

# مجلة جامعة البعث

سلسلة العلوم الهندسية الميكانيكية  
والكهربائية والمعلوماتية



مجلة علمية محكمة دورية

المجلد 43 . العدد 32

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](http://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
32-11	د. مهند رجب م. حسين بيدوح	تحسين أوزان الشبكات العصبية باستخدام خوارزميات السرب المعدلة
52- 33	أ.د. يسر الأتاسي م. تسنيم الحناوي	بناء عدة نماذج ذكية لتوليد اجابات في المجال الطبي
86-53	د. هيثم وردة ياسين دعبول	دراسة تحليلية لتحديد الإجهادات في شريحة معدنية في عملية السحب العميق في قالب بزاوية ميل ابتدائية
116-87	كلودا ابراهيم أحمد اسكندر داني ابراهيم	تطوير نظام قيادة لمضخات المياه الكهروضوئية باستخدام عاكس تسلسلي ذو سبع مستويات
166-117	م. باسل فاضل ا.د. شفيق باصيل	تصميم متحكم تناسبي تكاملي تفاضلي للتحكم بالرافعة الجسرية







## تحسين أوزان الشبكات العصبية باستخدام خوارزميات السرب المعدلة

م. حسين بيدوح\*

إشراف: د. مهدي رجب

### الملخص

تعد الشبكة العصبية ذات التغذية الأمامية (FNN) واحدة من الشبكات العصبية الاصطناعية الأكثر استخداماً والأسرع تطوراً. تم تطوير العديد من الطرق الحسابية لتحسين أوزان هذا النوع من الشبكات. ومع ذلك، وبسبب الازدياد الكبير في أحجام مجموعات البيانات في الوقت الحالي، زاد أيضاً عدد الأوزان المطلوب حسابه عند استخدام هذه الشبكات بشكل كبير. ففي مجموعات البيانات عالية الأبعاد، إذا تم استخدام طرق التحسين الحسابي بتطبيقها بشكل مباشر لتحسين أوزان الشبكة العصبية ذات التغذية الأمامية، فمن المستحيل الحصول على الأوزان المثلى في زمن أمثلي. اختيار (ترشيح) الميزات (Features Selection) هي طريقة تعطينا إمكانية جديدة تساهم بشكل فعال في التقليل من التعقيد الحسابي ضمن الشبكة العصبية ذات التغذية الأمامية عن طريق تقليل الميزات (Features) غير ذات الصلة والمكررة والتي يمكن الاستغناء عنها أو الاستعاضة عن مجموعة مؤلفة من عدة ميزات بميزة واحدة. لذا قد يكون من العملي تحسين الشبكة العصبية ذات التغذية الأمامية بواسطة الطرق الحسابية إذا استخدمنا أولاً طريقة اختيار الميزة على مجموعات البيانات. في هذا البحث، سنقوم باختبار خوارزمية تحسين جزئيات السرب لتحسين الشبكة العصبية المغذية للأمام مع تطبيق اختيار (ترشيح) الميزات. أولاً يتم تقديم نموذج تحسين للشبكة العصبية ذات التغذية الأمامية عن طريق تحويل تصميم الشبكة إلى مسألة تحسين الأوزان مع تقديم نموذج فعلي يساهم في تحسين اختيار الميزات المؤثرة في الأوزان، ثم يتم تقديم طريقة تعتمد على استخدام معامل (متغير) ذاتي التكيف ضمن خوارزمية تحسين جزئيات السرب. في هذه الخوارزمية، نستخدم المعامل ذاتي التكيف بحيث تقوم خوارزمية تحسين جزئيات السرب باختبار الإستراتيجية الأمثل للتحسين الحسابي. ويتم توليد الحلول المرشحة بالاعتماد على خمس استراتيجيات وتتم المقارنة بينها في النهاية.

الكلمات المفتاحية: ذكاء اصطناعي، شبكة عصبية اصطناعية، تحسين السرب

\* طالب دراسات عليا في قسم هندسة البرمجيات - كلية الهندسة المعلوماتية - جامعة

البعث

# Optimizing the weights of neural networks using modified swarm algorithms

Eng. Hussain Biedouh\*

## Abstraction

A feed-forward neural network (FNN) is one of the most broadly utilized and fast evolved artificial neural networks. Many computational strategies have been created to make strides on the calculation of the weights of this type of network. However, due to the large increase in the sizes of data sets today, the number of weights to be calculated when using these networks has also increased dramatically. In high-dimensional datasets, if computational optimization methods are used directly by applying them to optimize the weights of the feed-forward neural network, it is impossible to obtain the optimal weights in an optimal time. Features Selection is a method that gives us a new possibility that effectively contributes to reducing computational complexity within a feedforward neural network by reducing irrelevant and redundant features that can be dispensed with or replaced by a set of several advantage feature. So, it may be practical to improve the feed-forward neural network by computational methods if we first use the feature selection method on the datasets. In this paper, we will test a swarm particle optimization algorithm to optimize a feedforward neural network with feature selection (filtering) applied. First, an optimization model for the feed-forward neural network is presented by transforming the network design into a weight optimization issue with presenting an actual model that contributes to improving the selection of features affecting the weights, then a method based on the use of a self-adaptive (variable) parameter is presented within the swarm particles optimization algorithm. In this algorithm, we use the self-adaptive parameter so that the swarm particle optimization algorithm chooses the optimal strategy for computational optimization. Candidate solutions are generated based on five strategies and are finally compared.

Keywords: artificial intelligence, artificial neural network, swarm optimization

---

\* Post graduate student in Software engineering department – Information Technology faculty – AL Bath University

## مقدمة:

الشبكة العصبية الاصطناعية، تستخدم مبدأ شبكة الخلايا العصبية في الدماغ البشري في سبيل معالجة المعلومات، ولها طوبولوجيات اتصال مختلفة [1]. تنقسم الشبكات العصبية الاصطناعية بشكل أساسي إلى نوعين، الأول هو الشبكات العصبية الاصطناعية ذات التغذية الأمامية (الشبكات العصبية ذات التغذية الأمامية). والثاني، هو الشبكات العصبية الاصطناعية ذات التغذية الخلفية (FeedbackNN) [2]. تتميز الشبكات العصبية الاصطناعية ذات التغذية الأمامية بخصائص بنية الشبكة البسيطة، وتمت دراستها على نطاق واسع في العقود القليلة الماضية وهي واحدة من أكثر الشبكات العصبية الاصطناعية استخداماً والأسرع تطوراً. وتم استخدام العديد من طرق التحسين الحسابي لتحسين أوزان هذا النوع من الشبكات. استخدمت أيضاً خوارزميات تحسين السرب لتحسين أوزان الشبكات العصبية الاصطناعية ذات التغذية الأمامية وتمت مقارنة النتائج مع تحسين الأوزان الناتج عن طريق استخدام تقنيات الانتشار الخلفي (Back Propagation) وأظهرت النتائج أن خوارزميات السرب تعطي نتائج أفضل عند تحسين الأوزان [3].

عند القيام بالمعالجة المسبقة للبيانات، يمكن استخدام طريقة اختيار الميزة بشكل فعال للتخلص من الميزات غير ذات الصلة أو الزائدة عن الحاجة في مجموعات البيانات الضخمة أو متعددة الأبعاد. وبالتالي، يمكن الاستفادة من طريقة اختيار الميزة بالاشتراك مع طرق التحسين الحسابي التقليدية لتطبيقها على الشبكات العصبية ذات التغذية الأمامية عند استخدامها مع مجموعات بيانات ضخمة أو متعددة الأبعاد وبالتالي تحوي عدداً كبيراً جداً من الميزات.

عند تطبيق طريقة اختيار الميزة كعملية معالجة مسبقة لمجموعات البيانات، يمكننا الحصول على مجموعات بيانات أصغر من مجموعات البيانات الأصلية سواء بالحجم أو بعدد الأبعاد. ثم يتم استخدام مجموعات البيانات المعدلة كمدخلات للشبكة العصبية ذات

التغذية الأمامية. بهذه الطريقة، يمكننا تحسين أوزان هذه الشبكات على مجموعات البيانات الصغيرة التي تم الحصول عليها بشكل فعال أكثر.

في هذا البحث، يتم تحويل مسألة تحسين الشبكات العصبية ذات التغذية الأمامية ومسألة تحديد الميزات إلى مسألة تحسين عشوائية (Stochastic). تتمثل الفكرة في تحسين أوزان الشبكة العصبية من خلال الجمع بين اختيار الميزات بدلاً من تحسين الأوزان فقط من أجل تحسين النموذجين بشكل فعال بالاعتماد على وسيط هو عبارة عن معامل (متغير) ذاتي التكيف ضمن خوارزمية تحسين جزيئات السرب، والتي يتم فيها تقديم آلية التكيف الذاتي للمعامل بحيث تتيح للخوارزمية التكيف مع اختيار إستراتيجية التحسين الحسابي الأمثل لتحسين الأوزان. مما يجعل الخوارزمية أكثر مرونة للتكيف مع المشكلات المختلفة. وسيتم استخدام خمس استراتيجيات لتوليد الحلول المرشحة (CSG) في خوارزمية تحسين جسيمات السرب. وللتحقق من صحة النتائج نقوم بالتجارب على مرحلتين، في المرحلة الأولى، يتم استخدام خوارزمية تحسين جزيئات السرب مع المعامل ذاتي التكيف وثلاث طرق حسابية أخرى لتحسين أوزان الشبكة العصبية مباشرة. وفي المرحلة الثانية، نطبق عملية اختيار الميزات على مجموعة البيانات الأصلية لتقسم الى مجموعات بيانات أصغر نسبياً باستخدام خوارزمية الجار الأقرب-k (KNN) [4] ثم نستخدم مجموعات البيانات الجديدة كمدخلات للشبكة العصبية ذات التغذية الأمامية. نقوم بعدها بتحسين الشبكة العصبية ذات التغذية الأمامية مرة أخرى بواسطة خوارزمية تحسين جزيئات السرب المعدلة مع المعامل ذاتي التكيف لاختبار طريقة التحسين الحسابي لتتحقق في النهاية مما إذا كان بإمكاننا الحصول على دقة تصنيف متشابهة أو أفضل من خلال مقارنة النتائج بنتائج المجموعة الأولى. تظهر النتائج التجريبية أن خوارزمية تحسين السرب مع المعامل ذاتي التكيف لديها ميزة في تحسين أوزان الشبكة العصبية ذات التغذية الأمامية مقارنة بالطرق الحسابية الأخرى كما يتبين لنا أنه يمكن أن يؤدي اختيار الميزة المستندة إلى خوارزمية تحسين السرب مع المعامل ذاتي التكيف إلى تقليل حجم التعقيد الحسابي، مع ضمان بقاء دقة التصنيف مرتفعة.

## 1- هدف البحث:

في الوقت الحالي أصبح حجم المعلومات المطلوب معالجتها من قبل الشبكات العصبية كبيراً جداً وباتت مجموعات البيانات متعددة الابعاد تشكل عنصراً مهماً للشبكات العصبية الاصطناعية، وهذا الازدياد في حجم البيانات اتى معه زيادة في خصائص هذه البيانات والتي شكلت حملاً إضافياً يجب معالجته ضمن الشبكات العصبية الاصطناعية. وبتنا نجد أنفسنا في كثير من الأحيان نصل لحالة تقاضل (Trade-off) بين دقة النتائج وزمن الوصول لهذه النتائج [5].

يهدف هذا البحث إلى إيجاد الطريقة الحسابية الأمثل لحساب الأوزان ضمن الشبكة العصبية الاصطناعية عن طريق تعديل خوارزمية تحسين جزئيات السرب، حيث بدايةً يتم تطبيق خوارزمية ترشيح أولية مثل خوارزميات (Features Selection) بهدف تحسين أداء الشبكات العصبية الاصطناعية ذات التغذية الامامية عند استخدام مجموعات بيانات ضخمة. تقوم هذه الخوارزميات بتقليل عدد الميزات الداخلة في الحساب وبالتالي تقليل عدد الأوزان المطلوب حسابها. ثم تالياً، يمكن تطبيق خوارزمية تحسين جزئيات السرب بعد تعديلها بحيث تعتمد على متغير ذاتي التكيف تتعدل قيمته وفقاً لطبيعة البيانات. وحسب النتائج يتم اختيار الطريقة الحسابية الأمثل لحساب الأوزان من ناحية الكلفة الزمنية ومن ناحية دقة النتائج النهائية. وهكذا يمكن تقليل الزمن اللازم للحساب وتحسين أداء الشبكات مع الحفاظ على دقة نتائج تصنيفية مرتفعة.

## 2- البيانات والطرق المستخدمة Data and Methods

### 3-1- نموذج تحسين الشبكات العصبية امامية التغذية:

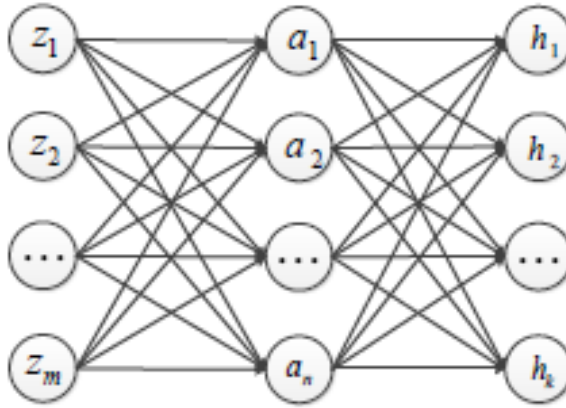
سنقوم باستخدام بنية بسيطة ثلاثية الطبقات للشبكة العصبية امامية التغذية تحتوي على طبقة إدخال وطبقة مخفية وطبقة إخراج. تحصل طبقة الإدخال على قيم الإدخال من مجموعات البيانات، أو نواتج المعالجة المسبقة لمجموعات البيانات، وتخرج طبقة الإخراج النتائج النهائية، وتسمى جميع الطبقات الموجودة بينها بالطبقات المخفية

(Hidden Layers). في الشبكات العصبية ذات التغذية الأمامية، ترتبط العقد من طبقات مختلفة بالعديد من الأوزان (w) [1].

يوضح الشكل 2 بنية الشبكات العصبية ذات التغذية الأمامية ثلاثية الطبقات. كما نرى من الشكل، هناك أوزان (w) بين العقد من الطبقات المختلفة. في إطار عمل الشبكات العصبية ذات التغذية الأمامية هذا، تحتوي طبقة الإدخال على ثلاث عقد، وتحتوي الطبقة المخفية على ثلاث عقد أيضاً، وتحتوي طبقة الإخراج على عقدتين.

وفي حال كان بعد مجموعة بيانات الإدخال هو m يكون عدد العقد في طبقة الإدخال m، وهو عدد الميزات في مجموعة البيانات بعد المعالجة المسبقة لهذه المجموعة في حال استدعت الحاجة لذلك. فإذا كان n هو عدد العقد في الطبقة المخفية، و k هو عدد عقد الإخراج وبالتالي يكون عدد عقد الأوزان الكلي بين العقد

$$N_w = m * n + n * k$$



حيث  $N_w$  هو إجمالي عدد الأوزان ضمن الشبكة العصبية، ويمثل  $m * n$  عدد الأوزان بين طبقة الإدخال  $z$  والطبقة المخفية  $a$ ، ويمثل  $n * k$  عدد الأوزان بين الطبقة المخفية  $a$  وطبقة الإخراج  $h$  [6].



نستخدم  $Z_i$  لتمثيل قيمة العقدة  $i$  لطبقة الإدخال، و  $a_j$  لتمثيل قيمة العقدة  $j$  للطبقة المخفية، و  $h_p$  لتمثيل قيمة العقدة  $p$  لطبقة الإخراج.

يمثل  $w_{ij}$  وزن الاتصال بين  $Z_i$  و  $a_j$  ، كما يمثل  $w_{j,p}$  وزن الاتصال بين  $a_j$  و  $h_p$ . بعد إدخال القيم، وفيما يلي طريقة حساب  $a_j$  و  $h_p$ :

$$a_j = f \left( \sum_{i=1}^m w_{i,j} * z_i + b_j \right)$$

$$h_p = f \left( \sum_{i=1}^n w'_{j,p} * a_i + b'_p \right)$$

حيث يمثل  $b_j$  و  $b'_j$  تمثل قيم الإزاحة، والعدد الإجمالي لهذه القيم هو  $N_b = n + k$ ، و  $f(u)$  يمثل تابع التنشيط الذي يستخدم هنا لإضافة عوامل غير خطية لحل المعادلات التي لا يمكن حلها بواسطة النماذج الخطية [7]. سنقوم باستخدام التابع السيني كتابع تنشيط للشبكات العصبية ذات التغذية الأمامية، وهذا التابع يتم التعبير عنه رياضياً على النحو التالي [5]:

$$f(u) = \frac{1}{1 + e^{-u}}$$

الغرض الرئيسي من تحسين أوزان الشبكات العصبية ذات التغذية الأمامية هو تقليل الخطأ بين قيم المخرجات النهائية للشبكة والقيم المستهدفة (الفعلية)، وذلك لتحقيق دقة تصنيف أعلى.

نستخدم طريقة متوسط الخطأ التربيعي (MSE) لتقييم الخطأ بين قيم المخرجات والقيم المستهدفة. والتي يتم التعبير عنها رياضياً على النحو التالي:

$$MSE = \sum_{p=1}^k (h_p^{\text{target}} - h_p^{\text{out}})^2$$

حيث تمثل  $h_p^{\text{target}}$  القيمة المستهدفة وتمثل  $h_p^{\text{out}}$  قيمة الإخراج للعقدة  $p$  في طبقة الإخراج ضمن الشبكة العصبية ذات التغذية الأمامية. وكلما كانت قيمة MSE أصغر، كان الفرق بين قيمة المخرجات والقيمة المستهدفة أصغر، مما يشير إلى أن الأوزان المستخدمة جيدة [8].

بالنسبة لمجموعة البيانات التي تحتوي على العدد  $s$  من العينات، يمكن التعبير عن خطأ التصنيف الإجمالي عن طريق حساب متوسط MSE لجميع العينات على النحو التالي:

$$\text{fitness} = \overline{MSE} = \sum_{r=1}^s \frac{MSE_r}{s}$$

يتم استخدام قيمة MSE كقيمة استدلالية للطرق الحسابية في عملية تحسين الشبكات العصبية ذات التغذية الأمامية، حيث تُستخدم الطرق الحسابية للعثور على الأوزان المثلى مع الأخذ بعين الاعتبار تقليل قيمة MSE. أي بعبارة أخرى، فإن عملية تحسين الشبكات العصبية ذات التغذية الأمامية هي البحث عن الحل الأمثل الذي يمكن أن يجعل MSE أصغر ما يمكن [8].

يتم تمثيل الحلول المقدمة حسابياً على النحو التالي:

$$x = [w_{i,j}, w'_{j,p}, b_j, b'_p]$$

$$\text{Solutions} = N_w + N_b$$

حيث تأخذ كل من  $i, j, p$  القيم التالية على التوالي  $i = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, n, p = 1, 2, \dots, k$  وتمثل  $x$  طريقة حسابية واحدة من مجموع طرق التحسين الحسابية المتاحة.

وعليه، يكون المطلوب إيجاد الطريقة  $x$  التي تجعل تابع fitness عند حده الأدنى.

### 3-2- نموذج التحسين المعتمد على اختيار الميزات

كل ميزة بإمكانها ان تأخذ إحدى حالتين، مُختارة أو غير مُختارة. لتمثيل مجموعات الميزات الفرعية بشكل ملائم، نقوم بتحويل مسألة اختيار الميزة إلى مسألة تحسين تراكيب المجموعة (Combinations). ويستخدم المتجه B ذو الأبعاد D لتمثيل الحل، وقيمة كل بُعد في B تنتمي إلى المجموعة {0، 1}. حيث (0) تعني أن الميزة غير مُختارة، و(1) تعني أنها مختارة.

في مجموعة البيانات الأولية (Initial Population) المقدمة لخوارزمية تحسين جزيئات السرب، نولد متجهاً  $B_i$  ذا عدد الأبعاد D بقيم مستمرة لكل جزيئة (عنصر في السرب). ثم يتم استخدام عتبة  $\theta \in \{0, 1\}$  لربط المتجه  $B_i$  مع المتجه B (Mapping). إذا كانت القيم في  $B_i$  أكبر من قيمة العتبة  $\theta$ ، فسيتم تعيين الأبعاد المقابلة في  $B_i$  على أن قيمتها (1)، وأما عكس ذلك فتأخذ القيمة (0). لجعل عملية التطور أكثر كفاءة، يمكن ان نستخدم طريقة التهيئة المختلطة (Initialization Mix).

### 3-3- المعامل ذاتي التكيف وخوارزمية تحسين جزيئات السرب

سنقوم باستخدام التكيف الذاتي المعتمد على الإستراتيجية [9] والتكيف الذاتي المعتمد على المعامل [10] معاً ضمن خوارزمية تحسين جزيئات السرب التقليدية لجعلها أكثر مرونة وتكيفاً لاختيار استراتيجيات توليد الحلول المرشحة (CSG) والمعاملات الأكثر ملاءمة وفقاً لمسائل مختلفة.

الخوارزمية المعدلة تعتمد عناصر CSG التالية [11]:

-1

$$x_{i,d}^{t+1} = x_{i,d}^t + v_{i,d}^{t+1}$$

$$v_{i,d}^{t+1} = w * v_{i,d}^t + c_1 * r_1 * (p_{i,d} - x_{i,d}^t) + c_2 * r_2 * (p_{g,d} - x_{i,d}^t)$$

حيث يمثل t التكرار رقم t في العملية التطورية. D هي عدد الأبعاد في مجال

البحث وتمثل  $d \in D$  البعد  $d$ . ويمثل  $X_{i,d}^t$  البعد  $d$  لموضع الجزيئة الحالية. تمثل  $v_{i,d}^t \in [-v_{max}, v_{max}]$  تسارع تطول الجسيم  $i$  ضمن التكرار الحالي.  $C1$  و  $C2$  ثوابت تحدد سرعة التطور.  $r1$  و  $r2$  عبارة عن قيم عشوائية موزعة بشكل موحد في  $[0, 1]$  لضمان التجانس. بينما تمثل  $p_{i,d}$  و  $p_{g,d}$  العناصر  $d$  للحل الأمثلي المحلي والحل الأمثلي العام.

2- إستراتيجية تحديد الموقع (الطور) الحالي للجزيء تمثل وفق المعادلة التالية:

$$x_{i,d}^{t+1} = r_1 * x_{i,d}^t + r_2 * p_{g,d} + r_3 * (x_{a,d}^t - x_{b,d}^t)$$

حيث  $x_{a,d}^t$  و  $x_{b,d}^t$  متجهات الموضع الحالي لجسيمين عشوائيين من السرب.

3- إستراتيجية تحديث قيمة تسارع التطور الأولى للجزيء ضمن السرب معرفة وفق المعادلة:

$$c = \frac{(D - 1)N(0,1)}{D} + \frac{C(0,1)}{D}$$

حيث كل من  $N$  و  $C$  هما رقمان يتم توليدهما عشوائياً وفق التوزيع الغاوصي (Gaussian Distribution).

4- إستراتيجية تحديث قيمة تسارع التطور الثانية للجزيء ضمن السرب معرفة وفق المعادلة:

$$v_{i,d}^{t+1} = w * v_{i,d}^t + c_1 * r_1 * (pbest_{f_i(d)} - x_{i,d}^t)$$

حيث  $f_i$  تحدد دليل (index) الحل الامثلي المحلي للجزيء الحالي.

$$v_{i,d}^{t+1} = w * v_{i,d}^t + 0.5 * c_1 * r_1 * (pbest_{f_1(d)} - x_{i,d}^t + p_{g,d} - x_{i,d}^t)$$

### 3-4-4- آلية التكيف الذاتي:

إستراتيجية التكيف الذاتي والمعاملات ذات التكيف الذاتي يتم تعريفها كالتالي:

#### 3-4-1- إستراتيجية التكيف الذاتي:

من أجل تحقيق التكيف الذاتي، يجب أن يتم تحديث كل معاملات معادلات إستراتيجيات توليد الحلول المرشحة سابقة الذكر. فإذا كان الحل الجديد المقدم عن طريق الإستراتيجيات السابقة أفضل من الحل السابق تزداد احتمالية اختيار الإستراتيجية التي ولدت هذا الحل. وإلا يتم إنقاصها.

في البداية يتم ضبط القيمة الاحتمالية لجميع الإستراتيجيات لتساوي  $1/N$  حيث  $N$  هي عدد الاستراتيجيات المحتمل استخدامها. ويكون  $p$  هو احتمال اختيار الإستراتيجية  $q$ .

بعد ضبط القيم الأولية، يتم اختيار إستراتيجية بشكل عشوائي، ويتم تسجيل النتائج ضمن العناصر  $nsFlag_{i,q}$  و  $nfFlag_{i,q}$  حيث  $N_{ps}$  هي عدد الجزئيات و  $N_q$  هو عدد استراتيجيات توليد الحلول المرشحة

$$nsFlag = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix}_{N_{ps} \times N_q} \quad nfFlag = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix}_{N_{ps} \times N_q}$$

بعد عدة أجيال ( $N_g$ ) نحدد العدد الكلي للحلول الصحيحة المقدمة من قبل الاستراتيجيات خلال هذه الأجيال. ونعدل بناءً عليه احتمال اختيار كل إستراتيجية.

### 2-4-3- المعامل ذاتي التكيف:

من أجل كل معامل ضمن استراتيجيات توليد الحلول المرشحة يتم تعيين قيمة أولية في بداية أطوار التطور وتخزن هذه القيم في المصفوفة Parameters.

$$\text{Parameters} = \begin{bmatrix} P_1 & P_2 & \dots & P_{N_p} \\ P_1 & P_2 & \dots & P_{N_p} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \end{bmatrix}_{N_p \times N_p}$$

في حال تم اختيار إستراتيجية ما تحوي معامل معين P، يتم استبدال قيمة هذا المعامل في المصفوفة Parameters بقيمة جديدة مولدة وفق التحويل الغاوسي (Gaussian Transformation) للقيمة السابقة مع ضبط قيمة الانحدار الخطي بين 0.3 و 0.5 على ان تولد هذه القيمة عشوائياً ضمن هذا المجال [9].

القيم الجديدة تولد جزيئاً جديداً ضمن السرب ويتم تجريبه، فإن قدم حلاً تؤدي لزيادة قيمة تابع الكفاءة (fitness)، نستبدل به الجزيء القديم وإلا يتم إلغاء الجزيء الجديد.

بعد كل طور، يتم حساب متوسط كل عمود في مصفوفة Parameters وبعد كل  $N_g$  طور يتم تعديل قيم المعاملات في مصفوفة Parameters بحيث نستبدل السطر  $N_p$  بالمتوسطات التي تم حسابها حتى الطور  $N_g$ .

### 3- التجارب والتحليل

من أجل التحقق من تأثير طرقنا المقترحة لتحسين الشبكات العصبية ذات التغذية الأمامية، سنقوم بالتجريب على مرحلتين. للمرحلة الأولى، نختار ثلاث مجموعات بيانات ذات أبعاد محددة وغير كبيرة نسبياً، بينما نختار خمس مجموعات بيانات ذات أبعاد كبيرة. مجموعات البيانات موضحة في الجدول التالي:

رابط التحميل	الاسم	الرقم
<a href="https://datahub.io/machine-learning/diabetes">https://datahub.io/machine-learning/diabetes</a>	diabetes	1
<a href="https://datahub.io/machine-learning/wdbc">https://datahub.io/machine-learning/wdbc</a>	Breast Cancer	2
<a href="https://data.world/uci/connectionist-bench-sonar-mines-vs-rocks/activity">https://data.world/uci/connectionist-bench-sonar-mines-vs-rocks/activity</a>	Sonar, Mines vs. Rocks	3
<a href="https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Servo">https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Servo</a>	Servo	4
<a href="https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/isolet">https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/isolet</a>	Isolet	5
<a href="https://datahub.io/machine-learning/madelon">https://datahub.io/machine-learning/madelon</a>	Madelon Clusters	6
<a href="https://www.census.gov/topics/housing/data/datasets.html">https://www.census.gov/topics/housing/data/datasets.html</a>	Housing	7
<a href="https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Musk+(Version+2)">https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Musk+(Version+2)</a>	musk	8

تم الاعتماد على المكاتب التالية بلغة Python:

- Pyswarms
- Pandas
- Scikit-learn

يمكن التعبير عن الخوارزمية بطريقة Pseudo-code مع ضبط قيمة  $N_g$  لتحسب

المتوسطات بعد عشر أطوار تطويرية كالتالي:

Input: NFE(Number of fitness evaluations), cFE(Current Fitness evaluations),  
Nps(Population Size), Nq Number of strategies, PNp(Parameters), Pq(Selection  
Probability), Ng = 10, cur\_iter = 0, flag\_iter = 0;

Output: global best solution

While cFE < NFE

```
{
    SET PNp to Pm;
    for i < Nps
    {
        SELECT CSG using Pq;
        Remove Pm i, t From Pm Nps X Np;
        Generate new Pi;
        Generate new particle by CSG using Pi;
        Calculate fitness of new xi;
        if (new xi fits more than the old xi)
        {
            nsFlagi,
            q = 1;
            Pm i,
            t = Pi;
            if (new xi better than local best solution)
            {
                local best solution = xi;
                if (new xi better than global best solution)
                {
                    global best solution = xi
                }
            }
        }
        else
        {
            nfFlagi,
            q = 1;
        }
        cFE = cFE + 1;
        xi = new xi;
        i = i + 1;
    }
}
```



```

cur_iter = cur_iter + 1;
SNGxNq = sum of each column in nsFlagi, q;
FNGxNq = sum of each column in nfFlagi, q;
Set nsFlag and nfFlag to zero;
P_temp = mean of rows in Pm Nps X Np;
P m n, p = P_temp, Np When l = cur_iter - flag_iter
If (cur_iter - flag_iter = Ng)
{
    Update Pq By SNGxNq and FNGxNq;
    Set SNGxNq and FNGxNq to zeros;
    Pm t = P_temp;
    Set P_temp to zeros;
    flag_iter = cur_iter;
}
}

```

في الاختبار، نختار بعض طرق التحسين الرياضي مثل الخوارزمية الجينية (GA)، وخوارزمية تحسين السرب الكلاسيكية (PSO) وخوارزمية التحسين المستند إلى الجغرافيا الحيوية (BBO) كخوارزميات المقارنة. تنقسم التجارب إلى مجموعتين:

1- في المجموعة الأولى نستخدم تحسين جزيئات السرب مع المعامل ذاتي التكيف وثلاث خوارزميات مقارنة لتحسين أوزان الشبكة العصبية امامية التغذية ونطبق الخوارزميات على مجموعات البيانات الأصلية دون أي تعديل.

2- في المجموعة الثانية نقوم أولاً باستخدام طريقة اختيار الميزات المعتمدة على خوارزمية تحسين جزيئات السرب مع المعامل ذاتي التكيف لإنشاء مجموعات بيانات أصغر من مجموعات البيانات الأصلية عن طريق تقليل عدد الميزات، ثم نستخدم مجموعات البيانات هذه كمدخلات للشبكة العصبية ذات التغذية الأمامية، ونستخدم طرق التحسين الرياضي لتحسين أوزان الوصلات بين

طبقات الشبكة. ثم نقوم بمقارنة النتائج التي تم الحصول عليها بنتائج المجموعة التجريبية الأولى.

#### 4- النتائج والمناقشة:

تظهر النتائج في الجداول التالية:

نتائج تصنيف طرق التحسين الرياضي في طور التدريب:

مجموعة البيانات	PSO		GA		BBO		المعدلة PSO	
	mean	std	mean	std	mean	std	mean	std
1	0.834	0.0044	0.847	0.0068	0.859	0.0019	0.876	0.0078
2	0.993	0.0031	0.995	0.0041	0.997	0.0039	0.997	0.0035
3	0.879	0.0258	0.974	0.033	1	0	0.998	0.0052
4	0.78	0.0204	0.86	0.0535	0.983	0.0097	0.944	0.0177
5	0.863	0.0186	0.817	0.149	0.968	0.0253	0.969	0.0015
6	0.559	0	0.551	0.0109	0.542	0.0133	0.544	0
7	0.984	0.0146	1	0	1	0	1	0
8	0.996	0.0053	1	0	1	0	1	0

نتائج تصنيف طرق التحسين الرياضي في طور الاختبار:

مجموعة البيانات	PSO		GA		BBO		المعدلة PSO	
	mean	std	mean	std	mean	std	mean	std
1	0.831	0.011	0.850	0.007	0.848	0.002	0.850	0.006
2	0.986	0.007	0.986	0.002	0.993	0.004	0.994	0.001
3	0.760	0.033	0.826	0.054	0.884	0.014	0.888	0.037
4	0.730	0.023	0.780	0.051	0.919	0.023	0.854	0.016
5	0.707	0.061	0.739	0.096	0.838	0.041	0.842	0.084

6	0.519	0	0.509	0.006	0.541	0.011	0.502	0
7	0.934	0.040	1	0	0.973	0.018	0.988	0.006
8	0.986	0.013	0.985	0.013	0.993	0.004	0.997	0.005

نتائج تصنيف طرق التحسين الحسابي واختيار الميزة في طور التدريب:

مجموعة البيانات	GA مع اختيار الميزة			GA			PSO			PSO مع اختيار الميزة		
	mean	std	size	mean	std	size	mean	std	size	mean	std	size
1	0.840	0.005	66	0.847	0.007	171	0.834	0.004	171	0.820	0.022	72
2	0.996	0.003	351	0.995	0.004	1953	0.993	0.003	1953	0.990	0.003	319
3	0.984	0.012	780	0.974	0.033	7503	0.879	0.026	7503	0.895	0.033	480
4	0.947	0.020	5565	0.860	0.054	55945	0.780	0.020	55945	0.821	0.047	5025
5	0.947	0.032	10841	0.817	0.149	193753	0.863	0.019	193753	0.874	0.043	9591
6	0.674	0.020	14070	0.551	0.011	502503	0.559	0	502503	0.582	0.027	12960
7	1	0	190	1	0	764466	0.984	0.015	764466	1	0	226
8	1	0	2129	1	0	845650	0.996	0.005	845650	0.998	0.002	2380

نتائج اختبار طرق التحسين الحسابي واختيار الميزة في طور الاختبار:

مجموعة البيانات	BBO مع اختيار الميزة			BBO			المعدلة PSO			PSO المعدلة مع اختيار الميزة		
	mean	std	size	mean	std	size	mean	std	size	mean	std	size
1	0.837	0.011	72	0.859	0.002	171	0.876	0.008	171	0.846	0.007	78
2	0.996	0.002	294	0.997	0.004	1953	0.997	0.004	1953	0.992	0.004	385
3	0.988	0.006	612	1	0	7503	0.998	0.005	7503	0.966	0.012	639
4	0.967	0.004	5539	0.983	0.010	55945	0.944	0.018	55945	0.969	0.016	4512
5	0.973	0.020	9800	0.968	0.025	193753	0.969	0.002	193753	0.979	0.024	11325
6	0.783	0.037	13041	0.742	0.013	502503	0.544	0	502503	0.594	0.011	12680
7	1	0	171	1	0	764466	1	0	764466	1	0	185

8	1	0	2538	1	0	845650	1	0	845650	1	0	2244
---	---	---	------	---	---	--------	---	---	--------	---	---	------

في النتائج السابقة، تدل قيمة المتوسط (mean) على متوسط دقة الحلول النهائية التي تم الحصول عليها بواسطة كل خوارزمية، مرفقة بانحرافاتها المعيارية (std)، والحجم يمثل متوسط حجم الحل لمجموعات البيانات المدخلة في الشبكة العصبية أمامية التغذية.

يوضح الجدولان الأول والثاني النتائج الخاصة بمجموعات التدريب والاختبار بمقارنة خوارزمية تحسين جزئيات السرب مع المعامل ذاتي التكيف وثلاث طرق أخرى للتحسين الحسابي من أجل تحسين أوزان الشبكة العصبية أمامية التغذية.

من النتائج، يمكننا أن نرى أن خوارزمية تحسين جزئيات السرب مع المعامل ذاتي التكيف أعطت أعلى دقة عند مجموعات البيانات 1-2-4-7-8. وأما خوارزمية BBO أعطت أفضل دقة في مجموعات البيانات 2-3-4-7-8. بينما نجد أن خوارزمية PSO قدمت أفضل أداء على مجموعة البيانات 6 وأداء الخوارزمية الجينية (GA) كان نفس أداء خوارزمية BBO وخوارزمية تحسين جزئيات السرب مع المعامل ذاتي التكيف على المجموعة 7 و8.

من الواضح أن أداء كل من خوارزميتي BBO و PSO المعدلة أفضل بكثير من أداء الخوارزمية الجينية (GA) و PSO. تعتبر BBO و PSO المعدلة أفضل في 5 مجموعات بيانات. PSO المعدلة أفضل من الخوارزمية الجينية (GA) و PSO في 7 مجموعات بيانات. مقارنةً بالطريقة BBO، فإن PSO المعدلة لا تعطي نفس جودة النتائج على مجموعات البيانات 3 و4 بينما يتفوق على BBO في مجموعات البيانات الستة الأخرى.

