود، وهذا يتوافق مع [10]، ومن ثم ينخفض التركيز في باقي حجرة الاحتراق نظراً لإتمام عملية الاحتراق، ومن الملاحظ أن قيم التركيز منخفضة في جميع الحالات، أي أنه يعتبر تغيير زاوية شفرات الهواء الرئيسي ذو تأثير منخفض على نسبة تراكيز CO ، حيث نلاحظ زيادة بسيطة في قيمة تراكيز CO في المنطقة المقابلة للحراق وذلك مع انخفاض زاوية الشفرات حيث تكون أعلى قيمة له مع زاوية شفرات 40 درجة.



الشكل (15): التركيز المولي لأول أكسيد الكربون داخل حجرة الاحتراق عند زوايا مختلفة لشفرات الهواء الرئيسي

دراسة تأثير زاوية شفرات الهواء الرئيسي على خصائص الاحتراق والتوزيع الحراري لحراق دوامي باستخدام المحاكاة العددية

يوضح الجدول (6) قيم الكسر المولي الوسطي لأول أكسيد الكربون على طول حجرة الاحتراق عند زوايا مختلفة لشفرات الهواء الرئيسي، حيث نلاحظ أن أعلى قيمة لتركيز بلغت (0.12 %) مع زاوية شفرات هواء رئيسي 40 و 45 درجة وعلى بعد 0.5 m، وبشكل عام نلاحظ انخفاض نسبة غاز أول أكسيد الكربون في جميع الحالات مع ملاحظة أن أقل قيمة للتركيز كانت عند المخرج مع زاوية شفرات هواء 55 درجة حيث بلغت قيمة التركيز حوالي (0.005 %)، أي أن القيمة قريبة من الصفر بالتالي يعتبر الاحتراق شبه كاملاً، ويعود سبب ذلك إلى أن المزيج يكتسب أكبر وقت ممكن من أجل تحول غاز CO إلى CO₂، كما نلاحظ في هذه الحالة انخفاض قيمة التركيز في منطقة الاحتراق بالمقارنة بالحالات الأخرى بسبب عملية المزج الأفضل.

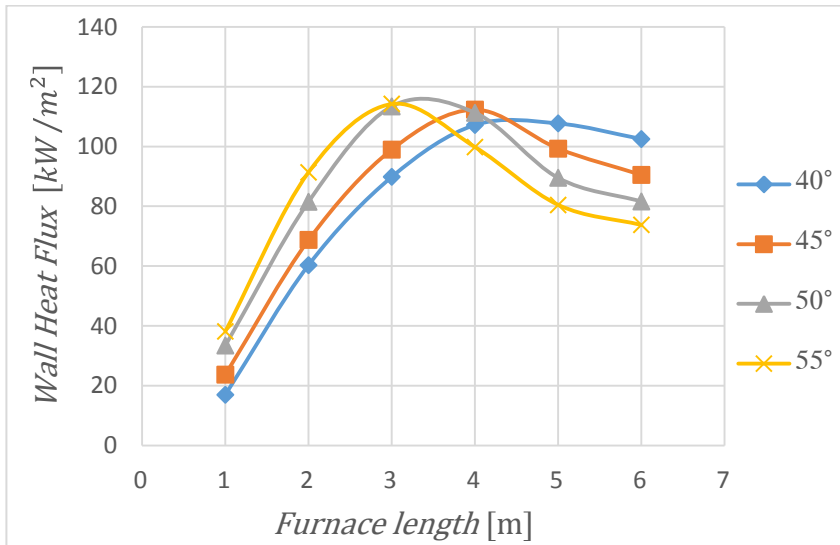
جدول (6): الكسر المولي الوسطي لأول أكسيد الكربون عند زوايا مختلفة لشفرات الهواء الرئيسي

الزاوية	الكسر المولي الوسطي لأول أكسيد الكربون عند زوايا مختلفة (%)						
	المسافة على الاتجاه المحوري لحجرة الاحتراق (m)						
	0.5	1	1.5	2	2.5	3	مخرج حجرة الاحتراق
40°	0.12	0.089	0.059	0.045	0.042	0.042	0.01
45°	0.12	0.085	0.056	0.046	0.045	0.047	0.007
50°	0.112	0.071	0.049	0.045	0.054	0.054	0.006
55°	0.079	0.05	0.048	0.051	0.045	0.029	0.005

4-4- كمية الحرارة المتدفقة من جدران حجرة الاحتراق عند زوايا مختلفة لشفرات الهواء الرئيسي:

تعتبر كمية الحرارة المتدفقة من جدران الأفران وحجر الاحتراق من القيم الأساسية في تقييم أداء حجرة الاحتراق في امتصاص هذه الحرارة، وكلما كانت كمية الحرارة أكبر كانت كمية الحرارة التي يتلقاها الوسيط العامل أكبر، كما أن قيمة كمية الحرارة المتدفقة من مخرج حجرة الاحتراق تعبر عن الكمية المطروحة إلى الوسط الخارجي أي كلما كانت منخفضة كان أداء الحجرة أفضل، ويوضح الرسم البياني في الشكل (16) العلاقة بين

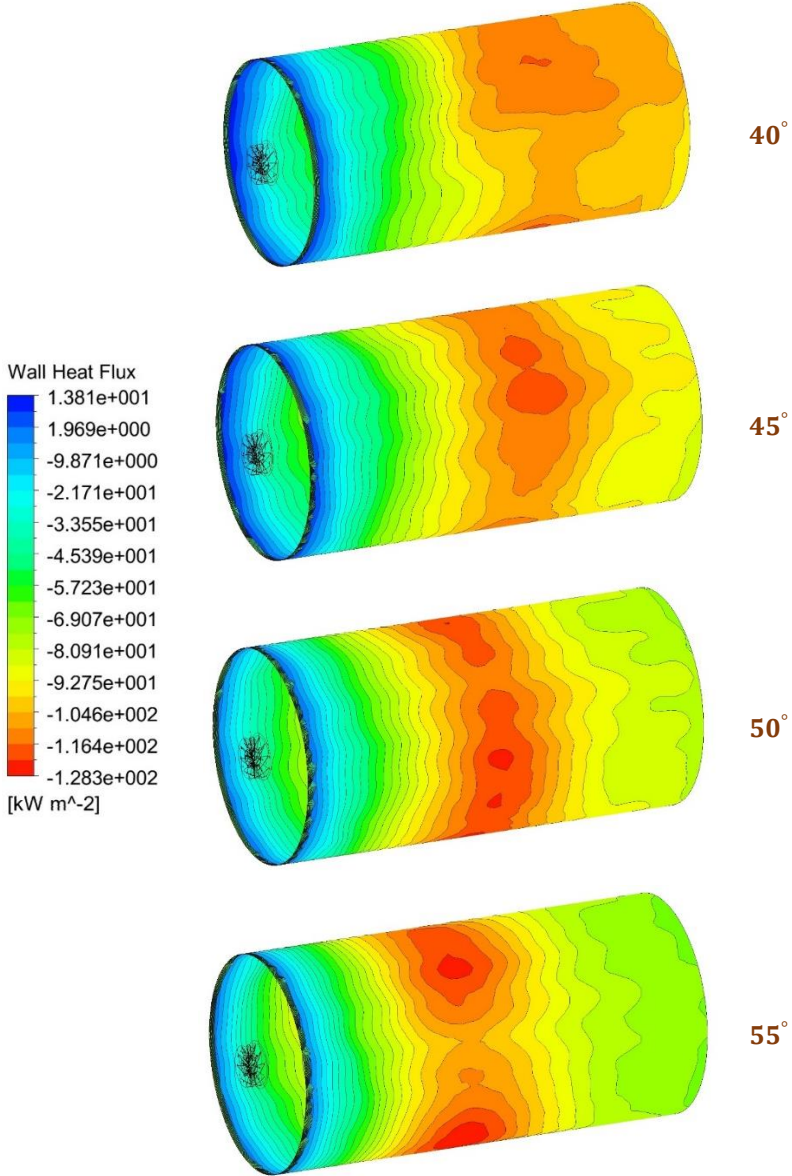
التدفق الوسطي للحرارة من جدران حجرة الاحتراق وطول حجرة الاحتراق عند زوايا مختلفة لشفرات الهواء الرئيسي.



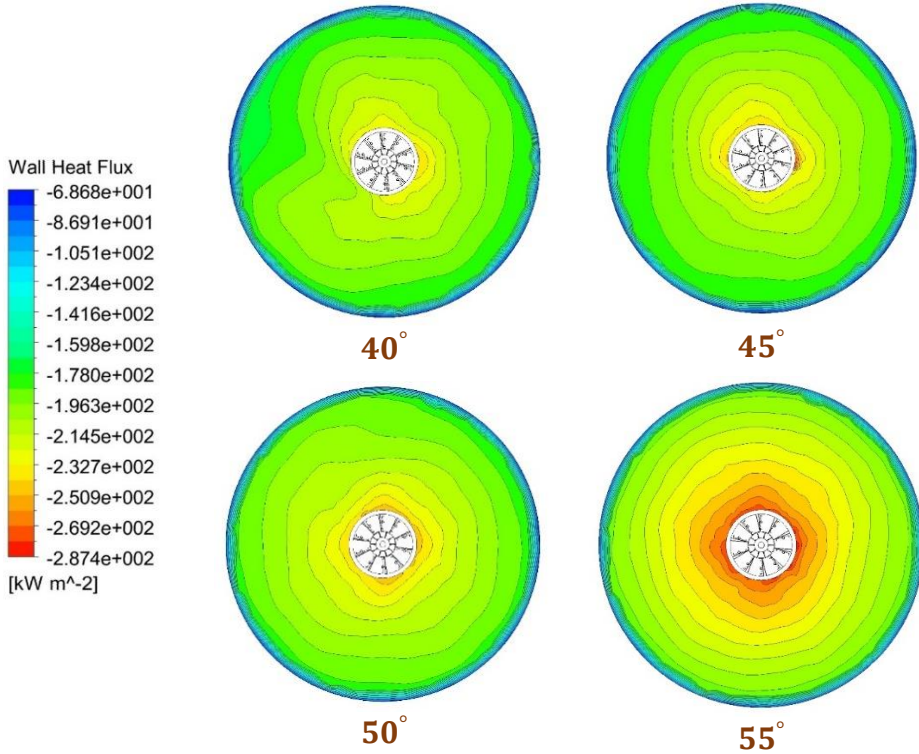
الشكل (16): العلاقة بين التدفق الوسطي للحرارة من الجدار المحوري لحجرة الاحتراق وطول حجرة الاحتراق عند زوايا مختلفة لشفرات الهواء الرئيسي

يوضح الشكل (17) توزيع التدفق الحراري على الجدار المحوري لحجرة الاحتراق عند زوايا مختلفة لشفرات الهواء الرئيسي، حيث نلاحظ أن أكبر كمية حرارة يتلقاها الجدار كانت مع زاوية شفرات 55 درجة بالمقارنة مع الزوايا الأخرى، كما نلاحظ أن القيمة العظمى تكون في منتصف جدار حجرة الاحتراق ويتوزع بشكل كامل على حجرة الاحتراق، ويعود سبب ذلك إلى زيادة القطر الشعاعي للهب ونقصان الطول المحوري له، بعكس الحالة عندما كانت زاوية الشفرات 40 درجة حيث نلاحظ أن أعلى قيمة للتدفق الحراري كانت في نهاية حجرة الاحتراق بالتالي لا ينتهي للهب فقد كمية حرارة كبيرة قبل الخروج من حجرة الاحتراق، كما يوضح الشكل (18) توزيع التدفق الحراري على الجدار الأمامي لحجرة الاحتراق عند زوايا مختلفة لشفرات الهواء الرئيسي، ونلاحظ هنا أيضاً أن أكبر كمية حرارة يتلقاها الجدار الأمامي لحجرة الاحتراق كانت مع زاوية شفرات 55 درجة، وسبب ذلك هو أنه مع هذه الزاوية يصبح اللهب أقرب إلى الجدار مما يزيد من

حرارته وكمية الحرارة التي يمتصها، وبعكس الحالة عندما كانت زاوية الشفرات 40 درجة حيث نلاحظ انخفاض كمية الحرارة التي يتلقاها الجدار بشكل كبير.



الشكل (17): توزيع التدفق الحراري على الجدار المحوري لحجرة الاحتراق عند زوايا مختلفة لشفرات الهواء الرئيسي



الشكل (18): توزيع التدفق الحراري على الجدار الأمامي لحجرة الاحتراق عند زوايا مختلفة لشفرات الهواء الرئيسي

يوضح جدول (7) القيم الوسطية لكمية الحرارة المتدفقة من الجدار المحوري لحجرة الاحتراق ومن مخرج حجرة الاحتراق ومن الجدار الأمامي عند زوايا مختلفة لشفرات الهواء الرئيسي، نلاحظ أن أقل كمية حرارة مطروحة من مخرج حجرة الاحتراق كان مع زاوية شفرات 55 درجة حيث بلغت كمية الحرارة (70.57 kW/m^2)، وبالتالي تكون الكفاءة الحرارية في هذه الحالة هي الأفضل حيث يتم انتقال أكبر كمية من الحرارة الى الجدران، ويعود سبب ذلك إلى قصر طول اللهب وتوسع اللهب بشكل شعاعي، كما أن الغازات في هذه الحالة تبقى لفترة طويلة داخل حجرة الاحتراق نتيجة لدرجة التدويم الكبيرة، وبالتالي نقل القسم الأكبر من الحرارة إلى الجدران وتخفيض نسبة الضياعات الحرارية إلى أقل قدر ممكن، بالمقارنة مع القيمة عندما كانت زاوية الشفرات 40 درجة نلاحظ أن القيمة في هذه الحالة أكبر بحوالي 26% حيث بلغت قيمة التدفق (95.38 kW/m^2)، كما نلاحظ أن أكبر كمية حرارة مطروحة من الجدار الأمامي

دراسة تأثير زاوية شفرات الهواء الرئيسي على خصائص الاحتراق والتوزيع الحراري لحراق دوامي باستخدام المحاكاة العددية

لحجرة الاحتراق كانت أيضاً مع زاوية شفرات 55 درجة حيث بلغت قيمة التدفق (216.5 kW/m^2)، ويعود سبب ذلك إلى توسع قطر اللهب بشكل شعاعي وكذلك اقتراب اللهب من الجدار بشكل أكبر مما يؤدي إلى تلقي الجدار لأكبر كمية حرارة ممكنة والتي تنتقل بالنتيجة إلى الوسيط العامل بالتالي تكون الكفاءة الحرارية في هذه الحالة أكبر، وبالمقارنة مع كمية الحرارة المتدفقة من الجدار الأمامي عندما كانت زاوية الشفرات 40 درجة نلاحظ أن القيمة أقل بحوالي 10.3% حيث بلغت قيمة التدفق الحراري في هذه الحالة حوالي (194.1 kW/m^2).