بالنسبة لمجموعات الاختبار، تعمل خوارزمية PSO المعدلة بشكل أفضل على مجموعات البيانات 1-2-3-5-7. كما أن الخوارزمية الجينية (GA) أفضل في مجموعات البيانات 1-7 و BBO أفضل في مجموعات البيانات 4-6. وإذا أخذنا

دقة التصنيف بعين الاعتبار، تتمتع خوارزمية PSO المعدلة بأعلى دقة في 5 مجموعات بيانات. وهكذا نجد أن أداء PSO المعدلة أفضل أو مقارب لطرق التحسين الحسابي الثلاثة الأخرى في جميع مجموعات البيانات باستثناء 4 و6.

تظهر الجداول من 5 إلى 8 نتائج المجموعة الثانية من التجارب.

يمكن أن نلاحظ من الجداول 5 و6، بعد اختيار الميزات بالاستناد إلى خوارزمية تحسين جزيئات السرب مع المعامل ذاتي التكيف، انه يتم تقليل أحجام الحلول الخاصة بطرق التحسين الرياضي لتحسين أوزان الشبكة العصبية أمامية التغذية بشكل كبير، خاصة في مجموعات البيانات عالية الأبعاد (المجموعات الخمسة الأخيرة). ويمكن لهذا أن يقلل بشكل كبير من صعوبة البحث في مساحة الحل ويحسن الكفاءة الحسابية بشكل ملحوظ مما يوفر أيضاً في الوقت. والأهم أن هذا لم يقلل من دقة التصنيف النهائية، بل حتى أننا نلاحظ أنه يعطي في بعض مجموعات البيانات نتائج أفضل. فمثلاً بمقارنة نتائج الخوارزمية الجينية (GA) والخوارزمية الجينية بعد اختيار الميزات (FS-GA) في مجموعات التدريب، يمكننا أن نجد أن الخوارزمية الجينية بعد اختيار الميزات (FS-GA) قدمت أداءً ونتائج أفضل من الخوارزمية الجينية (GA) في 7 مجموعات بيانات، وكان الاستثناء هو مجموعة البيانات الأولى.

خوارزمية تحسين جزيئات السرب بعد اختيار الميزات (FS-PSO) أفضل من خوارزمية تحسين جزيئات السرب (PSO) عند العمل على مجموعات البيانات 3-4-5-6-7-8.

أداء خوارزمية BBO بعد اختيار الميزات (FS-BBO) كان مشابهاً لأداء خوارزمية FS-PSO، وكلاهما كان أسوأ من BBO أو PSO المعدلة دون تطبيق اختيار

الميزات وذلك على مجموعات البيانات 1-2-3، ولكنه كان أفضل في مجموعات البيانات الخمسة الأخرى.

#### 5- الاستنتاجات

من خلال هذا البحث الذي تمت فيه دراسة سبل تحسين الأوزان في الشبكات العصبية ذات التغذية الأمامية بالاعتماد على اختيار الميزات وخوارزميات السرب المعدلة باستخدام المعامل ذاتي التكيف، توصلنا الى الاستنتاجات العلمية الآتية:

- يمكن تحسين أوزان الشبكة العصبية بشكل أكثر فعالية عند استخدامها على مجموعات بيانات عالية الأبعاد باستخدام خوارزميات إضافية بجانب طرق التحسين الحسابي.
- الخوارزميات التي يمكن استخدامها الى جانب طرق التحسين الحسابي تشمل نوعين، الأول يعمل على البيانات قبل دخولها في الشبكة، والثاني يعمل على إعدادات الشبكة دون المساس بالبيانات.
- بتعديل خوارزمية تحسين جزئيات السرب عن طريق إضافة معامل يحدد الطريقة الحسابية الأنجع (معامل ذاتي التكيف)، يمكن الاعتماد على عدة طرق حسابية ليتم تحديد الأنسب منها حسب طبيعة البيانات، وبالتالي زيادة كفاءة الشبكة العصبية في وقت التشغيل مباشرة (On The Fly) وزيادة مرونتها في التعامل مع أنواع مختلفة من البيانات.
- إن طريقة اختيار الميزة يمكن أن تقلل من التعقيد الحسابي للتصنيف عن طريق تقليل حجم حل مسألة تحسين أوزان الشبكة العصبية امامية التغذية.
- يمكن ضمان الحصول على نتائج تصنيفية ممتازة في مجموعات البيانات ذات الأبعاد العالية جداً، بالاعتماد على اختيار الميزة وخوارزمية السرب المعدلة بالمعامل ذاتي التكيف في وقت واحد معاً بشرط اعتماد

استراتيجيات تحسين حسابي فعالة على مجموعة البيانات هذه لتقوم  
خوارزمية السرب المعدلة بالاختيار منها.

## 6- المراجع العلمية

- [1] M. a. S. B. ". Van Gerven, "Artificial neural networks as models of neural information processing," 2017.
- [2] A. Abraham, ""Artificial neural networks." Handbook of measuring system design," 2005.
- [3] J. Soto-Paz, " A new approach for the optimization of biowaste composting using artificial neural networks and particle swarm optimization.,," 2020.
- [4] J. Z. R. a. J. G. Salvador–Meneses, "Compressed kNN: K-nearest neighbors with data compression," 2019.
- [5] W. Cao, "A review on neural networks with random weights," 2018.
- [6] M. Raissi, "Forward-backward stochastic neural networks: Deep learning of high-dimensional partial differential equations.,," 2018.
- [7] A. a. D. H. Gaier, "Weight agnostic neural networks," 2019.
- [8] A. Khosravi, "Comparison of artificial intelligence methods in estimation of daily global solar radiation," 2018.
- [9] M. a. S. K. N. Juneja, "Particle swarm optimization algorithm and its parameters: A review.,," 2016.
- [10] Y. Xue, "A self-adaptive fireworks algorithm for classification problems.,," 2018.
- [11] T. a. S. Y. Liu, "An improved particle swarm optimization algorithm used for BP neural network and multimedia course-ware evaluation.,," 2017.



## بناء عدة نماذج ذكية لتوليد اجابات في المجال الطبي

المشرف

أ.د. يسر الأتاسي

أستاذ في قسم هندسة البرمجيات ونظم المعلومات/

كلية الهندسة المعلوماتية/ جامعة البعث

طالبة الماجستير

م. تسنيم عبد المنان الحناوي

طالبة ماجستير/ كلية الهندسة المعلوماتية/

جامعة البعث

### ملخص

تزايدت معدلات استخدام العلاج والتداوي عبر شبكة الانترنت بوتيرة سريعة نتيجة للتطور الهائل في البيانات الطبية المتوفرة على الشبكة، إلا أن البحث في هذه البيانات عن إجابة مناسبة قد يكون عملية صعبة. ومن هنا نشأت فكرة «الطبيب الرقمي» الذي يقدم الإجابة المناسبة على الأسئلة الطبية معتمداً على تعلم الآلة في تقنية الذكاء الاصطناعي وهذا ما يتيح تجنب استخدام الأوراق في المعاملات، وكتابة الوصفات الطبية، وكذلك الحصول على خدمات طبية دون الحاجة إلى عناء زيارة المستشفيات والأطباء، ويمكن من تلقي العلاج في الوقت المناسب في المنزل.

في هذا البحث تم تدريب ثلاث نماذج هي LSTM , BLSTM , BLSTM Attention على بيانات من مواقع مختلفة تمت الإجابة فيها من قبل متخصصين وذلك بعدد مختلف من الخلايا وأحجام الحالة مع استخدام التسريب وبدونه، وتم تقييم هذه النماذج وقد كان أفضل نموذج هو BLSTM Attention.

**كلمات مفتاحية:** التعلم العميق، الشبكات العصبونية، معالجة اللغة الطبيعية ، نظام ذكي ، مجال طبي.

## Building several smart models to generate answers in the medical field

### Abstract

The rates of use of treatment and medication via the Internet have increased at a rapidly as a result of the big development in the medical data available on the network, but searching in this data for an appropriate answer may be a difficult process. Hence the idea of a “digital doctor” that provides the appropriate answer to medical questions based on machine learning in artificial intelligence technology

This allows avoiding the use of papers in transactions, writing prescriptions, as well as obtaining medical services without the need to visit hospitals and doctors, and enables timely treatment at home.

In this research, three models were trained: LSTM, BLSTM, and BLSTM Attention, based on data from different sites that were answered by specialists, with a different number of cells and state sizes with and without dropout, and these models were evaluated, the best model was BLSTM Attention.

**Key words:** deep learning; neural networks; natural language processing; smart system; medical field.

## 1. مقدمة

إن العصر الحالي هو عصر الثورة الرقمية بلا منازع وإن معظم التطورات في أحدث ما توصلت إليه التكنولوجيا له صلة بظهور التعلم العميق والشبكات العصبية العميقة. فقد تطورت أنظمة الذكاء الاصطناعي بحيث أصبح بإمكانها التفوق على البشر في اختبار فهم النصوص، وذلك على غرار برامج التعرف على الصور التي تُستخدم بالفعل في تطبيقات الصور التجارية. إن هذه البرامج تعطي انطباعاً بأن قدرة الآلات على محاكاة الإدراك البشري قد ازدادت من خلال تحديد الصور أو الأصوات، والآن أصبحت قادرة على قراءة النصوص بسرعة والإجابة سريعاً عن الأسئلة بدقة تضاهي دقة البشر.

نحاول في هذا البحث مواكبة هذا التقدم في بناء نظام إجابة على أسئلة طبية أو صحية باستخدام التعلم العميق Deep Learning ونبين الطريقة التي اتبعناها في تدريب عدة نماذج Models وتحديد النموذج الأفضل وإضافة طرق تقييد في تحسين الإجابة على الأسئلة.

تعد برامج الإجابة على الأسئلة من أكثر المجالات المهمة التي يتم بحثها، فإن نظام الإجابة على الأسئلة هو نظام معلومات ذكي يعطي إجابات لأسئلة باللغة الطبيعية [1].

تأخذ مواقع الإجابة على الأسئلة أهمية كبيرة لدى كل من المرضى والأطباء حيث يحصل المرضى على إجابات موثوقة من قبل متخصصين لحل المشكلات الصحية والطبية، إن حوالي 55% من مواطني الاتحاد الأوروبي يسعون للحصول على المعلومات الطبية وما يخص الأمراض عبر الإنترنت كما استخدم 59% من الأمريكيين محركات البحث العامة على الإنترنت للحصول على معلومات صحية وكذلك 77% في فنلندا. ولكن للعثور على المعلومات المطلوبة يجب عليهم تصفية العديد من نتائج استفساراتهم وإن تصفح هذه الأسئلة لتحديد سؤال مشابه لما يريده المستخدم أمر صعب ويستغرق وقت طويلاً، لذلك نشأت مواقع الاستشارات الصحية حيث يجيب الآلاف من الأطباء النشطين على أسئلة المستخدمين لكن هذا النوع من الخدمة يفشل في تزويد العملاء بردود فورية.

من الممكن تجاوز هذه المشكلات باستخدام ما يمكن تسميته «الطبيب الرقمي» الذي يعطي إجابات مناسبة على الأسئلة الطبية والصحية.

قام الباحث Zongcheng Ji وزملائه [2] بحل مشكلة المحادثات النصية القصيرة باستخدام IR (Information Retrieval) تم ايجاد الاجابات المناسبة بالاعتماد على مجموعة ثابتة من أزواج Post/Response ، تم انشاء الأزواج المفهرسة post/response باستخدام بيانات مجمعة من تويتر.

وقد اعتمد على الخطوات التالية:

- الحصول على الاستعلام.
- ايجاد الأزواج post/response المطابقة من الأزواج المفهرسة.
- تقييم الأزواج post/response المطابقة واعادة الزوج ذو التقييم الاعلى، وقد تم استخدام linear Ranking SVM.

و إن القيود في IR (Information Retrieval) كانت:

- استخدام مجموعة ثابتة من الاجابات.
- يتطلب استخدام ميزات تطابق مصممة يدويا لايجاد التطابق بين post/response والاستعلام

أما الباحث Alan Ritter وزملاءه [3] فقد استخدم نموذج SMT ( Statistical Machine Translation) لتوليد ردود على تغريدات Twitter.

تم تدريب النموذج على 1.3 مليون زوج post/response وتبين أن SMT يتفوق على IR وأن الاجابات الناتجة عن SMT أقرب لإجابات الانسان بـ 15% من الحالات.

وجدت بعض التحديات من توليد اجابات حوارية تم تدريبها على بيانات post/response مقارنةً مع توليد الترجمة الثنائية للبيانات، حيث أن الترجمة الثنائية

تكون متكافئة دلاليًا على عكس الـ post/response والتي من الممكن ان لا تحوي كلمات مشتركة حيث يمكن لمشاركة واحدة أن تتلقى ردودًا بمحتوى مختلف تمامًا.

في السنوات الأخيرة كان التعامل باستخدام أساليب التعلم العميق ناضجًا للغاية حيث يوجد العديد من نماذج التعلم العميقة، فمع زيادة حجم البيانات توجه الباحثين نحو معماريات الشبكات العصبية المختلفة، ووجدوا أنه من الممكن تدريب الشبكة العصبية لإعطاء أداء جيد [4].

أثبت الباحث Yoon Kim [5] أن الشبكات العصبية التلافيفية (CNN) فعّالة في العديد من مهام معالجة اللغات الطبيعية مثل تحليل المشاعر وتصنيف الأسئلة.

وقد قام الباحث Akshay Chaturvedi وزملاءه [6] ببناء نموذج قائم على شبكة CNN للإجابة على أسئلة الاختيار من متعدد. تم تطبيق النموذج المقترح على مجموعتين مختلفتين من البيانات، ويعتمد النموذج على أزواج من (سؤال/ خيار) ويقوم بتعيين تقييمات للخيارات ليتم اختيار الخيار ذو التقييم الأعلى (الصحيح).

اقترح الباحثان Y. Sharma و S. Gupta [7] إطار عمل قائم على الشبكة العصبية لمهام الإجابة عن الأسئلة العامة. مقتصرين على الإجابة على الأسئلة الصغيرة. وتم استخدام مجموعة بيانات babl. التي تم إنشاؤها من قبل Facebook. وتم تدريب الشبكة الرقمية باستخدام النموذج LSTM وتسريب dropout بنسبة 50% وتم الوصول الى دقة بلغت 53%.

قام الباحث M . Kasem وزملاءه [8] ببناء نظام أسئلة وأجوبة بالاعتماد على عدة نماذج منها Bi LSTM , LSTM , GRU , تم التدريب على مجموعة محددة من الأسئلة والأجوبة بدون استخدام التسريب وبالاعتماد على تضمين الكلمات Fasttext ، إن تضمين الكلمات يحتاج الى قاموس كلمات Vocabulary ولن يكون النموذج قادر على التعرف إلا على الكلمات التي تمت رؤيتها مسبقاً .

في هذه الدراسة ، سنستخدم نطاق البيانات المنظمة ضمن زوج من الأسئلة والأجوبة الطبية لإدخال المعرفة الطبية الى النموذج. لقد أثبتت مهام الإجابة عن الأسئلة مثل الترجمة الآلية نجاحًا كبيرًا في استخدام الشبكات العصبية العميقة، كما أن الأبحاث الحديثة أظهرت نتائج واعدة جدًا باستخدام RNN على وجه التحديد في النهج المعروف باسم الترجمة الآلية العصبية NMT [9] [10] ، مثل هذه النماذج تعتمد على استخدام إطار عمل فك التشفير العام [11].

في هذا البحث ، تعتبر مشكلة إنشاء إجابة مناسبة شبيهة بالإنسان على سؤال. مقصورة على موضوعات الصحة وإجابات الأسئلة الطبية. تمت دراسة مشكلة توليد إجابات لأسئلة طبية معينة.

المشكلة التي تم أخذها في الاعتبار في هذا البحث هي عدم توفر إجابات لأي سؤال طبي أو متعلق بالصحة. حيث ان الإنترنت مليء بالمنتديات التي تسمح للناس بطرح هذه الأسئلة ، والتي يسترجع البعض منها إجابات ممتازة. ومع ذلك ، فإن تصفح هذه الأسئلة لتحديد سؤال مشابه والعثور على إجابة مرضية يعد مهمة صعبة وتستغرق وقتًا طويلاً، ومن خلال أتمتة عملية توليد إجابات لهذه الأسئلة وبالتالي إنشاء نوع من الطبيب الرقمي يمكن ان يتم حل هذه المشكلة. وبالتالي سيتم إنشاء إجابة مناسبة عند طرح سؤال طبي أو متعلق بالصحة.

إن إنشاء طبيب رقمي جيد الأداء مهم نظرا لعدم توافر هذه الفكرة ضمن الموضوعات الطبية أو الصحية مقارنة بمصادر البيانات للمحادثات العامة مثل Twitter و Weibo [3]. ونظرًا لوجود النصوص الطبية أو الصحية العامة المتاحة عبر الانترنت فإن الحصول على إجابات مفيدة لمجموعة محدودة من الأسئلة يبدو أمرًا ممكنًا.

## 2. هدف البحث

إن الهدف من هذا البحث هو تدريب عدة نماذج لتكون قادرة على توليد إجابات مفيدة على مجموعة من الأسئلة الطبية و الصحية.

### 3. مواد وطرق البحث

مجموعة البيانات التي شكلناها تتألف من حوالي 35453 زوج، يكون النص الأصلي في كل زوج منها هو السؤال والجواب المقابل له (Q/A).

#### 3.1 المعالجة والتحضير المسبق للبيانات:

تم استخدام مكتبة BeautifulSoup للحصول على البيانات من مواقع متعددة تحوي أسئلة طبية باللغة الانكليزية تمت الإجابة عليها من قبل مختصين وهي تابعة لمصادر طبية موثوقة من أجل التدريب [10].  
من هذه المواقع :

- eHealth
- IclinIQ
- Question Doctors
- HealthTap
- WebMed

قمنا بعملية معالجة وتحضير مسبق لتصبح دخل مناسب للنموذج. وتم تنفيذ جميع النماذج المقترحة والمختبرة باستخدام مكتبة Tensorflow من خلال Python.

خطوات المعالجة:

- حذف الفراغات ببداية ونهاية الجملة
- استبدال الفراغات المتعددة بفراغ واحد
- حذف , tab السطر الجديد
- حذف الرموز
- ازالة الفواصل
- تحويل النص بالكامل الى حالة الاحرف الصغيرة
- ثم تشكيل ازواج السؤال / جواب

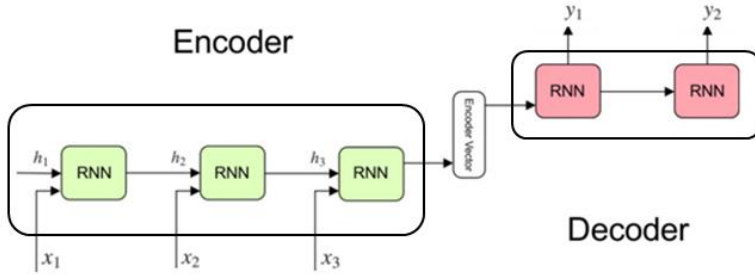
### 3.2 بنية Encoder-Decoder :

أثبتت بنية Encoder- Decoder للشبكات العصبية المتكررة أنها قوية في مجموعة من مشاكل التنبؤ بالتسلسل إلى التسلسل في مجال معالجة اللغة الطبيعية مثل الترجمة الآلية. كما تستخدم لربط سلسلة مع أخرى حيث أن طول سلسلة الدخل مختلف عن طول سلسلة الخرج. وبالتالي بدلاً من استخدام RNN واحدة للمهمة يمكن تقسيم المهمة لخطوتين واستخدام عدة RNN لكل مهمة لذلك تم استخدام بنية Encoder-decoder لكل نموذج ، ولكن لكل نموذج بنية مختلفة إما في المشفر أو في وحدة فك التشفير .

المشفر: هو عبارة عن شبكة RNN تأخذ كمدخل السؤال وتعطي متجه لكل دخل وتكون آخر حالة مخفية له عبارة عن حالة مخفية مبدئية لفك التشفير .

فك التشفير: هي شبكة RNN أخرى تأخذ كمدخل لها متجه الخرج من المشفر، وتعطي سلسلة من الحروف لإنشاء الإجابة.

يتم إعطاء مفكك التشفير رمز إدخال وحالة مخفية في كل مرحلة من مراحل فك التشفير. الرمز الإدخال الأولي هو بداية رمز السلسلة <GO> ، والشرط المخفي الأول هو الحالة المخفية الأخيرة المشفر. تستمر وحدة فك التشفير في إنشاء الحروف حتى يتم إخراج رمز مميز ، والذي يمثل نهاية الجملة <EOS>.



الشكل (1) يمثل بنية Encoder-Decoder

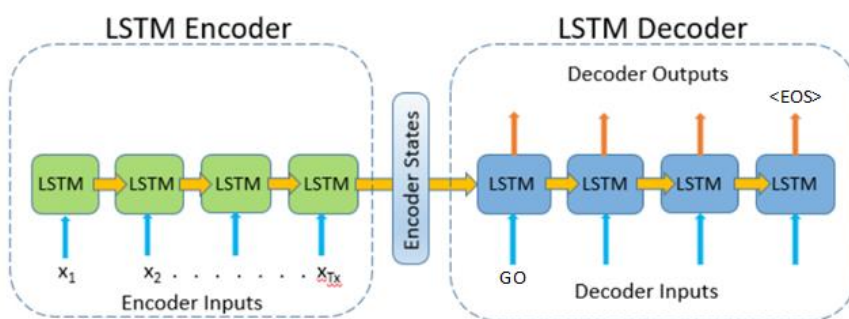


### 3.3 النماذج:

في هذا البحث قمنا بتدريب ثلاثة أنواع من النماذج:

- **LSTM**: نموذج بسيط من seq2seq يعتمد على LSTM Recurrent Network.

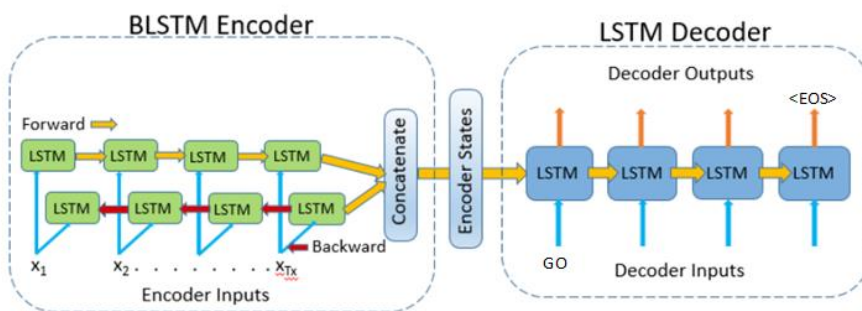
ويبين الشكل(2) مخطط بنية نموذج LSTM



الشكل (2) مخطط بنية نموذج LSTM

- **Bidirection LSTM**: تطبيق LSTM ثنائي الاتجاه على جزء التشفير (Encoder).

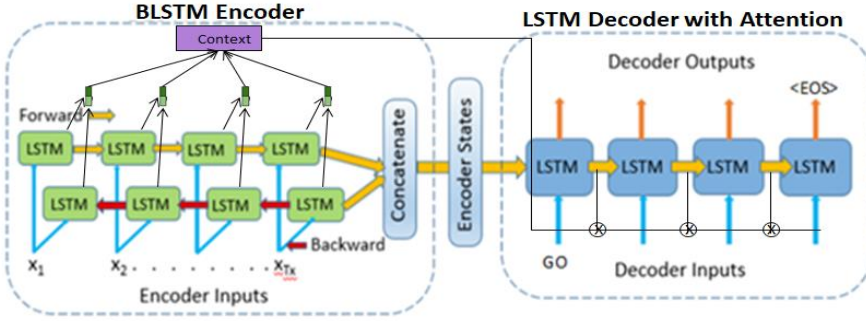
ويبين الشكل(3) مخطط بنية نموذج BLSTM



الشكل (3) مخطط بنية نموذج BLSTM

- **Attention**: تطبيق آليات الانتباه على جزء وحدة فك التشفير (Decoder).

ويبين الشكل(4) مخطط بنية نموذج BLSTM Attention



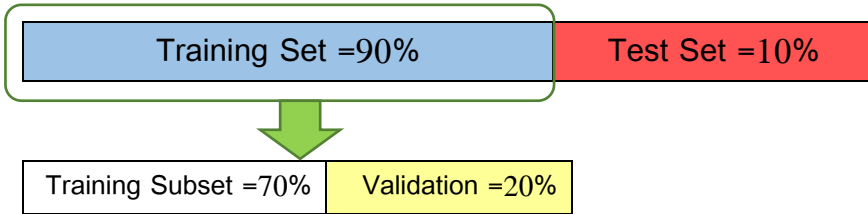
الشكل (4) مخطط بنية نموذج BLSTM Attention

كما تم الاعتماد في الحصول على الاجابة على مستوى المحارف **Character level** من أهم ميزاتها أنها لا يوجد قاموس للكلمات وانما تحتوى على محارف وبالتالي تتعرف على جميع الكلمات حتى لو لم يرها النموذج مسبقاً. كما تستخدم مجموعة صغيرة من المحارف بدلا من استخدام مجموعة كبيرة من الكلمات.

abcdefghijklmnopqrstuvwxyz0123456789 .,:!-"()/

تم التدريب على مجموعات صغيرة من البيانات mini-batches كي لا نمرر البيانات دفعة واحدة للشبكة العصبية.

وتم تقسيم البيانات كما يبين الشكل (5)

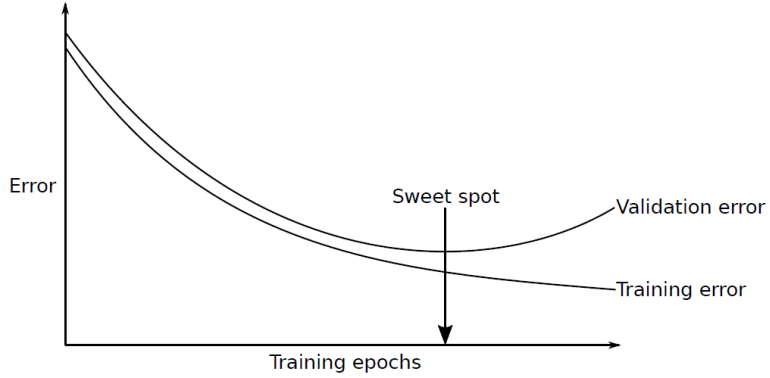


الشكل (5) تقسيم البيانات

وتم تهيئة جميع بارامترات الشبكة بشكل عشوائي من توزيع uniform distribution.

من أجل منع حصول Overfitting تم تطبيق Early stopping الايقاف المبكر الذي هو طريقة بسيطة لإيقاف تدريب الشبكة قبل أن يبدأ النموذج في التخصيص من خلال

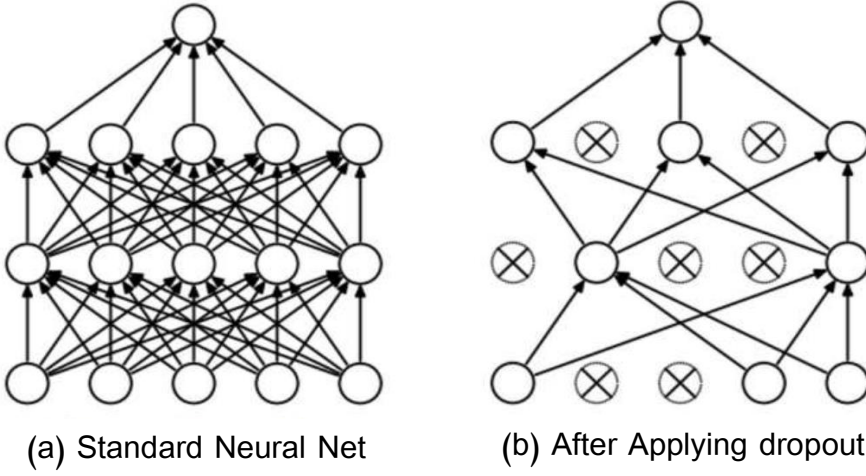
مراقبة وتقييم خطأ التدريب والتحقق خلال عملية التدريب والتحقق كما يبين الشكل (6). حيث يمنع الايقاف المبكر حدوث مشكلة التخصص ويقلل من وقت التدريب عن طريق حذف جزء صغير من البيانات .



الشكل (6) يبين خطأ التدريب والتحقق خلال عملية التدريب فعندما يبدأ خطأ التحقق بالزيادة هذا يدل على sweet spot

كما تم استخدام خاصية التسريب dropout حيث يشير هذا المصطلح إلى حذف وحدات من الشبكة العصبونية، ونحتاج إلى dropout من أجل منع حالة Overfitting وهذا المصطلح مشابه لمصطلح Regularization في الشبكات العصبونية التقليدية التي كانت تقلل من حالة Overfitting من خلال إضافة حد إلى loss function .

وبالتالي dropout هي طريقة للتسوية في الشبكات العصبونية والتي تساعد في التقليل من التعليم المتبادل بين العصبونات. كما تجعل الشبكة العصبونية تتعلم ميزات قوية والتي تعتبر مفيدة في الربط مع مجموعات أخرى عشوائية لعصبونات أخرى. ويبين الشكل (7) شبكة عصبونية قياسية بدون استخدام التسريب (a) ومع استخدام التسريب (b).



الشكل (7) يوضح آلية dropout

كما يهدف تدريب الشبكات العصبية الى تقليل الوظيفة الموضوعية للشبكات (وظيفة الخسارة) loss function. عادة ما يتم إجراء هذا التحسين باستخدام خوارزميات التحسين تم الاعتماد في هذا البحث على خوارزمية Adam التي تعد امتدادًا لنسب التدرج العشوائي الذي شهد مؤخرًا اعتمادًا أوسع لتطبيقات التعلم العميق في الرؤية الحاسوبية ومعالجة اللغة الطبيعية.

توصيف خوارزمية Adam:

```

1: procedure ADAM( $L, \alpha, \epsilon, \beta_1, \beta_2, \epsilon$ )
2:    $w_0 \leftarrow$  Initial guess (initialized at random)
3:    $m_0 \leftarrow \mathbf{0}$  (Initial 1st moment vector)
4:    $v_0 \leftarrow \mathbf{0}$  (Initial 2nd moment vector)
5:    $i \leftarrow 0$ 
6:   while Not converged do
7:      $\nabla L(w_i) \leftarrow \frac{\partial L(w_i)}{\partial w_i}$ 
8:     if  $\|\nabla L(w_i)\| < \epsilon$  then
9:       break
10:     $m_{i+1} \leftarrow \beta_1 \cdot m_i + (1 - \beta_1) \cdot \nabla L(w_i)$ 
11:     $v_{i+1} \leftarrow \beta_2 \cdot v_i + (1 - \beta_2) \cdot \nabla L(w_i) \odot \nabla L(w_i)$ 
12:     $\hat{m}_{i+1} \leftarrow \frac{m_{i+1}}{1 - \beta_1^{i+1}}$ 
13:     $\hat{v}_{i+1} \leftarrow \frac{v_{i+1}}{1 - \beta_2^{i+1}}$ 
14:     $w_{i+1} \leftarrow w_i - \alpha \cdot \frac{\hat{m}_{i+1}}{\sqrt{\hat{v}_{i+1} + \epsilon}}$ 
15:     $i \leftarrow i + 1$ 
16:  return  $w_i$ 

```

إن خوارزمية Adam هي خوارزمية تحسين يمكن استخدامها بدلاً من إجراء نزول التدرج العشوائي الكلاسيكي لتحديث أوزان الشبكة التكرارية بناءً على بيانات التدريب.

لتسهيل تعلم الشبكة الأوزان المناسبة وزيادة أداء واستقرار التدريب وتقليل وقت التدريب تم استخدام تطبيع الدفعات Batch Normalization بدلاً من تطبيع البيانات قبل التدريب وذلك وفق العلاقة:

$$\hat{x}_j = \gamma_j \frac{x_j - \mu_j}{\sigma_j} + \beta_j$$

باعتبار  $\mu_j, \beta_j = 0$  و  $\gamma_j, \sigma_j = 1$  كقيم بدائية.

#### 3.4 مقياس التقييم (Evaluation Metrics):

إن مقياس BLEU هو مقياس شائع الاستخدام في الترجمة الآلية لتقييم التشابه بين سلسلتين حيث يعمل على تقييم جودة الترجمة المنشأة مقابل الترجمة الحقيقية في الترجمة الآلية ، بناءً على دقة n-gram بينهما.

الجدول (1) : درجات مقياس BLUE ودلالاتها.

دلالة الدرجة	درجة مقياس BLUE
غير مفيد تقريباً	أقل من 10
صعب الفهم	10-19
واضح المعنى ولكن يحوي أخطاء نحوية كثيرة	20-29
ترجمة جيدة	30-40
ترجمة عالية الجودة	40-50
ترجمة عالية الجودة جداً ومناسبة	50-60
ترجمة قريبة للترجمة البشرية	أكبر من 60

إن الدرجات التي يعطيها هذا المقياس هي عبارة عن أرقام بين 0 و 100 بحيث أن الصفر يعني عدم وجود تطابق مع الترجمة المرجعية أي (جودة منخفضة) أما 100 فيعني انه يوجد تطابق مع الترجمة المرجعية أي (جودة مرتفعة).

#### 4. النتائج ومناقشتها:

للحصول على أفضل بنية شبكة في نظام الإجابة على الأسئلة الطبية تم تدريب ثلاث نماذج بالاعتماد على بنية Encoder-Decoder وهي نموذج LSTM و BLSTM و BLSTM Attention بعدد مختلف من الخلايا (1, 2, 3) ، وأحجام حالة مختلفة (16, 32, 64, 128, 256, 512) مختلفة وذلك في حالتين بدون استخدام خاصية التسريب ومع استخدام خاصية التسريب بنسبة 50% على مجموعة البيانات Q/A. ثم تم تقييمهم باستخدام مقياس BLEU [15].

أولاً تم تدريب شبكة LSTM بدون استخدام التسريب بخلية واحدة Cells=1 وحجم حالة 16 على بيانات Q/A وتم تقييم نتيجة التنبؤ باستخدام مقياس BLEU حصلنا على قيمة 2.94 أي أن تقييم الاجابة (غير مفيدة) لذلك قمنا بتعديل حجم الحالة ليأخذ القيم التالية (16, 32, 64, 128, 256, 512) مع تثبيت عدد الخلايا بخلية واحدة للشبكة وحصلنا على أعلى قيمة وهي BLUE=37.65 عند حجم حالة 256.

كذلك قمنا بتدريب شبكة LSTM بدون استخدام التسريب من أجل عدد خلايا Cells=2 و Cells=3 مع تعديل حجم الحالة ليأخذ القيم التالية (16, 32, 64, 128, 256, 512) لكل منهما، و قد حصلنا على أعلى قيمة وهي BLUE=43.18 و BLUE=41.76 من أجل Cells=2 و Cells=3 على التوالي وذلك عند حجم حالة 256 لكل منهما.

ثم تم تدريب شبكة LSTM مع استخدام تسريب 50% بعدد خلايا Cells=1 و Cells=2 و Cells=3 مع تعديل حجم الحالة ليأخذ القيم التالية (16, 32, 64, 128, 256, 512) وحصلنا على أعلى قيمة BLUE=42.06 في حالة Cells=1

وحصلنا على أعلى قيمة وهي  $BLUE=43.88$  و  $BLUE=44.53$  من أجل  $Cells=2$  و  $Cells=3$  على التوالي.  
 ويبين الجدول (2) قيم مقياس BLEU للبيانات المختارة Q/A عند تطبيق نموذج LSTM وحسب عدد الخلايا (cells) وأحجام الحالة (state size).

الجدول (2) قيم مقياس BLEU للبيانات المختارة Q/A عند تطبيق نموذج LSTM

LSTM Model	Without Dropout			With Dropout = 50%			
	Cell =1	Cell=2	Cell=3	Cell =1	Cell=2	Cell=3	
State size	16	2.94	3.53	5.88	2.35	1.76	1.18
	32	5.29	8.24	11.18	2.35	2.35	1.76
	64	11.18	12.29	30	3.53	4.71	2.94
	128	19.41	39.41	35.88	9.41	14.12	13.00
	256	37.65	43.18	41.76	23.53	34.12	30.59
	512	32	27.12	25.35	42.06	43.88	44.53

نلاحظ كلما كان حجم الحالة أصغر مع استخدام التسريب يكون الأداء أسوأ بكثير من حالة عدم استخدام التسريب.

ونلاحظ أن أفضل قيمة تم الحصول عليها لنموذج LSTM هي  $BLUE =43.18$  عند  $cells=2$  و حجم حالة 256 بحالة عدم استخدام التسريب و  $BLUE =44.53$  عند  $cells=3$  و حجم حالة 512 بحالة استخدام التسريب .

ثانياً تم تدريب شبكة BLSTM بدون استخدام التسريب بخلية واحدة  $Cells=1$  وحجم حالة 16 على بيانات Q/A وتم تقييم نتيجة التنبؤ باستخدام مقياس BLEU حصلنا على قيمة 5.29 أي أن تقييم الاجابة (غير مفيدة) لذلك قمنا بتعديل حجم الحالة ليأخذ القيم التالية (16, 32, 64, 128, 256, 512) مع تثبيت عدد الخلايا بخلية واحدة للشبكة وحصلنا على أعلى قيمة وهي  $BLUE=48.24$  عند حجم حالة 512.

كذلك قمنا بتدريب شبكة BLSTM بدون استخدام التسريب من أجل عدد خلايا  $Cells=2$  و  $Cells=3$  مع تعديل حجم الحالة ليأخذ القيم التالية (16, 32, 64, ) و  $Cells=3$  و  $Cells=2$  لكل منهما، و قد حصلنا على أعلى قيمة وهي  $BLUE=45.88$

و BLUE=54.71 من أجل Cells=2 و Cells=3 على التوالي وذلك عند حجم حالة 512 لكل منهما.

ثم تم تدريب شبكة BLSTM مع استخدام تسريب 50% بعدد خلايا Cells=1 و Cells=2 و Cells=3 مع تعديل حجم الحالة ليأخذ القيم التالية ( 16, 32, 64, 128, 256, 512) وحصلنا على أعلى قيمة BLUE=49.85 في حالة Cells=1 وحصلنا على أعلى قيمة وهي BLUE=52.47 و BLUE=55.82 من أجل Cells=2 و Cells=3 على التوالي.

وبيين الجدول (3) قيم مقياس BLEU للبيانات المختارة Q/A عند تطبيق نموذج BLSTM وحسب عدد الخلايا (cells) وأحجام الحالة (state size).

الجدول (3) قيم مقياس BLEU للبيانات المختارة Q/A عند تطبيق نموذج BLSTM

BLSTM Model	Without Dropout			With Dropout = 50%			
	Cell =1	Cell=2	Cell=3	Cell =1	Cell=2	Cell=3	
State size	16	5.29	9.41	12.94	2.35	2.35	1.76
	32	12.94	13.53	12.94	4.71	3.53	2.35
	64	20.59	35.41	30.20	10.00	12.35	8.82
	128	43.53	40.59	42.94	32.35	39.41	37.06
	256	45.88	43.53	43.76	49.65	50.75	43.53
	512	48.24	45.88	54.71	49.85	52.47	55.82

ونلاحظ أن أفضل قيمة تم الحصول عليها لنموذج BLSTM هي BLUE =54.71 عند cells=3 و حجم حالة 512 بحالة عدم استخدام التسريب و BLUE =55.82 عند cells=3 و حجم حالة 512 بحالة استخدام التسريب .

بالتالي نلاحظ أن نموذج BLSTM أعطى أداء أفضل من نموذج LSTM نتيجة استخدام LSTM ثنائي الاتجاه في بنية Encoder التي تمتلك معلومات بالاتجاه الامامي والمعاكس عن السلسلة في كل خطوة زمنية.

ثالثاً تم تدريب شبكة BLSTM Attention بدون استخدام التسريب بخلية واحدة Cells=1 وحجم حالة 16 على بيانات Q/A وتم تقييم نتيجة التنبؤ باستخدام



مقياس BLEU حصلنا على قيمة 6.47 أي أن تقييم الاجابة (غير مفيدة) لذلك قمنا بتعديل حجم الحالة ليأخذ القيم التالية (16, 32, 64, 128, 256, 512) مع تثبيت عدد الخلايا بخلية واحدة للشبكة وحصلنا على أعلى قيمة وهي BLUE=52.94 عند حجم حالة 256.

كذلك قمنا بتدريب شبكة BLSTM Attention بدون استخدام التسريب من أجل عدد خلايا Cells=2 و Cells=3 مع تعديل حجم الحالة ليأخذ القيم التالية (16, 32, 64, 128, 256, 512) لكل منهما، و قد حصلنا على أعلى قيمة وهي BLUE=65.29 و BLUE=51.12 من أجل Cells=2 و Cells=3 على التوالي وذلك عند حجم حالة 256 لكل منهما.

ثم تم تدريب شبكة BLSTM Attention مع استخدام تسريب 50% بعدد خلايا Cells=1 و Cells=2 و Cells=3 مع تعديل حجم الحالة ليأخذ القيم التالية (16, 32, 64, 128, 256, 512) وحصلنا على أعلى قيمة BLUE=52.35 في حالة Cells=1 وحصلنا على أعلى قيمة وهي BLUE=60.59 و BLUE=66.59 من أجل Cells=2 و Cells=3 على التوالي.

وبيين الجدول (4) قيم مقياس BLEU للبيانات المختارة Q/A عند تطبيق نموذج BLSTM Attention وحسب عدد الخلايا (cells) وأحجام الحالة (state size).

الجدول (4) قيم مقياس BLEU للبيانات المختارة Q/A عند تطبيق نموذج BLSTM Attention

BLSTM Attention Model		Without Dropout			With Dropout = 50%		
		Cell =1	Cell=2	Cell=3	Cell =1	Cell=2	Cell=3
State size	16	6.47	5.88	10.59	2.35	1.76	1.76
	32	12.35	16.47	13.53	7.65	2.35	8.82
	64	30.20	47.06	37.06	11.76	28.24	36.47
	128	56.47	52.94	50.59	46.47	50.00	50.00
	256	52.94	65.29	51.12	52.35	52.94	53.53
	512	52.12	60.59	51.01	52.35	60.59	66.59

ونلاحظ أن أفضل قيمة تم الحصول عليها لنموذج BLSTM Attention هي BLUE =65.29 عند cells=2 و حجم حالة 256 بحالة عدم استخدام التسريب و BLUE =66.59 عند cells=3 و حجم حالة 512 بحالة استخدام التسريب .

من النتائج ، تبين أن درجة BLEU الأعلى تتحقق عند زيادة حجم حالة النموذج. حيث أن عند حجم حالة (16، 32، 64) كان أداء النموذج سيء ووصلنا الى أداء أفضل عند زيادة حجم الحالة.

بالتالي نلاحظ أن نموذج BLSTM Attention أعطى أداء أفضل من نموذج BLSTM نتيجة استخدام آلية الانتباه حيث أنها تولد محتوى أغنى من شبكة Encoder إلى شبكة Decoder بحيث يمكن لشبكة Decoder من التقاط معلومات عامة عن الجملة المصدر بدلاً من الاعتماد فقط على شعاع واحد.

ونجد أنه تم الحصول على قيمتين متقاربتين من حيث الأداء في حال استخدام التسريب وبدونه في نموذج BLSTM Attention لذلك نجد أن البنية المثلالية التي يتم اختيارها هي cells=2 و حجم حالة 256 وبدون تسريب حيث أنها تحوي على عدد اقل من البارامترات.

ونلاحظ كلما كان حجم الحالة أصغر مع استخدام التسريب يكون الأداء أسوأ بكثير من حالة عدم استخدام التسريب.

ويبين الشكل(9) أمثلة عن بعض الأسئلة والاجابات الناتجة عن النموذج عند اختباره.

```

Anaconda Prompt
[PredictionMaintainer] Input :
[PredictionMaintainer] what is hypothyroidism?
[PredictionMaintainer] Target :
[PredictionMaintainer] the thyroid does not produce enough thyroid hormone this can lead to symptoms of
depression and other problems
[PredictionMaintainer] Candidates :
[PredictionMaintainer] the thyroid gland does not produce enough of its hormone which leads to symptoms
of depression
[PredictionMaintainer] Input :
[PredictionMaintainer] is it safe to take 50mg daily of eltroxin for hypothyroidism while pregnant?
[PredictionMaintainer] Target :
[PredictionMaintainer] eltroxin is not know to cause problems in pregnancy thyroid hormone levels in blo
od must be watched closely
[PredictionMaintainer] Candidates :
[PredictionMaintainer] eltroxin does not cause problems during pregnancy
[PredictionMaintainer] Input :
[PredictionMaintainer] i have had hypothyroidism and noticed palpitations after i had my medication dosa
ge should i be worried?
[PredictionMaintainer] Target :
[PredictionMaintainer] they can occur palpitations if you are taking more thyroid hormones than you requ
ire
[PredictionMaintainer] Candidates :
[PredictionMaintainer] palpitations occur if you take more thyroid hormones than you need
[PredictionMaintainer] Input :
[PredictionMaintainer] what causes pneumonia?
[PredictionMaintainer] Target :
[PredictionMaintainer] viruses cause pneumonia but bacteria are the most common cause in adults fungi c
n also cause pneumonia
[PredictionMaintainer] Candidates :
[PredictionMaintainer] viruses cause pneumonia
[PredictionMaintainer] Input :
[PredictionMaintainer] what is pneumonia?
[PredictionMaintainer] Target :
[PredictionMaintainer] pneumonia is an inflammation of the lungs usually the inflammation is caused by

```

```

Anaconda Prompt
[PredictionMaintainer]
[PredictionMaintainer] Input :
[PredictionMaintainer] can delysm cough syrup cause an increase in blood pressure?
[PredictionMaintainer] Target :
[PredictionMaintainer] maybe delysm contains dextromethorphan and some people may have a temporary blood
pressure increase
[PredictionMaintainer] Candidates :
[PredictionMaintainer] some people may have a temporary blood pressure increase
[PredictionMaintainer] Input :
[PredictionMaintainer] why do i cough after running everytime i stop jogging a have a coughing fit why is
this?
[PredictionMaintainer] Target :
[PredictionMaintainer] you may be having exercise-induced bronchospasm
[PredictionMaintainer] Candidates :
[PredictionMaintainer] exercise-induced bronchspasm
[PredictionMaintainer] Input :
[PredictionMaintainer] my 9 month old baby is coughing really hard while sleeping?
[PredictionMaintainer] Target :
[PredictionMaintainer] your baby has a cold or is teething cough is important to clear thier airway
[PredictionMaintainer] Candidates :
[PredictionMaintainer] baby has a cold
[PredictionMaintainer] Input :
[PredictionMaintainer] are there any safe cough medications for a 4 year old with dry cough keeping him u
p at night
[PredictionMaintainer] Target :
[PredictionMaintainer] yes the honey is an effective cough suppressant over-the-counter cough suppressant
[PredictionMaintainer] Candidates :
[PredictionMaintainer] the honey is effective cough suppressant cough is impotent to clear thier airway
[PredictionMaintainer]
C:\Users\CNCLAB\master-deep-learning>

```

الشكل (9) أمثلة عن الأسئلة والاجابات الناتجة عن النموذج عند اختباره.

## 5. الاستنتاجات

1. في جميع النماذج وعند أحجام الحالة الصغيرة كان الأداء سيء جداً.
2. وعند استخدام التسريب يكون الأداء أسوأ بكثير من حالة عدم استخدام التسريب عند حجم الحالة الأصغر إن استخدام التسريب في نماذج أقل تعقيد يكون له تأثير سلبي على الأداء بسبب قلة عدد البارامترات فإن تعطيل نصفهم أثناء التدريب يجعل التعلم أصعب.
3. كلما ازداد حجم الحالة كلما أصبح النموذج أسرع.
4. تبين أن درجة BLEU الأعلى تتحقق عند زيادة حجم حالة النموذج. حيث أن عند حجم حالة (16، 32، 64) كان أداء النموذج سيء ووصلنا الى أداء أفضل عند زيادة حجم الحالة.
5. نجد أن نموذج BLSTM Attention هو النموذج الأفضل. حيث تم الوصول الى قيمة  $BLUE=66.59$  عند عدد خلايا  $Cells=3$  وحجم حالة 256 في حال التسريب بينما أعلى قيمة  $BLUE =65.29$  عند  $cells=2$  و حجم حالة 256 بحالة عدم استخدام التسريب ونجد أن القيمتين مقاربتين من حيث الأداء لذلك نجد أن البنية المثالية التي يتم اختيارها هي نموذج BLSTM Attention  $cells=2$  و حجم حالة 256 وبدون تسريب حيث تحوي على عدد أقل من البارامترات.
6. نستنتج أنه يمكن تدريب شبكة عصبية متكررة ثنائية الاتجاه مع الانتباه Blstm Attention لمعرفة بعض إجابات لأنواع معينة من الأسئلة ، وتم الحصول على إجابات مفهومة ، وذلك عند استخدام  $cells$  2 و حجم حالة 256 وبدون استخدام التسريب . لذلك اكتسب النموذج بعض الفهم للنحو والدلالات.

## المراجع

- [1] S. Sharma, H. Patanwala, M. Shah, and K. Deulkar, "A survey of medical question answering systems," no. 2, pp. 131–133, 2015.
- [2] Z. Ji, Z. Lu, and H. Li, "An Information Retrieval Approach to Short Text Conversation," no. Hang Li, pp. 1–21, 2014, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1408.6988>.
- [3] A. Ritter, C. Cherry, and W. B. Dolan, "Data-Driven Response Generation in Social Media," 2011.
- [4] D. Chen, J. Bolton, and C. D. Manning, "Acl 16 Cnn Daily Mail Task," pp. 2358–2367, 2016, [Online]. Available: [www.cnn.com/2015/03/10/entertainment/](http://www.cnn.com/2015/03/10/entertainment/).
- [5] J. P. A. Vieira and R. S. Moura, "An analysis of convolutional neural networks for sentence classification," *2017 43rd Lat. Am. Comput. Conf. CLEI 2017*, vol. 2017-Janua, pp. 1–5, 2017, doi: 10.1109/CLEI.2017.8226381.
- [6] A. Chaturvedi, O. Pandit, and U. Garain, "CNN for text-based multiple choice question answering," *ACL 2018 - 56th Annu. Meet. Assoc. Comput. Linguist. Proc. Conf. (Long Pap.*, vol. 2, pp. 272–277, 2018, doi: 10.18653/v1/p18-2044.
- [7] Y. Sharma and S. Gupta, "Deep Learning Approaches for Question Answering System," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 132, pp. 785–794, 2018, doi: 10.1016/j.procs.2018.05.090.
- [8] A. Abdallah, M. Kasem, M. A. Hamada, and S. Sdeek, "Automated question-answer medical model based on deep learning technology," *ACM Int. Conf. Proceeding Ser.*, no. May, 2020, doi: 10.1145/3410352.3410744.

- [9] K. Cho *et al.*, “Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation,” *EMNLP 2014 - 2014 Conf. Empir. Methods Nat. Lang. Process. Proc. Conf.*, pp. 1724–1734, 2014, doi: 10.3115/v1/d14-1179.
- [10] D. Bahdanau, K. H. Cho, and Y. Bengio, “Neural machine translation by jointly learning to align and translate,” *3rd Int. Conf. Learn. Represent. ICLR 2015 - Conf. Track Proc.*, pp. 1–15, 2015.
- [11] I. Sutskever, O. Vinyals, and Q. V. Le, “Sequence to sequence learning with neural networks,” *Adv. Neural Inf. Process. Syst.*, vol. 4, no. January, pp. 3104–3112, 2014.

## دراسة تحليلية لتحديد الإجهادات في شريحة معدنية في عملية السحب العميق في قالب بزواوية ميل ابتدائية

### Analytical Study to Determine Stresses in a Sheet Metal in Deep Drawing Process in Die with a Primary Slope Angle

ياسين دعبول د. هيثم وردة

كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية - جامعة البعث

#### ملخص:

يقدم هذا البحث منهجية رياضية لتحديد تغير الإجهادات القطرية والمحيطية ضمن الشريحة المعدنية (الخامة المعدنية دائرية الشكل) بالاتجاه القطري أي باتجاه نصف القطر الحالي عند سحب الشريحة في قالب سحب عميق تقليدي (سطح القالب و سطح القامط أفقيان تماما) وقالب سحب عميق مائل بزواوية  $\alpha$ . استخدم في البحث معادلات توازن القوى المطبقة على شريحة عنصرية في كل مناطق السحب بدءا من منطقة الشفة وهي المنطقة الخارجية من الشريحة المعدنية وصولا إلى المنطقة المركزية من الشريحة المعدنية (منطقة أسفل السنك)، كما تم استخدام معادلات ثبات الحجم بين نقطتين في كل منطقة من مناطق السحب وكذلك استخدام معادلات اللدونة للمعدن. وتم تقديم مخطط للإجهادات القطرية والمحيطية عبر نصف القطر الحالي وذلك لكلا نوعي القالبين (التقليدي والمائل). ولوحظ انخفاض الإجهادات القطرية في منطقة الجدار وحافة السنك وأسفل السنك في حالة القالب المائل بزواوية 7.5 درجة بشكل أكبر منه في حالة القالب التقليدي مع ثبات كافة الشروط الأخرى التقنية والتصميمية. وبدل مخطط الإجهادات القطرية في القالب المائل على حالة انسياب أفضل وأسهل للشريحة المعدنية من حالة القالب التقليدي، الأمر

الذي يؤيد استخدام هذا النمط من القوالب مستقبلا كبديل للقالب التقليدي، وخصوصا بوجود أبحاث تجريبية متلاحقة بما يتعلق بهذا النمط الحديث من قوالب السحب العميق.

### الكلمات المفتاحية:

السحب العميق، القالب المائل، الإجهادات القطرية، الإجهادات المحيطة، النمذجة التحليلية، سهولة الانسياب

### Abstract:

This study presents mathematical methodology to determine distribution of radial and circumferential stresses through current radius in circular sheet metal when it is drawn in traditional deep drawing die (the die and holder is horizontal) and angular deep drawing die (it has slope angle  $\alpha$ ). It is used forces equilibrium equations on small element in all drawing regions from flange region that is external region of sheet metal to central region of sheet metal (punch bottom region). It is used also volume constancy equations between two neighbor points in each region and used plasticity



equations of material. In results, it is presented diagrams of radial and circumferential stresses through current radius for both die types (the traditional and angular die). It is observed that radial stresses decrease in wall, punch profile and punch bottom regions in angular die case with 7.5 degree slope angle comparing with traditional die at same design and technical conditions. It results batter and easier flow of sheet metal in angular die case than traditional die. Because of that, the angular dies are going to go be used instead of traditional dies, especially with procedure experiment after one in this range.

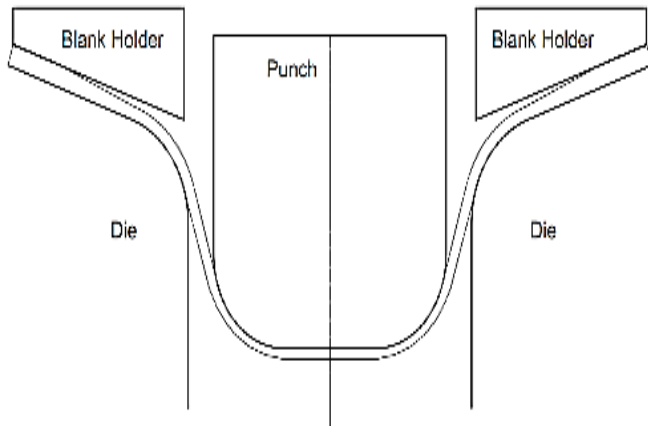
**Key Words:**

Deep drawing, angular die, radial stress, circumferential stress, analytical modeling, easy flow.

## مقدمة:

عملية السحب العميق هي عملية من عمليات التشكيل التي يستخدم فيها قالب السحب العميق الذي يتألف من كتلة القالب والقامط والسنبك والشريحة المعدنية ويوضح الشكل (1) نموذج بسيط لقالب سحب عميق تقليدي والذي يبين فيه عملية سحب شريحة معدنية مسطحة خلال فجوة القالب بواسطة السنبك لتشكل منتجا مجوفا على شكل كأس [1]. وخلال عملية السحب في هذا القالب يقوم القامط بمسك الشريحة المعدنية بقوة ضاغطة، وعندما تسحب الشريحة المعدنية قطريا نحو فجوة القالب تتعرض منطقة الشفة (المنطقة الخارجية من الشريحة المعدنية) إلى شد قطري وانضغاط محيطي، وهذا الأخير يسبب تجعدا للشفة إن كانت نسبة السحب عالية أو إن كانت نسبة قطر الكأس إلى سماكة الشريحة المعدنية عالية، ولذا يطبق القامط ضغطا كافيا على الشريحة لمنع التجعد، ويتطلب سحب الكأس بنسب سحب عالية قوى شد قطرية أكبر والذي يؤدي بدوره إلى نشوء إجهادات شد أعلى في الشريحة المعدنية، كما أنه يتطلب إجهاد شد أكبر عند التقاف الشريحة المعدنية على حافة القالب، وكذلك فإن قوى الاحتكاك بين الشريحة المعدنية وأجزاء القالب يؤدي أيضا إلى زيادة إجهاد الشد للشريحة المعدنية في منطقة الجدار، ولكن نظرا إلى أن المادة تملك إجهاد شد أقصى فإن هذا لا يسمح بنسب سحب أكبر من 2.1 أو 2.2، وقد استخدمت عمليات بديلة للحصول على منتجات كأسية بنسب سحب عالية مثل التشكيل الهيدروليكي والتشكيل الهيدروميكانيكي، إلا أن هذه العمليات بطيئة نسبيا

وتصل فيها نسبة السحب العظمى إلى 4-3.5؛ وحيث أنه تزيد نسبة السحب في القوالب التقليدية من خلال السحب على عدة مراحل [7].



ولذلك سعى الباحثون لزيادة نسبة السحب وتخفيض قوى القمط من خلال إعطاء زاوية لكل من القامط وفتحة القالب ليصبح شكل القالب الجديد (القالب المائل) كما هو موضح بالشكل (2).

الشكل (2)

الشكل (1)

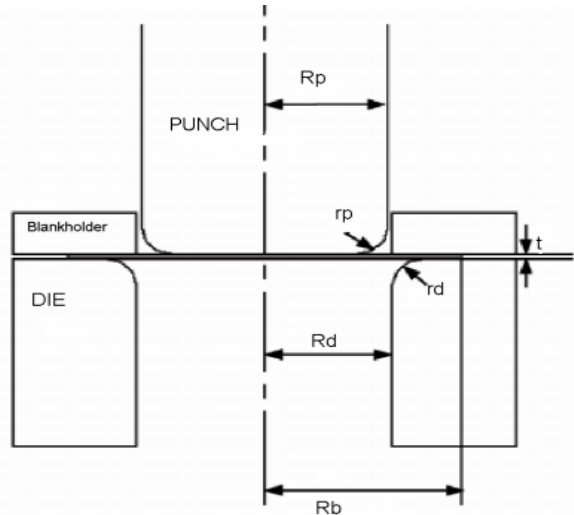
### أهمية البحث:

إن إنتاج المنتجات بجودة عالية وبأقل زمن وتكلفة بدون عيوب هو هدف أساسي في التصنيع ولذلك فقد اتجه الباحثون لتحديد البارامترات المثلى لعملية السحب.

يوجد طريقتين لدراسة عملية السحب العميق وهما الطريقة التجريبية والطريقة التحليلية/العددية، إذ تفيد الطريقة التجريبية في تحديد بارامترات العملية لإنتاج منتج خال من العيوب، أما الطريقة التحليلية فتستخدم في نمذجة تحليل العملية لتحديد قيم البارامترات في كل مراحل التشكيل [3].

وإن تقصي حالة الإجهادات (الأمر الذي يجري حسابه تحليلياً) ربما يفيد في التنبؤ باحتمال حدوث تمزق أو حتى تجعد في المنتج المسحوب باعتبار أن العملية التحليلية تراقب تغير الإجهادات في كل تزايد لشوط السنبك أو تخفيض لقطر الشفة.

كما يفيد النموذج التحليلي في التنبؤ بتغيرات السماكة، وبمقارنة النتائج مع التوزيع الطبيعي للسماكة يمكن التنبؤ بالمؤشرات الضرورية لقالب السحب لزيادة نسبة



السحب، خصوصا إذا تم تطوير النموذج التحليلي لتصل قيم المؤشرات النظرية قريبة من قيم المؤشرات الناتجة عن العملية التجريبية. إن عملية التحليل الرياضي للسحب العميق خطوة مهمة باعتبار أن العملية معقدة بسبب كون مناطق التشوه متعددة ومختلفة.

### الدراسة المرجعية:

#### أولا: الباحث D.M. Woo في عام 1964

كان هدف الباحث الحصول على نموذج تحليلي لعملية السحب العميق في قالب تقليدي والمادة المستخدمة النحاس الأصفر والفولاذ. واستنتج الباحث أن هناك توافق جيد بين الانفعالات المحيطية النظرية والتجريبية بالنسبة للنحاس الأصفر والفولاذ وإن الفروقات الصغيرة تظهر عند استدارة القالب. أما انفعال السماكة فهي في توافق جيد في بداية السحب أما في مراحل السحب اللاحقة فهو ليس كذلك على الرغم من تشابه أشكال المنحنيات ويكون ذلك الاختلاف أكبر في حالة الفولاذ. وعزا ذلك الباحث إلى تباين خواص المادة إلا أن هذه الفروقات لا تؤثر كثيرا على العلاقة بين حمل السنبك النظري والتجربي [4].

#### ثانيا: الباحث Omer Secgin & Vedat Savas عام 2006

كان هدف الباحث زيادة نسبة السحب وتخفيض قوة القامط بإعطاء زاوية ميل للقالب والقامط تجريبيا واستخدام الباحث مادة الفولاذ DIN EN 10130-91 وتبين للباحثين أن أفضل زاوية هي 15 درجة كما لوحظ انخفاض لقيمة قوة القامط من 10362 N إلى 3002 N وكانت نسبة سحب بدون فشل 2.175 [5].

#### ثالثا: الباحثان Muhammet bal , Cebeli Ozec عام 2008

وكان هدفهما البحث في تأثير زوايا القالب والقامط وأنصاف أقطار حافة القالب والسنبك على قابلية السحب تجريبيا. وكانت المادة المستعملة فولاذ منخفض الكربون DIN EN 10130-91 واستنتج الباحثان أنه تزداد قوة السنبك مع زيادة زاوية ميل القالب والقامط وكانت أفضل زاوية ميل 12.5 درجة وأفضل حافة عند نصف قطر 10 mm وقد تم التوصل النسبة سحب عالية 2.3 وكانت قوة السحب عند هذه القيم 41850 نيوتن [6].

#### رابعا: الباحث Adnan I. O. Zaid عام 2016

يهدف الباحث إلى البحث في تأثيرات النسبة المئوية للخلوص القطري وأنصاف أقطار استدارة السنبك والقالب وتسجيل منحنيات (إزاحة السنبك-قوة السنبك) تحليليا في القالب التقليدي. المادة هي الفولاذ الكربوني والذي يحوي 0.22%C و 0.5%Mn وكانت سماكة الشريحة المعدنية المستخدمة 0.42 mm وقطرها 180 mm. وكانت النسبة المئوية الأفضل للخلوص القطري هي 130% لأنها تجعل التجعد أقل ما يمكن. لوحظ أنه تتناقص قوة السحب العظمى بزيادة نصف قطر استدارة القالب لكن يزداد احتمال تشكل التجعد فكانت القيمة المثلى هي 6 mm أي ما يعادل 15\*t (حيث t سماكة الشريحة الابتدائية) [7].

مما سبق نستنتج أن الدراسات المرجعية لم تتطرق لدراسة الإجهادات وارتباطها تحليليا بنصف القطر الحالي للشريحة المعدنية ومن هنا ينبثق هدف البحث.

#### هدف البحث:

تحديد العلاقة التي تربط بين نصف القطر الحالي (الموضع القطري لكل نقطة على الشريحة المعدنية عند كل مرحلة تخفيض لقطر الشفة) والإجهادات القطرية والمحيطية مع تغير زاوية ميل القالب.

### دراسة مناطق عملية السحب العميق للشريحة المعدنية

#### مناطق التشكيل في الشريحة المعدنية والعوامل المؤثرة فيها:

بالنسبة لمتغيرات عملية السحب العميق فهي تنقسم إلى مجموعتين [8]:

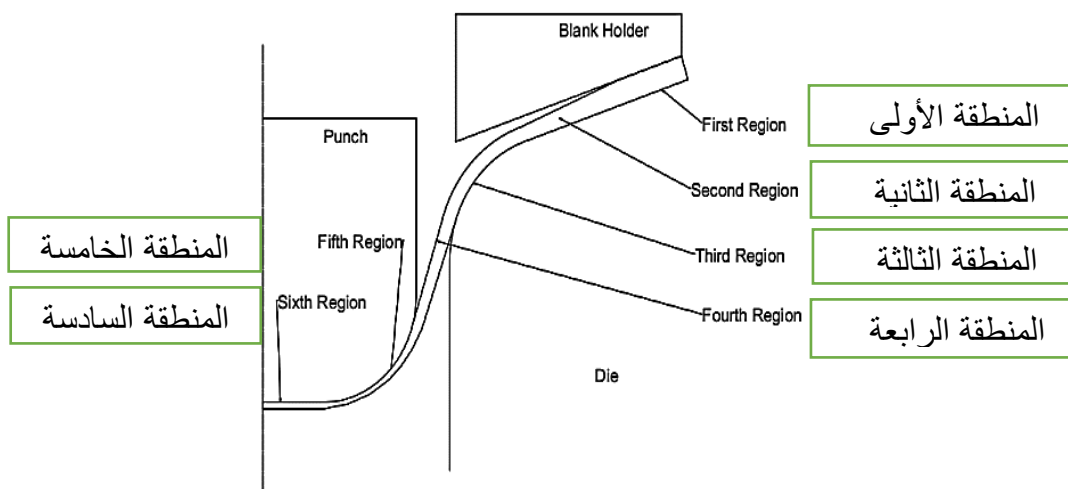
- متغيرات تتعلق بالمادة (المتغيرات التقنية): وهي معامل الاحتكاك ومعامل التصلد الانفعالي وإجهاد الخضوع.... الخ
- متغيرات تتعلق بالقالب (متغيرات تصميمية): وهي قطر القالب وقطر السنك ونصف قطر استدارة القالب ونصف قطر استدارة السنك وقوة القامط وزاوية ميل القامط وفتحة القالب... إلخ.

ويتضمن بحثنا إجراء عملية تحليل للسحب العميق لشريحة معدنية عبر قالب يميل بزواوية أخذًا بعين الاعتبار أن الشريحة المعدنية تقسم إلى ستة مناطق [9] وهي:

- المنطقة الأولى: منطقة الشفة على تماس مع القامط
- المنطقة الثانية: منطقة الشفة ليست على تماس مع القامط
- المنطقة الثالثة: منطقة استدارة القالب
- المنطقة الرابعة: منطقة جدار القدح المسحوب

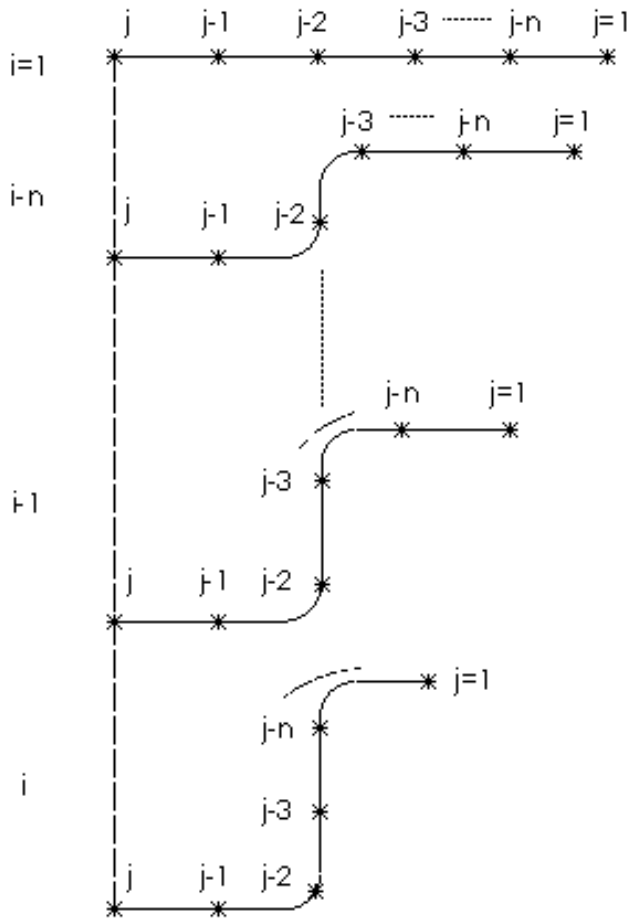
- المنطقة الخامسة: منطقة استدارة السنك
- المنطقة السادسة: منطقة أسفل السنك

يبين الشكل (3) قالباً حديثاً تقسم فيه الشريحة المعدنية إلى مناطقها الستة.



الشكل (3)

يبدأ الحل في النموذج الرياضي انطلاقاً من منطقة الشفة أسفل القامط ويليه منطقة الشفة التي لا تمس القامط ثم منطقة حافة القالب ثم منطقة الجدار ومن ثم حافة السنك وأخيراً أسفل السنك. ويتم تقسيم الشريحة المعدنية لعدد من النقاط  $z$  ومراحل التخفيض بقطر الشفة يرمز فيها لكل مرحلة انزياح قطري للشفة بالرمز  $i$  باعتبار أن الحل سيبدأ من منطقة الشفة. وتصبح النقاط  $z$  عند كل مرحلة انزياح  $i$  نقاط حساب للإجهادات كما أشار لمبدأ الحل هذا المرجع [4] و [9]. ويوضح الشكل (4) النقاط  $z-1, z-2, \dots, z-n$  عند مراحل  $i-1, i-2, \dots, i-n$ .



الشكل (4)



### التحليل الرياضي لعملية السحب للشريحة المعدنية:

إن الدراسة التحليلية الرياضية في هذا البحث تمت على أساس استخدام معادلات اللدونة المستخدمة في القالب التقليدي والتي تستخدم ذاتها في القالب المائل وهذه المعادلات كالتالي [4,9]:

يعطى إجهاد الخضوع في حالة القالب التقليدي بالعلاقة التالية:

$$\overline{\sigma_{i,j}} = \sqrt{\frac{1}{2} [(\sigma_{ri,j} - \sigma_{\theta i,j})^2 + (\sigma_{\theta i,j} - \sigma_{ti,j})^2 + (\sigma_{ti,j} - \sigma_{ri,j})^2]} \quad (1)$$

حيث:  $\sigma_{ri,j}$ : الإجهاد القطري للنقطة  $z$  في المرحلة  $i$ ,  $\sigma_{\theta i,j}$ : الإجهاد المحيطي للنقطة  $z$  في المرحلة  $i$ ,  $\sigma_{ti,j}$ : إجهاد السماكة للنقطة  $z$  في المرحلة  $i$ .

وتعطى الانفعالات اللدنة في حالة القالب التقليدي بالعلاقات التالية:

$$\varepsilon_{\theta i,j} = \ln \left( \frac{r_{i,j}}{R_j} \right) \quad (2)$$

$$\varepsilon_{ti,j} = \ln \left( \frac{t_{i,j}}{t_0} \right) \quad (3)$$

$$\varepsilon_{ri,j} = -\varepsilon_{\theta i,j} - \varepsilon_{ti,j} \quad (4)$$

$\varepsilon_{ri,j}$ : الانفعال القطري للنقطة  $z$  في مرحلة  $i$ .  $\varepsilon_{\theta i,j}$ : الانفعال المحيطي للنقطة  $z$  في مرحلة  $i$ ,  $\varepsilon_{ti,j}$ : الانفعال بالسماكة للنقطة  $z$  في مرحلة  $i$ ,  $t_{i,j}$ : السماكة عند النقطة  $z$  في مرحلة  $i$ ,  $t_0$ : السماكة الابتدائية.

$r_{i,j}$ : نصف القطر الحالي للنقطة المدروسة  $z$  عند مرحلة انزياح قطرية  $i$ ,  $R_j$ : نصف القطر الابتدائي للنقطة  $z$  (عند  $i=1$ ).