جدول (7): القيم الوسطية لكمية الحرارة المطروحة عبر جدران حجرة الاحتراق عند زوايا مختلفة لشفرات الهواء الرئيسي

كمية الحرارة المتدفقة عبر جدران حجرة الاحتراق (kW/m^2)						الزاوية
المسافة على الاتجاه المحوري لحجرة الاحتراق (m)						
مخرج حجرة الاحتراق	6	5	4	3	الجدار الأمامي لحجرة الاحتراق	
95.38	102.5	107.7	107.2	89.83	194.1	40°
84.45	90.48	99.27	112.3	98.97	195.4	45°
76.02	81.59	89.47	111.3	113.4	201	50°
70.57	73.74	80.46	99.81	114.2	216.5	55°

5- الاستنتاجات والتوصيات:

1. نلاحظ مع زيادة زاوية الشفرات ينخفض الطول المحوري للهب ويزداد القطر الشعاعي له، مما يعطي اللهب وقت أكبر داخل حجرة الاحتراق يؤدي إلى إتمام عملية الاحتراق وانتقال الحرارة بشكل أكبر إلى جدران حجرة الاحتراق حيث كانت أكبر درجة حرارة لجدران حجرة الاحتراق المحورية بالإضافة إلى الجدار الأمامي مع زاوية شفرات هواء رئيسي 55 درجة.

2. كانت أكبر نسبة لانبعاثات CO_2 عند مخرج حجرة الاحتراق مع زاوية شفرات هواء رئيسي 55 درجة، حيث بلغت حوالي (8.832 %) هذا يدل على أن عملية الاحتراق في هذه الحالة كانت أفضل بالمقارنة مع الزوايا الأخرى.
3. يمكن ملاحظة أن تأثير زاوية شفرات الهواء الرئيسي كان منخفض على انبعاثات غاز CO ، إذ نجد أن جميع القيم صغيرة جداً مع وجود فرق بسيط عند المخرج حيث بلغت أقل قيمة للانبعاثات عند المخرج حوالي (0.005 %) مع زاوية شفرات 55 درجة.
4. أفضل أداء حراري من حيث كمية الحرارة المطروحة من جدران حجرة الاحتراق كان مع زاوية شفرات 55 درجة، إذ بلغت كمية الحرارة المطروحة من الجدار الأمامي في هذه الحالة حوالي (216.5 kW/m^2)، مع ملاحظة تقارب الحالتين 55 و 50 درجة من حيث كمية الحرارة المطروحة من الجدران.
5. أقل كمية حرارة مطروحة من مخرج حجرة الاحتراق تتحقق مع زاوية شفرات 55 درجة حيث بلغت حوالي (70.57 kW/m^2)، بالتالي تكون الكفاءة الحرارية لحجرة الاحتراق هي الأفضل في هذه الحالة.

التوصيات:

1. دراسة تأثير تغيير زاوية شفرات الهواء الثانوي فقط على أداء الحراق الدوامي.
2. دراسة تأثير تغيير زاوية شفرات الهواء الرئيسي والثانوي معاً على أداء الحراق.
3. دراسة تأثير تغيير عدد شفرات الهواء الرئيسي والثانوي على كفاءة الحراق الدوامي.
4. دراسة الحراق المذكور عند عمل الحراق على الوقود السائل (فيول).

- [1] H. S. Hasan, Steam generators, Homs: Al-Baath University Publications, 2019, pp. 47–80, in Arabic.
- [2] N. Beér and J. Syred, "Combustion in Swirling Flows: A Review," *Sheffield University. Sheffield SI 3JD, Engbtrd*, pp. 144–152, 1974.
- [3] Prvi Brnenska Strojirna Company, Technical Book of Conditions for Requalification of Power Plant Blocks No.1, No.2 in Homs Refinery, Czech Republic: First Brno Engineering Works, 2008.
- [4] Prvi Brnenska Strojirna Company, Homs Refinery Extension VI: Built-Up Design, Prague: First Brno Engineering Works.
- [5] B. S. A. Alganash, Numerical investigation of the combustion processes of various combustion regimes, Glasgow, UK: University of Glasgow, 2015.
- [6] ANSYS Fluent Theory Guide 19.0, Canonsburg, PA, US: ANSYS, Inc., 2017.
- [7] W. Jones and J. Whitelaw, "Calculation methods for reacting turbulent flows: A review," *Combustion and Flame*, pp. 1–26, 1982.
- [8] V. Ganapathy, Steam Generators and Waste Heat Boilers: For Process and Plant Engineers, CRC Press, Taylor &

Francis Group, 2015, pp. 1–16.

- [9] I. Yılmaz, "Effect of Swirl Number on Combustion Characteristics in a Natural Gas," *Journal of Energy Resources Technology*, vol. 135, December 2013.
- [10] M. K. Büyükakın and S. Öztuna, "Study on nonpremixed methane/air combustion from flame structure and NOX emission aspect for different burner head structures," *International Journal of Energy Research*, 10 May 2019.

محاكاة عددية لسلوك جدار قص معرض لحريق

مسبق-حمولة جانبية باستخدام Ansys

Workbench

الدكتورة: هالة حسن

المعهد العالي للبحوث والدراسات الزلزالية- جامعة دمشق

الملخص:

ركزت البحوث السابقة على التحميل الزلزالي والتحميل الحراري لجدران القص بشكل مستقل، دون أخذ الأثر المشترك بينهما، حيث أن أثر الضرر الإنشائي الناتج عن الحرائق على مقاومة الحمل الجانبي للمنشآت الخرسانية المسلحة وخاصة جدران القص ليس مفهوماً كثيراً، ولكن قد يكون حاسماً في حالة تأثير حمل متتالي من الحريق والزلازل، حيث أنه في كودات التصميم العالمية يتم التعامل مع الزلازل والحرائق كأحداث مستقلة.

والذي قد يحدث وفق أحد الاحتمالين:

الاحتمال الأول : حدوث حريق نتيجة زلزال يليه هزة ارتدادية قوية.

الاحتمال الثاني : حدوث حريق كبير قبل وقت قصير من وقوع زلزال.

وبسبب أهمية جدران القص كحاجز ضد الحريق وكأنظمة مقاومة للقوى الجانبية، فمن الضروري إجراء دراسة تحليلية لدراسة مدى تأثير الحريق على الأداء الزلزالي لجدار القص في حال وقوع الحريق قبل وقت قصير من الزلزال، باستخدام برنامج ANSYS Workbench16.1، وذلك لتقييم أثر الحريق المسبق على الأداء الزلزالي لجدار القص.

من خلال البحث تمت مقارنة نتائج التحليل مع نتائج التجربة الواردة في الدراسة المرجعية لجدار قص تعرض لحريق ثم حمولة جانبية وذلك للتأكد من محاكاة النموذج التجريبي

محاكاة عددية لسلوك جدار قص معرض لحريق مسبق-حمولة جانبية باستخدام Ansys
Workbench

بشكل دقيق، ولتقييم أثر الحريق المسبق على الأداء الزلزالي لجدار القص تم تعريض الجدار لحمولة جانبية فقط دون تعريضه لحريق مسبق، ومن خلال المقارنة أعطت نتائج الدراسة التحليلية انخفاض في مقاومة القوى الجانبية بمقدار 14%، وانخفاض القدرة على تبديد الطاقة بمقدار 28% نتيجة تعرض الجدار لحريق مسبق، حيث كانت الحلقات المتبقية للسلوك اللاخطي للجدار المعرض للحريق تلاه زلزال أقل اتساعاً وقدرة على تبديد الطاقة.

الكلمات المفتاحية: حريق ناتج عن وقوع زلزال، محاكاة عددية لجدار القص، ANSYS Workbench.

Numerical simulation of behavior for shear wall subjected to Post Fire – Lateral load using ANSYS Workbench

Abstract:

Previous research focused on seismic loading and thermal loading of shear walls independently, without taking the common effect between them, as the effect of structural damage resulting from fires on the resistance to the lateral load of reinforced concrete structures, especially shear walls, is not well understood, but it may be decisive in the case of the load bearing effect. sequence of fire and earthquake, since in the global design codes earthquakes and fires are treated as independent events.

Which may happen according to one of two possibilities:

The first possibility: the occurrence of a fire as a result of an earthquake followed by a strong aftershock.

The second possibility: a large fire occurred shortly before an earthquake.

Because of the importance of shear walls as a barrier against fire and as systems that resist lateral forces, it is necessary to procedure an analytical analysis to study the effect of fire on the seismic performance of the shear wall in the case of a fire occurring shortly before the earthquake, using ANSYS Workbench16.1 software, to evaluate the effect of post-fire on the seismic performance of the shear wall.

Through this research, the results of the analysis were compared with the results of the experiment in the reference study of a shear wall that was exposed to a post-fire lateral load in order to ensure the simulation of the experimental model accuracy, and to evaluate the effect of the post-fire on the seismic performance of the shear wall, the wall was exposed to a lateral load only without exposing it

to fire previously, and through the comparison, the results of the analytical study showed a decrease in the resistance of lateral forces by 14%, and decrease in the ability to dissipate energy by 28% as a result of the wall being exposed to a post-fire, as the hysteresis rings of the wall exposed to Fire – Lateral load were less extensive and the ability to dissipate and disperse energy.

Keywords: Fire caused by an earthquake, Numerical simulation for shear wall, Ansys Workbench.

1- مقدمة:

تعتبر الإجهادات الحرارية ذات دور كبير في تخفيض مقاومة العناصر الرئيسية الداخلة في الإنشاء، ولكن مازال تأثير الحريق ليس مفهوماً جيداً في حالة وجود أحمال متتالية مثل حدوث حريق زلزال، وقد تنتج مثل هذه المخاطر نتيجة حدوث حريق كبير قد استمر لفترة زمنية ومن ثم حدث زلزال، حيث يكون الحريق قد أدى إلى تغيير في خصائص العناصر الإنشائية وانخفاض في مقاومتها، وبسبب الدور الرئيسي لجدران القص في مقاومة الأحمال الجانبية فدراسة تأثير الحريق على مقاومتها الجانبية وقدرتها على تبديد الطاقة يُعد من المواضيع الهامة.

2- سلوك البيتون المعرض للحريق:

تعد الحرائق ظاهرة منتشرة بكثرة في المنشآت الصناعية والأبنية السكنية، وقد ترتفع درجة الحرارة فيها إلى حدود 1000°C ، وفي حال استمر الحريق لفترة من 1-2 ساعة، وتتعلق درجة حرارة سطح المنشأ على موقع حدوث الحريق وشدة النيران وموقع العنصر الإنشائي من الحريق.

تعد مقاومة البيتون الجيدة للحريق وقدرته على تحمل درجة الحرارة العالية من أهم مميزات البيتون المسلح مقارنة بمواد البناء الأخرى، ومع ذلك فالتعرض لدرجات الحرارة العالية يمكن أن يؤدي إلى تغيير في الخواص الميكانيكية، حيث أن ارتفاع درجات حرارة البيتون إلى 95°C يحدث تغيرات قليلة في الخواص الميكانيكية للبيتون، أما إذا ارتفعت درجة الحرارة عن 95°C فإن البيتون يعاني من التشقق نتيجة الجفاف ويحدث تباعد بين الحصى التي تؤدي إلى حدوث ضعف في مقاومة البيتون، ومن العوامل التي تؤثر على مقاومة البيتون على الضغط (درجة الحرارة القصوى، سماكة طبقة التغطية للعنصر

الإنشائي، مدة تعرض البيتون للحرارة، نوعية الركام، ونسبة الماء إلى الإسمنت في الخلطة).

3- مراجعة تاريخية للأبحاث السابقة ذات الصلة:

هناك بعض الأبحاث التي تناولت السلوك الزلزالي للعناصر الإنشائية والتي تعرضت سابقاً لأحمال حرارية ونذكر منها:

اختبر [11] Xiao J.Z. et al.، في العام 2005، أداء ما بعد الحريق لثلاثة إطارات خاصة مقاومة للعزوم من البيتون المسلح تحت تأثير الأحمال الدورية العكسية وتبين أن الحريق حول (عمود قوي - جائر ضعيف) في الإطار إلى (جائر قوي - عمود ضعيف)، اختبر [6] Liu G.، في العام 2010، خمسة عشر جدار تحت تأثير الحريق ومن ثم تم تطبيق الأحمال الجانبية في أعلى الجدران، وتوصل إلى خلاصة أن الأضرار الناجمة عن الحرائق تقلل من صلابة الجدران والقدرة على تحمل الأحمال الجانبية ، واختبر [3] EIMohandes F. et al، في العام 2013، أداء الأعمدة البيتونية المعرضة لحريق ومن ثم لحمل جانبي، حيث وجد أن القدرة المتبقية للأعمدة والمطاوعة تنخفض بشكل ملحوظ نتيجة تعرضها لحريق سابق، بينما اختبر Mueller K. et al. [8]، في العام 2017، سلوك خمسة عينات لجدران خرسانية مسلحة بعد التسخين مباشرة وكذلك بعد تبريدها، وكشفت الدراسة أنه نتيجة التسخين حدث انخفاض (مقارنة مع الظروف المحيطة) في المقاومة الجانبية خارج مستوى الجدران في حالتي الضغط والشد، ومع تبريد الجدران لوحظ المزيد من فقدان المقاومة وزيادة في الانحناء في الشكل والذي يؤدي إلى عدم الاستقرار الهيكلي، وقام [10] Ni S. et al.، في العام 2018، بدراسة تحليلية لتقديم طريقة لمحاكاة تأثير حريق مسبق _ زلزال على مجموعة من جدران القص، باستخدام كل من برنامج SAFIR و Opensees، حيث تم إجراء التحليل الحراري أولاً

باستخدام برنامج SAFIR، ومن ثم التحليل الزلزالي باستخدام برنامج Opensees، الذي يعد نظام مفتوح المصدر لمحاكاة الهندسة الزلزالية، وتحليل الاستجابة غير الخطية للإطارات الهيكلية المعرضة للإثارة الزلزالية، حيث أن نموذج OpeenSees يقوم بعمل أفضل من SAFIR في محاكاة القوة، والسلوك اللاخطي للجدار البيتوني المسلح، وتبديد الطاقة وانهيار الجدار، وللقيام بالتحليل الزلزالي في مرحلة ما بعد الحريق للجدران البيتونية المسلحة فمن الضروري الجمع بين OpeenSees وبرامج أخرى تمكن التحليل الحراري، وناقش [9] Mueller K. et al، في العام 2014، في هذه الدراسة التجريبية السلوك الميكانيكي الحراري لاثنتين من الجدران الخرسانية المسلحة تحت تأثير حمولة الحريق، وتم تصميم فرن غاز لتسخين وجه واحد من كل جدار وفق منحنى الحريق القياسي ASTM E119، وتم تسخين العينات من جهة واحدة فقط أي أنها لم تكن محاطة بالفرن، مما سمح بإجراء عمليات فحص بصرية ومراقبة السلوك خارج المستوي للأسطح غير المعرضة للحريق، وكلتا العينتين المختبرتين كانت مثبتة من القاعدة وحررة الحركة من الأعلى، كما تم تطبيق حمولة محورية ثابتة في الاتجاه الجانبي بالإضافة إلى حمولة شاقولية في الجزء العلوي، وتم النقاط الاستجابة باستخدام تقنية ارتباط الصورة الرقمية DIC والأشعة الحرارية تحت الحمراء.