ويعطى الانفعال المكافئ المتزايد بالعلاقة التالية:

$$\overline{\Delta \varepsilon_{i,j}} = \sqrt{\frac{4}{3} [(\Delta \varepsilon_{\theta i,j} + \Delta \varepsilon_{ti,j})^2 - \Delta \varepsilon_{\theta i,j} \Delta \varepsilon_{ti,j}]} \quad (5)$$

حيث  $\Delta\varepsilon_\theta$  تزايد الانفعال المحيطي و  $\Delta\varepsilon_t$  تزايد انفعال السماكة.

$$\begin{aligned}\Delta\varepsilon_{\theta i,j} &= \varepsilon_{\theta i,j} - \varepsilon_{\theta i-1,j} , \Delta\varepsilon_{t i,j} \\ &= \varepsilon_{t i,j} - \varepsilon_{t i-1,j}\end{aligned}\quad (6)$$

وتعطى علاقات انفعال - إجهاد:

$$\begin{aligned}\sigma_{\theta i,j} - \sigma_{r i,j} &= \\ \frac{2}{3} \frac{\bar{\sigma}_{i,j}}{\Delta\varepsilon_{i,j}} (2\Delta\varepsilon_{\theta i,j} + \Delta\varepsilon_{t i,j})\end{aligned}\quad (7)$$

$$\begin{aligned}\sigma_{t i,j} - \sigma_{r i,j} &= \\ \frac{2}{3} \frac{\bar{\sigma}_{i,j}}{\Delta\varepsilon_{i,j}} (2\Delta\varepsilon_{t i,j} + \Delta\varepsilon_{\theta i,j})\end{aligned}\quad (8)$$

ويعطى الانفعال المكافئ الإجمالي بالعلاقة:

$$\varepsilon_{i,j} = \sum_{i=1}^i \Delta\varepsilon_{i,j} \quad (9)$$

أما العلاقة بين إجهاد الخضوع والانفعال المكافئ فتأخذ الشكل التالي [11]:

$$\sigma = \sigma_0 + E_t * \varepsilon \quad (10)$$

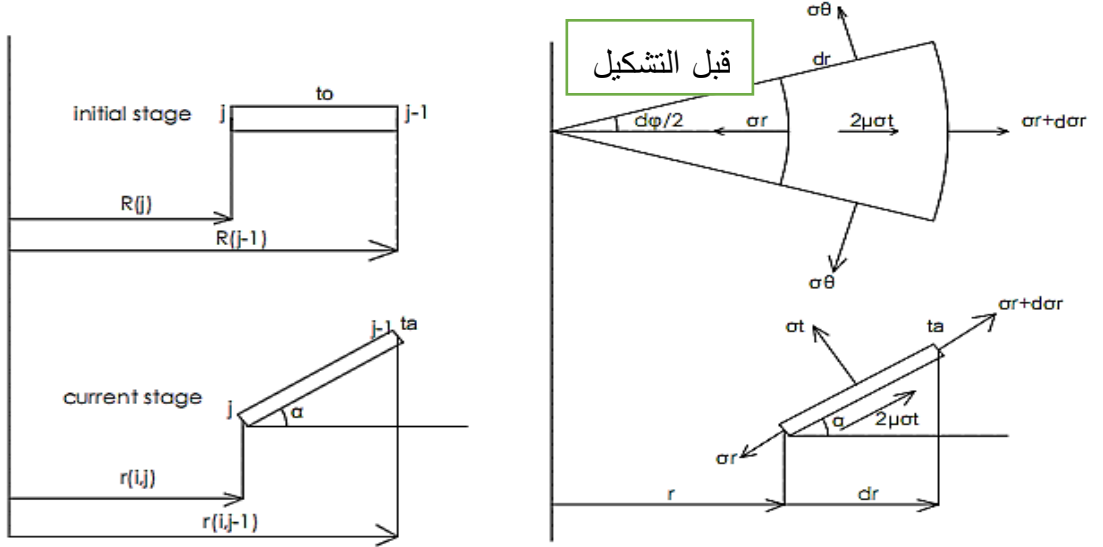
حيث  $\sigma_0$  إجهاد الخضوع الابتدائي،  $E_t$  معامل اللدونة،  $\varepsilon$  الانفعال الإجمالي.

وللحصول على قيم الإجهادات في كل منطقة من الشريحة المعدنية والتي هي هدف البحث تم التوجه إلى ربط معادلات اللدونة السابقة مع معادلات التوازن ومعادلات ثبات الحجم لكل منطقة من مناطق التشكيل عند عملية السحب وذلك بدءاً من المنطقة الأولى (منطقة الشفة) ولتحقيق ذلك تم تحديد معادلات التوازن وثبات الحجم لهذه المناطق كل على حدة كما يلي:

#### المنطقة الأولى (منطقة الشفة الواقعة تحت القامط):

بأخذ شريحة عنصرية متناهية في الصغر بمسقطيها الأفقي والأمامي وواقعة في هذه المنطقة وموضح عليها الإجهادات المؤثرة وهي الإجهاد القطري  $\sigma_r$  والإجهاد المحيطي  $\sigma_\theta$  وإجهاد الاحتكاك  $\mu\sigma_t$  وإجهاد السماكة  $\sigma_t$  (الإجهاد الناتج عن ضغط القامط على الشريحة

المعدنية) نحصل على الشكل (5)، ثم بأخذ نقطتين من هذه الشريحة لدراسة ثبات الحجم بين نقطتين متجاورتين قبل التشكيل وبعد التشكيل نحصل على الشكل (6).



بعد التشكيل

الشكل (6)

الشكل (5)

بأخذ توازن القوى بالاتجاه القطري (اتجاه  $\sigma_r$ ) الموضحة بالشكل (5) نحصل على معادلة التوازن التالية (بعد اختصار  $d\phi$  الداخلة في كل حدود المعادلة):

$$\sigma r * t * r * d\varphi + 2 * \sigma \theta * \sin\left(\frac{d\varphi}{2}\right) * t * dr + 2\mu * \sigma t * \left(r + \frac{dr}{2}\right) * \left(\frac{dr}{\cos\alpha}\right) * d\varphi - (\sigma r + d\sigma r) * (r + dr) * t * d\varphi = 0 \quad (11)$$

إن الزاوية  $d\varphi$  صغيرة لذلك يصبح  $\sin(d\varphi/2) = d\varphi/2$  ويمكن اختزال  $d\varphi$  عندئذ من كافة حدود المعادلة السابقة وهذا ما يتكرر في المعادلات اللاحقة أيضا. ولإيجاد مساحة السطح الذي يؤثر عليه إجهاد الاحتكاك  $\mu * \sigma_t$  تم الاستعانة بقانون إقليدس لحساب مساحة السطح في المنتجات المستديرة [8].

بتهديب المعادلة السابقة نحصل على المعادلة التفاضلية لتغير الإجهادات مع تغير نصف القطر الحالي:

$$d\sigma r = \left(\frac{\sigma\theta - \sigma r}{r}\right) * dr + \frac{2 * \mu * \sigma t}{t * \cos\alpha} * dr \quad (12)$$

بكتابة المعادلة التفاضلية (12) على صيغة فرق منتهي وتحويلها إلى تكامل ثم بحل التكامل عدديا باستخدام صيغة Trapezoidal [4] يمكن الوصول للمعادلة بشكلها الجبري الممكن حله، حيث تصبح المعادلة السابقة (12) كما يلي:

$$\sigma r(i, j) = \sigma r(i, j - 1) + \frac{r(i, j) - r(i, j - 1)}{2} * \left[ \frac{\sigma\theta(i, j) - \sigma r(i, j)}{r(i, j)} + \frac{2 * \mu * \sigma t(i, j)}{ta(i) * \cos\alpha} + \frac{\sigma\theta(i, j - 1) - \sigma r(i, j - 1)}{r(i, j - 1)} + \frac{2 * \mu * \sigma t(i, j - 1)}{ta(i) * \cos\alpha} \right] \quad (13)$$

لتحديد نصف القطر الحالي كما هو موضح بالشكل (6) نعتمد على علاقة ثبات الحجم حيث أن الحجم بين نقطتين  $j-1, j$  واقعتين في هذه المنطقة قبل التشكيل يحدد بالعلاقة:

$$Vb(i = 1) = 2 * \pi * (R(j - 1) - R(j)) * \left(\frac{R(j-1) + R(j)}{2}\right) * t_0$$

أما الحجم بين نقطتين  $j-1, j$  واقعتين في هذه المنطقة بعد التشكيل:

$$Va(i) = 2 * \pi * \frac{r(i,j-1)-r(i,j)}{\cos\alpha} * \frac{r(i,j-1)+r(i,j)}{2} * \frac{t(i,j-1)+t(i,j)}{2}$$

بمساواة الحجم قبل وبعد التشكيل والإصلاح بهدف حساب نصف القطر الحالي لنقطة على الشريحة المعدنية يصبح:

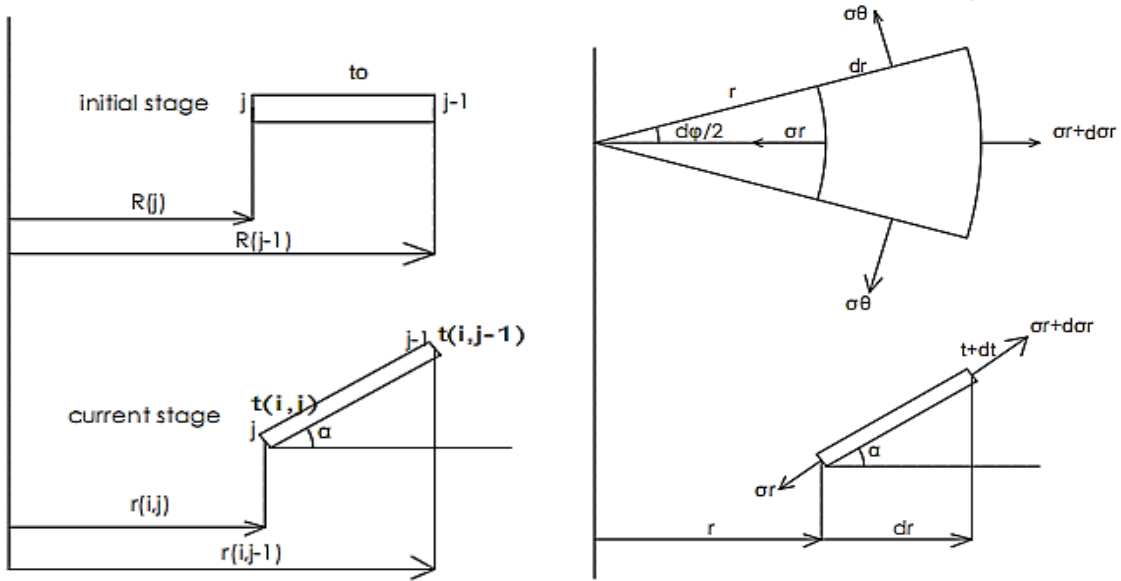
$$\begin{aligned} r^2(i, j - 1) - r^2(i, j) \\ = 2 * (R^2(j - 1) - R^2(j)) * \frac{to * \cos\alpha}{t(i, j - 1) + t(i, j)} \end{aligned}$$

أخيرا نحصل على نصف القطر الحالي لنقطة  $j$  عند مرحلة  $i$  كما في العلاقة التالية:

$$r(i, j) = \sqrt{r^2(i, j - 1) - (R^2(j - 1) - R^2(j)) * \frac{to * \cos\alpha}{ta(i)}} \quad (14)$$

### المنطقة الثانية (المنطقة الواقعة بين القامط وحافة القالب):

بأخذ شريحة عنصرية متناهية في الصغر بمسقطيها الأفقي والأمامي وواقعة في هذه المنطقة وموضح عليها الإجهادات المؤثرة وهي الإجهاد القطري  $\sigma_r$  والإجهاد المحيطي  $\sigma_\theta$  نحصل على الشكل (7)، ثم بأخذ نقطتين من هذه الشريحة لدراسة ثبات الحجم بين نقطتين متجاورتين قبل التشكيل وبعد التشكيل نحصل على الشكل (8).



الشكل

الشكل (7)

(8)

بأخذ توازن القوى بالاتجاه القطري (اتجاه  $\sigma_r$ ) الموضحة الشكل (7) نحصل على معادلة التوازن التالية:

$$\sigma r * t * r * d\varphi + 2 * \sigma \theta * \sin\left(\frac{d\varphi}{2}\right) * t * dr - (\sigma r + d\sigma r) * (r + dr) * (t + dt) * d\varphi = 0$$

بإصلاح وتهذيب المعادلة السابقة نحصل على المعادلة التفاضلية التالية:

$$d(\sigma r * t) = \left(\frac{\sigma \theta - \sigma r}{r}\right) * t * dr \quad (15)$$

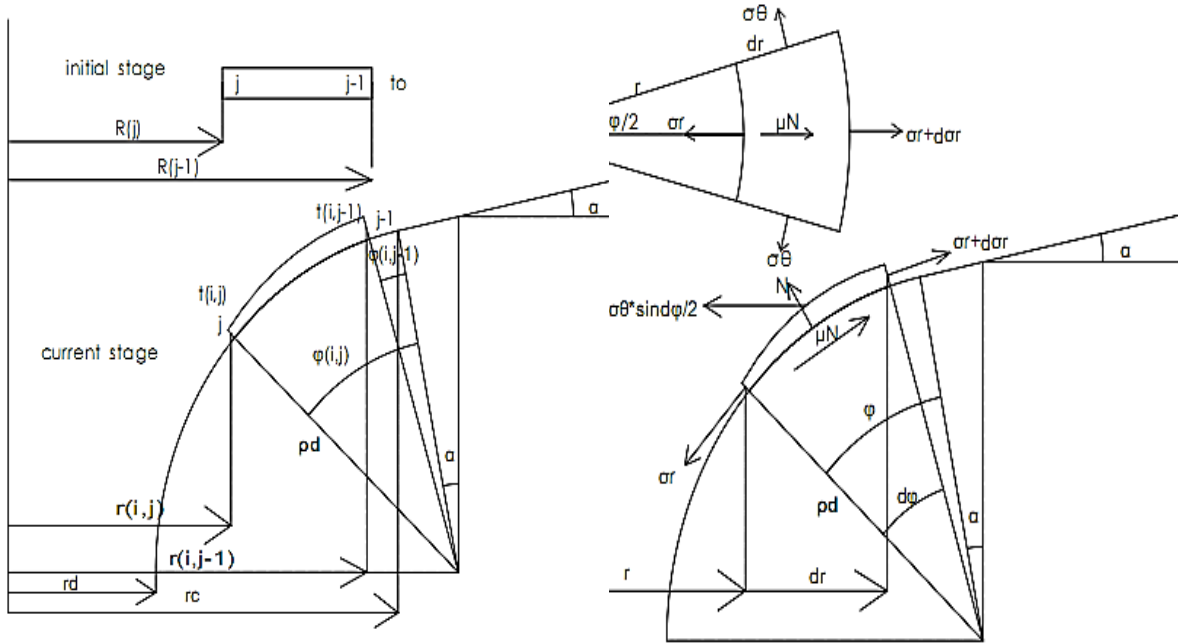
بكتابة المعادلة التفاضلية (15) على صيغة فرق منتهي وتحويلها إلى تكامل ثم بحل التكامل عددياً باستخدام صيغة Trapezoidal [4] يمكن الوصول للمعادلة بشكلها الجبري الممكن حله في بيئة MATLAB.

ومن الشكل (8) وبمساواة الحجم قبل التشكيل ( $i=1$ ) وبعد التشكيل ( $i$ ) بين نقطتين متتاليتين  $j-1, j$  نحصل على نصف القطر الحالي لنقطة  $j$  عند مرحلة  $i$  كما في العلاقة التالية:

$$r(i, j) = \sqrt{r^2(i, j-1) - 2 * (R^2(j-1) - R^2(j)) * \frac{to * \cos\alpha}{t(i, j-1) + t(i, j)}} \quad (16)$$

المنطقة الثالثة (منطقة حافة القالب):

بأخذ شريحة عنصرية متناهية في الصغر بمسقطيها الأفقي والأمامي وواقعة في هذه المنطقة وموضح عليها الإجهادات المؤثرة وهي الإجهاد القطري  $\sigma_r$  والإجهاد المحيطي  $\sigma_\theta$  وإجهاد الاحتكاك  $\mu N$  وإجهاد الضغط الناظمي  $N$  نحصل على الشكل (9)، ثم بأخذ نقطتين من هذه الشريحة لدراسة ثبات



الحجم بين نقطتين متجاورتين قبل

التشكيل وبعد التشكيل نحصل على الشكل (10).

الشكل

الشكل (9)

(10)

بأخذ توازن القوى بالاتجاه القطري (اتجاه  $\sigma_r$ ) الموضحة في الشكل (9) نحصل على المعادلة التالية:



$$\sigma r * r * d\varphi * t + 2 * \sigma \theta * t * \rho_a * d\varphi * \sin\left(\frac{d\varphi}{2}\right) * \cos(\alpha + \varphi + d\varphi) - \mu * N * r_m * d\varphi * \rho_a * d\varphi - (\sigma r + d\sigma r) * (r + dr) * (t + dt) * d\varphi * \cos d\varphi = 0 \quad (17)$$

ثم بأخذ توازن القوى بالاتجاه المعامد للإجهاد القطري الموضحة في الشكل (9) ذاته نحصل على:

$$N * d\varphi * r_m * \rho_a * d\varphi * \cos\left(\frac{d\varphi}{2}\right) + 2 * \sigma \theta * \sin\left(\frac{d\varphi}{2}\right) * t * \rho_a * d\varphi * \sin(\alpha + \varphi + d\varphi) - (\sigma r + d\sigma r) * (t + dt) * (r + dr) * d\varphi * \sin d\varphi = 0 \quad (18)$$

بتعويض المعادلة (18) في المعادلة (17) وبالتهذيب والإصلاح الرياضي نحصل على معادلة التوازن التالية:

$$(\sigma r * t) = - \frac{\rho_a}{rc - \rho_a * \sin(\varphi + \alpha) + \rho_a * \sin \alpha} * \{ \sigma \theta * t [ \cos(\varphi + \alpha) + \mu * \sin(\varphi + \alpha) ] * d\varphi - \sigma r * t * \cos(\varphi + \alpha) * d\varphi \} + \mu * \sigma r * t * d\varphi \quad (19)$$

بكتابة المعادلة التفاضلية (19) على صيغة فرق منتهي وتحويلها إلى تكامل ثم بحل التكامل عددياً باستخدام صيغة Trapezoidal [4] يمكن الوصول للمعادلة بشكلها الجبري ويمكن حلها والتعامل معها في بيئة MATLAB.

ومن الشكل (10) تصبح معادلة ثبات الحجم بين نقطتين 1-ز، ز في مرحلة أ كما يلي:

$$c1 * (\varphi(i, j) - \varphi(i, j - 1)) - c2 * (\varphi(i, j) - \varphi(i, j - 1)) * \cos\left(\frac{\varphi(i, j) + \varphi(i, j - 1)}{2}\right) - (\varphi(i, j) - \varphi(i, j - 1)) * \sin\left(\frac{\varphi(i, j) + \varphi(i, j - 1)}{2}\right) - c3 = 0 \quad (20)$$

حيث C1, C2, C3 ثوابت ويمكن استنتاج قيمها بعد تهذيب معادلات ثبات الحجم بين نقطتين متتاليتين في هذه المنطقة والتي تستنتج بنفس الطريقة المشار إليها في دراسة المنطقة الأولى ويتم التوصل إلى معادلاتها لتصبح:

$$c1 = \frac{rc + \rho_d * \sin \alpha}{\rho_d * \cos \alpha}$$

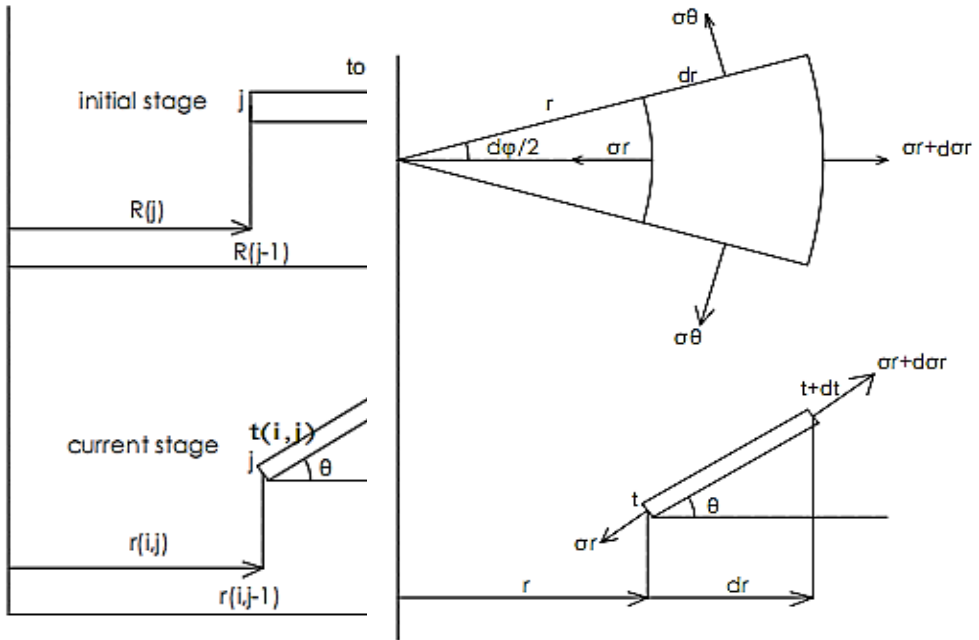
$$c2 = \tan \alpha$$

$$c3 = \frac{(R^2(j-1) - R^2(j)) * t_0}{\rho_d^2 * (t(i,j) + t(i,j-1)) * \cos \alpha}$$

ويصبح المطلوب هو إيجاد الموضع الزاوي  $\phi_{i,j}$  من المعادلة (20) ويمكن إيجاده باستخدام طريقة من الطرق العددية (طريقة نيوتن-رافسون).

### المنطقة الرابعة (منطقة الجدار):

بأخذ شريحة عنصرية متناهية في الصغر بمسقطيها الأفقي والأمامي وواقعة في هذه المنطقة وموضح عليها الإجهادات المؤثرة وهي الإجهاد القطري  $\sigma_r$  والإجهاد المحيطي  $\sigma_\theta$  نحصل على الشكل (11)، ثم بأخذ نقطتين من هذه الشريحة لدراسة ثبات الحجم بين نقطتين متجاورتين قبل التشكيل وبعد التشكيل نحصل على الشكل (12).



الشكل

الشكل (11)

(12)

تعطى معادلة التوازن في هذه المنطقة بالمعادلة التالية [9]:

$$d(\sigma r * t) = \left(\frac{\sigma\theta - \sigma r}{r}\right) * t * dr \quad (21)$$

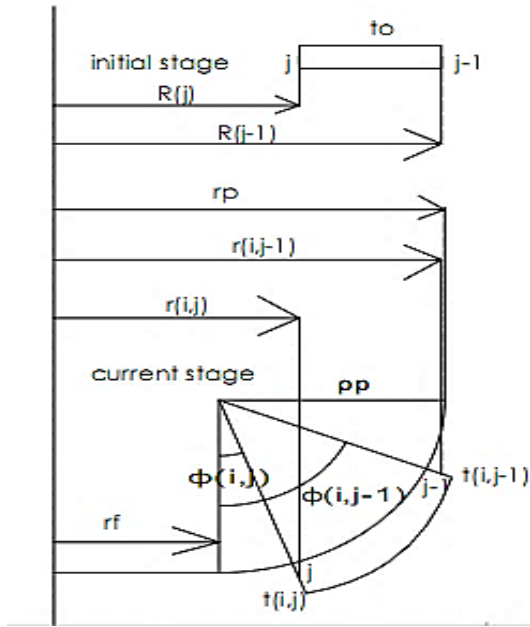
باستخدام ثبات الحجم بين نقطتين متتاليتين  $j-1$ ,  $j$ ، قبل التشكيل ( $i=1$ ) وبعد التشكيل (i) نحصل على نصف القطر الحالي [9]:

$$r(i, j) = \sqrt{r^2(i, j-1) - 2 * (R^2(j-1) - R^2(j)) * \frac{to * \cos\theta(i)}{t(i, j-1) + t(i, j)}} \quad (22)$$

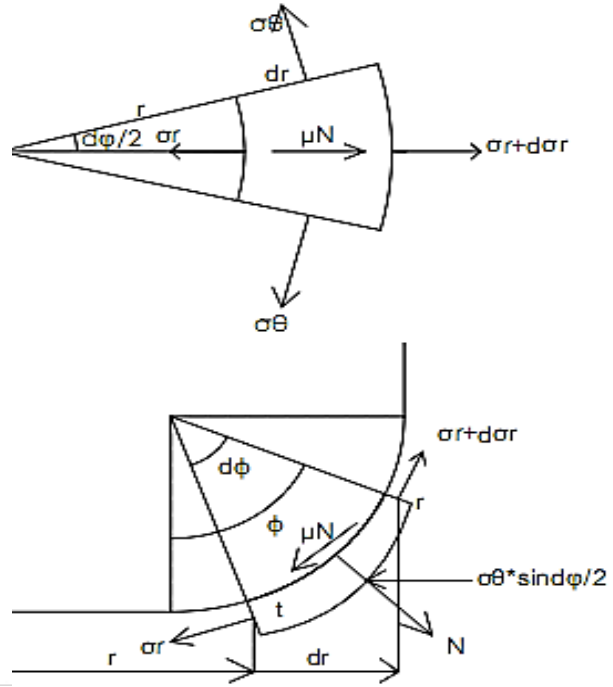
بكتابة المعادلة التفاضلية (22) على صيغة فرق منتهي وتحويلها إلى تكامل ثم بحل التكامل عددياً باستخدام صيغة Trapezoidal [4] يمكن الوصول للمعادلة بشكلها الجبري الممكن حله في بيئة MATLAB.

#### المنطقة الخامسة (منطقة حافة السبك):

بأخذ شريحة عنصرية متناهية في الصغر بمسقطيها الأفقي والأمامي وواقعة في هذه المنطقة وموضح عليها الإجهادات المؤثرة وهي الإجهاد القطري  $\sigma_r$  والإجهاد المحيطي  $\sigma_\theta$  وإجهاد الاحتكاك  $\mu N$  وإجهاد الضغط الناظمي  $N$  نحصل على الشكل (13)، ثم بأخذ نقطتين من هذه الشريحة لدراسة ثبات الحجم بين نقطتين متجاورتين قبل التشكيل وبعد التشكيل نحصل على الشكل (14).



الشكل



الشكل (13)

(14)

تعطى معادلة التوازن في هذه المنطقة بالمعادلة التالية [4]:

$$d(\sigma_r * t) = [\sigma_\theta * t * (\cos\phi + \mu * \sin\phi) - \sigma_r * t * \cos\phi] * \frac{\dot{\rho}_p}{r_f + \dot{\rho}_p * \sin\phi} * d\phi + \mu * \sigma_r * t * d\phi \quad (23)$$

باستخدام ثبات الحجم بين نقطتين متتاليتين  $j-1, j$ , قبل التشكيل ( $i=1$ ) وبعد التشكيل (i) نحصل على [9]:

$$c4 * (\phi(i, j - 1) - \phi(i, j)) - (\cos\phi(i, j - 1) - \cos\phi(i, j)) - c5 = 0 \quad (24)$$

حيث C4, C5 ثوابت وتعطى بالعلاقات التالية [9]:

$$C4 = \frac{rf}{\rho_p}$$

$$C5 = \frac{(R(j-1)-R(j))*to}{\rho_p^2*(t(i,j-1)+t(i,j))}$$

بكتابة المعادلة التفاضلية (23) على صيغة فرق منتهي وتحويلها إلى تكامل ثم بحل التكامل عددياً باستخدام صيغة Trapezoidal [4] يمكن الوصول للمعادلة بشكلها الجبري الممكن حله في بيئة MATLAB.

ويصبح المطلوب هو إيجاد الموضع الزاوي  $\phi_{i,j}$  من المعادلة (24) ويمكن إيجاده باستخدام طريقة من الطرق العددية التكرارية (طريقة نيوتن-رافسون).

### منهجية الحل:

يبدأ الحل من المنطقة الأولى (المنطقة الواقعة تحت القامط)، ومميزات هذه المنطقة أن إجهاد السماكة سالب وأن السماكة منتظمة من نقطة لأخرى وأن الإجهاد القطري للحافة الخارجية يساوي الصفر. فعند كل مرحلة من السحب توافق نصف قطر خارجي حالي  $r_a$  يمكن حساب الانفعال المحيطي وانفعال السماكة لنقاط هذه المنطقة من المعادلات (2)، (3) بعد افتراض قيمة للسماكة  $t_a$  يتم التحقق منها لاحقاً في حسابات المنطقة ذاتها. بعد ذلك يتم حساب تزايدات الانفعال المحيطي وانفعال السماكة من المعادلة (6) ثم حساب تزايد الانفعال المكافئ من المعادلة (5) ثم حساب الانفعال المكافئ الإجمالي من المعادلة (9). وبعد ذلك يتم حساب إجهاد الخضوع من المعادلة (10)، وبعد ذلك يتم حساب فرق الإجهادات المحيطية والقطرية من المعادلة (7) وفرق إجهادات السماكة والقطرية من المعادلة (8). ويمكن حساب الإجهاد القطري من المعادلة (13) وإعادة حساب الإجهاد المحيطي وإجهاد السماكة من المعادلات (8)، (7). ويعتبر شرط الفصل بين المنطقة

الأولى والثانية هو إما أن يكون إجهاد السماكة أكبر أو مساو للصفر أو أن يكون نصف القطر الحالي المحسوب من معادلة ثبات الحجم (14) أصغر أو يساوي  $r_c$  والذي هو نصف قطر نقطة بداية حافة القالب. وللتحقق من السماكة المفروضة نتفحص المقدار التالي [4]:

$$\sum_{ra}^{rb} \sigma_t * 2\pi r * \Delta r$$

فإذا كان هذا المقدار متقارب مع قوة القمط المطبقة فإن الحل يعتبر محققا والسماكة المفروضة صحيحة ويمكن الانتقال للمنطقة الثانية. إن إجهاد السماكة يعتبر مساو للصفر في دراسة المناطق الثانية والثالثة والرابعة والخامسة والسادسة كما أشير لذلك في المرجع [4]. وفي المنطقة الثانية (منطقة بين القامط والقالب) يبدأ الحل من افتراض قيمة للسماكة عند النقطة المدروسة وبحيث تساوي سماكة النقطة السابقة، ثم يكرر حساب انفعال السماكة والانفعال المحيطي ثم تزايداتها ثم تزايد الانفعال المكافئ ثم الانفعال المكافئ الإجمالي ثم حساب إجهاد الخضوع كما في المنطقة الأولى ومن ثم حساب الإجهاد القطري من المعادلة (8) ثم حساب الإجهاد المحيطي من المعادلة (7) ومن ثم حساب المقدار:

$$A = \sigma_r * t$$

ثم حساب المقدار  $B = \sigma_r^* t$  من حل معادلة التوازن (15). ويقارن المقدار A مع المقدار B فإذا كان الفرق بين المقدارين أصغر أو يساوي 0.02 فالسماكة المفروضة صحيحة [4] ويمكن الانتقال لدراسة النقطة التالية، وصولا لشرط الانتقال للمنطقة الثالثة وهو أن يصبح نصف القطر الحالي المحسوب بالمعادلة (16) أصغر أو يساوي  $r_c$ . إن

دراسة المنطقة الثالثة والرابعة والخامسة مماثلة تماما لدراسة المنطقة الثانية مع معرفة شروط الانتقال التالية بين المنطقة والأخرى:

1. شرط الانتقال من المنطقة الثالثة (منطقة حافة القالب) إلى المنطقة الرابعة (منطقة الجدار) هو أن يكون الموضع الزاوي للنقطة المدروسة  $\phi_{i,j}$  أكبر أو يساوي الزاوية  $\theta$  والتي يتم افتراضها أوليا مساوية لقيمتها عند مرحلة الإزاحة القطرية السابقة والتحقق منها في نهاية دراسة المنطقة الخامسة (حافة السنبك)، وحيث أنه يتم حساب المقدار  $B$  في هذه المنطقة (الثالثة) من حل معادلة التوازن (19)، ويتم حساب الموضع الزاوي  $\phi_{i,j}$  من معادلة ثبات الحجم في هذه المنطقة (20) بطريقة تكرارية (نيوتن رافسون).

2. شرط الانتقال من المنطقة الرابعة (منطقة الجدار) إلى المنطقة الخامسة (منطقة حافة السنبك) أن يكون الموضع القطري للنقطة المدروسة أصغر من الموضع القطري لنقطة نهاية حافة السنبك والذي يتم حسابه اعتمادا على قيمة الزاوية  $\theta$  المفروضة  $r_2 = r_f + \rho_p \sin \theta$ . حيث  $r_f$  نصف قطر حافة السنبك بدون إضافة نصف قطر حافة السنبك. ويحسب المقدار  $B$  في هذه المنطقة (الرابعة) من حل معادلة التوازن (21) ويحسب نصف القطر الحالي للنقطة المدروسة من المعادلة (22).

3. شرط الانتقال من المنطقة الخامسة (حافة السنبك) إلى السادسة (أسفل السنبك) هو أن يكون الموضع القطري للنقطة المدروسة أصغر أو يساوي  $r_f$ . ويحسب المقدار  $B$  في هذه المنطقة (الخامسة) من حل معادلة التوازن (23) ويحسب الموضع الزاوي في هذه المنطقة من معادلة ثبات الحجم (24) بطريقة تكرارية (نيوتن رافسون مثلا).

يتم التحقق من قيمة الزاوية  $\theta$  المفروضة بحيث نتفحص المقدار  $|\epsilon_r - \epsilon_\theta|$  فإن كان متقارب من الصفر (أصغر من 0.000001) تكون قيمة الزاوية المفترضة صحيحة [9] وإلا تعاد

الحسابات اعتمادا على قيمة جديدة للزاوية  $\theta$  يتم تعيينها اعتمادا على طريقة من طرق البحث التكرارية (طريقة bisection).

### المادة المدروسة والقالب:

تم تحويل منهجية الحل المشروحة سابقا إلى برنامج في بيئة MATLAB وتم اعتماد المادة والمعطيات التالية [10,11]:

المادة المدروسة: فولاذ منخفض الكربون AISI 1008 سماكة 0.5 mm ونصف قطر الشريحة المعدنية 40 mm ومعامل احتكاك 0.05 ونصف قطر حافة القالب والسنبك 6 mm وزوايا قالب 0 degree مع قوة قمت 3100 N وزاوية 7.5 degree مع قوة قمت 2325 N. ونمط التصلد bilinear وفيه:

إذا كان الانفعال المكافئ  $\geq 0.15$  يصبح  $E_t = 1530 \text{ Mpa}$

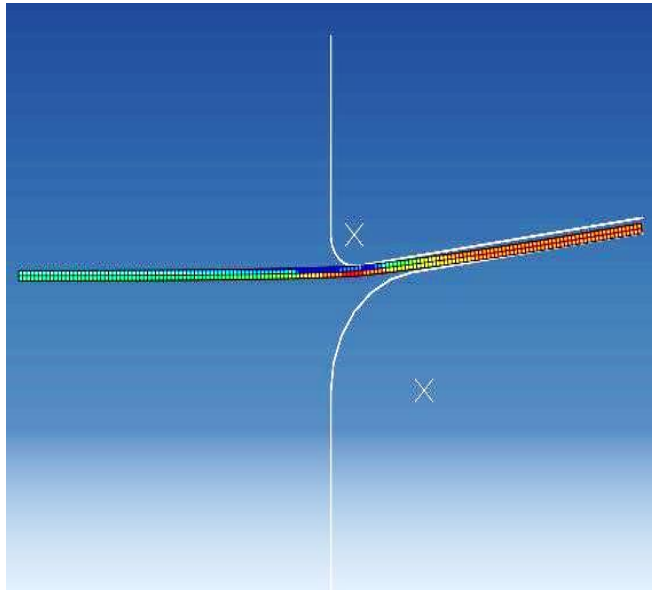
وإذا كان الانفعال المكافئ  $\leq 0.15$  يصبح  $E_t = 222 \text{ Mpa}$

إجهاد الخضوع الابتدائي 196 Mpa.

وتم استنباط قيمة قوة القمت 3100 N في حالة القالب العادي كقيمة وسطية تقريبية من بين عدة قيم مطروحة في المرجع [11].

وتم استنباط قيمة قوة القمت 2325 N في حالة القالب المائل من طرح 775 N من 3100 N حيث أن 775 N هي القوة التقريبية اللازمة لإنشاء التشوه الصغير بالقامط (التشكيل بالقامط) كما يبين الشكل (15).





الشكل (15)

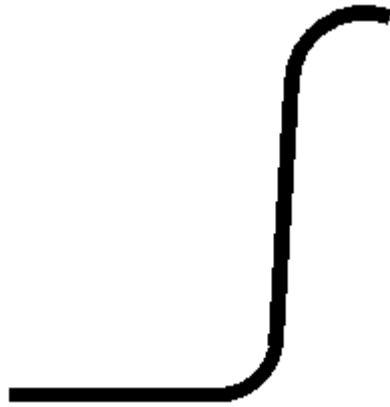
وبعد إدخال  
السابقة إلى  
في بيئة

المعطيات  
البرنامج المنشأ  
MATLAB

والذي يربط مناطق السحب للشريحة المعدنية من خلال العلاقات السابقة التي تم إيجادها  
يمكن الحصول على النتائج.

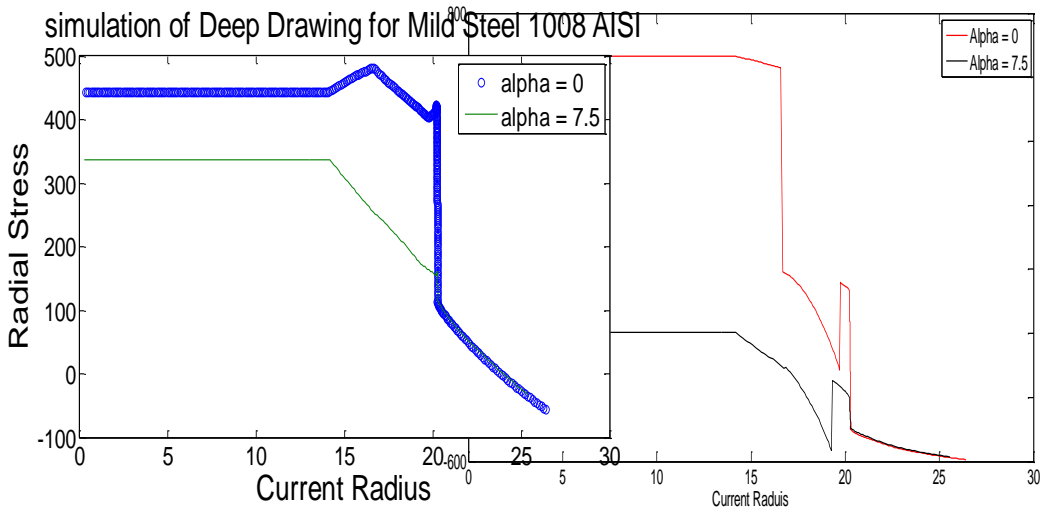
### النتائج:

يبين الشكل (16) الشريحة المعدنية بعد السحب بشوط 29.5 mm.



الشكل (16)

بعد إدخال المعادلات الرياضية كما ذكر سابقا إلى بيئة MATLAB تم الحصول على



المخططات التالية:

الشكل

الشكل (17)

(18)

يبين الشكل (17) مخطط توزيع الإجهادات المحيطية عبر نصف القطر الحالي للشريحة المعدنية، وكما نلاحظ أن الإجهاد المحيطي في القالب المائل (زاوية الميل  $7.5^\circ$ ) يبدأ في منطقة الشفة حيث نصف قطر الشفة يساوي  $26.5 \text{ mm}$  من قيمة دنيا سالبة تصل إلى حوالي  $-590 \text{ MPa}$  ويتناقص تدريجياً باتجاه منطقة المركز في المنتج لتصبح قيمته  $-200 \text{ MPa}$ ، ويرجع سبب قيمته السالبة إلى كونه إجهاد ضغط. يلاحظ من المخطط أنه بعد نصف القطر  $20 \text{ mm}$  يتناقص الإجهاد المحيطي تقريباً للقيمة  $-320 \text{ MPa}$  ثم يزداد إلى القيمة  $-580 \text{ MPa}$  تقريباً ثم يتناقص الإجهاد إلى القيمة  $-200 \text{ MPa}$  عند نصف قطر  $14 \text{ mm}$  وبعدها يثبت قيمة الإجهاد حتى مركز الشريحة المسحوبة تحت السنك. أما في القالب التقليدي (زاوية الميل  $0^\circ$ ) فإن الإجهاد المحيطي يبدأ في منطقة الشفة من قيمة دنيا سالبة تصل إلى حوالي  $-600 \text{ MPa}$  ويتناقص تدريجياً إلى قيمة الصفر عند نصف قطر  $17 \text{ mm}$  تقريباً ثم يزداد الإجهاد بشكل كبير إلى قيمة  $660 \text{ MPa}$  عند نصف قطر  $14 \text{ mm}$  وهو بداية تقوس حافة السنك من أسفل السنك ثم تثبت هذه القيمة باتجاه منطقة المركز في المنتج وهو يعتبر إجهاد شد محيطي.

في حين يبين الشكل (18) مخطط توزيع الإجهادات القطرية عبر نصف القطر الحالي للشريحة المعدنية. ويلاحظ من المخطط أن الإجهاد القطري في حالة القالب المائل (زاوية الميل  $7.5^\circ$ ) يبدأ من قيمة دنيا  $-50 \text{ MPa}$  عند منطقة الشفة (نصف قطر الشفة  $26.5 \text{ mm}$ ) وهو إجهاد ضغط، ويتزايد تدريجياً ليبلغ قيمة  $0 \text{ MPa}$  عند نصف قطر  $22.5 \text{ mm}$  ضمن منطقة حافة القالب ويستمر الإجهاد القطري بالتزايد التدريجي لنهاية منطقة حافة القالب (نصف قطر  $20.55 \text{ mm}$ ) فيصبح قيمته  $100 \text{ MPa}$  (وهو إجهاد شد)، ثم يقفز بشكل صغير إلى  $150 \text{ MPa}$  في منطقة الجدار ثم يبدأ مرة أخرى بالتزايد التدريجي في منطقة حافة السنك باتجاه المركز ليبلغ قيمة  $330 \text{ MPa}$  عند نصف قطر  $14 \text{ mm}$  ويحافظ على هذه القيمة باتجاه منطقة المركز في المنتج. أما في القالب التقليدي (زاوية

الميل  $0^\circ$ ) فإن قيم الإجهاد القطري في منطقة الشفة وحافة القالب مشابهة لقيم الإجهاد القطري في القالب المائل إلا أنه في منطقة الجدار تقفز قيم الإجهاد القطري بشكل مفاجئ من قيمة 100 MPa إلى قيمة 430 MPa ثم تعود لتتخفف إلى 415 MPa في بداية تقوس حافة السنبك (وهي المنطقة الأكثر تعرضا للاستطالة والتمزق في عملية السحب العميق) وتعود قيمة الإجهاد القطري لترتفع مرة أخرى ضمن منطقة حافة السنبك باتجاه منطقة المركز لتصل إلى 480 MPa تقريبا عند نصف قطر 17 mm ومن ثم تعود وتتنخفض بعد هذا الموضع إلى 450 MPa عند نصف قطر 14 mm وأخيرا تثبت هذه القيمة بعد هذا الموضع إلى مركز المنتج. كما يظهر الشكل (18) أنه في حالة القالب المائل لا يحدث ارتفاع وهبوط للإجهاد القطري عند بداية تقوس السنبك كما هو الحال في حالة القالب التقليدي وإنما يحافظ على زيادته التدريجية بشكل أفضل مما يبين أنه في حالة القالب المائل لا تتعرض الشريحة المعدنية في هذا الموضع الحرج إلى تفاوتات بالإجهاد ويدل ذلك على انسيابها السهل الذي لم يتحقق في القالب التقليدي.

### الاستنتاجات:

نستنتج مما سبق ما يلي:

1. إن الإجهادات المحيطة في القالب المائل أقل بكثير منها في القالب التقليدي ويلاحظ الفرق في الإجهادات المحيطة في القالب المائل من القيمة العظمى إلى القيمة الدنيا هو بحدود 390 MPa أما في القالب التقليدي فإن فرق إجهادات الضغط المحيطة هي بحدود 600 MPa و فرق إجهادات الشد المحيطة هي بحدود 660 MPa وهذا يوضح أن عملية السحب في القالب المائل أفضل بكثير من القالب التقليدي.

2. يلاحظ من مخطط الإجهادات القطرية أن الإجهادات القطرية في القالب المائل أقل منها في القالب التقليدي حيث تبلغ أكبر قيمة للإجهاد القطري في القالب المائل 330

MPa تقريبا في حين تبلغ أكبر قيمة للإجهاد القطري في القالب التقليدي 490 MPa تقريبا مما يعني أن الفرق بينهما بحدود 160 MPa وهي قيمة كبيرة إلى حد ما. وهذا يدل على أن عملية السحب في القالب المائل أفضل بكثير من عملية السحب في القالب التقليدي إذ يفسر ذلك سهولة انسياب الشريحة المعدنية أثناء عملية السحب في القالب المائل.

3. يتبين أن الإجهاد القطري متدرج في حالة القالب المائل بشكل أكبر من حالة القالب التقليدي ويتبين ذلك بوضوح في منطقة حافة السنبك.

4. يتبين أن في حالة القالب العادي يتزايد الإجهاد المحيطي أكثر عند التوجه باتجاه المركز ليتحول إلى إجهاد شد كبير، في حين أنه في حالة القالب المائل لا تزال قيمه ضمن القيم السالبة مما يدل على استمرار حالة الانضغاط المحيطة وسبب ذلك غالبا هو تأثير القامط عند نزوله والذي أدى لانضغاط محيطي في المركز وسهولة انسياب الشريحة المعدنية.

### التوصيات:

1. يمكن مستقبلا تطوير النموذج التحليلي بحيث يتضمن نماذج تصلد أخرى للمادة المعدنية وبحيث يأخذ بعين الاعتبار تأثير الثني وزوال الثني (bending and unbending).

2. كما يمكن تطوير النموذج التحليلي ليأخذ بعين الاعتبار تأثير تباين خواص المادة المعدنية المدروسة وخصوصا بالنسبة لمادة الفولاذ.

3. ويوصى أيضا اعتبار دراسة التجعد والتمزق في النموذج التحليلي.

### المراجع

- [1] Dixit Prakash M., and Dixit Uday S., 2008– Modeling of metal forming and machining process by finite element and soft computing methods. Springer, London, pp.590.

- [2] Vedat Savaş and Ömer Seçgin, 2009– An experimental investigation of forming load and side– wall thickness obtained by a new deep drawing die. *Springer*, pp.6.
- [3] Najmeddin Arab and Abotaleb Javadimanesh, 2013– Theoretical and Experimental Analysis of Deep Drawing Cylindrical Cup. *Journal of Minerals and Materials Characterization and Engineering*, 336–342.
- [4] WOO D.M., 1964– Analysis of the cup–drawing process. *Journal mechanical engineering science*, 6(2) , 116–131.
- [5] Vedat Savas and Omer Secgin, 2006– A new type of deep drawing die design and experimental results. *ELSEVIER*, 1330–1333.
- [6] ÖZEC C., and BAL M., 2008– The effect of die/blank holder and punch radiuses on limit drawing ratio in angular deep–drawing dies. *Springer*, 1077–1083.
- [7] ZAID A., 2016 – Deep drawing mechanism, parameters, defects and recent results: state of the art. *IOP Science*, 1–10.
- [8] VUKOTA BOLJANOVIC, Ph.D, 2014– SHEET METAL FORMING PROCESSES AND DIE DESIGN. United States of America, pp.279.
- [9] Hossam Hamdy Gharib, 2004–ANALYSIS OF THE CUP DRAWING PROCESS

AND OPTIMIZATION OF THE BLANK HOLDER FORCE. *The American University in Cairo*, pp.146.

[10] Dr. Karem M. Younis and Jalil J. Shukur, 2014– Effect of Blank Holder Inclination Angle on Deep Drawing of Round Mild Steel Cup with Flange. *University of Technology/ Baghdad*, 1764–1775.

[11] Dr. ABDUL KAREEM FLAIH HASSAN and ALI HASOON ABDULHADI, 2014 – Finite Element Simulation of Deep Drawing Parameters Effects on Cup Wall Thickness. *University of Basrah / Basrah / Iraq*, 1–13.





## تطوير نظام قيادة لمضخات المياه الكهروضوئية باستخدام عاكس تسلسلي ذو سبع مستويات

م. داني ابراهيم\*

م. أحمد اسكندر\*\*

م. كلودا ابراهيم\*\*\*

### ملخص

تم في هذا البحث تطوير نظام قيادة لمضخات المياه الكهروضوئية يعتمد على العواكس متعددة المستويات، حيث تمت دراسة العاكس التسلسلي متعدد المستويات-Cascaded H-Bridge-MLI لتحسين كفاءة التحويل، وذلك من خلال اختبار ثلاث استراتيجيات مختلفة لتوليد نبضات القذح للعناصر الإلكترونية لتحديد الاستراتيجية الأفضل بينها، ومن ثم مقارنتها مع دائرة العاكس التقليدية 2-LEVEL.

أظهرت النتائج تفوق استراتيجية (PD-PWM) Phase Disposition ، حيث كان معدل التشوه التوافقي THD لموجة الجهد والتيار أقل ما يمكن مقارنةً مع الاستراتيجيات الأخرى، وذلك عند ترددات موجة حامل مختلفة بالإضافة إلى دراسة تأثير عدد مستويات الجهد على معدل التشوه التوافقي THD ، فعند نمذجة دائرة إنفرتير تسلسلي ثلاثي الطور ذو سبع مستويات يعتمد على استراتيجية (PD-PWM) عند تردد موجة حامل 3000 Hz لم يتجاوز معدل التشوه التوافقي THD لموجة الجهد قيمة 11%، في حين أنه في العاكس التقليدي 2-LEVEL كان معدل التشوه التوافقي THD لموجة الجهد حوالي 66%، وهذا يوضح أهمية MLI لتحسين كفاءة التحويل.

نظام القيادة المقترح يعمل وفق نظام  $v/f$  control للتحكم بسرعة المضخة بما يتناسب مع شدة الإشعاع الشمسي مع الحفاظ على العزم ثابت كما يعمل على ملاحقة نقطة الاستطاعة

العظمى MPPT وفق خوارزمية P&O، تمت محاكاة النظام وفق برنامج MATLAB/SIMULINK، حيث أظهرت النتائج فعالية النظام المقترح وموثوقيته.

**الكلمات الرئيسية** - العاكس متعدد المستويات، العاكس الجسري التسلسلي، ملاحقة نقطة الإستطاعة العظمى MPPT، معدل التشوه التوافقي THD.

---

\*ماجستير هندسة الأتمتة الصناعية. كلية الهندسة التقنية. جامعة طرطوس. سوريا

[danyibrahim2@gmail.com](mailto:danyibrahim2@gmail.com).

\*\*ماجستير هندسة الطاقة الشمسية والطاقات المتجددة. كلية الهندسة التقنية. جامعة طرطوس. سوريا.

\*\*\*ماجستير هندسة تكنولوجيا المعلومات. كلية هندسة تكنولوجيا المعلومات والاتصالات. جامعة

طرطوس. سوريا.

# Development of a driving system for PV water pumps using a seven-level Cascaded H-Bridge inverter

Eng. Danny Ibrahim\*

Eng. Ahmad Iskandar\*\*

Eng. Kloda Ibrahim\*\*\*

## Abstract

In this research, we have developed a system for driving PV water pumps based on multi-level inverters, where cascaded H-Bridge-MLI was studied to improve conversion efficiency, by testing three different strategies to generate pulses for electronic elements and determining the best strategy between them, then compare it with the traditional 2-LEVEL inverter circuit.

The results showed the superiority of Phase Disposition (PD-PWM) strategy, where the THD ratio of the voltage and current wave was minimal compared to the other strategies at different carrier wave frequencies in addition to studying the effect of the number of voltage levels on THD ratio, and when we simulated a three phase (Cascaded H-Bridge 7 level) inverter circuit based on PD-PWM strategy at 3000 Hz carrier wave frequency, the THD ratio of voltage wave has not exceed 11%, While in the traditional 2-LEVEL inverter, the THD ratio of voltage wave is about 66%, which shows the importance of MLI to improve conversion efficiency.

The proposed driving system operates according to the  $v / f$  control system to control the pump speed in proportion to the intensity of the solar radiation while maintaining a constant torque, and also works to track the maximum power point MPPT according to P&O algorithm, and

when the system was simulated by MATLAB / SIMULINK the results showed the effectiveness and reliability of the proposed system.

**Keywords** — Multilevel inverters, Cascaded H-Bridge, Maximum Power Point Tracking, Total harmonic distortion.

---

*\*Master of Industrial Automation, Faculty of Technical Engineering, Tartous University, Syria, [danyibrahim2@gmail.com](mailto:danyibrahim2@gmail.com).*

*\*\*Master of Engineering Solar Energy and Renewable energies, Faculty of Technical Engineering, Tartous University, Syria.*

*\*\*\*Master of Information Technology, Faculty of Information and Communication Technology Engineering, Tartous University, Syria.*

## 1. المقدمة:

تعتبر الطاقة والمياه العصبان الأساسيان لأي تقدم وتطور مجتمعي. في حين أن العالم يتجه نحو أزمة حادة في الطاقة والمياه، كان اتباع طرق مستدامة لضمان الأمن المائي والطاقي أحد أسباب تطور أنظمة ضخ المياه بالطاقة الكهروضوئية التي تعد بديلاً واعداً عن أنظمة الضخ التقليدية، وتطبيقاً فعالاً من حيث التكلفة وخاصة في المناطق النائية البعيدة عن الشبكة العامة وفي البلدان النامية التي تواجه مشاكل تتعلق بتأمين الطاقة الكهربائية المستدامة.

ولأن العطل المفاجئ بمحطات التوليد لأسباب مختلفة سيهدد الأمن المائي بشكل مباشر، كانت الحاجة للاتجاه نحو محطات ضخ تعتمد على الطاقة المتجددة أمراً ضرورياً.

الجدير بالذكر أن المحركات التحريضية ثلاثية الطور هي أكثر أنواع المحركات الكهربائية استخداماً في محطات ضخ المياه لأنها الأبسط والأكثر اقتصادية بالمقارنة مع بقية أنواع المحركات الأخرى، لذلك تركزت الأبحاث على تطوير أنظمة قيادة هذه المحركات بالاعتماد على أنواع مختلفة من المبدلات الإلكترونية، ومنه تبرز الحاجة الملحة لتطوير أنظمة قيادة انطلاقاً من مصادر طاقات متجددة مجانية وصديقة للبيئة [7].

أدى التطور الكبير في مجال إلكترونيات القدرة الكهربائية، إلى تحسين كبير في الأنظمة الإلكترونية للطاقة، حيث أصبحت الدارات المختلفة وبالتحديد التي لم يكن من الممكن تطبيقها نظراً للتعقيد الكبير في التحكم بها، محطاً اهتمام الكثير من الباحثين ومنها تقنية العاكس متعدد المستويات عند ترددات تبديل منخفضة مع معدل تشوه توافقي (THD) منخفض، حيث برزت أهمية هذا النوع من المحولات في التطبيقات التي تتطلب طاقة متوسطة وعالية لتحسين كفاءة تحويل هذه الطاقة من شكلها المستمر إلى المتناوب [2].

تم إدخال مفهوم العاكس متعدد المستويات منذ عام 1975، من خلال وضع مجموعة من خلايا DC بشكل متسلسل لتوليد جهد متناوب AC ومعه بدأ مصطلح Multilevel [4]، ومنذ ذلك الوقت تم تطوير العديد من طوبولوجيا العاكس المتعدد المستويات، فعلى الرغم من ظهور

هذه التكنولوجيا باكراً، إلا أن التعقيد الكبير في قيادتها جعل من غير الممكن استخدامها دون الاعتماد على تقنيات التحكم الرقمية.

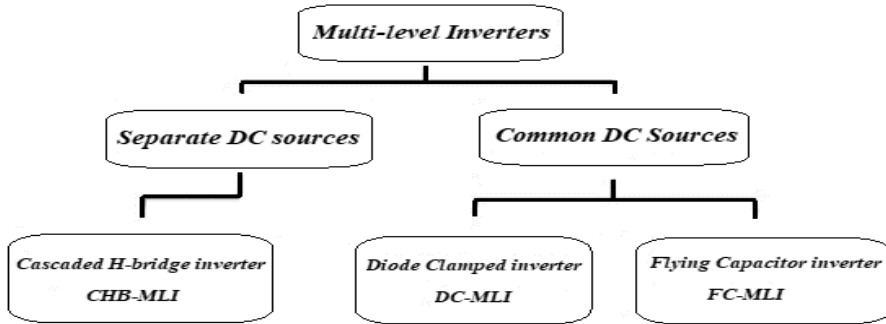
## 1.1 مميزات العاكس متعدد المستويات

تشمل المزايا الأساسية للعاكس متعددة المستويات على قدرة تحمل للجهود العالية مع ضياعات تبديل منخفضة جداً، انخفاض معدل  $dv/dt$ ، ومعدل التشوه التوافقي THD المنخفض، والتداخل الكهرومغناطيسي المنخفض. وعليه نستنتج من المميزات السابقة أن هذا النوع من العواكس يتمتع بكفاءة تحويل عالية جداً مقارنة مع العاكس التقليدي كما أنه مناسب لتطبيقات توليد الطاقة انطلاقاً من المنظومات الكهروضوئية [2,8].

## 1.2 أشهر أنواع العواكس متعددة المستويات

يوضح الشكل (1) أشهر أنواع العواكس متعددة المستويات، وفيما يلي ميزات وسيئات كل

منها [6]:



الشكل 1: أشهر أنواع العواكس متعددة المستويات

### 1- Diode Clamped Multilevel Inverter (DC-MLI)

#### المميزات:

- تقنية التحكم أقل تعقيد.
- كلما ازداد عدد مستويات الجهد قل معدل التشوه التوافقي مع تجنب وجود دائرة مرشح.

#### المساوئ:

- كلما ازداد عدد مستويات الجهد، يزداد عدد الديودات المستخدمة في الدارة.

• جهد الخرج له مطال يساوي نصف قيمة منبع DC.

## 2-Flying Capacitor Multilevel Inverter (FC-MLI).

الميزات:

- كلما ازداد عدد مستويات الجهد يتم تقليل معدل التشوه مع تجنب دارات المرشحات.
- كمية كبيرة من القدرة المخزنة ضمن المكثفات.

المساوي:

- تكنولوجيا التحكم يمكن أن تكون معقدة.
- ضياعات التبديل كبيرة جداً.

## 3-Cascaded H-bridge Multilevel Inverter (CHB-MLI).

الميزات:

- معدل التشوه منخفض جداً.
- يحتاج إلى عناصر أقل لكل مستوى مقارنة بالأنواع الأخرى.

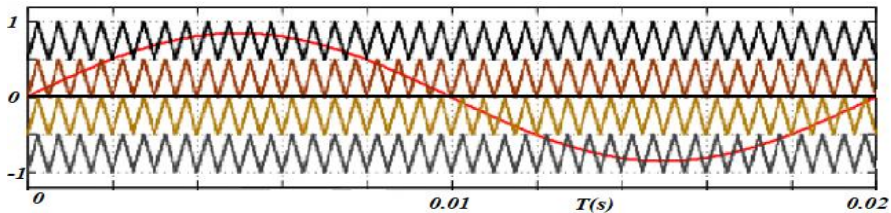
المساوي:

- يحتاج لمصدر جهد مستمر DC منفصل لكل مستوى.

## 1.3 استراتيجية التعديل لتوليد نبضات القذح لـ MLI

سنعتمد في هذا البحث على طريقة SPWM (Sinusoidal Pulse Width Modulation) لتوليد نبضات القذح للعناصر الإلكترونية وفقاً لثلاث استراتيجيات مختلفة لتوليد نبضات إشارة الحامل المثلثية [2]، وهي:

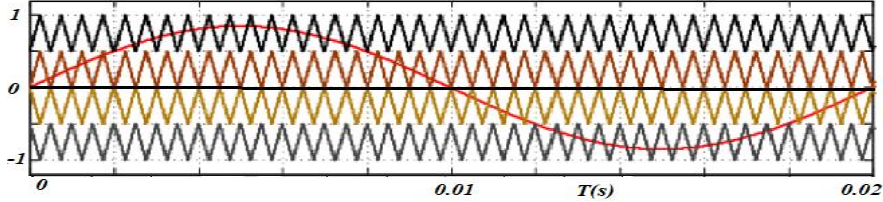
1. Phase Disposition (PD-PWM): جميع إشارات الحامل المثلثية لها نفس الطور كما هو موضح بالشكل (2).



الشكل 2: استراتيجية (PD-PWM)

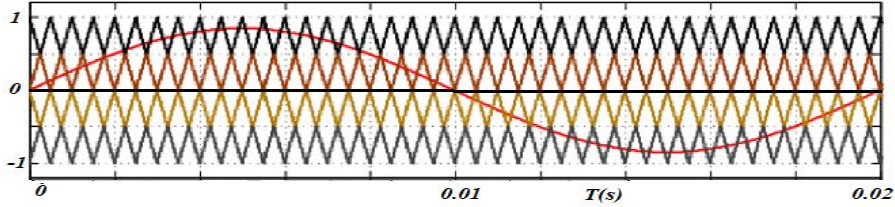


2. Phase Opposition Disposition (POD-PWM): جميع إشارات الحامل المثلثية التي تقع فوق خط الصفر لها ذات الطور وتكون مختلفة بالطور عن تلك التي تقع تحت خط الصفر بمقدار 180 درجة، كما هو موضح بالشكل (3).



الشكل 3: استراتيجية (POD-PWM)

3. Alternative Phase opposition Disposition (APOD-PWM): جميع إشارات الحامل المثلثية مزاحة بالطور عن بعضها البعض بمقدار 180 درجة، كما هو موضح بالشكل (4).



الشكل 4: استراتيجية (APOD-PWM)

## 2. الدراسات المرجعية

[1]. قام الباحث (sharma) وآخرون عام 2019 بدراسة كيفية استخدام الإنفرتز متعدد المستويات ذو النقطة المشتركة (NPC) انطلاقاً من مصادر الطاقة المتجددة، حيث بين الباحث أهمية استخدام الإنفرتزات متعددة المستويات لقيادة المحركات التحريضية نظراً لانخفاض معدل  $(dv/dt)$  بالإضافة لمعدل التشوه التوافقي THD المنخفض لموجة الجهد.

تم تحليل أداء عاكس ثلاثي الطور ذو ثلاث مستويات باستخدام برنامج Matlab/Simulink حيث تم توليد نبضات القرح باستخدام استراتيجية (SVPWM) وقام بتوضيح أداء المحرك من

حيث العزم والسرعة والتحليل التوافقي للإشارة الناتجة، كما أوصى الباحث باستخدام هذا البحث في تطبيقات ضخ المياه بالطاقة الشمسية [9].

[2]. قام الباحث (Billel) وآخرون عام 2018 بتطوير نظام ضخ كهربائي منخفض التكلفة انطلاقاً من منظومة ألواح كهروضوئية PV بالاعتماد على المحركات التحريضية (IM).

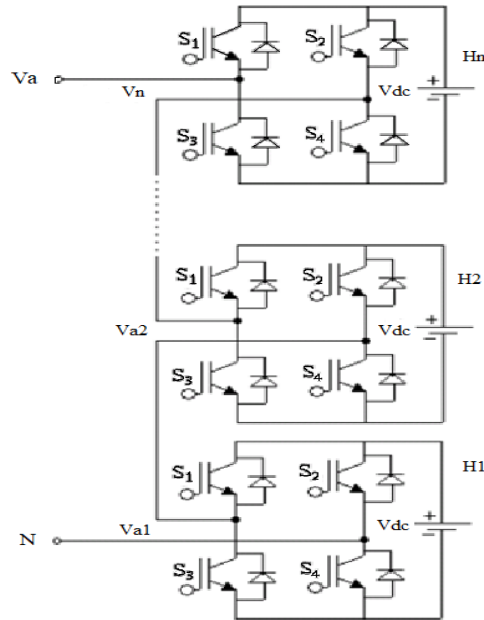
يقوم هذا النظام بملاحظة نقطة الاستطاعة العظمى باستخدام خوارزمية (P&O) لتسريع تتبع نقطة الاستطاعة في ظل التغيرات الإشعاعية المفاجئة بالإضافة إلى استخدام تقنية التحكم المباشر بالعزم (DTC) لقيادة المحرك التحريضي، كما قاموا بوضع نموذج Matlab للنظام المقترح لتقييم أداءه، حيث أشارت النتائج إلى الأداء المميز للنظام المقترح [11].

[3]. قام الباحث (Singh) وآخرون في عام 2018 بتقديم نظام لضخ المياه بالطاقة الكهروضوئية بسيط وفعال يتكون من مرحلتين: بالمرحلة الأولى يتم استخلاص الطاقة العظمى من مصفوفة الألواح الكهروضوئية عن طريق التحكم بنسبة التشغيل Duty Cycle لمحول رافع للجهد من نوع Boost باستخدام استراتيجية (INC) لملاحظة نقطة الاستطاعة العظمى.

أما المرحلة الثانية فهي تتكون من دائرة الإنفرتز ثلاثي الطور يعمل على تحويل الطاقة الكهربائية المستمرة على خرج دائرة المقطع من DC إلى AC، حيث أن الإنفرتز مجهز للعمل وفق نظام V/F للتحكم بسرعة مضخة المياه تبعاً لتغير شدة الإشعاع الشمسي، وقد بينت النتائج فعالية النظام المقترح [10].

### 3. أهداف البحث

يهدف هذا البحث لدراسة استخدام العاكس متعدد المستويات التسلسلي (CHB-MLI) الموضح بالشكل (5) لقيادة مضخات المياه الكهروضوئية وفق نظام V/F بحيث يتم التحكم بكمية المياه المتدفقة تبعاً لشدة الإشعاع الشمسي، حيث سنعمد في البداية إلى تحديد الاستراتيجية الأنسب لتوليد نبضات القدر لتحقيق أقل معدل تشوه توافقي THD لموجة جهد وتيار الحمل، والذي بدوره يعبر عن مدى كفاءة هذا النوع في تحويل الطاقة المستمرة إلى متناوبة.



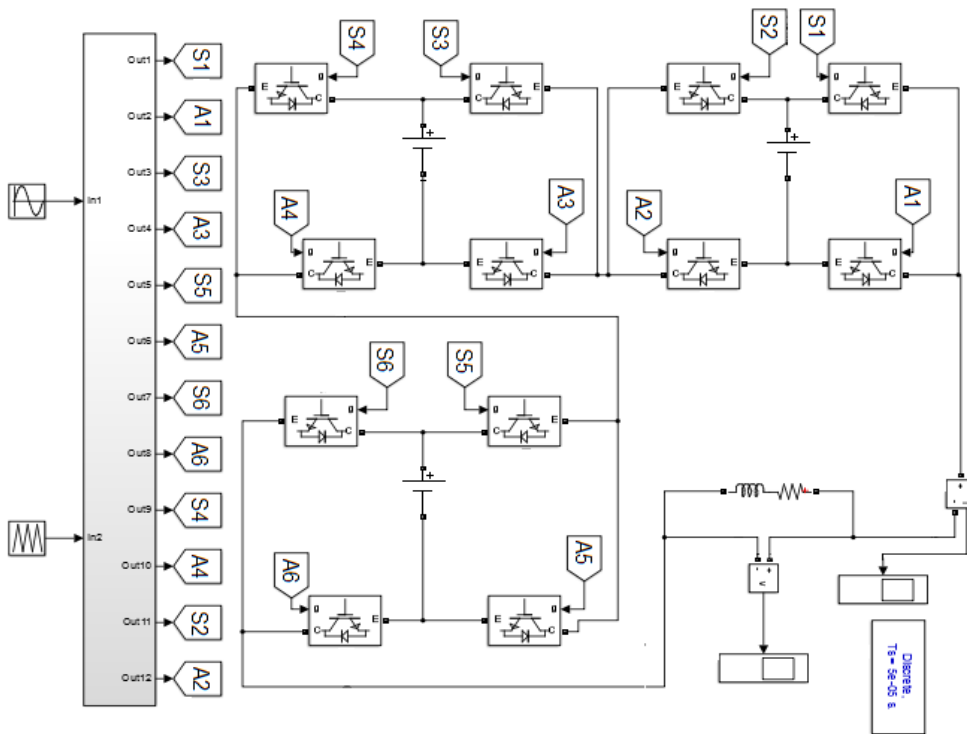
الشكل 5: بنية العاكس (CHB-MLI)

#### 4. منهجية البحث

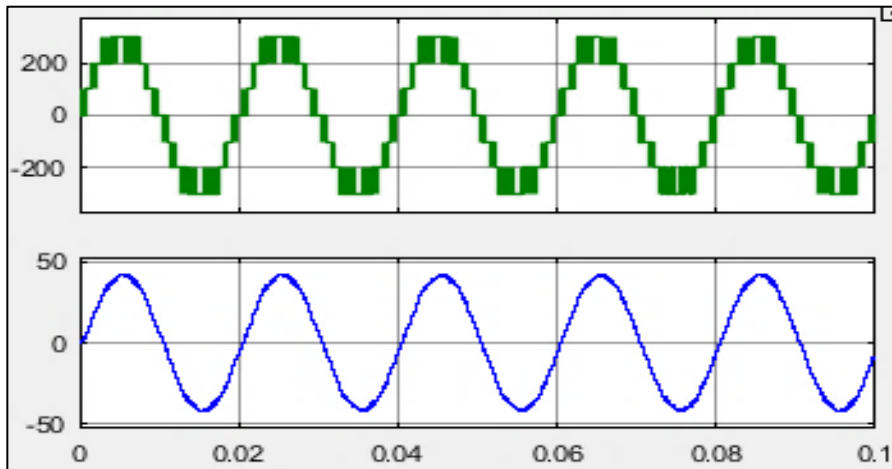
تم استخدام برنامج Matlab Simulink لمحاكاة دائرة العاكس متعدد المستويات (CHB-MLI) ذو 5 و 7 و 9 مستويات عند استراتيجيات مختلفة لتوليد نبضات القدر، ومن ثم تم إجراء تحليل فورييه باستخدام الأداة FFT Analysis للحصول على معدل التشوه التوافقي THD لكل من موجة الجهد والتيار الناتج عند ترددات مختلفة.

يوضح الشكل (6) نموذج MATLAB / Simulink للعاكس التسلسلي (CHB) ذو سبع مستويات أحادي الطور، باستخدام استراتيجية التعديل (APOD-PWM) وعند تردد موجة حامل  $3000 \text{ Hz}$ ، خرج العاكس متصل بحمولة تحريضية قيمتها  $Z_L = 7 + 0.003j$ .

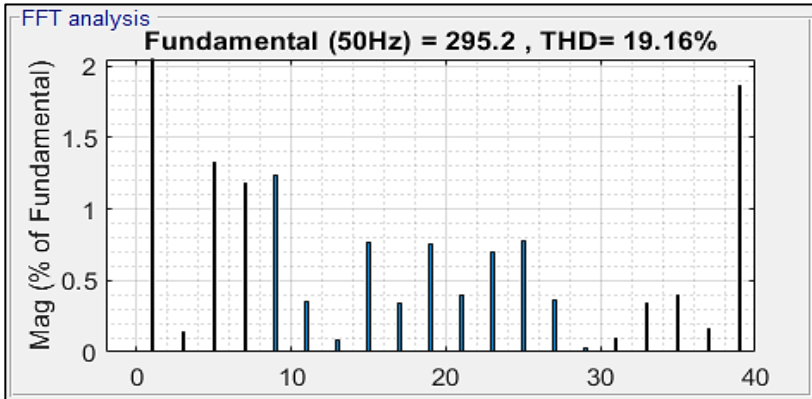
إشارة موجة جهد والتيار الحمل للعاكس موضحة بالشكل (7)، عند قياس قيمة التشوه التوافقي THD لموجة الجهد كان بقيمة 19.16% كما هو موضح بالشكل (8)، في حين أن معدل التشوه التوافقي لموجة التيار الناتجة 2.69%، كما هو موضح بالشكل (9).