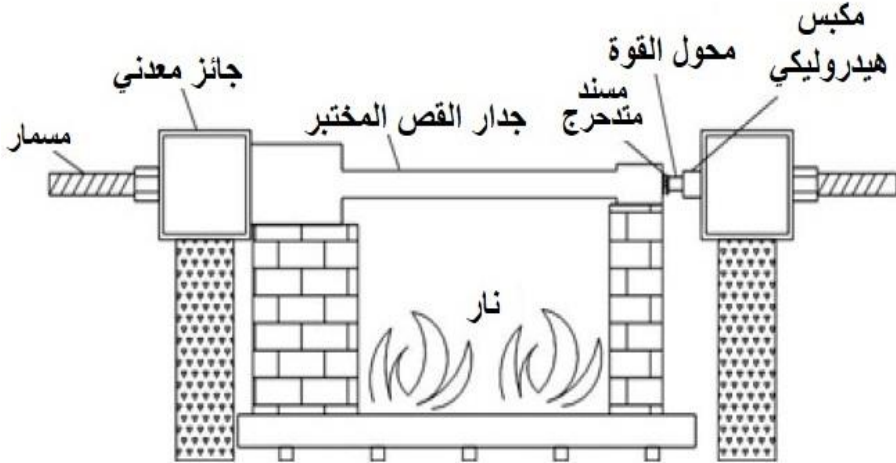
4- منهجية البحث:

تم في هذا البحث استخدام برنامج ANSYS Workbench 16.1 ضمن بيئة العمل (Transient Thermal-static structural) لإجراء دراسة تحليلية لاخطية، حيث تمت معايرة النموذج الوارد وفق الدراسة المرجعية مع الدراسة التحليلية للتأكد من دقة المحاكاة، ومن ثم تمت نمذجة جدار القص دون تعريضه لحريق مسبق لتقييم أثر الحريق على المقاومة الجانبية للجدار والقدرة على تبديد الطاقة.

5- النمذجة والمعايرة:

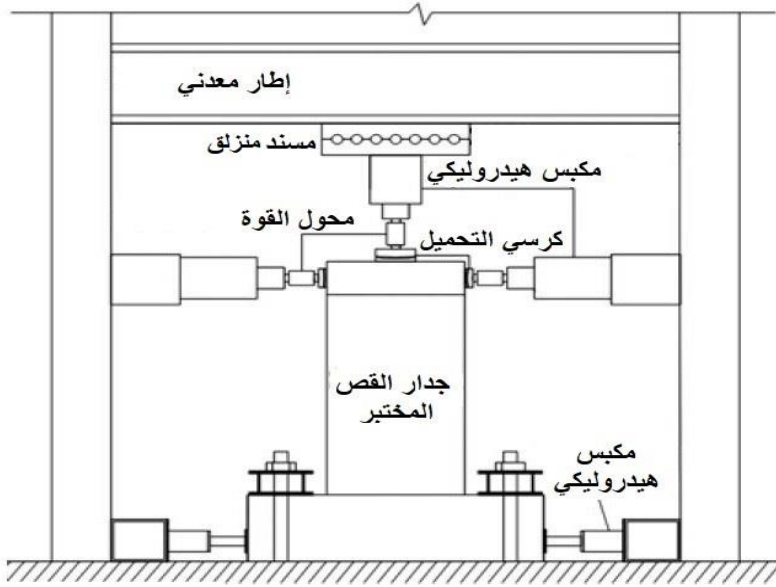
5-1 النمذجة التجريبي المستخدم في النمذجة العددية [5]:

تم الاعتماد على النموذج التجريبي (Gui-rong et al, 2010)، لمعايرة نموذج البحث وتقييم أداء سلوك جدران القص البيتونية المعرضة لحريق مسبق وحمولة جانبية، من خلال العمل التجريبي تعرض الجدار إلى درجة حرارة مرتفعة عن طريق احتراق الغاز السائل، وتم وضع الجدار بشكل أفقي، كما يبين الشكل (1)، مع تعرض الجدار للحريق من جانب واحد، وأثناء الاختبار خضع الجدار لحمل محوري ثابت يساوي 400 KN، لمحاكاة الأحمال الرأسية من طابق أعلى، تم تسخين العينة لمدة 90 دقيقة، حيث وصلت درجة الحرارة القصوى للبيتون المقاسة على بعد 5 mm من سطح الجدار إلى 531 درجة مئوية، وبعد ذلك ترك الجدار لمدة 90 دقيقة أخرى قبل تطبيق الحمولة الجانبية.

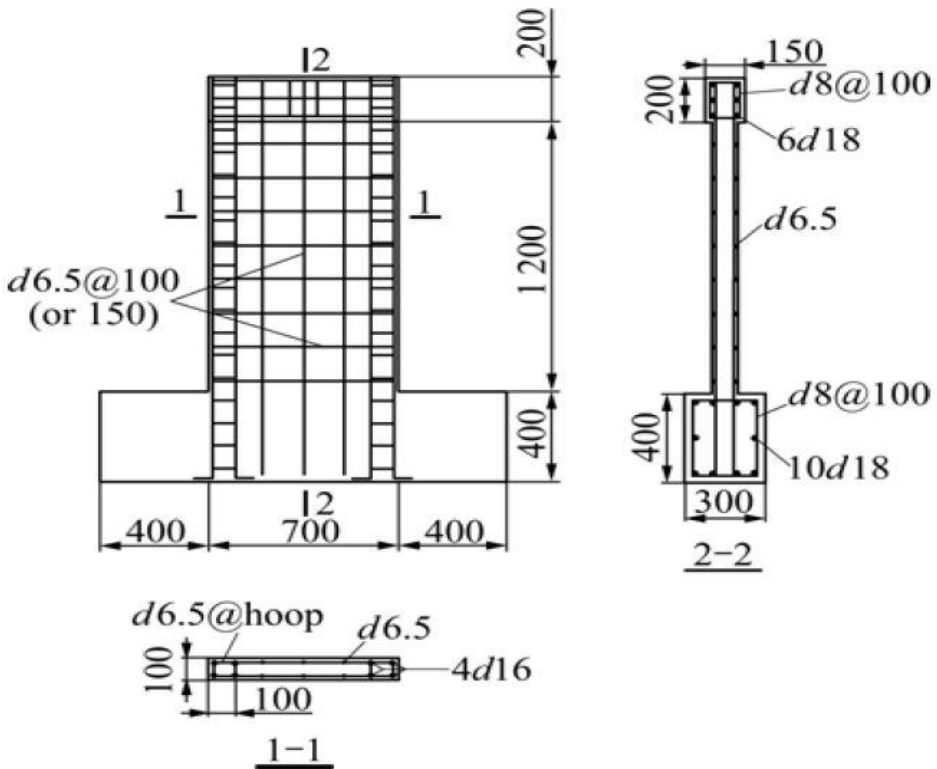


الشكل (1): التجربة عند تطبيق الحمل الحراري. [5]

يبين الشكل (2) تطبيق حمل دوري جانبي عن طريق مكابس هيدروليكية تعمل بالتناوب على الجدار المتضرر من الحريق، كما يوضح الشكل (3) أبعاد الجدار وتفاصيل التسليح للجدار.



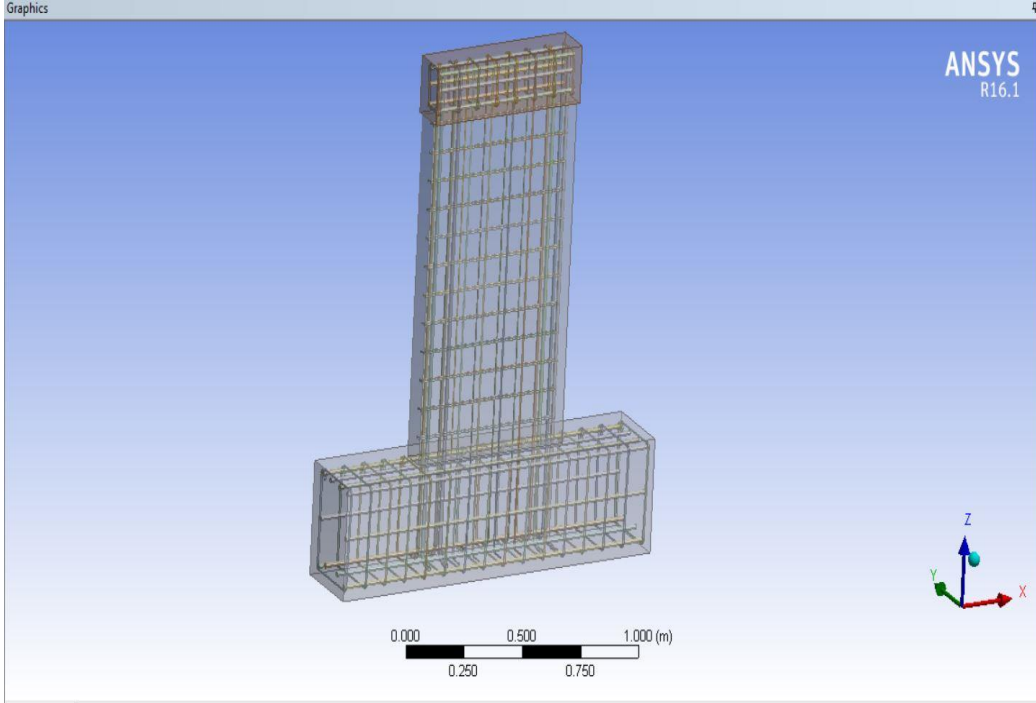
الشكل (2): التجربة عند تطبيق الحمل الدوري. [5].



الشكل (3): أبعاد الجدار وتفصيل التسليح. [5].

2-5 نمذجة الشكل الهندسي:

تم في هذه المرحلة استخدام تطبيق mechanical design modeler لإجراء عملية التشكيل والتصميم الهندسي لعناصر النموذج، ويبين الشكل (4) نموذج فراغي ثلاثي الأبعاد لكل من الجدار وفولاذ التسليح.

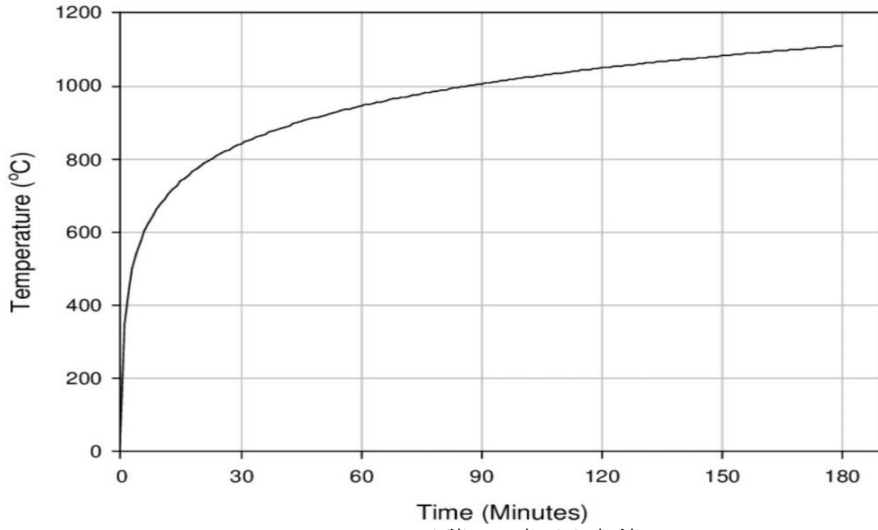


الشكل (4): نموذج فراغي ثلاثي الأبعاد لكل من الجدار وفولاذ التسليح ببرنامج Ansys workbench.

3-5 حمولة الحريق:

تم تطبيق منحنى الحريق القياسي ISO 834، كما هو مبين في الشكل (5) على وجه الجدار وهو يعبر تماماً عن تطور حريق الحجرة compartment fire، ومعادلته موضحة بالعلاقة التالية:

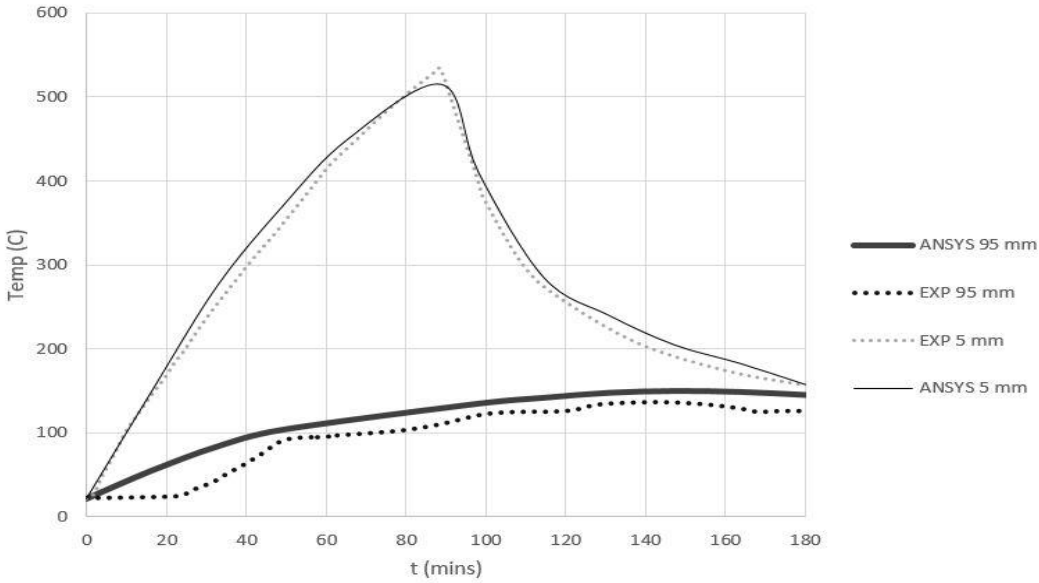
$$T_g = 345 * \log_{10}(8 * t + 1) + T_0$$



الشكل (5): الحريق القياسي ISO 834. [7]

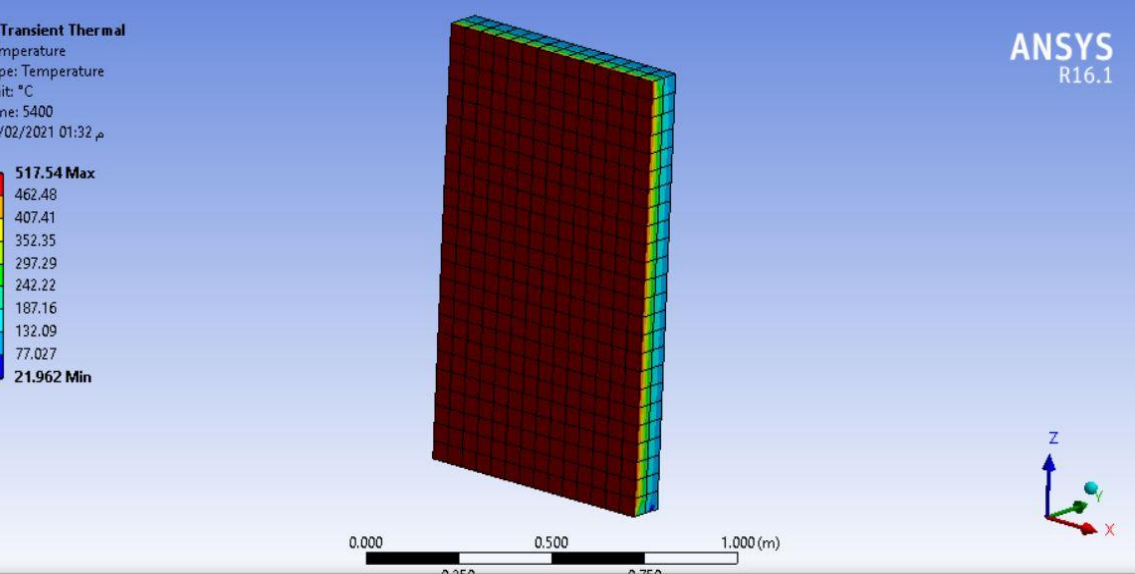
4-5 نتائج التحليل الحراري:

نلاحظ من الشكل (6) التقارب الواضح بين السجل الزمني الحراري للجدار على مسافة $5\text{mm}, 95\text{mm}$ من الجانب المعرض للحريق تجريبياً وتحليلياً، حيث أن أعلى قيمة درجة حرارة مسجلة تجريبياً 531 درجة مئوية بينما في الدراسة التحليلية 517 درجة مئوية، وبالتالي كان الفرق بين النتيجتين 3%، وهذا يؤكد على دقة النموذج المستخدم ببرنامج Ansys workbench وصلاحيته لإجراء التحليل الإنشائي عليه ومن ثم متابعة الدراسة لتقييم أثر الحريق على الأداء الزلزالي لجدار القص.