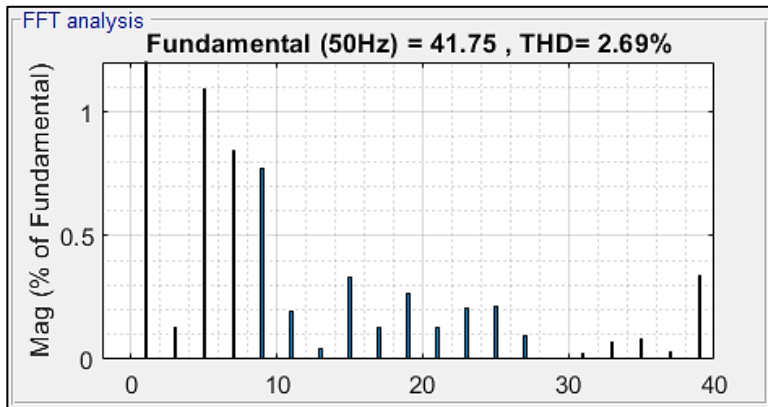
الشكل 6: نموذج MATLAB للعاكس (CHB-7 L)



الشكل 7: إشارة موجة جهد والتيار الحمل للعاكس (CHB-7 L)



الشكل 8: التحليل التوافقي لموجة جهد الخرج للعاكس (CHB-7 L)



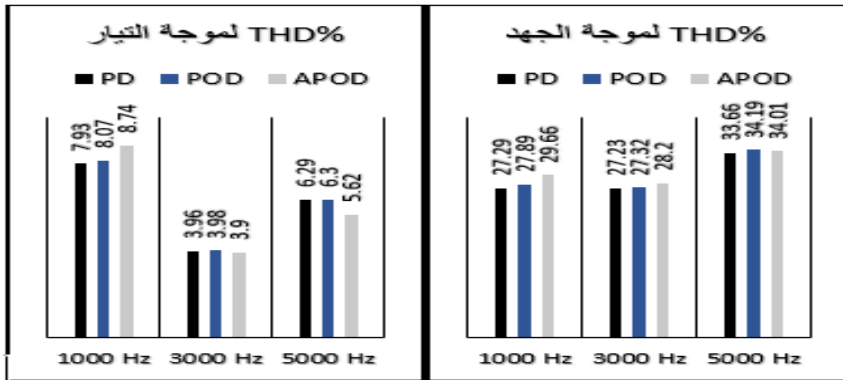
الشكل 9: التحليل التوافقي لموجة تيار الحمل للعاكس (CHB-7 L)

### 3.1 مقارنة بين أشهر استراتيجيات التعديل (PD-POD-APOD)

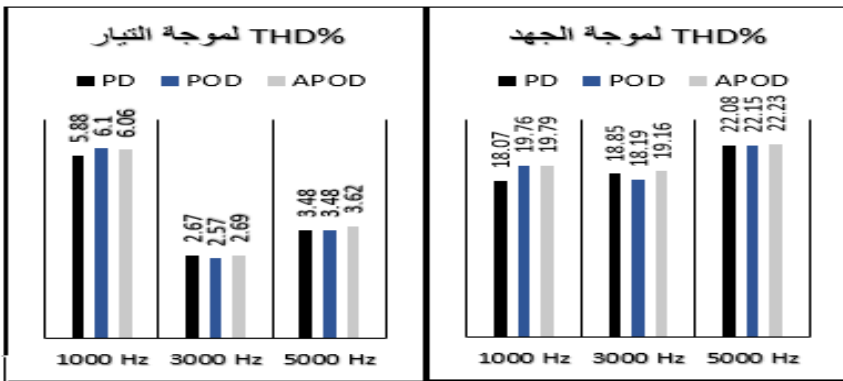
تمت محاكاة أشهر استراتيجيات التعديل PD-POD-APOD لتوليد نبضات القذح لثلاث نماذج من العواكس متعددة المستويات التسلسلية (CHB-5, CHB-7, CHB-9) عند ترددات تبديل مختلفة (تردد إشارة الموجة الحاملة)، وبحمولة تحريضية ثابتة لجميع النماذج  $Z_L = 7 + j0.003$ ، فكان معدل التشوه التوافقي THD لكل طريقة على حدى موضحة بالمخططات البيانية الموجودة بالأشكال (10) و (11) و (12) و (13)، حيث نلاحظ العلاقة بين ترددات التبديل المختلفة واستراتيجية التعديل المتبعة لتوليد نبضات القذح لعناصر إلكترونيات القدرة،

وكذلك تأثير زيادة عدد مستويات موجة الجهد على قيمة معدل التشوه التوافقي للموجة الناتجة، حيث أن:

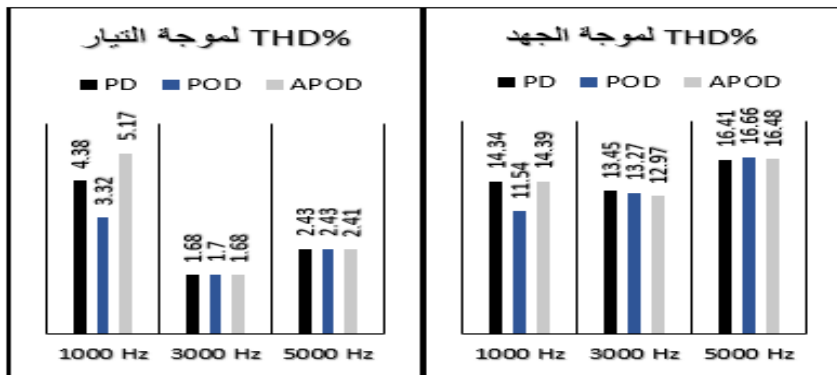
- أقل معدل تشوه توافقي عند تردد تبديل  $3000 H_z$ ، عند استراتيجيات التعديل المختلفة، وكذلك عند عدد مستويات جهد مختلفة، كما هو موضح بالشكل (10)، الشكل (11) والشكل (12).
- معدل التشوه التوافقي THD يتناسب عكساً مع عدد مستويات الجهد، كما هو موضح في الشكل (13)، حيث أنه عند استراتيجية تعديل PD-PWM كانت موجة الجهد ذات تسع مستويات تملك أقل معدل تشوه توافقي مقارنة بالمستويات الأخرى وعند ترددات تبديل مختلفة.
- عند تردد تبديل  $1000 H_z$  كان معدل التشوه التوافقي لموجة جهد وتيار الحمل الأعلى مقارنة بالترددات الأخرى.
- معدل التشوه التوافقي عند تردد  $5000 H_z$  أعلى منه عند تردد  $3000 H_z$ ، وعليه فإنه عند ترددات التبديل المرتفعة نسبياً يزداد معدل التشوه التوافقي طردياً مع ازدياد التردد.
- أفضل معدل تشوه توافقي كان عند استراتيجيتي التعديل (POD) و (PD) حيث تتقارب معدلات التشوه التوافقي بينهما في حالة العاكس أحادي الطور، ولتحديد الأفضل بينهما ندرس حالة العاكس ثلاثي الطور.



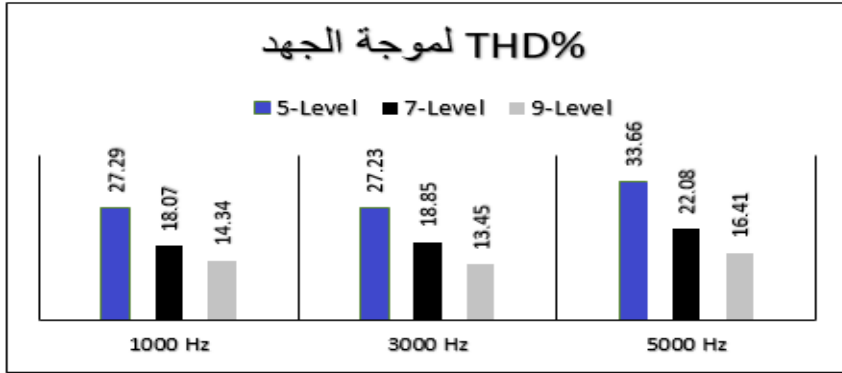
الشكل 10: معدل التشوه التوافقي للعاكس التسلسلي CHB-5



الشكل 11: معدل التشوه التوافقي للعاكس التسلسلي CHB-7



الشكل 12: معدل التشوه التوافقي للعاكس التسلسلي CHB-9

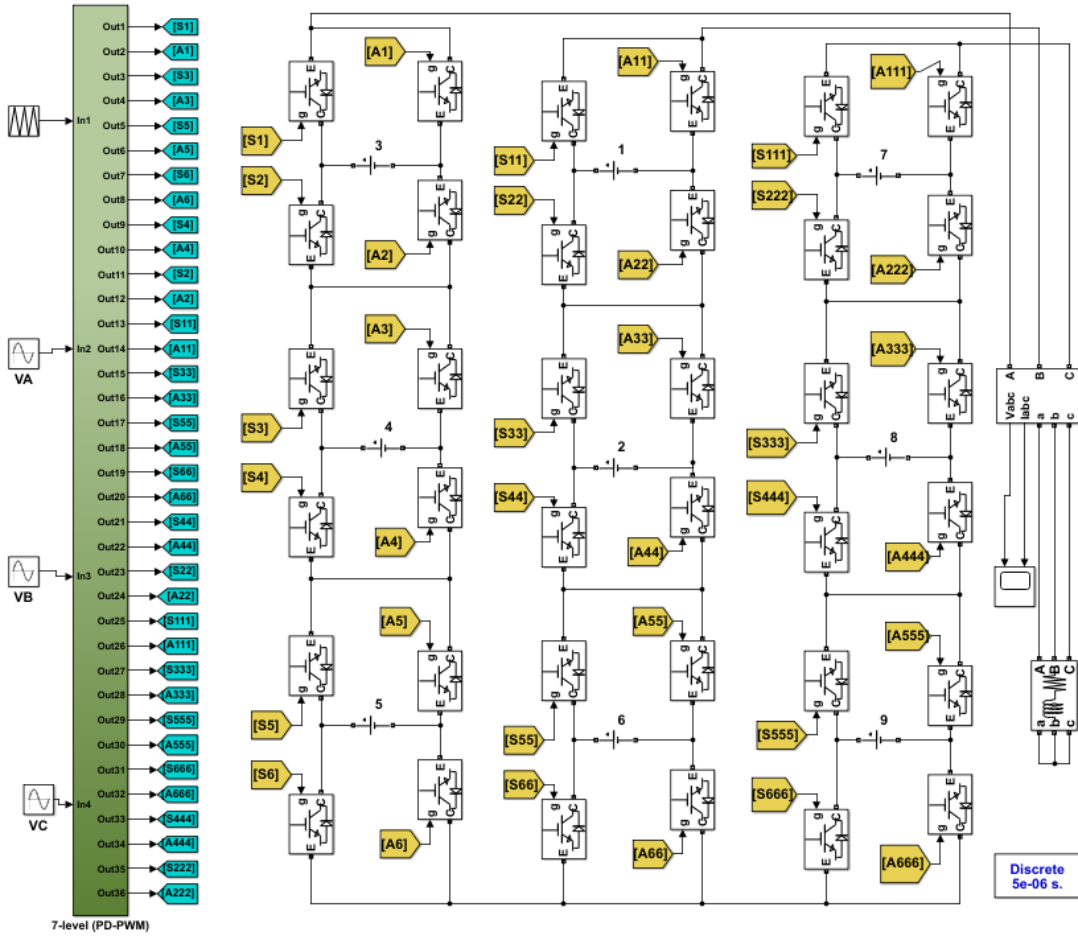


الشكل 13: معدل التشوه التوافقي عند استراتيجية PD-PWM

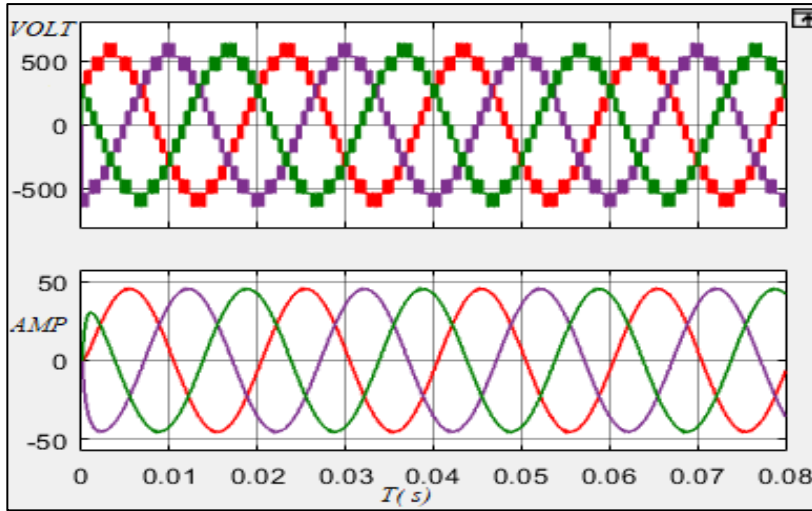
### 3.2 نمذجة العاكس التسلسلي (CHB-7 LEVEL) ثلاثي الطور

يوضح الشكل (14) نموذج MATLAB / Simulink للعاكس التسلسلي (CHB) ذو سبع مستويات ثلاثي الطور، باستخدام استراتيجية التعديل (PD-PWM) وعند تردد موجة حامل  $3000 H_z$ ، خرج العاكس متصل بحمولة تحريضية قيمتها  $Z_L = 7 + 0.003j$ .





الشكل 14: نموذج MATLAB للعاكس (CHB-7) ثلاثي الطور



الشكل 15: موجة الجهد والتيار الحمل للعاكس (CHB-7) ثلاثي الطور

إشارة موجة جهد الخرج والتيار الحمل للعاكس (CHB-7) ثلاثي الطور موضحة بالشكل (15)، عند قياس قيمة التشوه التوافقي THD لموجة جهد الخط كانت بقيمة 10.70%، بينما معدل التشوه التوافقي لموجة تيار الخط الناتجة كانت 0.85%.

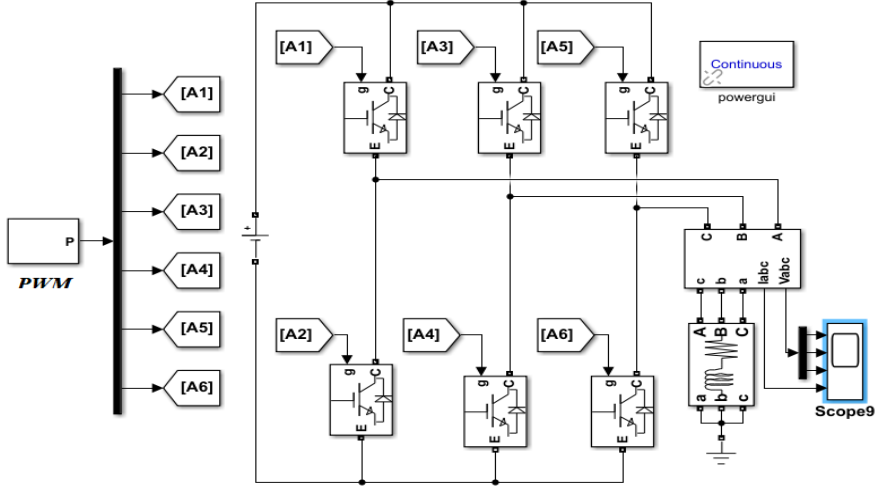
تمت محاكاة استراتيجيات التعديل المختلفة لتوليد نبضات القرح على نموذج العاكس متعدد المستويات (CHB-7 LEVEL) ثلاثي الطور عند تردد تبديل 3000 Hz فكان معدل التشوه التوافقي THD الناتج لكل طريقة على حدى موضحاً بالجدول (1) التالي.

الجدول 1: معدل التشوه التوافقي للعاكس (CHB-7 L) ثلاثي الطور

تردد التبديل 3000 Hz					
PD-PWM		P0D-PWM		APOD-PWM	
V line	I line	V line	I line	V line	I line
10.71%	0.86%	15.52%	1.58%	15.68%	1.60%

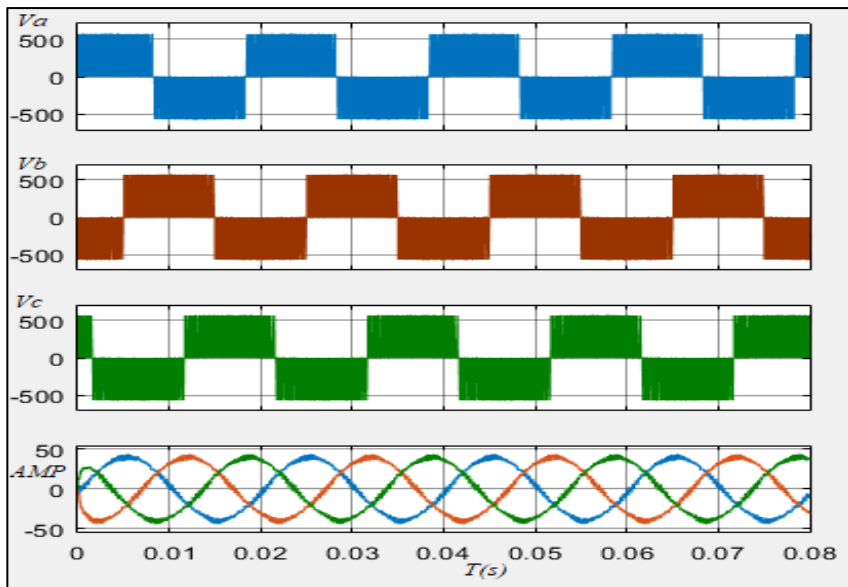
بناء عليه نلاحظ أن تقنية (PD-PWM) هي الأفضل من ناحية التشوه التوافقي THD مقارنة مع الطرق الأخرى، وعليه سنقوم بإجراء مقارنة مع دائرة العاكس التقليدية ثلاثية الطور.

يوضح الشكل (16) نموذج MATLAB / Simulink للعاكس ثلاثي الطور التقليدي ذو مستويين وعند تردد موجة حامل  $3000 \text{ Hz}$ ، خرج العاكس متصل بحمولة تحريضية قيمتها  $Z_L = 7 + 0.003j$ .

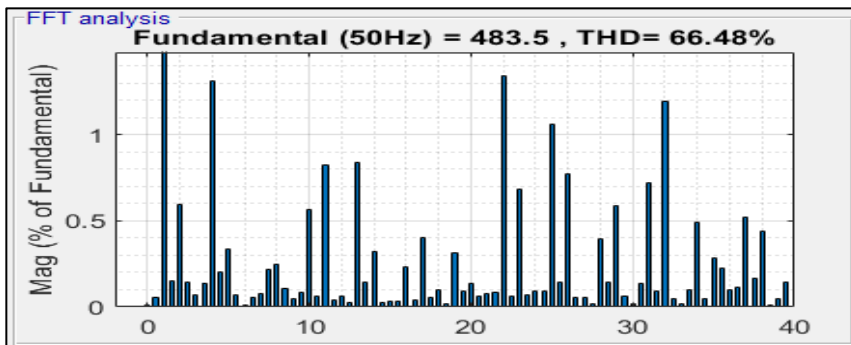


الشكل 16: نموذج MATLAB للعاكس التقليدي ثلاثي الطور

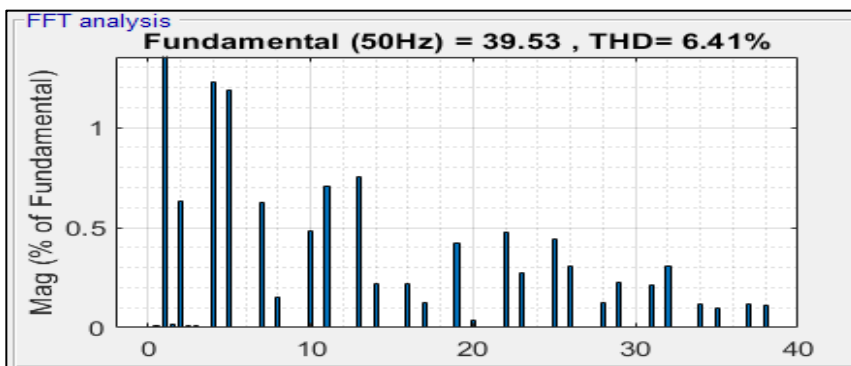
إشارة موجة جهد الخرج وتيار الحمل للعاكس التقليدي ثلاثي الطور بدون استخدام مرشحات موضحة بالشكل (17)، عند قياس قيمة التشوه التوافقي THD لموجة جهد الخط كانت بقيمة 66.48% كما هو موضح بالشكل (18)، في حين أن معدل التشوه التوافقي لموجة تيار الخط الناتجة 6.41% كما هو موضح بالشكل (19).



الشكل 17: إشارة موجة جهد وتيار الحمل للعكس التقليدي ثلاثي الطور

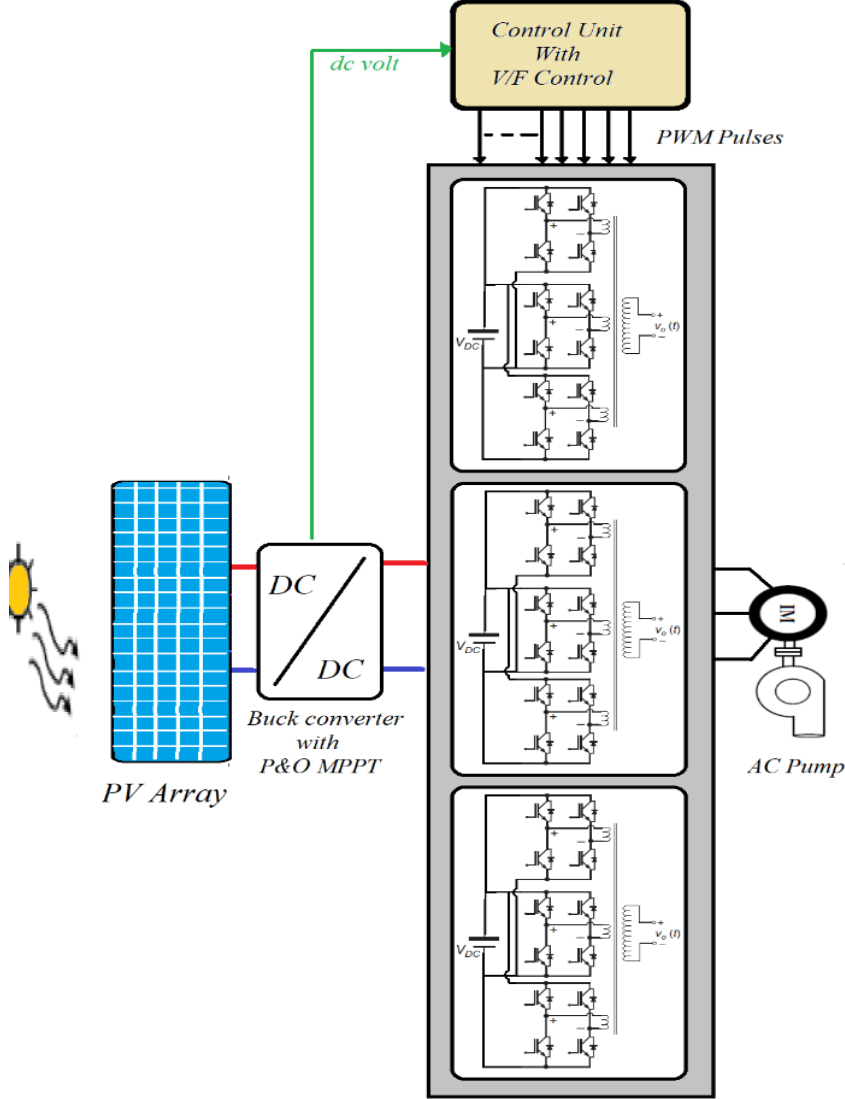


الشكل 18: THD لموجة جهد الخط للعكس التقليدي ثلاثي الطور



الشكل 19: THD لموجة تيار الحمل للعاكس التقليدي ثلاثي الطور

### 3.3 مخطط النظام المقترح



الشكل 20: النظام المقترح لقيادة المضخة الكهروضوئية

يهدف المخطط المقترح الموضح في الشكل (20) إلى تطوير نظام قيادة لمضخة المياه يعتمد على تقنية العاكس متعدد المستويات، وبدراسة الخصائص السابقة لهذا النوع، تم اعتماد

تقنية العاكس (CHB-MLI) ثلاثي الطور ذو سبع مستويات وفق استراتيجية التعديل PD-PWM، وفقاً لهذا المخطط سنحتاج لمنبع تغذية DC واحد متمثل بالمصفوفة الكهروضوئية وذلك بسبب استخدام محولات عزل ضمن البنية الداخلية للعاكس لتجنب استخدام منابع dc منفصلة لكل مستوى على حدى وبالتالي الحصول على أقصى مردود، يوجد على خرج المصفوفة الكهروضوئية مقطع تخفيض يعمل على ملاحقة نقطة الإستطاعة العظمى وتحويل التغير الحاصل في الإشعاع الشمسي إلى تغير في جهد الخرج للمصفوفة الكهروضوئية.

نظام التحكم العام بالعاكس المقترح مجهز للعمل وفق نظام التحكم السلمي،  $v/f$  لتشغيل محرك المضخة التحريضي والتحكم بسرعه.

### 3.3.1 ملاحقة نقطة الإستطاعة العظمى

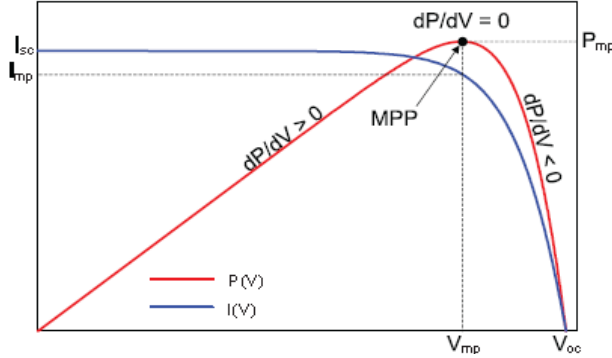
إن تيار وجهد المصفوفة الكهروضوئية يتعلق بدرجة الحرارة وبشدة الإشعاع الساقط على الخلية، وبما أن هذين البارامترين متغيران بصورة مستمرة خلال النهار إذاً ستتغير خصائص المصفوفة الكهروضوئية بشكل مستمر خلال النهار.

بما أن فعالية تحويل الإشعاع الشمسي إلى طاقة كهربائية في الخلايا الكهروضوئية منخفضة بشكل عام ( حوالي 15 % ويمكن أن تصل إلى 30 % في أحسن الأحوال)، لا تزال تكلفة الطاقة الكهروضوئية عالية (بالمقارنة مع كلفة الطاقة الكهربائية المتاحة من المصادر التقليدية)، ولذلك فإنه من المهم والضروري الحصول على الحد الأقصى المُتاح من الطاقة الكهربائية انطلاقاً من الخلايا الكهروضوئية، عن طريق ضمان عمل مبدلة DC/DC بالشكل الأمثل، مما يتيح الحصول على الطاقة الأعظمية عند العمل بالتوتر والتيار المقابلين لنقطة المنحني الموافقة لنقطة الاستطاعة الأعظمية، ولكن هذه النقطة غير ثابتة و تتعلق بالإشعاع الشمسي، لذلك يجب ملاحقة نقطة الاستطاعة الأعظمية (MPPT) Maximum Power Point Tracking.

من أشهر الطرق المتبعة في ملاحقة نقطة الاستطاعة الأعظمية هي طريقة الارتياب والملاحظة (P&O) (Perturbation and Observation)، والتي تعتمد على الحقيقة القائلة: أنه في مميزات الجهد/استطاعة (P-V) للمنظومة الكهروضوئية، في الجهة اليسرى من نقطة

الاستطاعة الأعظمية الـ MPP يكون تغير الاستطاعة بالنسبة إلى الجهد موجباً أي  $> 0$   $dP/dV$  أما في الجهة اليمنى يكون  $dP/dV < 0$ ، كما هو موضح في الشكل (21)، [1].

أي أن مشتق الاستطاعة بالنسبة إلى الجهد (التيار) لمنظومة الـ PV يساوي الصفر عند الـ MPP.



الشكل 21: منحنى (I-V) ومنحنى (P-V) في طريقة P&O.

- عند الـ MPP يكون  $dV/dP = 0$  ( $dI/dP = 0$ ).
- على اليسار يكون  $dV/dP > 0$  ( $dI/dP < 0$ ).
- على اليمين يكون  $dV/dP < 0$  ( $dI/dP > 0$ ).

إذا كان جهد نقطة العمل متغيراً في اتجاه معطى وكان  $dP/dV > 0$  فإن التغير سيحرك نقطة عمل المنظومة باتجاه الـ MPP. وهكذا تستمر خوارزمية الـ P&O حتى تجعل جهد المنظومة الكهروضوئية بالاتجاه نفسه.

أما إذا كان  $dP/dV < 0$  فإن التغير في نقطة العمل سيبعد المنظومة الكهروضوئية عن الـ MPP. بالتالي تعكس خوارزمية الـ P&O اتجاه التغير لتعيد نقطة العمل باتجاه نقطة الـ MPP.

الميزة الرئيسية لهذه الطريقة أنها سهلة التطبيق وتحتاج إلى متطلبات حسابية منخفضة، قابلة للتطبيق في معظم الأنظمة، ولا تحتاج إلى أية معلومات عن المصفوفة الكهروضوئية سوى قياس الجهد والتيار.

وفقاً للنظام المقترح فإنه على خرج كل مصفوفة يوجد مقطع تخفيض (Buck) سيقوم بملاحقة نقطة الاستطاعة العظمى وفق خوارزمية (P&O) لتحويل التغير الحاصل في الإشعاع الشمسي إلى تغير في الجهد على خرج دائرة المقطع.

### 3.3.2 التحكم السلمي V/F scalar control

تسمى هذه التقنية بالتحكم السلمي لأن شعاع الحقل غير مستخدم ويكون التردد والجهد هي المتغيرات الرئيسية التي تطبق على ملفات الثابت، ويتم تجاهل حالة الدوار وهذا يعني أنه لا توجد تغذية عكسية لإشارة السرعة والموضع، ولهذا يعتبرها النوع من القيادة حلقة مفتوحة وهو مناسب للمضخات والمراوح والتطبيقات التي لا تتطلب مستويات عالية من الدقة. كانت تعتبر هذه الطريقة من أكثر طرق التحكم شيوعاً، فإذا كان المطلوب تخفيض التردد المحدد عند جهد تغذية معين، فإن فيض الثغرة الهوائية سيميل إلى الإشباع مسبباً زيادة مفرطة في تيار الثابت وتشوهاً في موجة الفيض.

بناءً على ذلك يجب أن يكون التخفيض في التردد مصحوباً بتقليل جهد الثابت من أجل الحفاظ على فيض الثغرة الهوائية ثابتاً للمحرك التحريضي، يمكن استخدام هذه التقنية للحصول على عزوم إقلاع جيدة وحالة مستقرة جيدة، وباختصار هذه الطريقة هي إمداد المحرك بالجهد المطلوب متناسباً مع التردد المكافئ للسرعة المطلوبة بغض النظر عن حمل المحرك الميكانيكي والسرعة الفعلية التي يدور بها المحرك [5].

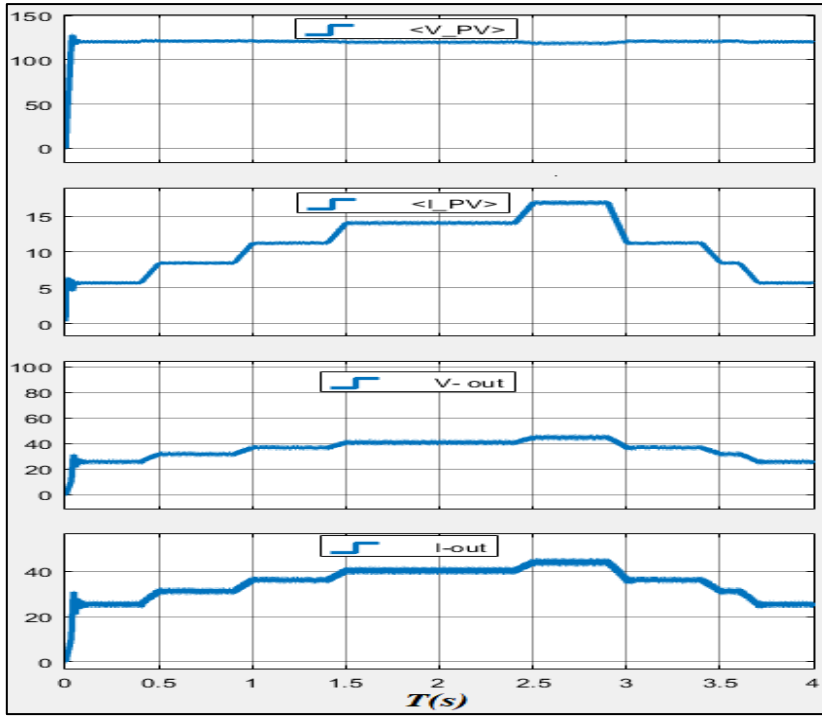
## 3.4 الاختبارات والنتائج

### 3.4.1 دائرة مقطع التخفيض Buck converter

تمت نمذجة دائرة مقطع التخفيض (Buck) الموضحة بالشكل (22) تقوم بملاحقة نقطة الاستطاعة العظمى Mppt وفق خوارزمية P&O، تتوضع هذه الدارة وفقاً للنظام المقترح على خرج المصفوفة الكهروضوئية، بحيث تتعرض وفقاً لنموذج الاختبار لإشعاع شمسي موضح بالشكل (23).





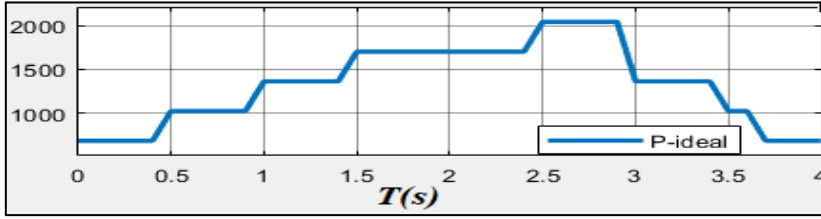


الشكل 24: التيارات والجهود على دخل وخرج دائرة المقطع

جهود الدخل والخرج لدائرة المقطع موضحة بالشكل (24) حيث كان جهد الدخل على دائرة المقطع (خرج المصفوفة الكهروضوئية) ثابت مع تغير التيار على خرج المصفوفة الكهروضوئية بناء على تغير شدة الإشعاع الشمسي.

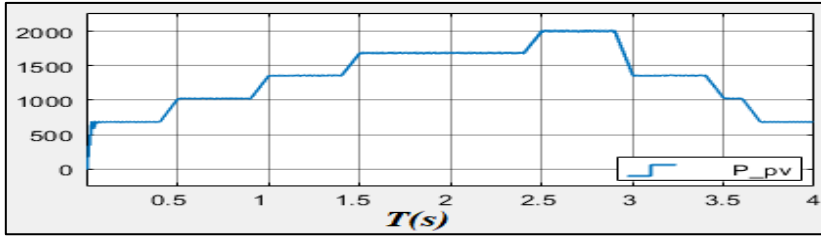
جهد الخرج لدائرة المقطع كان بقيمة متغيرة تتوافق مع قيمة تيار الخرج الذي يرتبط بالحمل على خرج دائرة المقطع.

الاستطاعة النموذجية المقدمة من المصفوفة الكهروضوئية عند نقطة الاستطاعة العظمى موضحة بالشكل (25).



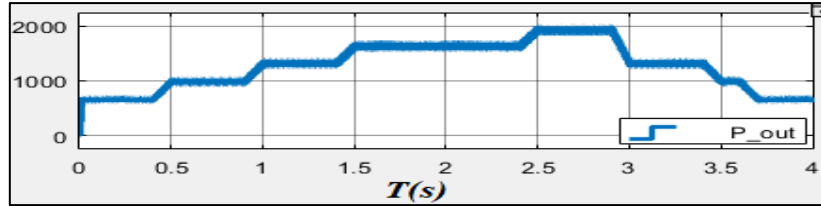
الشكل 25: الاستطاعة الاسمية للمصفوفة الكهروضوئية

الاستطاعة على خرج المصفوفة الكهروضوئية (الاستطاعة المستجرة من المصفوفة الكهروضوئية) موضحة بالشكل (26).



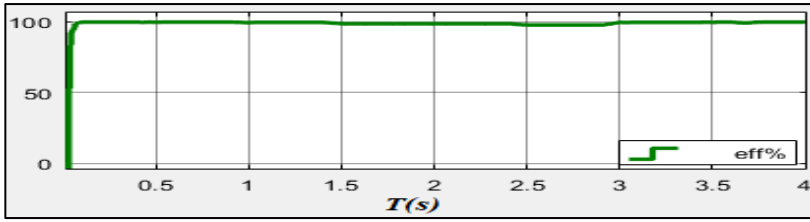
الشكل 26: الاستطاعة المستجرة من المصفوفة الكهروضوئية

الاستطاعة على خرج دائرة المقطع موضحة بالشكل (27).



الشكل 27: الاستطاعة على خرج دائرة المقطع

مردود المصفوفة الكهروضوئية مع دائرة مقطع وفق خوارزمية P&O لملاحقة نقطة الاستطاعة الأعظمية  $\eta = 98\%$ ، كما هو موضح بالشكل (28).



الشكل 28: مردود المصفوفة الكهروضوئية

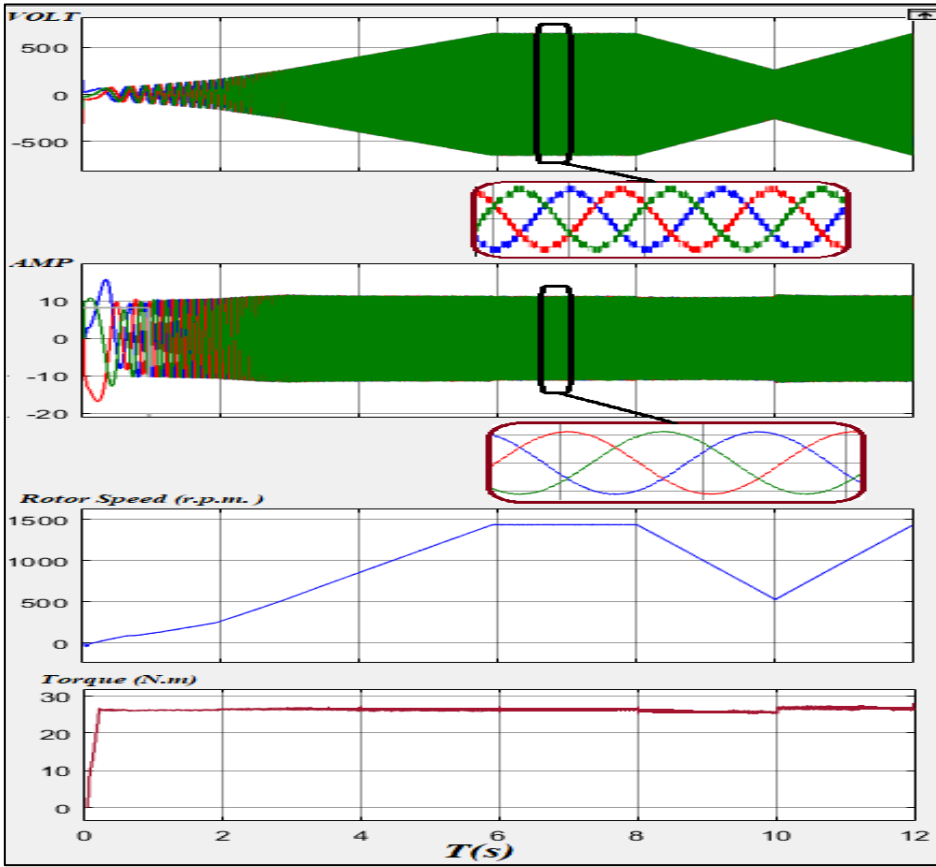
### 3.4.2 دائرة العاكس (CHB-7L) ثلاثي الطور وفق نظام V/F

تمت نمذجة دائرة العاكس (CHB-7L) ثلاثي الطور وفق نظام V/F، حيث تم وصله مع محرك تحريضي له المواصفات التالية:

5.4 hp (4 KW), 400 V, 50Hz, 1430 RPM

العزم الاسمي للمحرك  $T_n = 26.7$  N.M، في البداية تم إقلاع المحرك وفق نظام V/F للاستقرار على الجهد الاسمي له، حيث نلاحظ تغير السرعة بشكل تدريجي للاستقرار على السرعة الاسمية، فعند حدوث تغير في جهد الدخل للمحرك نلاحظ تغير السرعة مع ثبات تيار المحرك وكذلك ثبات العزم، كما هو موضح بالشكل (29).