الشكل (6): المقارنة بالسجل الزمني الحراري للجدار تجريبياً وتحليلياً.

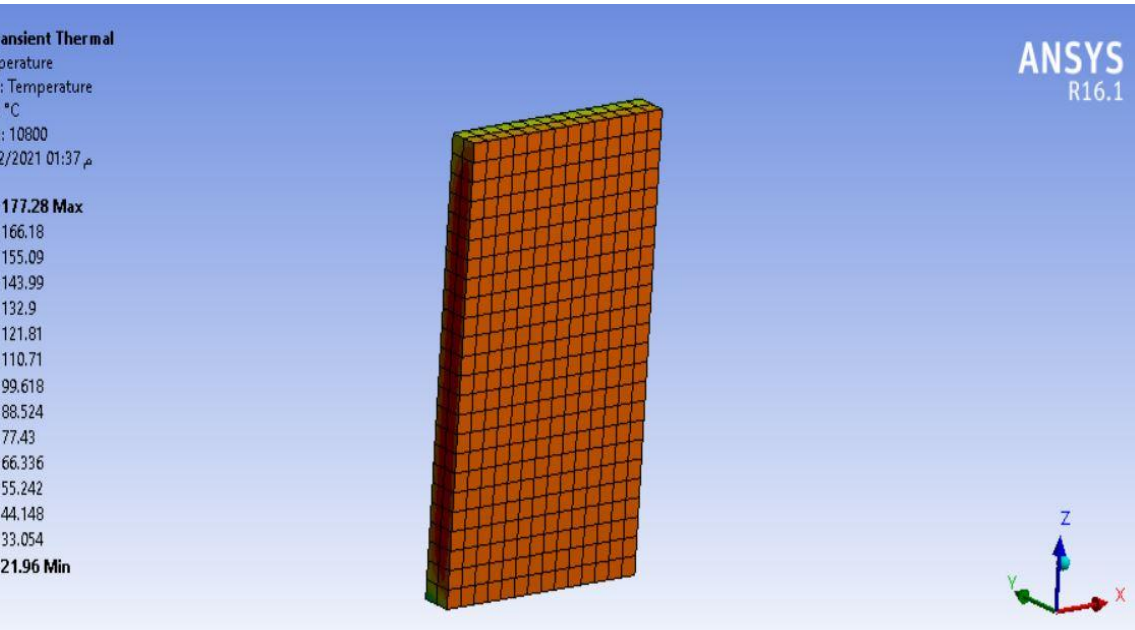
نلاحظ من الشكل (7) تغير في درجة حرارة الجدار عبر مقطعه و فرق واضح بين درجة الحرارة لوجهي الجدار وذلك لأن الجدار معرض للحمل الحراري من جانب واحد فقط، حيث كانت درجة حرارة وجه الجدار المقابل للحريق عند الزمن 90 دقيقة 517 درجة مئوية بينما الوجه غير المقابل للحريق 133 درجة مئوية.



الشكل (7): التوزيع الحراري في المقطع العرضي للجدار عند 90 دقيقة.

نلاحظ من الشكل (8) انخفاض الفرق بين درجتي الحرارة المسجلة لكل من وجه الجدار المعرض للحريق والغير المعرض للحريق في نهاية التحليل الحراري عند الزمن 180 دقيقة، ويفسر ذلك أنه تم إخماد الحريق في الدقيقة 90 ومن ثم حدث تبادل حراري عبر الجدار أدى لانخفاض الفرق الحراري بين وجهي الجدار، حيث كانت درجة حرارة وجه الجدار المقابل للحريق عند الزمن 180 دقيقة 177 درجة مئوية بينما الوجه غير المقابل للحريق 150 درجة مئوية.

محاكاة عددية لسلوك جدار قص معرض لحريق مسبق-حمولة جانبية باستخدام Ansys Workbench

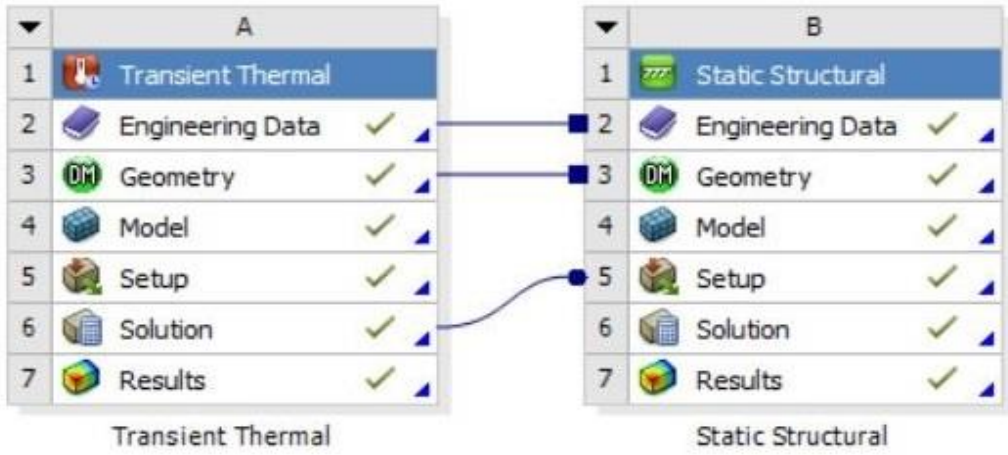


الشكل (8): التوزيع الحراري في المقطع العرضي للجدار عند 180 دقيقة.

5-5 تصدير نتائج التحليل الحراري إلى التحليل الإنشائي:

من خلال الشكل (6) نلاحظ التقارب في النتائج الحرارية بين العمل التجريبي والنمذجة باستخدام برنامج ANSYS Workbench، وبالتالي يمكن اعتماد النموذج الحراري وإجراء التحليل الإنشائي على نفس النموذج.

حيث تم استخدام طريقة التحليل الإنشائي الستاتيكي ANSYS Static Structural، وهي إحدى بيئات النمذجة باستخدام Ansys workbench v16.1 في تحليل المسائل الخطية واللاخطية، والتي تعتمد على الحركة والانتقال الزمني، إن هذه البيئة تمكننا من إجراء التحليل المرن واللدن للعناصر نفسها لمعرفة الإجهادات الداخلية المتشكلة و الناجمة عن الحمولات الخارجية أو الانتقالات المطبقة على النموذج الرياضي.

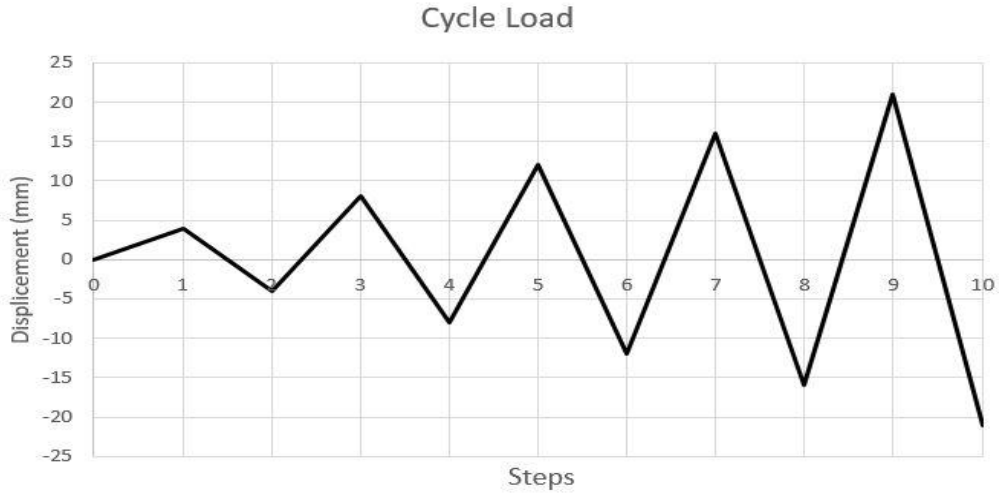


الشكل (9): تصدير نتائج التحليل الحراري إلى التحليل الإنشائي.

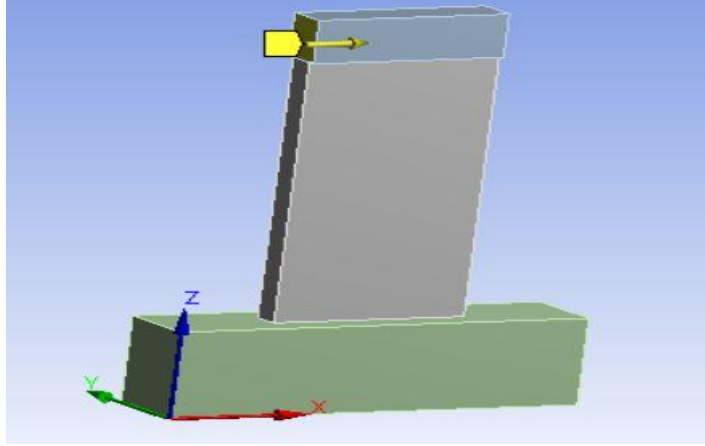
5-6 تطبيق الحملات الجانبية الدورية على الجدار:

تم تطبيق حمولة دورية Cyclic load بفواصل زمنية ثابتة الشكل (10)، طبقت الحمولة

أعلى الجدار كما في الشكل (11):

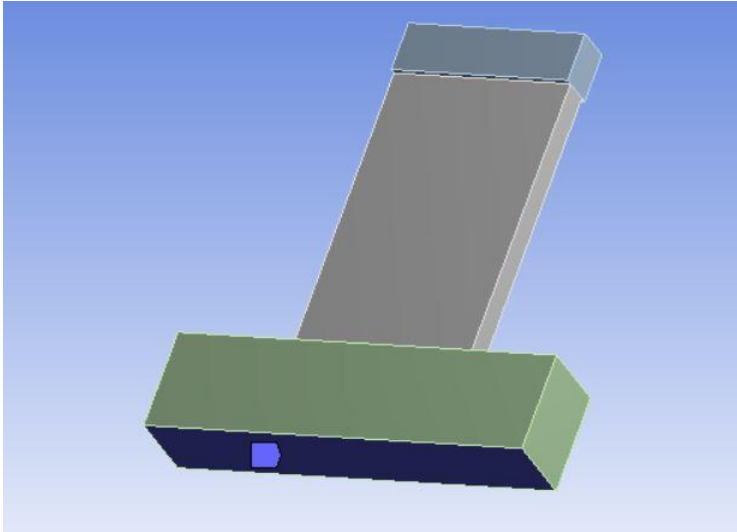


الشكل (10): شكل تابع تحميل الحمولة الدورية المطبقة على الجدار.



الشكل (11): الحمولات الجانبية المطبقة على الجدار.

أما بالنسبة للشروط الطرفية تم تقييد قاعدة الجدار من الناحية السفلية بشكل كلي على الانتقال $(U_x, U_y, U_z=0)$ ، كما يبين الشكل (12).

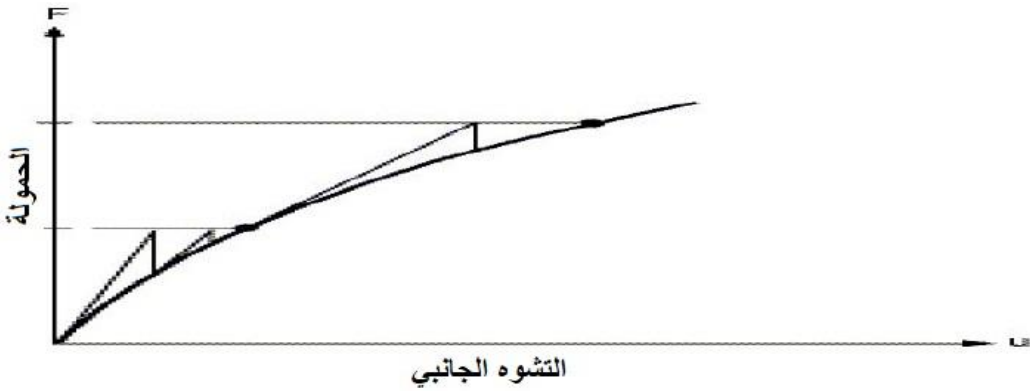


الشكل (12): تقييد الجدار من القاعدة.

التحليل اللاخطي للنموذج:

تم تطبيق الحمولات في النموذج اللاخطي بشكل متدرج، حيث قسمت الحمولة إلى عدة حمولات مرحلية تسمى خطوات الحمولة (Load Steps)، ويقوم البرنامج بتعديل مصفوفة صلابة النموذج بعد كل خطوة تحميل لتعكس التغيرات اللاخطية على الصلابة

الإنشائية للعنصر ثم الانتقال إلى خطوة الحمولة التالية، مستخدماً طريقة (Newton-Raphson) التكرارية لتعديل صلابة النموذج تبعاً للتغيرات اللاخطية الحاصلة. يستخدم (Newton-Raphson) المنهج التكراري التوازني للوصول إلى تقارب الحل عند نهاية كل خطوة تحميل ضمن حدود التحميل، ويبين الشكل (13) هذا المنهج بالنسبة لدرجة حرية واحدة في التحليل اللاخطي. يقوم هذا المنهج على حساب شعاع قوى التوازن، وهو الفرق بين القوى الداخلية العائدة للإجهادات في العنصر والحمولات المطبقة ثم التحقق من معيار تقارب الحل فإذا لم يتحقق هذا المعيار يعاد حساب قوى التوازن، وتعديل مصفوفة الصلابة، وينتقل إلى التكرار التالي وهكذا يستمر التكرار حتى تحقيق معيار التقارب. [1]

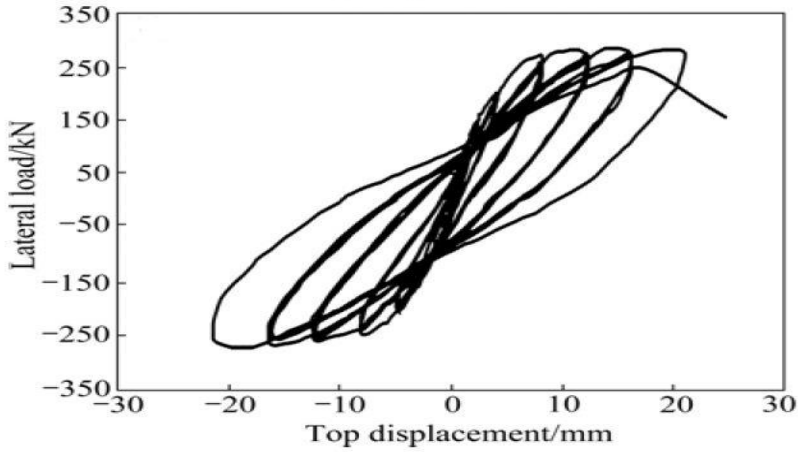


الشكل (13): طريقة نيوتن-رافسون لدرجة حرية واحدة [1]

7-5 نتائج التحليل الإنشائي للجدار المتعرض لحريق مسبق:

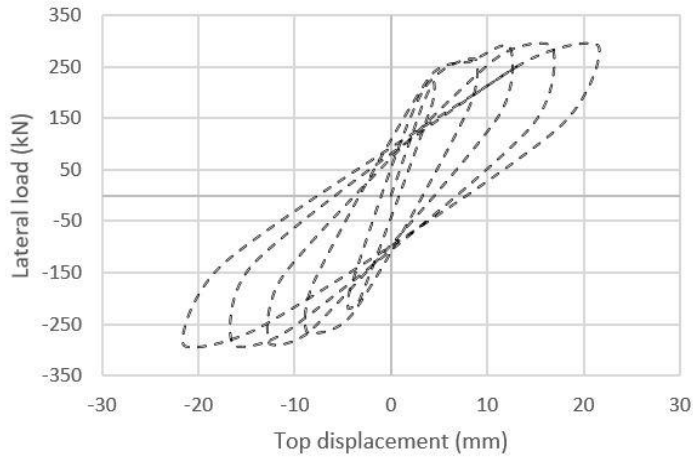
بلغت القوة الأفقية المقابلة للانتقال 21mm في نهاية دورة التحميل العاشرة 281kN تجريبياً، كما يبين الشكل (14)، بينما بلغت تحليلاً 286kN ، كما يبين الشكل (15)، ويلاحظ وجود توافق جيد بين الحلقات المتبقية للسلوك اللاخطي التجريبية والتحليلية الناتجة عن نموذج المحاكاة العددية، مما يدل على دقة نموذج المحاكاة العددية.

محاكاة عددية لسلوك جدار قص معرض لحريق مسبق-حمولة جانبية باستخدام Ansys Workbench



الشكل (14): الحلقات المتبقية للسلوك اللاخطي الناتجة عن الحمولة الدورية المطبقة تجريبياً. [6]

N4T9D

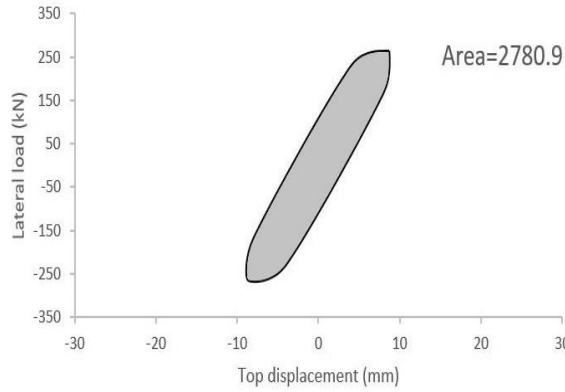
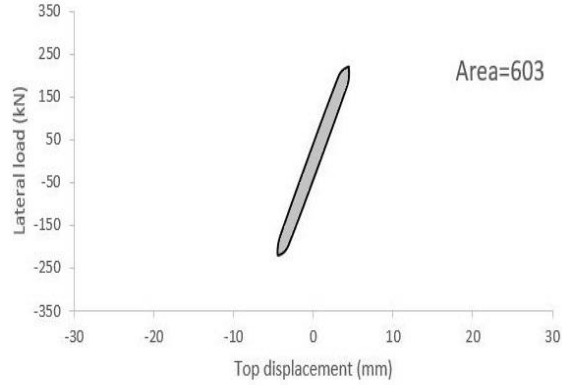


الشكل (15): الحلقات المتبقية للسلوك اللاخطي الناتجة عن الحمولة الدورية المطبقة تحليلياً باستخدام

.ANSYS WORKBENCH

باستخدام خيار new charts table في بيئة Ansys تمكنا من رسم مخطط القوة-انزياح للجدار، والذي يمثل hysteric loop، ثم تم تصدير النتائج إلى برنامج Origin lab، لحساب الطاقة المبددة في كل دورة من المساحة المغلقة الواقعة داخل الحلقة من منحنى القوة-انتقال حتى الحصول على الطاقة المبددة الكلية، وتبين الأشكال

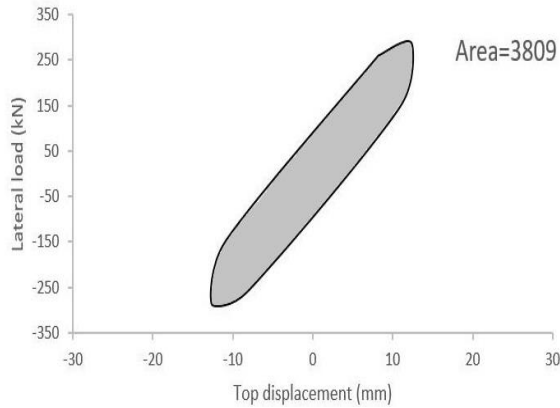
من (16) وحتى الشكل (21) الطاقة المبدة لكل حلقة، ومن خلال جمع مساحات الحلقات مع بعضها البعض نجد أن الطاقة المبدة الكلية بلغت 19254 جول.



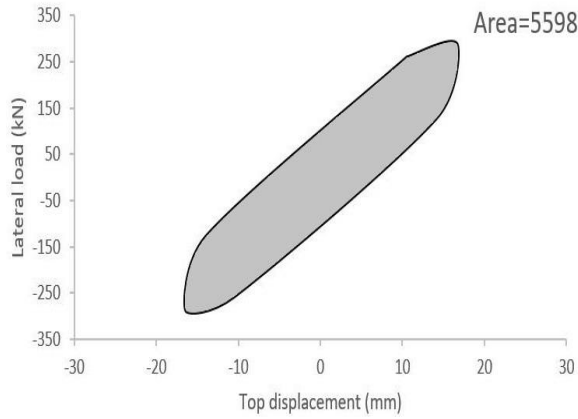
الشكل (17): الطاقة المبدة للحلقة

الشكل (16): الطاقة المبدة للحلقة الأولى.

الثانية.

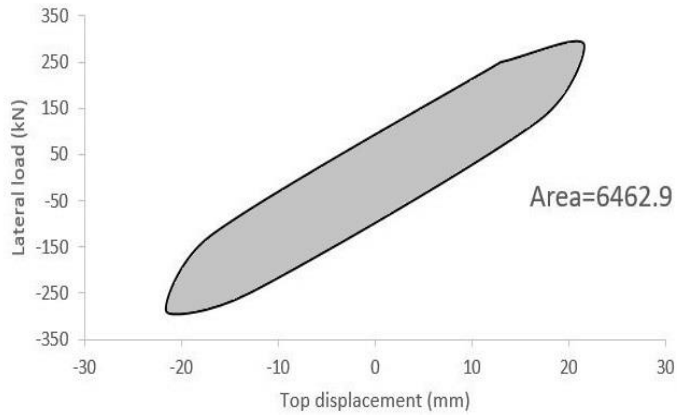


محاكاة عددية لسلوك جدار قص معرض لحريق مسبق-حمولة جانبية باستخدام Ansys Workbench

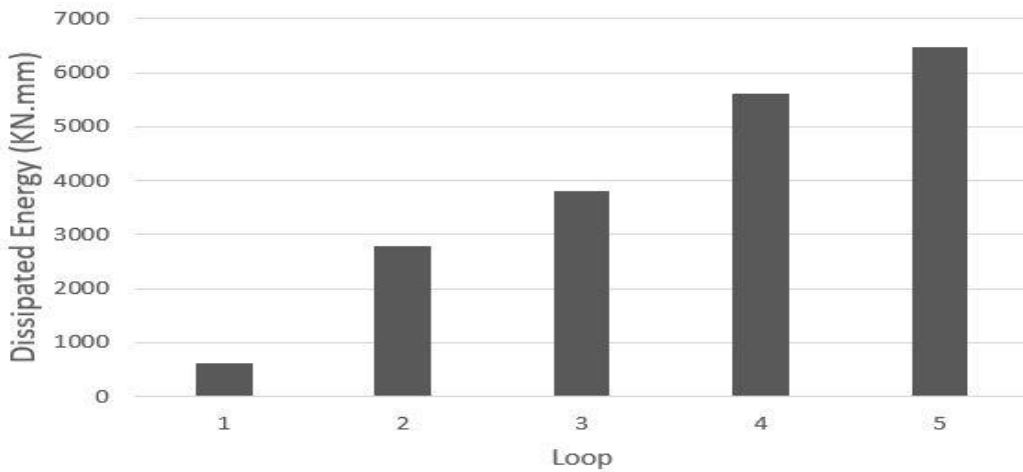


الشكل (19): الطاقة المبذورة للحلقة الرابعة.

الشكل (18): الطاقة المبذورة للحلقة الثالثة.

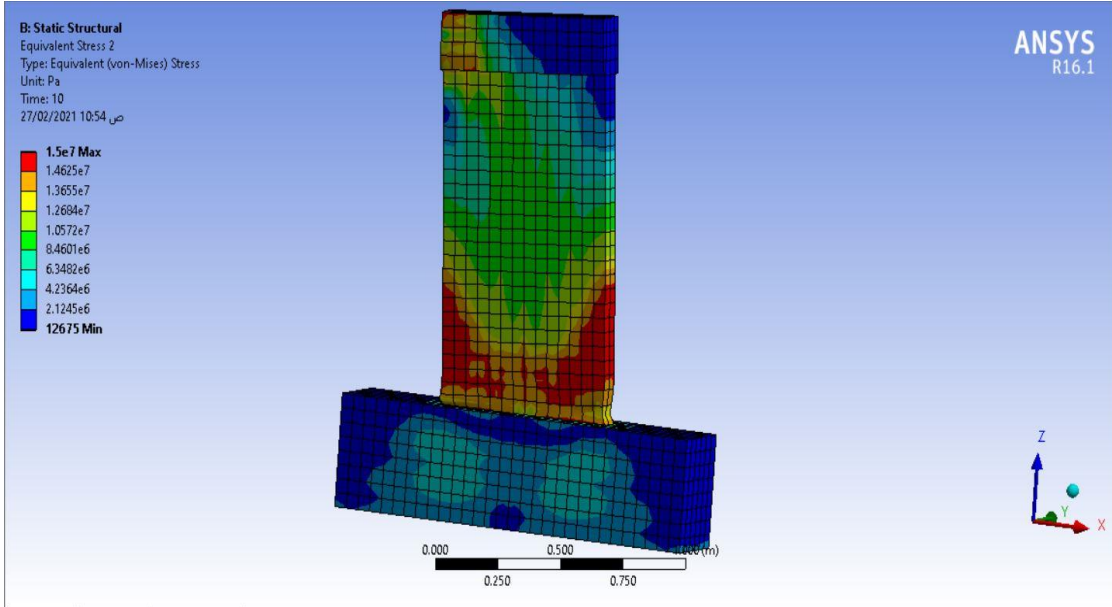


الشكل (20): الطاقة المبذورة للحلقة الخامسة.



الشكل (21): الطاقة المبذودة لكل حلقة.

تبين نتائج الدراسة التحليلية أن الانهيار الحاصل للجدار نتج بداية عن تطور قوى الشد، حيث مع تزايد الانزياح الجانبي ومع زيادة الحمولة تدريجياً تتولد قوى شد قطرية مع ازدياد قوى الشد الناتجة عن العزم على مسافة أكبر على طول منطقة اتصال الجدار مع الأساس، ومع ازدياد التحميل تزداد الإجهادات الضاغطة في زوايا الجدار السفلية كما يبين الشكل (22)، ثم يحصل الانهيار في الزوايا المضغوطة نتيجة انهيار البيتون فيها.

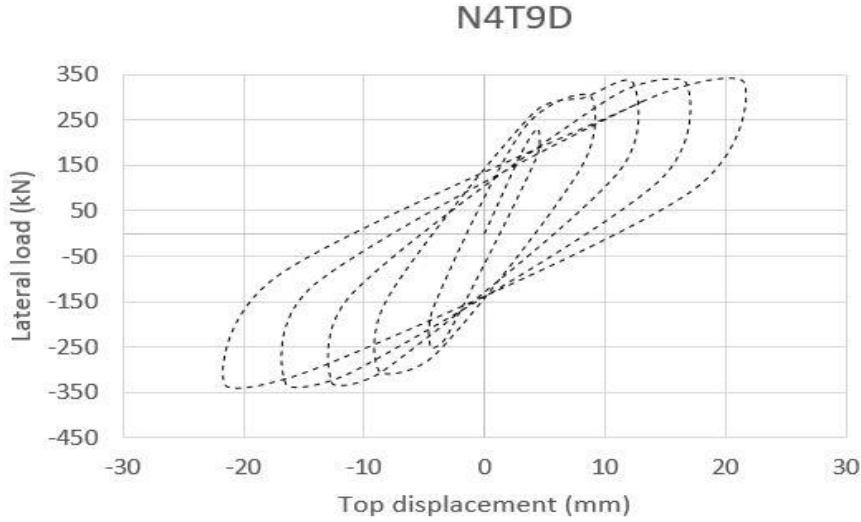


الشكل (22): إجهادات von mises المتشكلة في الجدار في نهاية تطبيق دورة التحميل العاشرة.

8-5 نتائج التحليل الإنشائي للجدار المعرض لحمولة جانبية فقط:

لتقييم أثر الحريق المسبق على الأداء الزلزالي لجدار القص تم تعريض الجدار السابق لحمولة جانبية فقط دون تعريضه لحريق مسبق، حيث تم تطبيق ذات الحمولة الجانبية وإسناد خصائص المواد والشروط المحيطة وضبط خيارات التحليل ذاتها، وبلغت القوة الأفقية المقابلة للانتقال 21mm في نهاية دورة التحميل العاشرة للجدار غير المعرض للحريق 334 kN، كما يبين الشكل (23)، وبالتالي انخفضت المقاومة الجانبية للجدار نتيجة التعرض للحريق بمقدار 14%، كما نلاحظ اتساع الحلقات المتبقية للسلوك اللاخطي للجدار غير المعرض للحريق.