وفق النظام المقترح فإن التغير الحاصل في شدة الإشعاع الشمسي الساقط على المصفوفة الكهروضوئية يتم تحويله إلى تغير في جهد الخرج مع الحفاظ على الاستطاعة العظمى على خرج دائرة المقطع والذي بدوره سيؤدي إلى تغير في جهد الدخل لدائرة العاكس (CHB-7L) ثلاثي الطور الذي يعمل وفق نظام V/F فيقوم بتغيير سرعة الدوران مع الحفاظ على العزم ثابت أي أنه تم تغيير شدة التدفق لمضخة المياه مع تغير شدة الإشعاع الشمسي، وعند قياس مقدار الطاقة الكهربائية المستجرة من قبل العاكس بلغت 95% من إجمالي الطاقة الكلية التي توفرها مصفوفة الألواح الكهروضوئية.



الشكل 29: تغير سرعة المحرك مع تغير جهد الثابت وثبات العزم

#### 4. الاستنتاجات والتوصيات

##### 4.1 الاستنتاجات

مما سبق نستنتج أن العاكس المتعدد المستويات التسلسلي CHB-7Level ثلاثي الطور وفق استراتيجية التعديل PD-PWM يحقق أقل معدل تشوه توافقي لموجة الجهد بمقدار (10.70%) مقارنة بالعاكس التقليدي 2-level ثلاثي الطور ذو معدل تشوه توافقي (66.59%) بدون مرشح، وعليه فإن النظام المقترح لقيادة مضخات المياه الكهروضوئية يتمتع بكفاءة تحويل عالية للقدرة الكهربائية من شكلها المستمر للمتأوب، بالإضافة لموثوقيته العالية كونه مجهز للعمل وفق نظام V/F لقيادة المحركات التحريضة حيث يعمل على تغيير سرعة المضخة بما

يتناسب مع شدة الإشعاع الشمسي وبالتالي ضمان استمرار عملية ضخ المياه بما يتناسب مع كمية الإشعاع الشمسي دون توقف، حيث بلغت نسبة الطاقة المستجرة وفق هذا النظام من إجمالي الطاقة التي توفرها مصفوفة الألواح الكهروضوئية 95%.

## 4.2 التوصيات

- دراسة استخدام العواكس متعددة المستويات في ربط المنظومات الكهروضوئية مع الشبكة العامة.
- دراسة استخدام العواكس DC-MLI و FC-MLI المتعددة المستويات في قيادة مضخات المياه الكهروضوئية.
- دراسة استخدام العواكس متعددة المستويات في قيادة السيارات والقطارات الكهربائية.

## الرموز

Alternative Phase opposition Disposition	APOD
Cascaded H-bridge	CHB
Diode Clamped	DC
Flying Capacitor	FC
Multilevel Inverter	MLI
Maximum Power Point Tracking	MPPT
Phase Disposition	PD
Phase Opposition Disposition	POD
Pulse Width Modulation	PWM
Total harmonic distortion	THD

## المراجع

[1] Ahmed, J., & Salam, Z. "An improved perturb and observe (P&O) maximum power point tracking (MPPT) algorithm for higher efficiency," Applied Energy, 150, 97-108. (2015).

- [2] Debnath, S., Qin, J., Bahrani, B., Saedifard, M., & Barbosa, P. "Operation, control, and applications of the modular multilevel converter: A review," IEEE transactions on power electronics, 30(1), 37-53. (2014).
- [3] Khalili, T., Raihani, A., Bouattan, O., Ouajji, H., & Amri, F. "Analysis study of a cascaded h-bridge multilevel inverter dedicated to power bank usage," Journal of Theoretical & Applied Information Technology, 88(3). (2016).
- [4] Lai, J. S., & Peng, F. Z. "Multilevel converters-a new breed of power converters," IEEE Transactions on industry applications, 32(3), 509-517. (1996).
- [5] Peña, J. M., & Díaz, E. V. "Implementation of V/f scalar control for speed regulation of a three-phase induction motor," IEEE andescon (pp. 1-4). (2016).
- [6] Rodriguez, J., Lai, J. S., & Peng, F. Z. "Multilevel inverters: a survey of topologies, controls, and applications," IEEE Transactions on industrial electronics, 49(4), 724-738. (2002).
- [7] Singh, B., Sharma, U., & Kumar, S. "Standalone photovoltaic water pumping system using induction motor drive with reduced sensors," IEEE transactions on industry applications, 54(4), 3645-3655. (2018).
- [8] Suresh, Y., Venkataramanaiah, J., Panda, A. K., Dhanamjayulu, C., & Venugopal, P. "Investigation on cascade multilevel inverter with symmetric, asymmetric, hybrid and multi-cell configurations," Ain Shams Engineering Journal, 8(2), 263-276. (2017).
- [9] Sharma, Ravi Kant. "Performance Analysis of Multilevel inverter based on SVPWM for Renewable Energy Sources." 2019 6th International Conference on Signal Processing and Integrated Networks (SPIN). IEEE, (2019).
- [10] Singh, Bhim, Utkarsh Sharma, and Shailendra Kumar. "Standalone photovoltaic water pumping system using induction motor drive with reduced sensors." IEEE transactions on industry applications 54.4 (2018): 3645-3655.
- [11] Talbi, Billel, et al. "A high-performance control scheme for photovoltaic pumping system under sudden irradiance and load changes." Solar Energy 159 (2018): 353-368.

## تصميم متحكم تناسبى تكاملي تفاضلي للتحكم بالرافعة الجسرية

طالب الدكتوراه: م. باسل فاضل كلية الهندسة - جامعة البعث

اشراف: ا.د. شفيق باصيل

### المخلص :

أصبح التحكم الآلي في الوقت الراهن من العلوم الهندسية التي لها دوراً مهماً في التقدم العلمي والهندسي.

- يعرض القسم النظري مكونات نظام التحكم الأساسية كالعنصر المرغوب لتنظيمه وهو عبارة عن الجملة الديناميكية التي تتغير خواصها مع الزمن والمنظمات التي تلعب دوراً مهماً في الدارات المغلقة كونها تعمل على تغيير إشارة الخرج في أية لحظة زمنية وإشارات نظام التحكم التي تهدف لدراسة سلوك نظام التحكم خلال الزمن و إيجاد نظام تحكم قادر على تحسين أداء عمل الروافع الخاضعة لتأرجح الأحمال و تصميم متحكم PID للتحكم بموضع الرافعة وبالتالي الحد من الأهتزازات التي تؤثر على استقرار الرافعة

وبالتالي تحسين استجابة الحركة الخطية وسرعة الانتقال للرافعة .

- يعرض القسم العملي النتائج التي تم التوصل إليها.

حيث تم :

- الحصول على المعادلات غير خطية بدون منظمات وقمنا بدراسة عمل

الرافعة بأضافة المنظمات بهدف تحسين أداء المنظومة

- تصميم ثوابت المتحكم PID باستخدام طريقة زيغلرنيكولس



- تصميم المتحكم PID للتحكم بالرافعة الجسرية
- دراسة تأرجح وتخفيض الحمولة بشكل كبير

كلمات مفتاحية :

- 1-العنصر المرغوب تنظيمه 2- المنظمات 3- إشارات نظام التحكم 4- الجملة الديناميكية
- 5- طريقة زيغلرنيكولس

# Differential Integral Proportional Controller Design For Gantry Crane Control

## Abstract:

Automation has become one of the engineering sciences at the present time which has an important role in scientific and engineering progress

–The theoretical section presents the basic components of the control system, such as the element desired to be regulated, which is the dynamic system whose properties change with time and the regulators that play an important role in closed circuits as they work to change the output signal at any moment in time and the signals of the control system that aim to study the behavior of the control system with time and the creation of a control system capable of improving the performance of the work of the cranes subject to the oscillation of loads and the design of a differential proportional controller to control the position of the crane and thus reduce the vibrations that affect the stability of the crane and thus

improve the response of the linear movement and the moving speed of the crane

The Practical section displays the results.

Where:

- Obtaining non-linear equations without regulators and we studied the work of the lever by adding organizations in order to improve the performance of the system
- The design of PID the controller's constants using the Ziegler-Nicolas method
- The design PID Gantry Crane Control
- study of load sway and and significantly reduce it

Keywords: 1- The item you want to regulator 2- regulators  
3- control system signals 4- dynamic system 5- Ziegler-Nicolas method

## 1-مقدمة:

أصبح التحكم الآلي في الوقت الراهن من العلوم الهندسية التي لها دوراً مهماً في التقدم العلمي والهندسي . فبالإضافة إلى أهميته البالغة في المركبات الفضائية ، والتي يتم التحكم فيها آلياً بالكامل دون الحاجة إلى العنصر البشري ، وكذلك أنظمة الهبوط الآلي للطائرات فإن التحكم الآلي قد أصبح الجزء المهم والحيوي في العمليات الصناعية الحديثة مثل عمليات التحكم في درجة الحرارة ودرجة الرطوبة ومعدل سريان السوائل إضافة إلى التحكم في السرعة والعزم والاستطاعة والتردد..... الخ . لقد تم تصميم مصانع كبيرة تعمل آلياً من بداية دخول المواد الأولية وصولاً إلى المنتج النهائي دون تدخل من البشر إلا في أماكن معينة تتطلب القدرة على اتخاذ القرار أو التعديل أو الضبط لذلك أصبح علم التحكم الآلي من العلوم الهندسية الأساسية انطلاقاً من هذه الأهمية قمنا في هذا البحث بدراسة مكونات نظام التحكم الأساسية كالعنصر المرغوب تنظيمه وهو عبارة عن الجملة الديناميكية التي تتغير خواصها مع الزمن والمنظمات التي تلعب دوراً مهماً في الدارات المغلقة كونها تعمل على تغيير إشارة الخرج في أية لحظة زمنية وإشارات نظام التحكم التي تهدف لدراسة سلوك نظام التحكم خلال الزمن و المعادلات الخطية للرافعة المدروسة وكيفية تصميم المتحكم PID للتحكم بالرافعة ودراسة تأرجح الحمولة وتخفيضها بشكل كبير [2].

## 2-الهدف من البحث :

- إيجاد نظام تحكم قادر على تحسين أداء عمل الروافع الخاضعة لتأرجح الأحمال

- تصميم متحكم PID للتحكم بموضع الرافعة وهو الطريقة الأنسب للحد من تأرجح الحمل وبالتالي الحد من الأهتزازات التي تؤثر على استقرار الرافعة .

3- مواد وطرق البحث :

3-1- المواد

-تمت الدراسة باستخدام بيئة الماتلاب .

3-2- طرق البحث :

القسم النظري: يعرض القسم النظري دراسة سلوك الرافعة الجسرية من خلال بناء نموذج رياضي يمثل التصميم الميكانيكي لها ومن ثم محاكاة هذا النموذج عن طريق الماتلاب وتصميم نظام للتحكم بالرافعة .

القسم العملي: يعرض القسم العملي نمذجة المعادلات الخطية للرافعة المدروسة وكيفية تصميم المتحكم PID للتحكم بالرافعة ودراسة تأرجح الحمولة وتخفيضها بشكل كبير .

4- مكونات نظام التحكم: [2]

4-1- العنصر المرغوب تنظيمه:

يعرف العنصر المرغوب تنظيمه الكمية المتحكم بها وهو ما يسمى بالواقع موضوع التحكم (plant) أو عملية التحكم (process). وهو عبارة عن

جملة ديناميكية تتغير خواصها مع الزمن وفق تأثيرات محددة داخلية (تحت تأثير المنظمات)، أو خارجية (تحت تأثير التشويش).

#### 4-2- أجهزة التحكم (المنظمات):

أجهزة التحكم هي مجموعة العناصر الديناميكية التي تتحقق بمساعدتها عملية التحكم المطلوبة، ويمكن أن تكون هذه الأجهزة ذات تأثير مباشر أو غير مباشر على موضوع التحكم، إذ تلعب المنظمات دوراً مهماً في الدارات المغلقة كونها تعمل على تغيير إشارة الخرج في أية لحظة زمنية تبعاً لمقدار الدخل على هذه المنظمات والممثل بالخطأ (وهو الفرق بين القيمة المرجعية وبين إشارة الخرج).

#### 4-3- إشارات نظام التحكم:

تعرف الإشارة أنها المسار الحر للقيم الفيزيائية التي تظهر في أثناء عملية التحكم، والهدف منها دراسة سلوك نظام التحكم خلال الزمن.

#### 5- أشكال نظم التحكم الآلي:

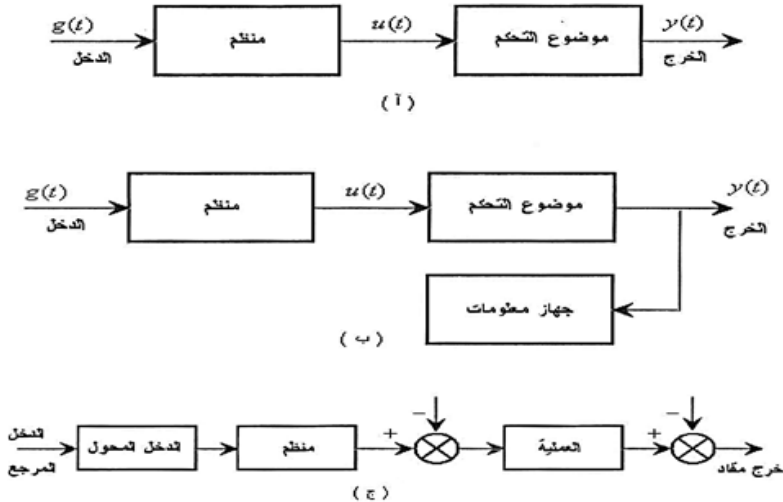
تضم نظم التحكم الآلي بشكل عام أحد الشكلين الآتيين:

#### 5-1- نظام الدارة المفتوحة:

وتتحقق هذه الحالة عندما يحتوي نظام التحكم الآلي على قناة واحدة فقط وذات اتجاه واحد لنقل المعلومات من الدخل إلى الخرج حيث يغيب أي اتصال بين دخل وخرج هذا النظام ويبين الشكل (1) حالات التطبيق العملي لنظام الدارة المفتوحة.

### 5-1-1- خصائص نظام الدارة المفتوحة:

يتميز نظام الدارة المفتوحة بأنه سريع ومباشر ولا يعتمد الدقة وتكون جميع عناصره موصولة على التسلسل كما هو مبين في الشكل (1). إضافة إلى ذلك نقوم في هذا النوع من النظم بقياس كمية التشويش الداخلة إلى النظام ومن ثم نحدد الكمية الفعالة الجديدة عند الخرج، لكن في هذا النظام لا تتوافر إمكانية تصحيح الأخطاء كما ينبغي تحديد التشويش الخارجي الأعظمي كي ينتهي لنا تحديد القيمة الفعالة المرغوبة عند الخرج، وأخيراً يعتمد هذا النظام بالأساس على الخبرة.



الشكل (1) المخطط الصندوقي لحالات تواجد نظام الدارة المفتوحة

### 5-1-1-1 أمثلة نظام الدارة المفتوحة:

1. مولد التيار المستمر ذو التهيج المستقل، حيث إن توتر الخرج لهذا المولد تابع لتيار التهيج، وعن طريق تغيير قيمة التوتر ولكن جهد الخرج لا يمتلك أي ارتباط بتيار التهيج، وكذلك عملية الإقلاع للمحرك الكهربائي.
2. تنظيم سرعة محرك تيار مستمر DC عن طريق تغيير جهد الدخل بمساعدة مقاومة متغيرة تؤدي إلى تغيير جهد الدخل على دخل المحرك، وبالتالي تتغير سرعته المتمثلة بإشارة الخرج، وبالتالي سرعة الآلية الإنتاجية المربوطة على محوره والتي تشكل الجملة الخاضعة للتحكم.

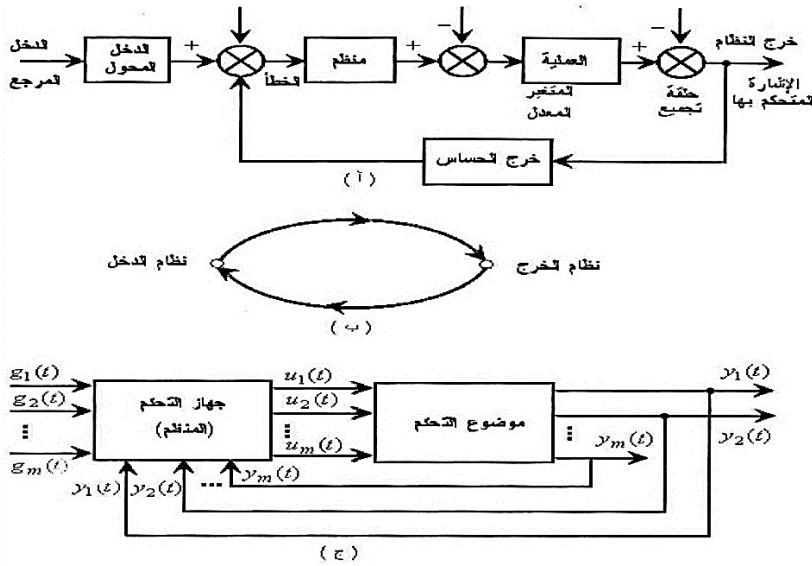
### 5-2- نظام الدارة المغلقة :

ويطلق عليه في بعض الأحيان بنظام التغذية العكسية إن وجود التغذية العكسية هام جداً من حيث الدقة والموثوقية في نظام التحكم الآلي ، وإن مفهوم نظام التغذية العكسية يتحقق بإرسال إشارة الخرج إلى دخل النظام لنقارن مع الإشارة المرجعية ، وبالتالي إذا كانت كمية الخرج مضبوطة وثابتة باستمرار عن طريق إرسال هذه الكمية إلى الدخل بمساعدة دارة التغذية العكسية سيصبح عندئذ النظام مغلقاً كما هو مبين بالشكل (2)

### 5-2-1 خصائص نظام الدارة المغلقة:



- يتصف هذا النظام بقياس قيمة الخرج في كل لحظة زمنية، ومن ثم يقارنها مع الإشارة المرجعية عند الدخل، ويتصف أيضاً بالموثوقية العالية والجودة الكبيرة في أثناء عملية التحكم.
- من أجل استخدام هذا النظام يجب أن تتوفر إمكانية قياس قيمة الخرج بالوسائل المتاحة وأن تأخذ بالاعتبار شروط التشويش الخارجي التي قد تؤدي إلى التأثير على العملية بالكامل.



الشكل (2) المخطط الصندوقي لحالات تواجد نظام الدارة المغلقة

## 6- تحليل السلوك الديناميكي للرافعة الجسرية:

عند تحديد النموذج الفيزيائي للنظام المدروس فإنه يوجد لدينا عدة طرق من أجل تحويله لنموذج رياضي (كتابة معادلات الحركة لهذا النظام) ومنها [1]:

### 6-1- طريقة معادلات لاغرانج :

طور العالم لاغرانج طريقة عامة لمعالجة الأنظمة الديناميكية وإيجاد المعادلات الرياضية الناظمة لحركتها ، تعتمد في أساسها على حساب الطاقة الحركية والطاقة الكامنة والعمل المبذول ، وتمثيل هذه الكميات بواسطة كميات سلمية . ونحتاج في هذه الطريقة إلى عدد من الإحداثيات العامة والمساوي لعدد درجات الحرية للنظام المدروس من أجل وصف حركة هذا النظام ويرمز لهذه الإحداثيات بالرمز ويمكن تمثيلها بالعلاقة التالية :

$$\frac{d}{dt} \frac{dT}{dq_i} - \frac{dT}{dq_i} + \frac{dU}{dq_i} = Q_i \quad (1)$$

: الطاقة الحركية : الطاقة الكامنة : القوى الكلية : درجة النظام  
 $T$   $U$   $Q_i$   $i$   
 تعطى الطاقة الحركية بالعلاقة التالية :

$$T = \left(\frac{1}{2}\right) MV^2 \quad (2)$$

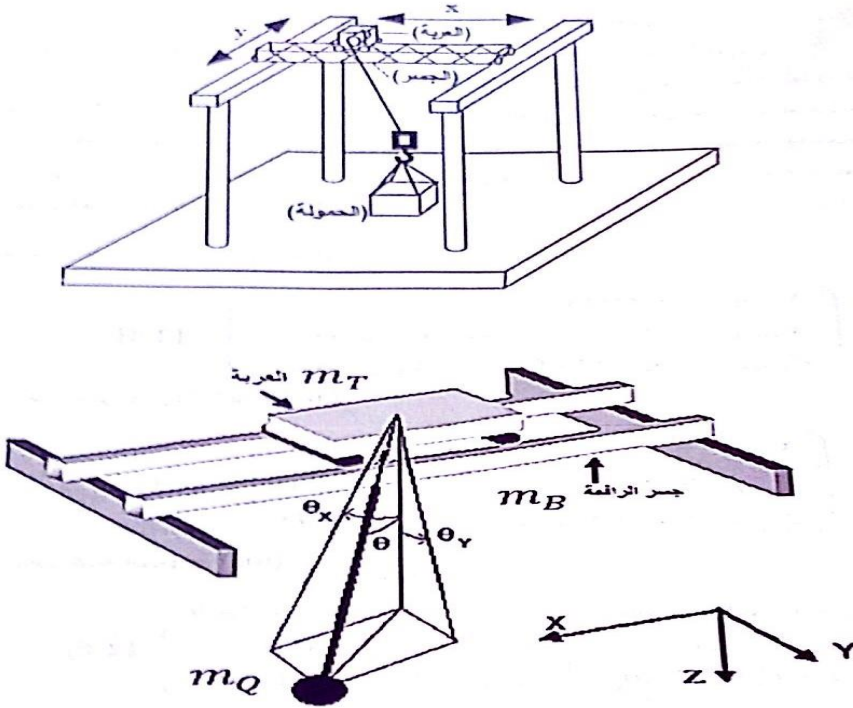
: الكتلة :  
 $M$   
 : السرعة  
 $V$

تعطى الطاقة الكامنة بالعلاقة التالية :

$$U = -W \quad (3)$$

العمل  
المبدول  
= للقوة  
W

يتألف هذا النموذج المبين في الشكل (3) من هيكل الرافعة الذي يتألف من جسر رئيسي تتحرك على سكة عن طريق العربات الحاملة للجسر وتؤمن حركة الرافعة ككل وذلك عن طريق محركين رئيسيين اللذان يولدان القوة اللازمة لتحريك الرافعة ، ومن العربة التي تتحرك على سكة متوضعة على الجسر بواسطة أربع عجلات مقادة بواسطة محركين موزعين على هذه العجلات ومولدة القوة قوة الدفع اللازمة لدفع العربة .



الشكل (3) توضع زوايا الاهتزاز والحمولات

في الشكل (3) تم استخدام الرموز الآتية:

درجة حرية الرافعة المدروسة هي خمس درجات حرية كمايلي :

$x$  : المسافة التي تقطعها العربة

$y$  : المسافة التي تقطعها الرافعة

$\alpha$  : زاوية دوران المحرك المخصص لرفع الحمولة

$\theta_x$  : مسقط زاوية انحراف الحبل الذي يحمل الحمولة على المستوي XZ (بسبب الاهتزاز)

$\theta_y$  : مسقط زاوية انحراف الحبل الذي يحمل الحمولة على المستوي YZ (بسبب الاهتزاز)

طول حبل الرافعة قطر اسطوانة :  $L$   
 زاوية دوران اسطوانة :  $D$  : الملفاف  
 الملفاف  $a$

المعادلة الممثلة للطاقة الحركية بالنسبة لسرعة العربة: [1]

$$\begin{aligned} \frac{dT}{dx} = 0, \frac{dU}{dx} = 0 \quad Q = F_x - F_{Rx} \\ (m_T + m_Q)\ddot{x} + 0\ddot{y} - m_Q D \ddot{\alpha} \cos\theta_y \sin\theta_x \\ - m_Q D \ddot{\theta}_x \cos\theta_y \cos\theta_x + m_Q D \alpha \ddot{\theta}_y \sin\theta_y \sin\theta_x \\ = F_x - F_{Rx} - 2m_Q D \dot{\alpha} \dot{\theta}_y \sin\theta_y \sin\theta_x + 2m_Q D \dot{\alpha} \dot{\theta}_x \cos\theta_y \cos\theta_x \\ - 2m_Q D \alpha \dot{\theta}_x \dot{\theta}_y \sin\theta_y \cos\theta_x - m_Q D \alpha \dot{\theta}_y^2 \cos\theta_y \sin\theta_x \\ - m_Q D \alpha \dot{\theta}_x^2 \cos\theta_y \sin\theta_x \end{aligned} \quad (4)$$

القوى العاملة : قوة دفع المحرك : قوى المقاومة المؤثرة على العربة

$$\begin{array}{ccc}
 F_{Rx} & F_x \text{ للعربة} & Q \\
 \text{كتلة عربة آلية الرفع} : m_T & \text{قطر اسطوانة الملفاف} : D & \text{كتلة الحمولة} : m_Q
 \end{array}$$

المعادلة الممثلة للطاقة الحركية بالنسبة لسرعة الجسر: [1]

$$\frac{dT}{dy} = 0, \frac{dU}{dy} = 0$$

$$\begin{aligned}
 0\ddot{x} + (m_B + m_T + m_Q)\ddot{y} - m_Q D \ddot{\alpha} \sin\theta_y + 0\ddot{\theta}_x \\
 - m_Q D \alpha \ddot{\theta}_y \cos\theta_y \\
 = F_x - F_{Rx} + 2m_Q D \dot{\alpha} \dot{\theta}_y \cos\theta_y \\
 - m_Q D \alpha \dot{\theta}_y^2 \sin\theta_y \quad (5)
 \end{aligned}$$

$\alpha$  السرعة الزاوية للمحرك

$m_B$ : كتلة الجسر

المعادلة الممثلة للطاقة الحركية بالنسبة للسرعة الزاوية لمحرك رفع الحمولة: [1]

$$\begin{aligned}
 -m_Q D \ddot{x} \cos\theta_y \sin\theta_x - m_Q D \ddot{y} \sin\theta_y + (m_Q D^2 + J)\ddot{\alpha} + 0\ddot{\theta}_x \\
 + 0\ddot{\theta}_y \\
 = M - M_R + m_Q D^2 \alpha \dot{\theta}_x^2 \cos^2\theta_y + m_Q D^2 \alpha \dot{\theta}_y^2 - m_Q g D \\
 + m_Q g D \cos\theta_y \cos\theta_x \quad (6)
 \end{aligned}$$

$M$ : العزم اللازم لتخفيض مستوى الحمولة  
 $M_R$ : العزم المقاوم

$J$ : عزم عطالة محرك الرفع

المعادلة الممثلة للطاقة الحركية بالنسبة لسرعة زاوية اهتزاز الحمولة على المستوي

[1] ZX

$$\begin{aligned}
 & -m_Q D \alpha \ddot{x} \cos \theta_y \cos \theta_x + 0 \ddot{y} + 0 \ddot{\alpha} + m_Q D^2 \alpha^2 \ddot{\theta}_x \cos^2 \theta_y + 0 \ddot{\theta}_y \\
 & = 2m_Q D^2 \alpha^2 \dot{\theta}_x \dot{\theta}_y \cos \theta_y \sin \theta_y \\
 & - 2m_Q D^2 \alpha \dot{\alpha} \dot{\theta}_x \cos^2 \theta_y \\
 & - m_Q g D \alpha \cos \theta_y \sin \theta_x
 \end{aligned} \quad (7)$$

المعادلة الممثلة للطاقة الحركية بالنسبة لسرعة زاوية اهتزاز الحمولة على المستوي

[1] ZY

$$\begin{aligned}
 & m_Q D \alpha \ddot{x} \sin \theta_y \sin \theta_x - m_Q D \alpha \ddot{y} \cos \theta_y + 0 \ddot{\alpha} + m_Q D^2 \alpha^2 \ddot{\theta}_y \\
 & = -2m_Q D^2 \alpha \dot{\alpha} \dot{\theta}_y - m_Q D^2 \alpha^2 \dot{\theta}_x^2 \cos \theta_y \sin \theta_y \\
 & - m_Q g D \alpha \cos \theta_x \sin \theta_y
 \end{aligned} \quad (8)$$

تحويل النظام اللاخطي للرافعة إلى نظام خطي : [4]

-7

توصلنا إلى المعادلات (4,5,6,7,8) التي تصف حركة عربة الرافعة وهي عبارة عن معادلات تفاضلية غير خطية ومن أجل تصميم نظام تحكيمي لهذا النظام يجب علينا أولاً تحويل المعادلات غير الخطية إلى معادلات خطية. وذلك باستخدام متحولات الحالة التي لهل الشكل التالي:

$$\dot{X}(t) = Ax(t) + Bu(t) \quad (9)$$

$$y(t) = Cx(t) + Du(t) \quad (10)$$

$u$  : شعاع الدخل للنظام المدروس       $y$  : شعاع الخرج للنظام المدروس

A,B,C,D : مصفوفات معادلة الفضاء

سيتم تحويل المعادلات غير خطية للرافعة إلى معادلات خطية باستخدام

الافتراضات التالية :

الزوايا  $\theta_y, \theta_x()$  صغيرة

$$\sin \theta_x = \theta_x \quad ; \quad \cos \theta_x = 1$$

$$\sin \theta_y = \theta_y \quad ; \quad \cos \theta_y = 1$$

نعوض في المعادلات (4,5,6,7,8)

$$\begin{aligned} (m_T + m_Q)\ddot{x} - m_Q D \ddot{\alpha} \theta_x - m_Q D \ddot{\theta}_x + m_Q D \alpha \ddot{\theta}_y \theta_y \theta_x \\ = F_x - F_{Rx} - 2m_Q D \dot{\alpha} \dot{\theta}_y \theta_y \theta_x + 2m_Q D \dot{\alpha} \dot{\theta}_x \\ - 2m_Q D \alpha \dot{\theta}_x \dot{\theta}_y \theta_y - m_Q D \alpha \dot{\theta}_y^2 \theta_x \\ - m_Q D \alpha \dot{\theta}_x^2 \theta_x \end{aligned} \quad (11)$$

$$\begin{aligned} (m_B + m_T + m_Q)\ddot{y} - m_Q D \ddot{\alpha} \theta_y + 0 \ddot{\theta}_x - m_Q D \alpha \ddot{\theta}_y \\ = F_x - F_{Rx} + 2m_Q D \dot{\alpha} \dot{\theta}_y \\ - m_Q D \alpha \dot{\theta}_y^2 \theta_y \end{aligned} \quad (12)$$

$$\begin{aligned} -m_Q D \ddot{x} \theta_x - m_Q D \ddot{y} \theta_y + (m_Q D^2 + J)\ddot{\alpha} \\ = M - M_R + m_Q D^2 \alpha \dot{\theta}_x^2 \\ + m_Q D^2 \alpha \dot{\theta}_y^2 \end{aligned} \quad (13)$$

$$\begin{aligned} m_Q D \alpha \ddot{x} + m_Q D^2 \alpha^2 \ddot{\theta}_x \cos^2 \\ = 2m_Q D^2 \alpha^2 \dot{\theta}_x \dot{\theta}_y \theta_y - 2m_Q D^2 \alpha \dot{\alpha} \dot{\theta}_x \\ - m_Q g D \alpha \theta_x \end{aligned} \quad (14)$$

$$\begin{aligned} m_Q D \alpha \ddot{x} \theta_y \theta_x - m_Q D \alpha \ddot{y} + m_Q D^2 \alpha^2 \ddot{\theta}_y \\ = -2m_Q D^2 \alpha \dot{\alpha} \dot{\theta}_y - m_Q D^2 \alpha^2 \dot{\theta}_x^2 \theta_y \\ - m_Q g D \alpha \theta_y \quad (15) \end{aligned}$$

## 8- تصميم متحكم تقليدي للرافعة باستخدام أنظمة التحكم التقليدية المتحكم التناسبي التكاملي التفاضلي

المتحكمات هي عناصر تستعمل في أنظمة التحكم الآلي ، وظيفتها تنظيم عمل الجمل التحكمية وتحسين

استقرارها عند تعرض هذه الجمل إلى تغيرات مفاجئة في إشارات الدخل .

تقوم المتحكمات بمقارنة إشارة الخرج المطلوب التحكم بها مع قيمة الدخل المرجعية وتحديد مقدار

الانحراف أو إشارة الخطأ بين إشارة الدخل والخرج وتعطي إشارة تحكمية تقوم بخفض هذا الانحراف إلى

الصفر أو أصغر قيمة ممكنة .

### 8-1- المتحكم التناسبي :

بالنسبة للمتحكم التناسبي فإن العلاقة بين خرج المتحكم  $u(t)$  وإشارة خطأ التشغيل  $e(t)$  هي



$$\begin{aligned} u(t) \\ = K_p \cdot e(t) \end{aligned} \quad (16)$$

بأجراء تحويل لابلاس :

$$\begin{aligned} \frac{U(s)}{E(s)} \\ = K_p \end{aligned} \quad (17)$$

$K_p$ : ربح المتحكم التناسبي

يمتاز هذا المتحكم بسهولة التنفيذ والاستقرارية . أما مساوئه وجود انحراف عن القيمة المطلوبة ، وهذا

الانحراف يتناسب عكساً مع  $K_p$  . ويجب الانتباه أن زيادة  $K_p$  إلى قيم عالية قد تسبب تذبذب في خرج النظام.

### 8-2- المتحكم التكاملي:

في عمل المتحكم التكاملي تتغير قيمة خرج جهاز التحكم  $u(t)$  بمعدل يتناسب مع اشارة خطأ التشغيل  $e(t)$  أي أن :

$$\begin{aligned} u(t) \\ = K_i \int_0^t e(t) dt \end{aligned} \quad (18)$$

$K_i$ : ثابت المتحكم التكاملي (ريح المتحكم )

تابع التحويل للمتحكم التكاملي

$$\frac{U(s)}{E(s)} = \frac{K_i}{s}$$

(19)

يمتاز هذا المتحكم بقدرته على إلغاء الانحراف عن القيمة المطلوبة حيث ان خرج المتحكم يستمر في التغير

حتى وصول الخطأ إلى الصفر . ومن مساوئه استجابة بطيئة ، ويمكن أن تسبب تذبذباً في خرج النظام .

8-3- المتحكم التناسبي التكاملي:

تعطى اشارة الخرج بالعلاقة :

$$\begin{aligned} U(t) &= K_p e(t) \\ &+ \frac{K_p}{T_i} \int_0^t e(t) dt \end{aligned} \quad (20)$$

التابع التحويلي للمتحكم

$$\frac{U(s)}{E(s)} = K_p \left[ 1 + \frac{1}{T_i s} \right] \quad (21)$$

$T_i$ : زمن التكامل (ثابت التكامل الزمني)

يمتاز هذا المتحكم بوجود سرعة استجابة عابرة بسبب وجود المتحكم التناسبي ، وكذلك انحراف صغير في

إشارة الخرج بسبب وجود المتحكم التكاملي ، ولكن يمكن أن يسبب تذبذباً في خرج العملية الصناعية .

#### 8-4- المتحكم التناسبي التفاضلي :

يحدد العمل التحكمي للمتحكم التناسبي التفاضلي من العلاقة :

$$\begin{aligned} U(t) &= K_p e(t) \\ &+ K_p \cdot T_d \frac{de(t)}{dt} \end{aligned} \quad (22)$$

ومنه التابع التحويلي

$$\begin{aligned} \frac{U(s)}{E(s)} &= K_p [1 \\ &+ T_d \cdot s] \end{aligned} \quad (23)$$

$T_d$ : زمن التفاضل

حيث انه من الممكن معايرة كلاً من زمن التفاضل  $T_d$  وريح المتحكم التناسبي  $K_p$  يكون عمل المتحكم التفاضلي عندما تكون سعة خرج المتحكم متناسبة مع معدل تغير إشارة خطأ التشغيل . ويمكن أن نعتبر عمل المتحكم التفاضلي يمتلك ميزة استباقية .