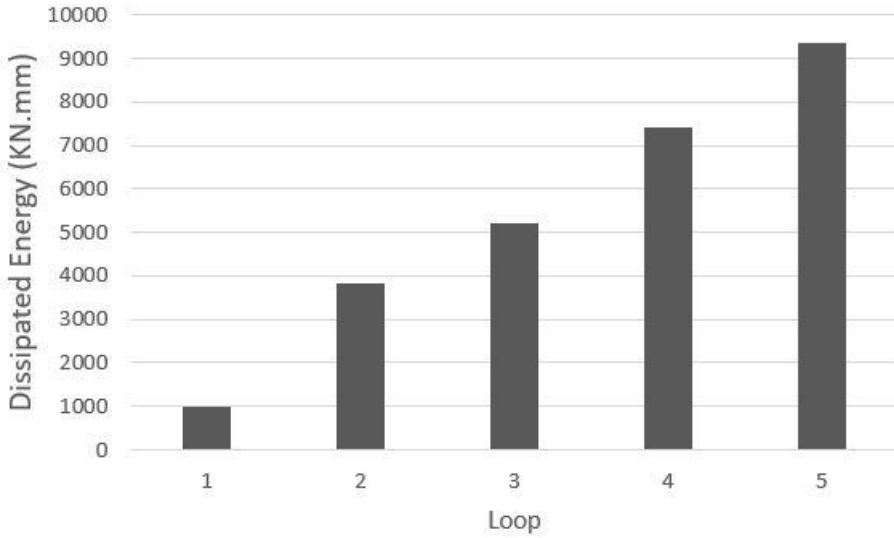
محاكاة عددية لسلوك جدار قص معرض لحريق مسبق-حمولة جانبية باستخدام Ansys Workbench



الشكل (23): الحلقات المتبقية للسلوك اللاخطي الناتجة عن الحمولة الدورية المطبقة للجدار غير المعرض للحريق تحليلياً

باستخدام ANSYS WORKBENCH.

تم تصدير النتائج إلى برنامج Origin lab، لحساب الطاقة المبددة الكلية في كل دورة من المساحة المغلقة الواقعة داخل الحلقة من منحنى القوة-انتقال، وبلغت الطاقة المبددة الكلية 26831 جول، ومنه نستنتج أن تعرض الجدار لحريق مسبق أدى لانخفاض في قدرة الجدار على تبديد الطاقة بمقدار 28%.



الشكل (24): الطاقة المبذولة لكل حلقة.

6- الاستنتاجات:

يمكن تلخيص النتائج الأساسية التي تم الحصول عليها:

1. يمكن اعتماد برنامج ANSYS WORKBENCH لإجراء محاكاة لزلزال ما بعد الحريق، حيث تمكنا من التنبؤ بدقة بالسجل الزمني لدرجة حرارة الجدار تحت الحريق حيث كان الفرق بين أعلى قيمة درجة حرارة مسجلة تجريبياً وتحليلياً 3%، كما تم التحقق من سعة التحميل الجانبي للجدار المتضرر من الحريق تحت الأحمال

الجانبية العكسية الدورية من خلال التوافق بين الحلقات المتبقية للسلوك اللاخطي التجريبية والتحليلية الناتجة عن نموذج المحاكاة العددية، مما يدل على دقة نموذج المحاكاة العددية.

2. انخفضت المقاومة الجانبية للجدار نتيجة التعرض لحريق مسبق بمقدار 14%، حيث بلغت القوة الأفقية المقابلة للانتقال 21mm للجدار غير المعرض للحريق في نهاية دورة التحميل العاشرة 334 KN، بينما بينما بلغت قيمتها للجدار المعرض للحريق 286 KN.

3. انخفضت القدرة على تبديد الطاقة للجدار نتيجة التعرض لحريق مسبق بمقدار 28%، حيث كانت الحلقات المتبقية للسلوك اللاخطي للجدار غير المعرض للحريق أكثر اتساعاً وقدرة على تبديد وتشتيت الطاقة.

7- التوصيات:

إجراء دراسات تحليلية باستخدام برنامج ANSYS WORKBENCH تأخذ متغيرات مثل مدة التعرض للحريق، الجدار معرض للحريق من الجانبين، وتأثيرها على المقاومة الجانبية لجدار القص.

References:

- [1] ANSYS, ANSYS Users Manual Revision 11, Ansys, Inc., Canonsburg, Pennsylvania, 2005.
- [2] Chang Y.F., Chen Y.H., Sheu M.S., Yao G.C., Residual stress–strain relationship for concrete after exposure to high temperatures, *Cem. Concr. Res.* 36 (10) (2006) 1999–2005.
- [3] ElMohandes F., Vecchio F.J., User's Manual and B. Simple Coupled Thermal and Structural Analysis, Dept. of Civil Engineering, University of Toronto, 2013.
- [4] Eurocode2, Design OF concrete structures, part 1-2: General rules-structural fire design, 2004.
- [5] Gui-rong L., Yu-pu S., Fu-lai Q., Post-fire cyclic behavior of reinforced concrete shear walls, *J. Cent. South Univ. Technol.* (2010) 17: 1103–1108.
- [6] Liu G. R., Experimental study on fire resistance and post-fire seismic behavior of concrete shear wall, PhD Thesis. PhD dissertation, Dalian University of Technology, 2010.

- [7] Lim L., Wade C., Experimental Fire Tests of Two-Way Concrete Slabs, University of Canterbury, Fire Engineering Research Report 1173-5996, 2002.
- [8] Mueller K., Kurama Y., Out-of-plane behavior of reinforced concrete bearing walls after one-sided fire, ACI Struct. J. 114 (1) (2017) 149–160.
- [9] Mueller K., Kurama Y., McGinnis M., Out-of-plane behavior of two reinforced concrete bearing walls under fire: a full-scale experimental investigation. ACI Structural Journal, 2014, 111.5: 1101.
- [10] Ni S., Birely A.C., Simulation procedure for the post-fire seismic analysis of reinforced concrete structural walls, Fire Safety Journal 95 (2018) 101–112.
- [11] Xiao J.Z., Meng X., An experimental study on the seismic behavior of HPC frames after fire, China Civ. Eng. J. 38 (8) (2005) 36–42.

اختبار وثوقية وتدهور الثنائيات الليزرية المصدرة

للطول الموجي 905nm

*طالبة دراسات عليا: ازدهار طه

المعهد العالي لبحوث الليزر وتطبيقاته - جامعة دمشق

أ.م.د. * * عماد أسعد

**أستاذ مساعد في قسم العلوم الأساسية- كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية.

الملخص:

في هذا البحث تم دراسة عمر الحياة لمجموعة من الثنائيات الليزرية المصدرة للضوء بطول موجة 905nm عند درجة الحرارة التي تتوافق مع نقطة عمل الليزر وتسريع هذه الدراسة من خلال اختبارات إجهاد حرارية لليزرات، وذلك بتشغيلها عند درجات حرارة c° (60,70) ولفترات زمنية تتراوح من 100-1000 ساعة عمل، تم أيضاً حساب كلاً من زمن التدهور وطاقة التنشيط ومعامل التسريع لليزرات المدروسة.

الكلمات المفتاحية: الثنائي الليزري، الإجهاد الحراري، زمن التدهور، طاقة التنشيط، معامل التسريع.

Test Reliability and Degradation of 905nm Laser Diode

Ezdehar Taha* - Imad Asaad**

*Postgraduate Student.

**Associate Professor in Department of Basic Science in the Faculty of Electrical and Mechanical Engineering.

Higher Institute for Laser Research and Application
Damascus University

Abstract:

This paper investigates the lifetime of diodes laser with a wavelength of 905nm at the normal temperature. The experiment was accelerated through thermal stress tests for lasers, by operating them at temperatures of (60, 70) c°, and for periods ranging from 100 to 1000 hours. The paper calculated the degradation time, activation energy and acceleration factor of the considered lasers.

Key world: Diode laser, Thermal stress, degradation time, activation energy, acceleration factor.

1- المقدمة Introduction :

تغطي الثنائيات الليزرية مجموعة واسعة من التطبيقات بدءاً من المؤشرات الليزرية البسيطة وصولاً إلى مصادر ضخ ليزرات الحالة الصلبة، بالإضافة إلى استخدامها على نطاق واسع في مجال الاتصالات بالألياف الضوئية واستخدامها المتزايد في الفضاء الخارجي لذا أصبحت أجهزة لا غنى عنها في المعدات والأنظمة التي تشكل البنية التحتية لمجتمعنا [1].

تتطلب جميع التطبيقات أجهزة ليزرية ذات وثوقية عالية وعمر حياة طويل نسبياً، لذا فإنّ اختبارات وثوقية الأجهزة الليزرية تعتبر من الاختبارات الأساسية التي تقوم بها الشركات المصنعة لتُقدّم للمستخدمين أجهزة ذات ميزات جيدة ووثوقية عالية [2].

2- الدراسات المرجعية Reference Studies:

بهدف تحسين وتطوير أنواع جديدة من الثنائيات الليزرية التي تمتاز بوثوقية واستطاعة ضوئية عالية قام مجموعة من الباحثين في عام (2008) بدراسة تفصيلية لأسباب وأنماط التدهور المختلفة التي تحدث في البنية البلورية لهذه الثنائيات والتي تم فيها إخضاع مجموعة من هذه الثنائيات لاختبارات إجهاد حرارية مختلفة c° (45, 60) تحت نمط تحكم التشغيل التلقائي للتيار Acc لمدة تصل لـ 10000h وللحد من حدوث التدهور كان لابد من التركيز على جودة مادة ركيزة الليزر للتخفيف من انتشار العيوب النقطية أما من أجل التخفيف من الضرر الذي يطرأ على أوجه الليزر يجب التحسين من مادة الطلاء المستخدم [3].

وفي عام (2008) أيضاً تم إجراء اختبارات إجهاد حرارية لمجموعة من الثنائيات التي بلغ عددها 32 ثنائي المصدرة بطول موجي 987nm باستطاعة خرج تصل لـ 5mW عند ثلاث درجات حرارة مختلفة هي c° (60,70,80) على الترتيب ولفترة زمنية تصل لـ 1000 ساعة عمل ولكن باختيار نمط التحكم التلقائي للاستطاعة الضوئية (APC) لتحديد عمر التشغيل [4].

أظهرت النتائج التجريبية أن متوسط عمر التشغيل لهذه الليزر عند درجات الحرارة السابقة هو كالتالي:

درجة الحرارة (c°)	T=60	T=70	T=80
عمر التشغيل (h)	34634	26556	19100

أما عام (2011) تم إجراء اختبارات الإجهاد الحراري للثنائيات الليزرية المصدرة لطول موجي بجوار 900 nm والتي تم تشغيلها تحت تيار حقن يصل لـ 18mA عند درجة حرارة c° 110 ولأكثر من 7000 ساعة عمل والتي لوحظ من خلالها الأداء عالي الموثوقية لهذه الثنائيات التي يمكن أن تعمل لأكثر من 44 سنة عند تشغيلها باستطاعة خرج متوسطة تصل لـ 10W [5].

3- الدراسة النظرية Theoretical study:

3-1 تدهور الثنائي الليزري Degradation of laser diode:

يمكن لأداء ليزرات أنصاف النواقل أن يتدهور مع مرور الزمن وهذا التدهور يكون عادةً إماً بانخفاض في قيمة الخرج الضوئي وبالتالي انخفاض في كفاءة الثنائي الليزري تحت تيار حقن ثابت أو بزيادة في قيمة تيار الحقن مع ثبات قيمة الخرج الضوئي لليزر.

يحدث التدهور نتيجة العيوب النقطية التي تتشكل في الوصلة p-n بسبب عملية الاتحاد (الكترن - ثقب) اللاإشعاعي (إصدار فونونات)، والتي تسبب ارتفاع في درجة حرارة الوصلة مما يسبب انهيارها وبالتالي انخفاض في قيمة الخرج الضوئي، وحدث تغيرات في المنحنيات المميزة (I-V) يتبعها تسارع في عملية التدهور [6]. ولتصميم اختبار ناجح لدراسة التدهور يتعين على المجرى اختيار مزيج مناسب من عوامل الإجهاد (الحرارة وكثافة التيار وكثافة الاستطاعة الضوئية) ومن الصعب للغاية تقييم تأثير عوامل الإجهاد بشكل مستقل لأنها ترتبط ارتباطاً وثيقاً ببعضها البعض [7].

3-2 التدهور في عمل الثنائي الليزري ومعادلة الموثوقية:

يعرف التدهور الليزري: بأنه الزمن اللازم ليصل فيه تيار الحقن إلى 20% من قيمته الابتدائية [3,4]. تعد معادلة أرينيوس (Arrhenius) واحدة من أكثر المعادلات الرياضية شيوعاً في تحليل عمر التشغيل للثنائي الليزري والتي من خلالها يمكن تحديد طاقة تنشيط الليزر ومعامل التسريع. تعطى معادلة أرينيوس بالعلاقة [8,9]:

$$t_f = A e^{\frac{E_a}{kT}} \quad (1)$$

حيث :

t_f = زمن الفشل ويقدر بـ (hour)

E_a = طاقة تنشيط الجهاز وتقاس بوحدة eV وهي تعبر عن الحد الأدنى من الطاقة التي يجب أن تمتلكها حاملات الشحنة لتنتقل إلى عصابة الناقلية [10].

K = ثابت بولتزمان وقيمته تساوي (8.617×10^{-5}) بوحدة (eV/k)

T = درجة الحرارة المطلقة للوصلة وتقدر بوحدة الكلفن (k).

A = معامل التسريع يتعلق بنقطة العمل (التيار والاستطاعة) حيث أن A يتناسب مع $\alpha \cdot I^n \cdot P^m$ ، يمثل α معدل الفشل الابتدائي، n معامل تسريع التيار، m معامل تسريع الاستطاعة وتتراوح قيم n و m ضمن المجال (2.2- 5.9) [3,5].

تكتب المعادلة (1) بالشكل :

$$\ln t_f = E_a \left(\frac{1}{KT} \right) + \ln A \quad (2)$$

ولحساب طاقة التنشيط يتطلب إجراء اختبارات الإجهاد الحراري لليزر وذلك باختيار أحد النموذجين التاليين لتشغيل الليزر:

1. تشغيل الليزر في حالة التحكم التلقائي للتيار (Automatic current control)(Acc).

2. تشغيل الليزر في حالة التحكم التلقائي لطاقة الخرج (Automatic power control)(APC).

ولفترات زمنية طويلة نسبياً [10,11].

يتم حساب عمر الحياة عند درجات حرارة مختلفة من المعادلة:

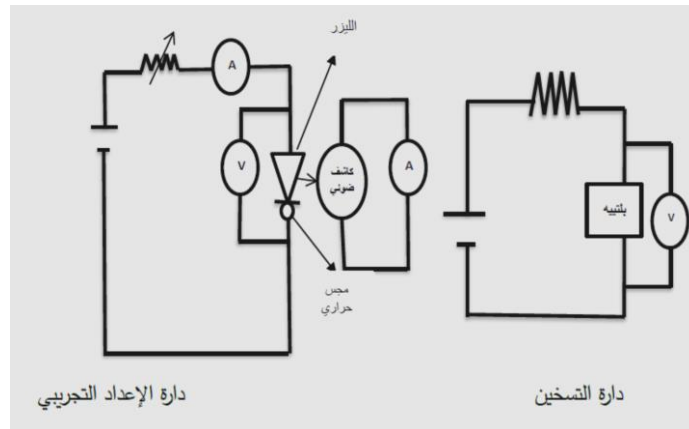
$$\frac{tf_1}{tf_2} = \frac{A \exp \left(\frac{E_a}{KT_1} \right)}{A \exp \left(\frac{E_a}{KT_2} \right)} \quad (3)$$

وذلك عند تشغيل الليزر بدرجتين حراريتين مختلفتين و حساب زمن الفشل لليزر عند درجة الحرارة T_1 .

4- الإعداد التجريبي وتحليل النتائج:

1-4 العمل التجريبي Experimental work:

تم دراسة المنحنيات المميزة تيار- توتر- قدرة خرج الليزر- المقاومة الديناميكية- المردود عند درجة الحرارة الطبيعية $c^{\circ} (T=29.0 \pm 0.2)$ قبل وبعد عملية الإجهاد حيث تم توصيل الدارة الكهربائية كما في الشكل (1):

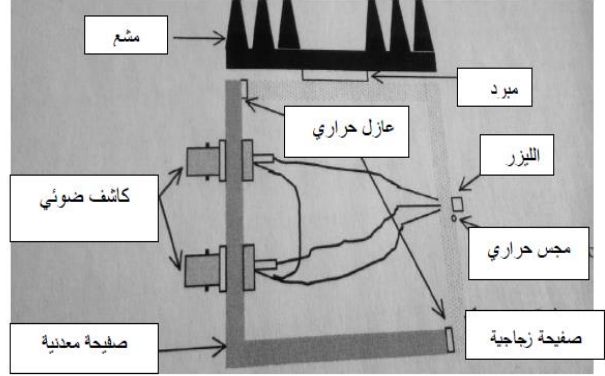


الشكل (1) رسم تخطيطي لدائرة الإعداد التجريبي.

ومن أجل التحكم بدرجة الحرارة تم تصميم المنظومة التالية:



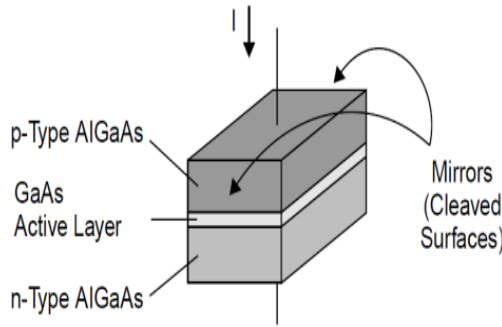
صورة حقيقية للعبة الليزرية.



رسم تخطيطي للعبة

الشكل (2) منظومة التسخين.

ومن أجل تنفيذ العمل تم استخدام ثنائيات ليزرية ذات بنية غير متجانسة كما هو موضح بالشكل:



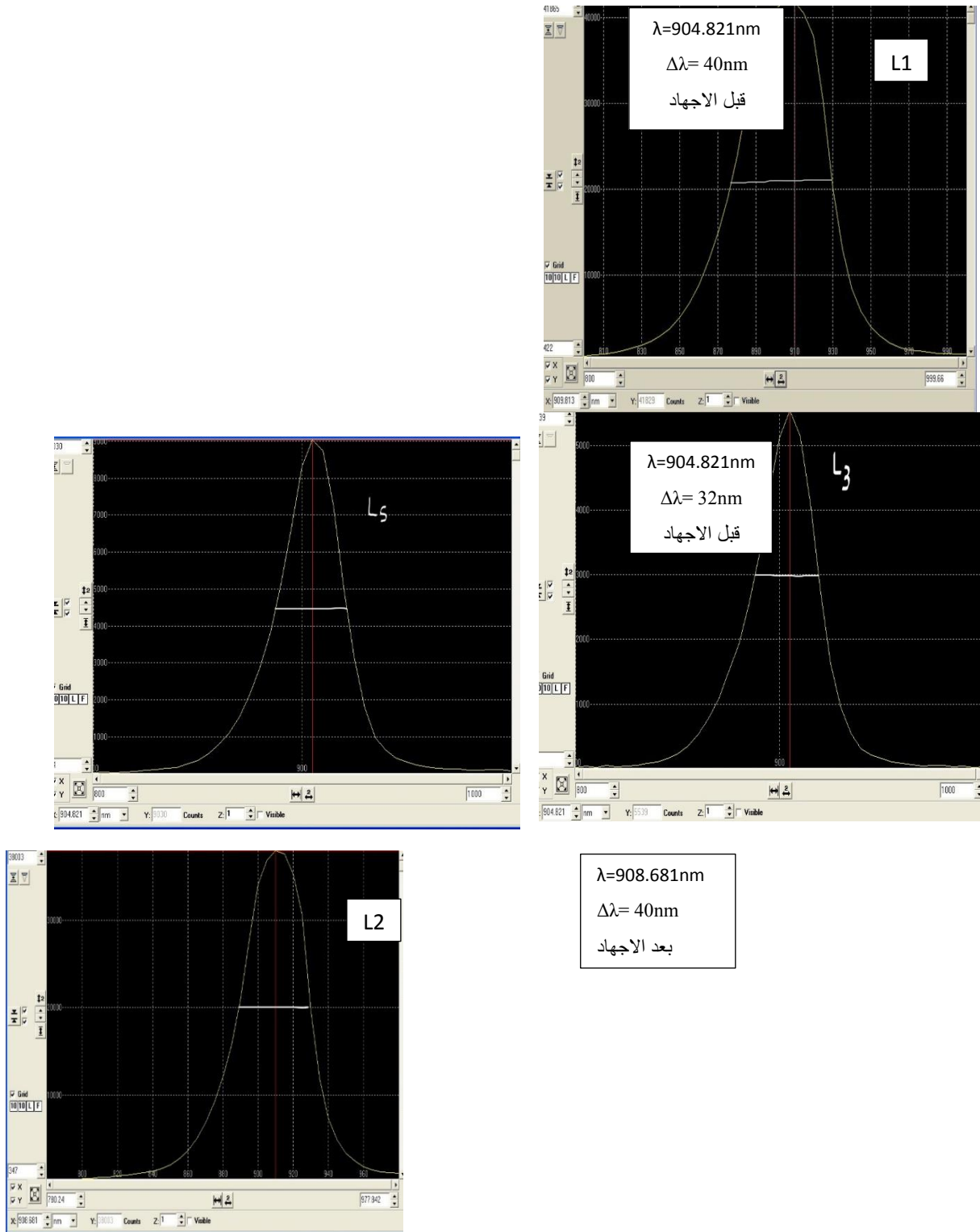
الشكل (3): ثنائي ليزري سداسي الأرجل ذات بنية غير متجانسة (متغايرة).
(Heterojunction Laser Diode)

تم إجراء اختبارات الإجهاد الحراري لثلاث ليزرات وذلك بالتشغيل المستمر لمدة 720 ساعة وعند درجتي حرارة $60^{\circ}C$ و $70^{\circ}C$ بارتياح لدرجة الحرارة قدره $2^{\circ}C$ ، تم مراقبة المنحنيات المميزة لاثنتين منها كل 240 ساعة ومن ثم متابعة مرحلة الاجهاد السابقة.

2-4 تحليل النتائج التجريبية Analysis of experimental results

بدايةً تم مقارنة الطول الموجي المركزي وعرض الخط الطيفي لليزرات ومن ثم دراسة المنحنيات المميزة الكهربائية والضوئية لليزرين قبل وبعد عملية الاجهاد في درجة الحرارة $T=29^{\circ}C$.

1-2-4 التغير في الطول الموجي:

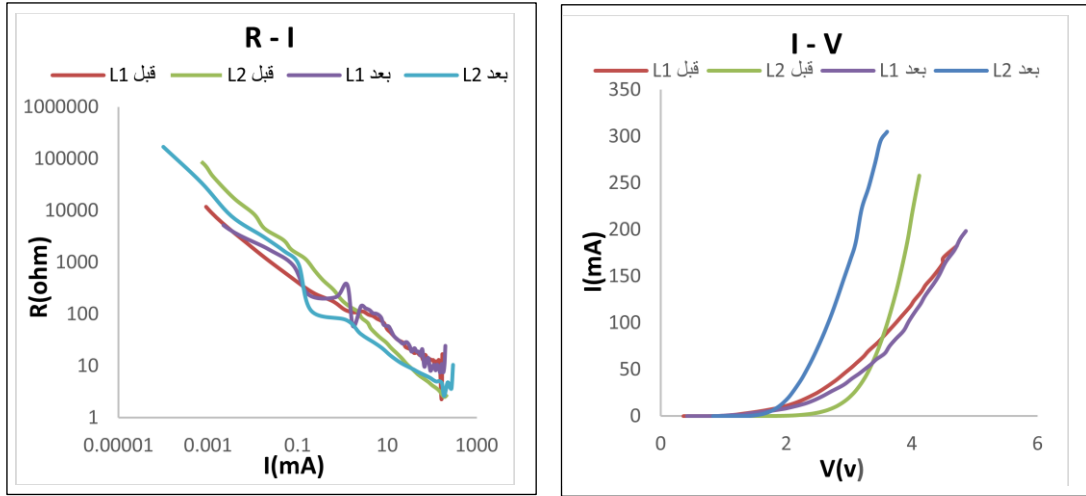


الشكل (4): مقارنة الطول الموجي المركزي قبل وبعد الاجهاد.

من دراسة التغيرات التي طرأت على طيف الاصدار لوحظ زيادة في قيمة الطول الموجي بنسبة 0.16 nm/c° بالنسبة لـ L1 أما بالنسبة لـ L2 فبلغت الزيادة 0.09 nm/c° ، كما نلاحظ زيادة ملحوظة في قيمة عرض الخط الطيفي $\Delta\lambda$ لكلا الليزرين مما يدل على بداية حدوث تغيرات في المجاوبة الليزرية تتمثل بازدياد في قرينة انكسار المنطقة الفعالة وذلك لارتباط تغير عرض الخط الطيفي ببنية المجاوبة والتي تدل على حدوث تدهور في أداء الليزر ويرجح أن التدهور الحاصل هو تدهور تدريجي لأن الزيادة في قيمة الطول الموجي لم تتجاوز 0.25 الذي يبدأ عنده حدوث تدهور سريع [12].

4-2-2 الخصائص الكهربائية والضوئية لليزر المدروسة:

نورد في الشكل (5) الخصائص الكهربائية لليزر المدروسة حيث نبين فيها مقارنة في تغيرات كلاً من تيار الحقن بدلالة الجهد الكهربائي المطبق وتغيرات المقاومة الديناميكية بدلالة تيار الحقن لليزرين قبل وبعد الاجهاد:



(b)

(a)

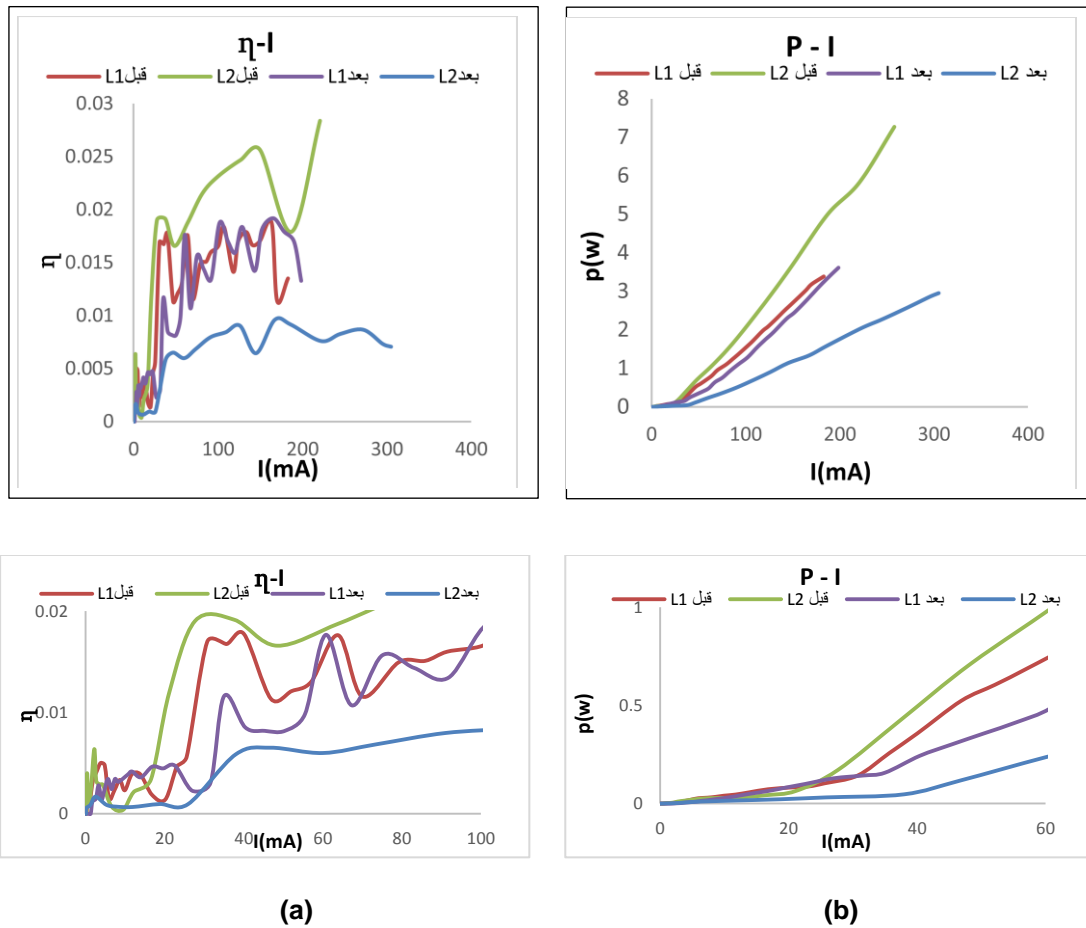
الشكل (5): المنحنيات المميزة الكهربائية لليزر المدروسة قبل الإجهاد وبعد تشغيل الليزر لفترة 720 ساعة باستمرار.

(a) تغيرات تيار الحقن بدلالة الجهد المطبق، (b) تغيرات المقاومة الديناميكية بدلالة تيار الحقن.

حيث نلاحظ:

1. استقراره في الخصائص الكهربائية لليزرين مع انخفاض ملحوظ في قيمة المقاومة الديناميكية بعد الإجهاد لليزر L2 وتغير طفيف في قيمتها لليزر L1.

2. المقاومة الديناميكية لا تصل إلى المقاومة التسلسلية مما يدل على وجود تيارات تهريب في الأوجه الجانبية لطبقات الحصر حول المنطقة الفعالة ناتجة غالباً عن عدم استقرارية اللحام الذي يؤثر على أجزاء الترابط مسبباً هجرة بعض حوامل الشحنة التي تعطي هذه التيارات الصغيرة [13].
نورد في الشكل (6) الخصائص الضوئية لليزرات المدروسة حيث نبين فيها التغيرات التي طرأت عليها بعد الإجهاد الحراري:



الشكل(6): المنحنيات المميزة الضوئية لليزرات المدروسة قبل الإجهاد وبعد تشغيل الليزر لفترة 720 ساعة باستمرار. (a) تغيرات المردود الضوئي بدلالة تيار الحقن، (b) تغيرات الاستطاعة الضوئية بدلالة تيار الحقن.

حيث نلاحظ:

ازدياد في قيمة تيار العتبة لكلا الليزرين وانخفاض ملحوظ في قيمة الاستطاعة الضوئية لليزر L2 وانخفاض طفيف في هذه القيمة لليزر L1 مما أدى إلى انخفاض في قيمة مردوده الضوئي.

يوضح الجدول التالي قيم كلاً من تيار العتبة والمردود لليزرين قبل وبعد الإجهاد:

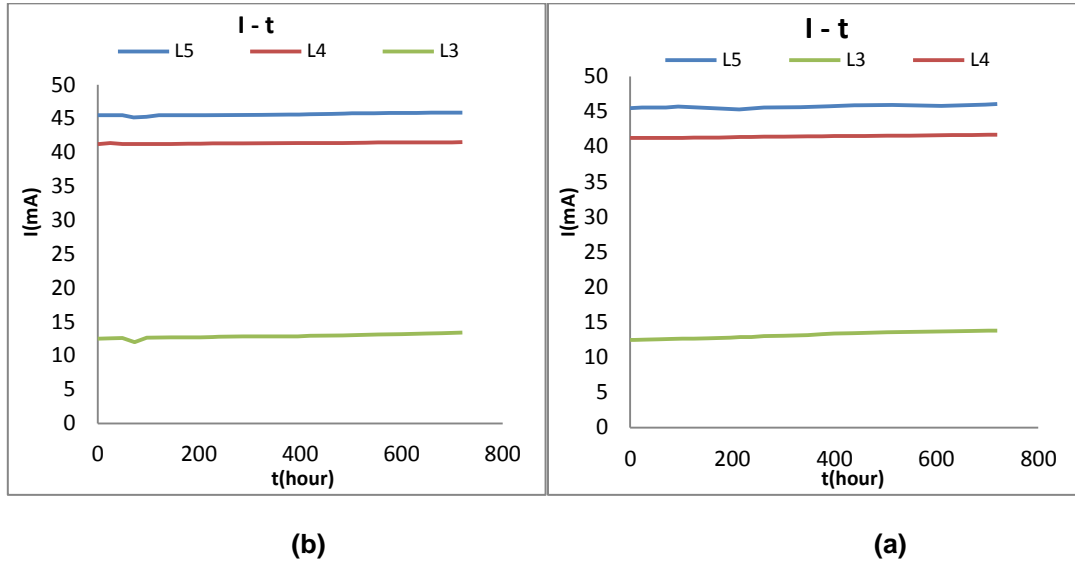
الجدول (1) مقارنة قيم تيار العتبة والمردود الضوئي قبل وبعد الاجهاد

L2		L1		الليزر
بعد	قبل	بعد	قبل	
46.80	27.69	40.40	30.76	تيار العتبة (mA)
0.14	2.16	1.61	1.52	المردود %

من المنحنيات LIV السابقة والقيم المبينة في الجدول أعلاه نلاحظ وجود تطابق تام ما بين الخصائص الضوئية والكهربائية لليزر L2 من حيث انخفاض قيمة الاستطاعة الضوئية وازدياد في قيمة تيار العتبة بعد عملية الاجهاد الحراري ويمكن تفسير هذه التغيرات بسبب انتشار العيوب النقطية نتيجة عملية إعادة الاتحاد للإشعاعي المتولدة في المنطقة الفعالة نتيجة ارتفاع درجة الحرارة والتي تقود بدورها إلى انخلاقات قد تؤثر على المنطقة الداخلية مما يسبب تلف الجهاز الليزري [14]، أما بالنسبة لليزر L1 يلاحظ تحسن طفيف في قيمة المردود الضوئي وهذا قد يدل على تلاشي لبعض سويات العيب في البنية البلورية مما عزز من عملية الاتحاد الإشعاعي المساهم الرئيسي للإصدار الليزري.

3-4 نتائج الاختبار Test results:

في عملية اختبار الإجهاد الحراري تم اختيار نموذج (Apc) ودراسة تغيرات تيار الحقن بدلالة زمن التشغيل وتم الحصول على النتائج التالية:



الشكل (7): تغيرات تيار الحقن بدلالة الزمن.

(a) عند $T=60c^{\circ}$ ، (b) عند $T=70c^{\circ}$

لم يلاحظ ظهور أي فشل عشوائي ومفاجئ (تدهور كارثي ينهي عمر الليزر) أثناء تشغيل الليزر بشكل منتظم ولمدة 720 ساعة عمل باستمرار إنما لوحظ زيادة تدريجية في تيار الحقن تحت خرج ضوئي ثابت مما يدل أنّ التدهور الحاصل هو تدهور تدريجي وهذا يتوافق مع ما لوحظ في المنحنيات المميزة LIV التي نوقشت سابقاً وهذا يتوافق مع [5,14,15].

4-4 الدراسة التحليلية لعمر الحياة Life age analysis study:

إنّ الزمن اللازم ليصل فيه تيار الحقن إلى 20% من قيمته الابتدائية يحدد عمر التشغيل لليزر وبالاعتماد على معادلة أرينيوس نبين في الجدول التالي قيم معدل العمر (الشيخوخة) (KHr%) وعمر التشغيل (t_f) للبيزرات المدروسة عند درجات الحرارة c° (29 , 60 , 70) فنجد:

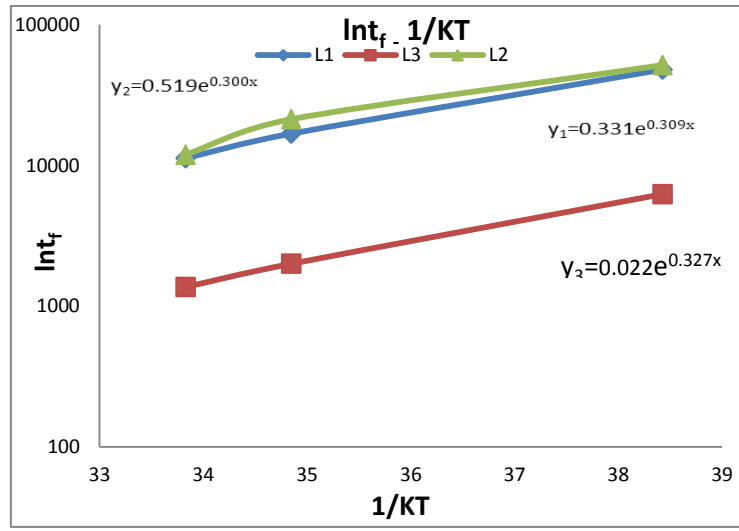
لجدول (2) تقدير معدل العمر (الشيخوخة) وعمر التشغيل للثنائيات الليزرية.

$T=70c^{\circ}$		$T=60c^{\circ}$		$T=29c^{\circ}$		الليزر
t_f (hour)	KHr%	t_f (hour)	KHr%	t_f (hour)	KHr%	
11246.9	1.28	16811.08	0.86	47980.85	0.01	L1

13200.00	1.10	21290.00	0.67	51562.00	0.01	L2
1366.48	10.48	2000.00	7.20	6250.00	0.08	L3

أظهرت النتائج سلوك شيخوخة صغير و منتظم خلال ساعات العمل الأولى ثم أصبح أكثر وضوحاً فنجد أن الليزر L1 زمن تدهوره هو بحدود 1.92 سنة و L2 بحدود 2.42 سنة أما L3 فهو تقريباً 83 يوم أي أقل من سنة وذلك عند درجة الحرارة 60°C.

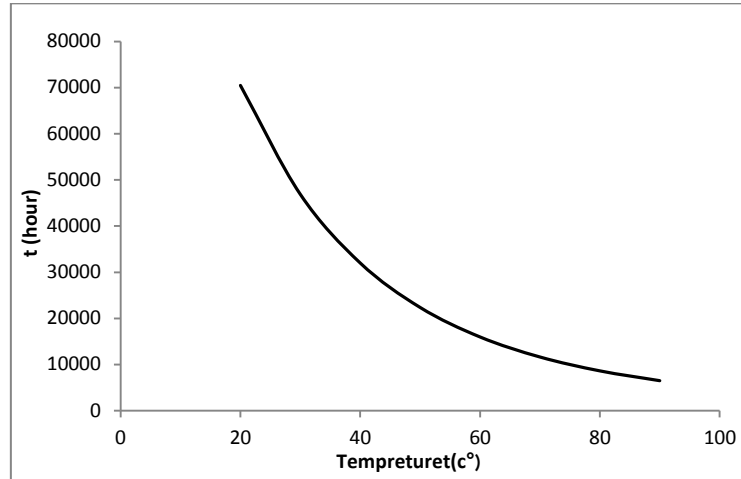
باستخدام المعادلة (2) يمكن إيجاد قيمة طاقة تنشيط الليزر ومعامل التسريع من خلال دراسة تغيرات Int_f بدلالة $\frac{1}{KT}$ باستخدام القيم المبينة أعلاه في الجدول كما هو موضح بالشكل التالي:



الشكل (8) تغيرات Int_f بدلالة $\frac{1}{KT}$.

نلاحظ أن قيم طاقة التنشيط لليزرات المدروسة متقاربة ونجد أنها تساوي (0.300 ± 0.030) eV وتتطابق مع النتائج المنشورة [4,11,16].

باستخدام المعادلة (3) يمكن إيجاد عمر تشغيل الليزر عند تشغيله في درجات حرارة مختلفة كما هو مبين في الشكل (9):



الشكل (9): عمر حياة الليزر L1 عند درجات حرارة مختلفة.

مما سبق نستنتج مايلي:

- 1- انخفاض في طاقة الخرج بعد تشغيل الليزر لمئات الساعات سببه انتشار سريع للعيوب في المنطقة الفعالة بفعل إعادة الاتحاد اللا إشعاعي والذي يمكنه أن يصهر سطح الارسال للتثائي.
- 2- أبدت التثائيات الليزرية خصائص كهربائية طبيعية إلا من حيث المقاومة التسلسلية التي لا يمكن الوصول إليها مما يدل على وجود تيارات تهريب صغيرة حول المنطقة الفعالة بسبب تيار التوليد و إعادة الاتحاد.
- 3- وجود تغير ملحوظ في المردود الضوئي دلالة على وجود عيوب في المجاوب والذي قد يسبب الى انهيار طفيف في المرايا.
- 4- التدهور الحاصل هو تدهور تدريجي قد يعمل فيه الليزر لآلاف الساعات من العمل.

5- الخلاصة Conclusion:

تمت دراسة سلوكيات التدهور والوثوقية للتثائيات الليزرية المصدرة للضوء بطول موجي 905nm وتبين بأن هذه الليزرز عادة ماتكون ذات وثوقية عالية وأن التدهور الحاصل لها بعد إجهاها حرارياً ولمدة تصل تقريباً لـ 720h عمل عند درجتى حرارة c° (60 , 70) وعند استطاعة ضوئية مقدارها 0.2mW هو تدهور تدريجي.

6-References:

- [1] STATEIKINA I., (2004) - Optoelectronic Semiconductor Devices – Principals a Characteristics. Semantic scholar.
- [2] JOHNSON L., (2006) - Laser Diode Burn- IN and Reliability Testing. IEEE Communication Magazine.

- [3] Häusler, K., Zeimer, U., Sumpf, B., Erbert, G., & Tränkle, G. (2008) - Degradation model analysis of laser diodes. Journal of Materials Science: Materials in Electronics, 19(1), 160-164.
- [4] Gale, P. (2008) - Estimating laser diode lifetimes and activation energy. ILX Lightwave application note, 1-2.
- [5] Bao, L., Leisher, P., Wang, J., Devito, M., Xu, D., Grimshaw, M & Martinsen, R. (2011) - High reliability and high performance of 9xx-nm single emitter laser diodes. In High-Power Diode Laser Technology and Applications IX (Vol. 7918, p. 791806). International Society for Optics and Photonics.
- [6] OTT M. (2001) - Capabilities and Reliability of Led and Laser Diodes. Nasa Goddard Space Flight center, (301-286-0127).
- [7] Deshayes, Y., Verdier, F., Bechou, L., Tregon, B., Danto, Y., Laffitte, D., & Goudard, J. L. (2004) - Estimation of lifetime distributions on 1550-nm DFB laser diodes using Monte-Carlo statistic computations. In Reliability of Optical Fiber Components, Devices, Systems, and Networks II (Vol. 5465, pp. 103-115). International Society for Optics and Photonics.
- [8] ASAAD I., ORSAL B. P., PEREZ J. P., SIGNORET P., ALABEDRA R. M., POMMIES M., & BETTIATI M. A., (2003) - Gradual Degradation in 980nm InGaAs/AlGaAs Pump Laser. Material Science and Engineering, B , (91-92), 486-490.
- [9] ZUFLE S., (2017) - Determination of Charge Transport Activation Energy and Injection Barrier in Organic Semiconductor Devices. Journal of Applied Physics (122).
- [10] ORSAL B., ASAAD I., (2012) - SCLC Degradation in 980nm Pump Laser by Using Electrical Noise. International Scholarly Research Network ISRN Optics, Article ID (841695).
- [11] MAWLUD S., (2012) - Effect of Temperature on Reliability and Degradation of 0.63μm Laser Diode. Baghdad science Journal, 9(1), 143.
- [12] Rechenberg, I., Klehr, A., Richter, U., Erfurth, W., Bugge, F., & Klein, A. (2000) - Interdiffusion-induced degradation of 1017 nm ridge waveguide laser diodes. Journal of crystal growth, 210(1-3), 307-312.
- [13] JOSEPH ST., O'FALLON MO., (2017) - How to Improve Laser Diode Life Time Advice and Precautions on Mounting. RPMC Lasers INC, (63366).
- [14] JUAN J., (2003) - Laser diode reliability: crystal defects and degradation modes. Comptes Rendus Physique, 4(6), 663-673.
- [15] JOHNSON L., (2006) - Accelerated Aging Test of 1310nm Laser Diodes. ILX Lightwave, (29).

[16] SHIONO N., ARAI E., & MUTOH S., (2015) - Historical over View of Semiconductor device Reliability for Telecommunication Networks—Field Data, Prediction model of Device Failure Rate, and Wear-out Failure Analyses at NTT. NTT Technical Review, 11(5), 1-12.