### 8-5- المتحكم التناسبي التكاملي التفاضلي:

أن هذا المتحكم يمتلك الميزات الخاصة للمتحكمات الثلاثة السابقة .

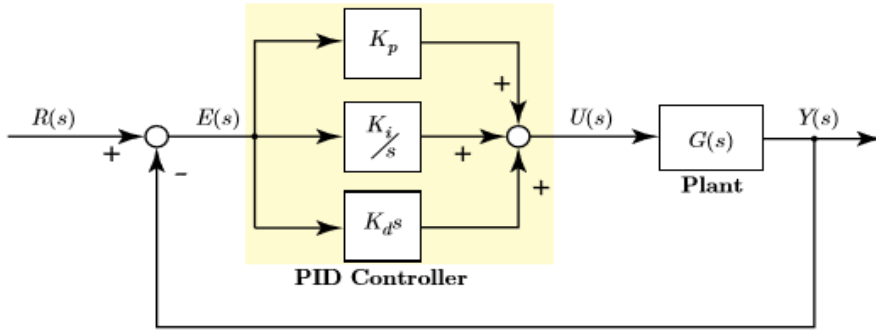
$$U(t) = K_p e(t) + \frac{K_p}{T_i} \int_0^t e(t) dt + K_p T_d \frac{de(t)}{dt} \quad (24)$$

التابع التحويلي للمتحكم :

$$\frac{U(s)}{E(s)} = K_p \left[ 1 + \frac{1}{T_i s} + T_d s \right] \quad (25)$$

وهو يجمع مميزات المتحكمات الثلاثة ، ويستخدم في العمليات الصناعية التي تحدث بها تغيرات كبيرة وسريعة ، بحيث ان المتحكمات السابقة غير قادرة على

جعل الفرق بين القيمة المطلوبة والقيمة الحالية للمتغير ضمن الحدود المقبولة ، وهو أكثر المتحكمات شيوعاً وذلك بسبب فعاليتها الكبيرة وبنائه البسيط وتكلفته المنخفضة .



الشكل (4) المتحكم التناسبي التكاملي التفاضلي

## 9-تصميم المتحكم:

سوف نقوم بتصميم متحكم PID للتحكم بموضع الرافعة وهو الطريقة الأنسب للحد من تأرجح الحمل وبالتالي الحد من الأهتزازات التي تؤثر على استقرار الرافعة مع الحفاظ على حركة سريعة لنقل الحمولة .

## 9-1-التحكم بعربة الرافعة :

من المعادلة (11) يمكن أن نكتب :

$$(m_T + m_Q)\ddot{x} = F_x - F_{Rx} \Rightarrow \ddot{x} = \frac{F_x - F_{Rx}}{(m_T + m_Q)}; \frac{1}{(m_T + m_Q)}$$

$$= K$$

$$\Rightarrow \ddot{x} = K(F_x - F_{Rx})$$

$K$ : ثابت يمثل نسبة مجموع كتلة الحمولة والعربة .

بأخذ تحويل لابلاس :

$$s^2x(s) = K(F_x - F_{Rx})(s)$$

وبالتالي يكون التابع التحويلي على الشكل التالي :

$$G(s) = \frac{x(s)}{K(F_x - F_{Rx})(s)}$$

$$= \frac{K}{s^2} \quad (26)$$

من أجل التحكم بالعربة يمكن اختيار متحكم (PD) يتحكم بالتابع التحويلي (1/s) وآخر (PI) يتحكم بالتابع التحويلي K/s ولنبرهن أن هذين المتحكمين يمكن أن يلغيا إشارة الخطأ.

باستخدام قانون القيمة النهائية نحصل على القيمة النهائية لإشارة الخطأ

$$\begin{aligned} \lim_{t \rightarrow \infty} e(t) \\ = \lim_{s \rightarrow 0} se(s) \end{aligned} \quad (27)$$

$$e(s) = \frac{R(s)}{1 + G(s)H(s)}$$

$R(s)$  يمثل لابلاس دخل الجملة وهنا سنعتبر أن الدخل هو تابع الخطوة الواحدة

$$\begin{aligned} R(s) \\ = \frac{1}{s} \end{aligned}$$

$G(s)$  يمثل التابع التحويلي للنظام مع المتحكم ويساوي

$$\begin{aligned} G(s) \\ = \frac{1}{s} [K_p \\ + K_d s] \end{aligned} \quad (29)$$

$H(s)$  يمثل التابع التحويلي للرابطة العائدة العكسية ويساوي

الواحد

نعوض في المعادلة (27) فنجد:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} e(t) = \lim_{s \rightarrow 0} s \frac{1}{s} \frac{1}{1 + \frac{1}{s} [K_p + K_d s]} = \lim_{s \rightarrow 0} \frac{1}{1 + \frac{1}{s} [K_p + K_d s]}$$

$$\lim_{t \rightarrow \infty} e(t) = \lim_{s \rightarrow 0} \frac{s}{s(1 + K_d) + K_p} = 0 \quad (30)$$

من خلال المعادلة [30] نجد أن الخطأ أصبح مساوياً للصفر وبالتالي فإن

المتحكم (PD) مناسب للتحكم بالجزء من التابع التحويلي للنظام  $1/s$

باستخدام قانون القيمة النهائية نحصل على القيمة النهائية لإشارة الخطأ

$$e(s) = \frac{R(s)}{1 + G(s)H(s)}$$

$R(s)$  يمثل لابلاس دخل الجملة وهنا سنعتبر أن الدخل هو تابع الخطوة الواحدة

$$\begin{aligned} R(s) \\ = \frac{1}{s} \end{aligned}$$

$G(s)$  يمثل التابع التحويلي للنظام مع المتحكم ويساوي

$$\begin{aligned} G(s) \\ = \frac{K}{s} \left[ K_p \right. \\ \left. + \frac{K_i}{s} \right] \end{aligned} \quad (32)$$

$H(s)$  يمثل التابع التحويلي للرابطة العائدة العكسية ويساوي

الواحد



نعوض في المعادلة (27) فنجد:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} e(t) = \lim_{s \rightarrow 0} \frac{1}{s} \frac{1}{1 + \frac{K}{s} \left[ K_p + \frac{K_i}{s} \right]} = \lim_{s \rightarrow 0} \frac{1}{1 + \frac{K}{s} \left[ K_p + \frac{K_i}{s} \right]}$$

$$\begin{aligned} \lim_{t \rightarrow \infty} e(t) &= \lim_{s \rightarrow 0} \frac{s}{s^2 + K K_p s + K_i} \\ &= 0 \end{aligned} \quad (33)$$

من خلال المعادلة (33) نجد أن الخطأ أصبح مساوياً للصفر وبالتالي فإن المتحكم (PI) مناسب للتحكم بالجزء من التابع التحويلي للنظام  $\frac{K}{s}$

## 9-2- التحكم بحركة الجسر:

من المعادلة (12) يمكن أن نكتب :

$$\begin{aligned} (m_B + m_T + m_Q) \ddot{y} &= (F_y - F_{Ry}) \\ \Rightarrow \ddot{x} &= \frac{F_y - F_{Rx}}{(m_B + m_T + m_Q)}; \frac{1}{(m_B + m_T + m_Q)} = K \Rightarrow \ddot{y} \\ &= K(F_y - F_{Ry}) \end{aligned}$$

$K$ : ثابت يمثل نسبة مجموع كتلة الحمولة والعربة والجسر .

بأخذ تحويل لابلاس للعلاقة

$$\ddot{y} = K(F_y - F_{Ry})$$

نجد :

$$s^2 y(s) = K(F_y - F_{Ry})(s)$$

وبالتالي يكون التابع التحويلي على الشكل التالي :

$$G(s) = \frac{y(s)}{K(F_y - F_{Ry})(s)} = \frac{K}{s^2} \quad (34)$$

### 9-3- التحكم بحركة الحبل :

من المعادلة (13)

$$(m_Q D^2 + J)\ddot{\alpha} = M - M_R$$

$$\Rightarrow \ddot{\alpha} = \frac{M - M_R}{(m_Q D^2 + J)}; \frac{1}{(m_Q D^2 + J)} = K$$

$$\Rightarrow \ddot{\alpha} = K(M - M_R)$$

$m_Q$ : كتلة الحمولة

$J$ : عزم عطالة محرك الرفع

$K$ : ثابت يمثل النسبة  $\frac{1}{(m_Q D^2 + J)}$

$$s^2 \alpha(s) = K(M - M_R)(s)$$

وبأخذ تحويل لابلاس :

وبالتالي يكون التابع التحويلي على الشكل التالي :

$$G(s) = \frac{\alpha(s)}{(M - M_R)(s)}$$

$$= \frac{K}{s^2} \quad (35)$$

10- إيجاد ثوابت المتحكمات :

يوجد عدة طرق لإيجاد ثوابت المتحكمات وهي : [5]

1- طريقة زيغلر نيكولس ( Ziegler-Nichols )

2- طريقة لوبيز (Lopez iae-ise)

3- طريقة كوهين كوون (cohen-coon)

في هذا البحث سوف نقوم باعتماد طريقة زيغلر نيكولس التي تستخدم لضبط ثوابت المتحكمات

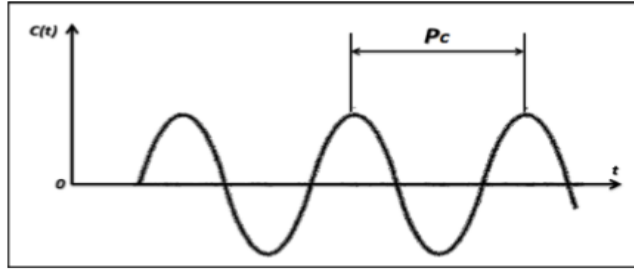
$$K_p \text{ و } K_d \text{ و } K_i$$

10-1 - قوانين زيغلر نيكولس لموالمفة المتحكمات PID: [5]

سميت هذه الطريقة نسبةً لمقترحيها وهما جون زيغلر وناتانيل نيكولاس ، في هذه الطريقة يتم

ضبط  $K_i$  ثابت المتحكم التكاملي ( ربح المتحكم ) و  $K_d$  ثابت المتحكم التفاضلي ( ربح المتحكم )

على قيم صفرية في البداية وزيادة  $K_p$  ثابت المتحكم التناسبي (ريح المتحكم) من الصفر حتى بلوغه قيمة حرجة  $K_c$  والتي يبدي عندها الخرج ذبذبات دورية كما في الشكل (5) حيث يتم استخدام هذه القيمة والفترة الزمنية الموافقة  $P_c$  في حساب ثوابت المتحكم PID وفقاً للجدول (1)



الشكل (5) الذبذبات الموافقة للفترة الزمنية  $P_c$

بزيادة ربح المتحكم التناسبي  $K_p$  من الصفر إلى القيمة الحرجة  $K_c$  حيث يبدي الخرج أول ذبذبة مستقرة فإن الكسب الحرج  $K_c$  والمدة المناظرة أو الدور المناظر  $P_c$  يتم تحديدهما بشكل اختباري الشكل (5) إذا لم يبدي الخرج ذبذبة مستقرة من أجل أية قيمة تؤخذ لـ  $K_p$  عندها فإن هذه الطريقة لا يمكن تطبيقها . اقترح كل من زيغلر ونيكولس أن نضع قيم البارامترات  $K_p, T_i, T_d$  بالاعتماد على الصيغة الموضحة في الجدول (1)

نوع المتحكم	$K_p$	$T_i$	$T_d$
تناسبي P	$0.45K_c$	$\infty$	0
تناسبي تكاملي I	$0.45K_c$	$0.6K_c$	0

تناسبي تكاملي تفاضلي PID	$0.6K_c$	$0.5P_c$	$0.125P_c$
-----------------------------	----------	----------	------------

الجدول (1) الجدول المقترح من قبل زيغلو نيكولاس

تم ضبط ثوابت متحكم الحلقة الداخلية PI ثم ضبط ثوابت متحكم الحلقة الخارجية PD وذلك باستخدام

طريقة زيغلو نيكولاس والجدول (2) يوضح ثوابت المتحكمات

ثوابت المتحكمات		$K_P$	$K_i$	$K_D$
نظام التحكم بعريفة الرافعة	PI	80	2	-
	PD	50	-	150
نظام التحكم بالرافعة (الجسر)	PI	80	10	-
	PD	50	-	200
نظام التحكم بمحرك الرفع	PI	100	20	-
	PD	75	-	50

الجدول (2) ثوابت المتحكمات

11- النمذجة :

قمنا بنمذجة نظام الرافعة المكون من العربة والجسر ومحرك الرفع باستخدام بيئة الماتلاب الذي يمكننا من تحديد البارامترات الكاملة المطلوبة عند التصميم وبشكل دقيق.

والشكل (6) والشكل (7) يبين نمذجة الرافعة ونظام التحكم المستخدم والذي يتكون من :

Signal بلوك يمثل تطبيق قوة الدفع X لتحريك العربة و Y لتحريك الرافعة  
Builder

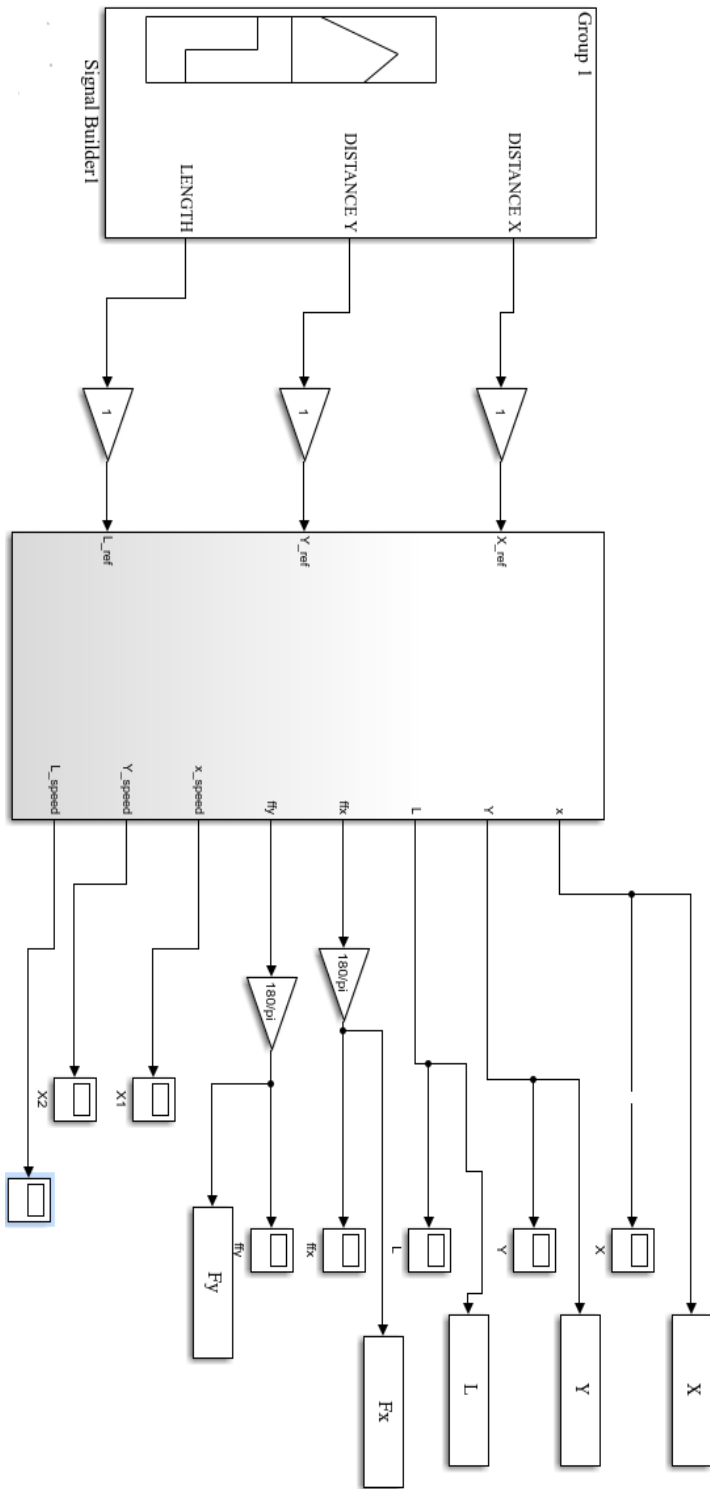
يحتوي على بلوكات لنمذجة معادلات الرافعة المدروسة

Bridge\_Crane\_Dynamic

Scop لأظهار النتائج بشكل منحنيات

والمتحكمات المستخدمة نظام التحكم PI-PD للتحكم بالعربة والجسر ومحرك الرفع

# تصميم متحكم تناسبي تكاملي تفاضلي للتحكم بالرافعة الجسرية



الشكل (6) نظام التحكم للعربة والجسر ومحرك الرفع

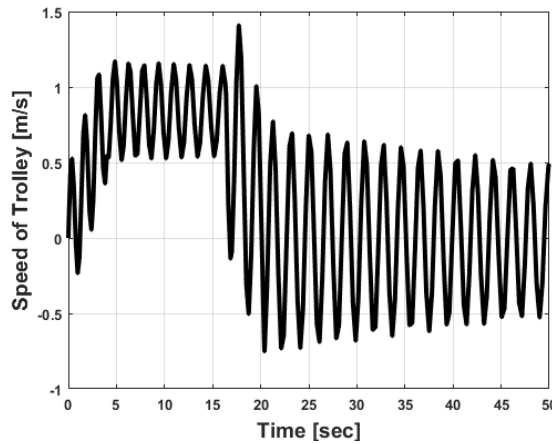




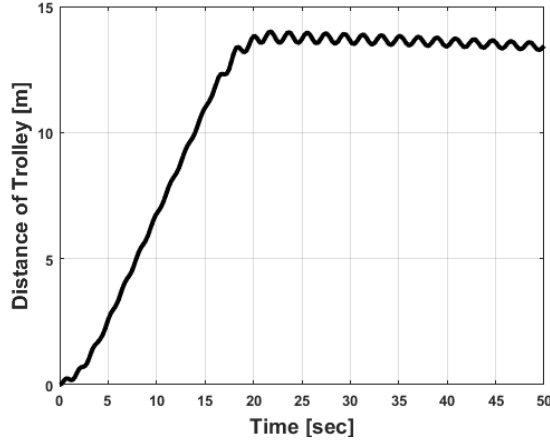
## 12- نتائج محاكاة النموذج :

### 12-1- حركة العربة مع الحبل :

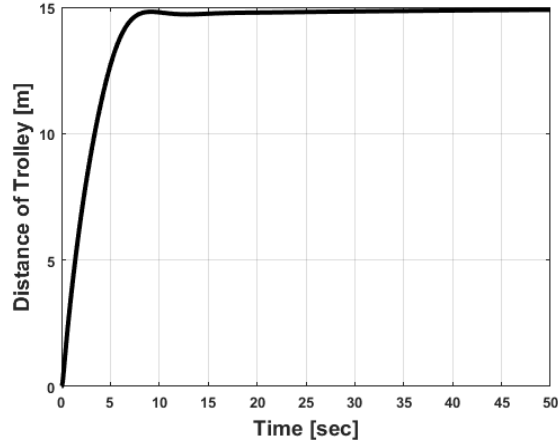
يبين الشكل (8) تغير السرعة بدلالة الزمن نلاحظ تذبذب وخاصة عند الحد الأعظمي لأهتزاز الحمولة وذلك قبل إضافة المتحكم أما الشكل (9) يبين تغير المسافة بدلالة الزمن نلاحظ نبذبات في حركة انتقال العربة مع مرور الزمن وهي ناتجة عن تأثير الحمولة الديناميكية بسبب اهتزاز حبل الرافعة وذلك قبل إضافة المتحكم أما الشكل (10) يبين تغير المسافة بدلالة الزمن ويتضح من الشكل أن سرعة الاستجابة كبيرة ومستقرة وبالتالي الوصول إلى القيمة المطلوبة بزمن 10sec لتقطع مسافة 15sec وبدون اهتزاز وذلك بسبب وجود المتحكم أما الشكل (11) يبين تغير السرعة بدلالة الزمن ويتضح من الشكل أن المتحكم قد أعطى لمحرك عربة الرفع سرعة عالية ومنحني استجابة بدون اهتزاز .



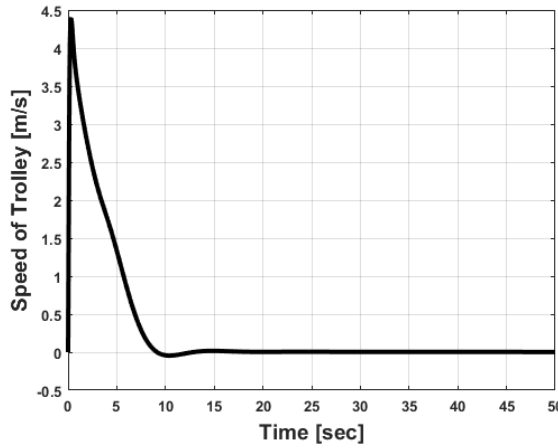
يبين الشكل (8) سرعة العربة بدلالة الزمن



يبين الشكل (9) تغير مسافة العربة بدلالة الزمن



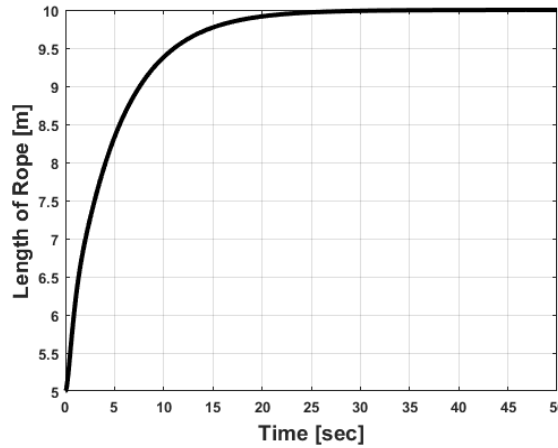
الشكل (10) تغير مسافة العربة بدلالة الزمن



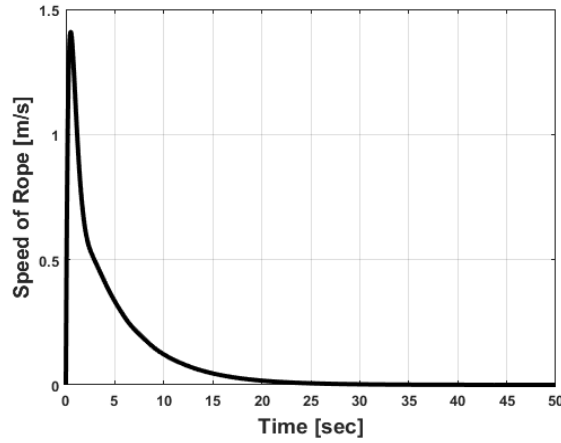
الشكل (11) تغير سرعة العربة بدلالة الزمن

يبين الشكل (12) تغير الطول بدلالة الزمن ويتضح من الشكل عدم وجود اهتزازات واستجابة سريعة

أما الشكل (13) يبين تغير السرعة بدلالة الزمن ويتضح من الشكل لاتأثير على سرعة تخفيض الحمولة مع ملاحظة ازدياد في سرعة الحبل دون اهتزاز .

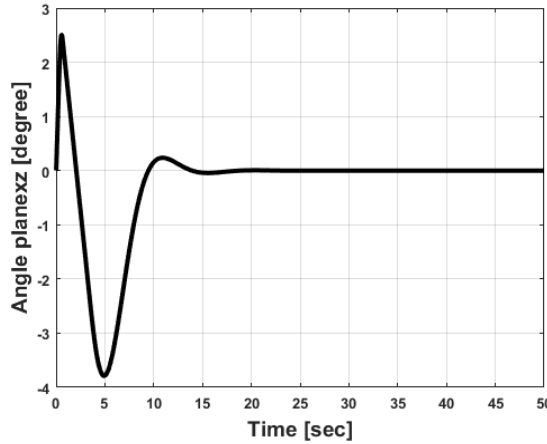


الشكل (12) تغير طول الحبل بدلالة الزمن



الشكل (13) تغير سرعة الحبل بدلالة الزمن

يبين الشكل (14) تغير زاوية تأرجح الحمولة بدلالة الزمن ويتضح من الشكل أن التأرجح بدأ واضحاً في البداية وأخذ بالاستقرار عند 15sec وبالتالي انخفاض تأرجح الحمولة وذلك بسبب المتحكم المستخدم .



الشكل (14) تغير زاوية تأرجح الحمولة بدلالة الزمن في المستوي XZ

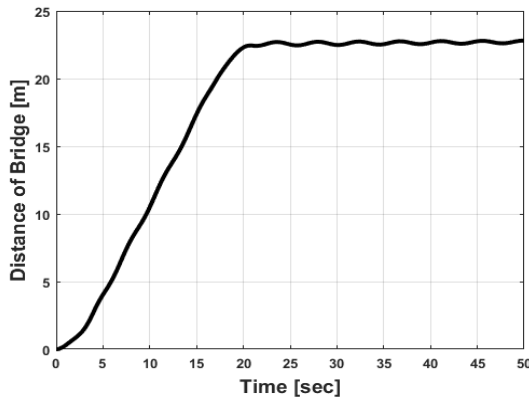
12-2- حركة جسر الرافعة مع الحبل :

يبين الشكل (15) تغير المسافة بدلالة الزمن نلاحظ ذبذبات في حركة الجسر وذلك قبل أضافة المتحكم

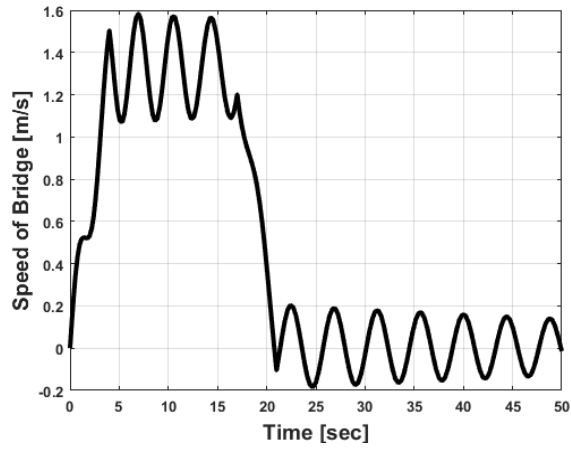
يبين الشكل (16) تغير السرعة بدلالة الزمن وتكون السرعة غير مستقرة وذلك قبل أضافة المتحكم

يبين الشكل (17) تغير المسافة بدلالة الزمن ويتضح من الشكل حركة الجسر لمسافة 25sec وزمن استقرار الرافعة 15 sec وبالتالي لا يوجد تذبذبات في حركة الجسر بعد أضافة المتحكم .

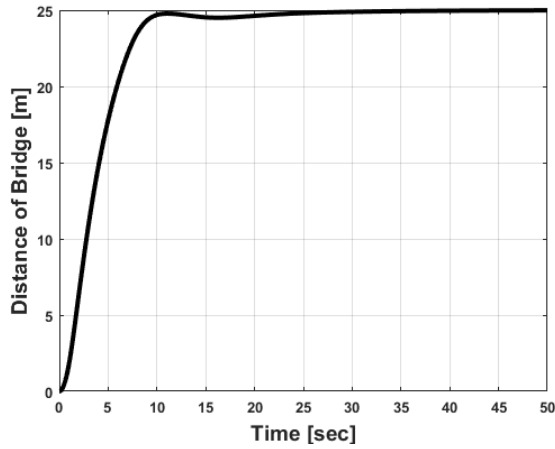
يبين الشكل (18) تغير السرعة بدلالة الزمن ويتضح من الشكل أن سرعة عرية الرافعة مستقرة بعد أضافة المتحكم



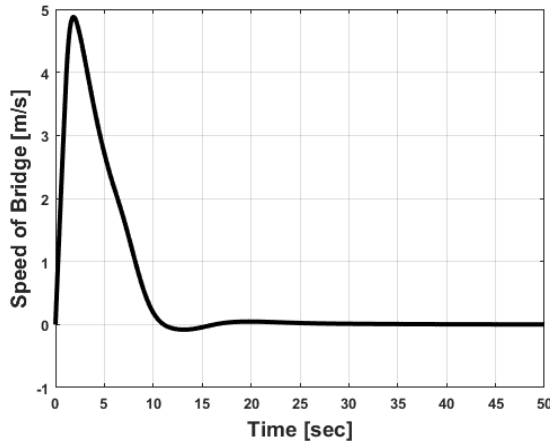
الشكل (15) تغير مسافة الجسر بدلالة الزمن



الشكل (16) تغير سرعة الجسر بدلالة الزمن

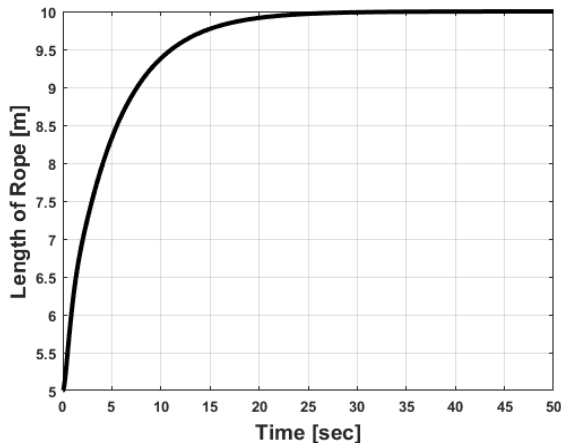


الشكل (17) تغير مسافة الجسر بدلالة الزمن



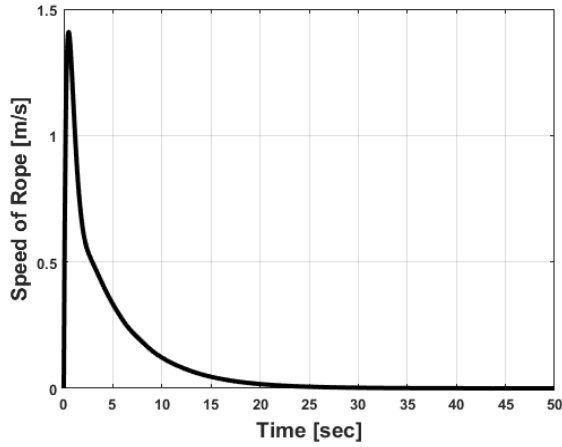
الشكل (18) تغير سرعة الجسر بدلالة الزمن

يبين الشكل (19) تغير الطول بدلالة الزمن ويتضح من الشكل بالنسبة لمحرك رفع الحمولة انعدام التذبذبات في سرعة الحمولة واستقرار للاستجابة. أما الشكل (20) يبين تغير المسافة بدلالة الزمن ويتضح من الشكل ازدياد سرعة الحبل دون اهتزاز



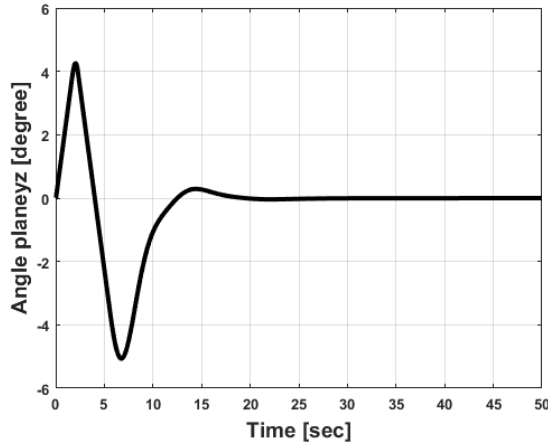
الشكل (19) تغير طول الحبل بدلالة الزمن





الشكل (20) تغير مسافة الحبل بدلالة الزمن

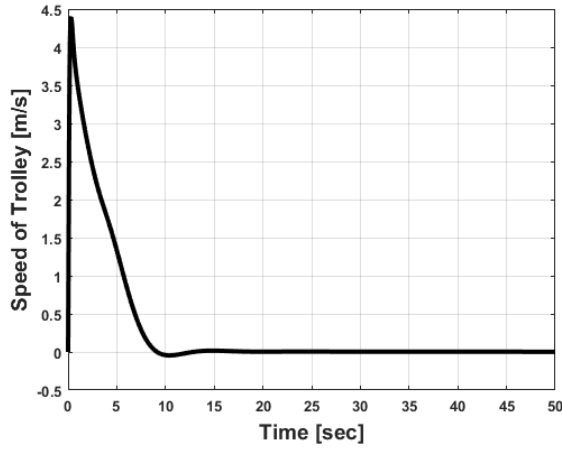
يبين الشكل (21) تغير زاوية تأرجح الحمولة بدلالة الزمن ويتضح من الشكل زاوية تأرجح منخفضة في أثناء الأفلاع والفرملة حيث تخامدت للصفر .



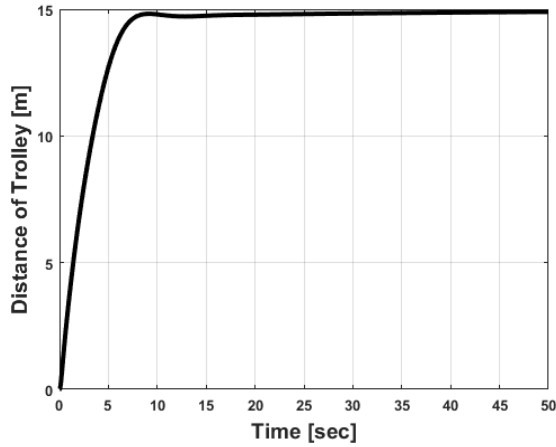
الشكل (21) تغير زاوية تأرجح الحمولة بدلالة الزمن في المستوي YZ

12-3- حركة العربة و جسر الرافعة و الحبل :

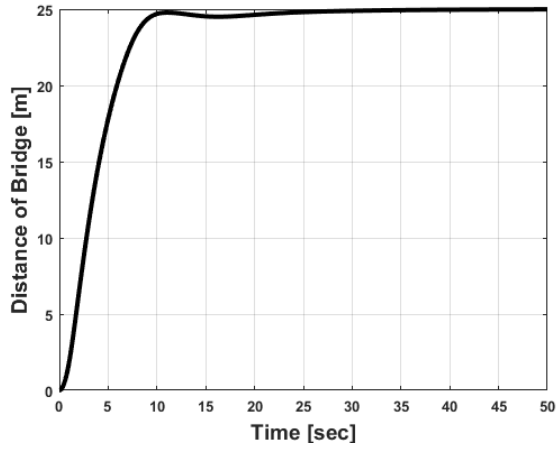
نلاحظ من الأشكال لا تغيير يذكر على حركة الجسر والعربة وطول حبل والسرعة



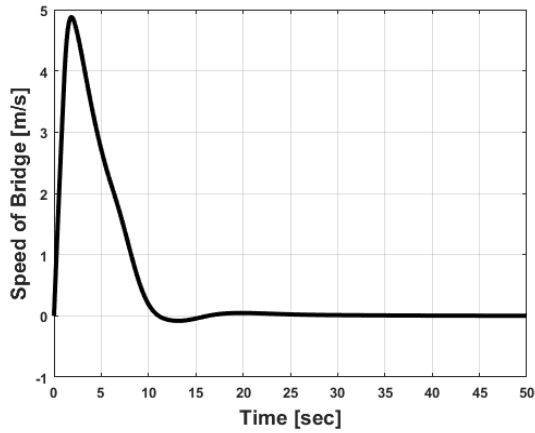
الشكل (22) تغيير سرعة العربة بدلالة الزمن



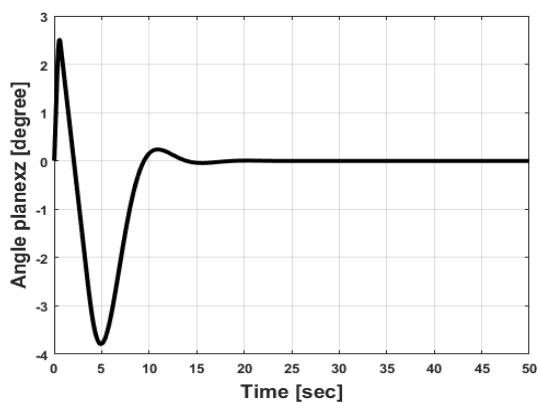
الشكل (23) تغيير مسافة العربة بدلالة الزمن



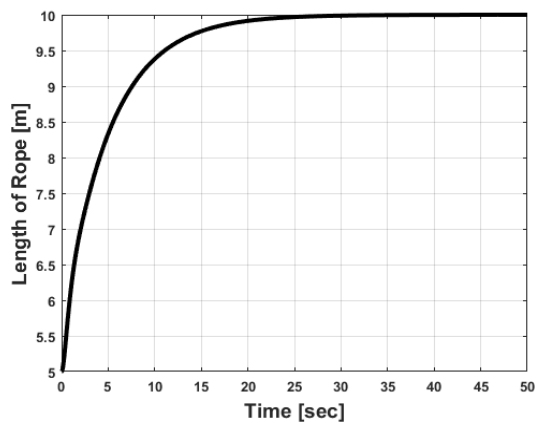
الشكل (24) تغيير مسافة الجسر بدلالة الزمن



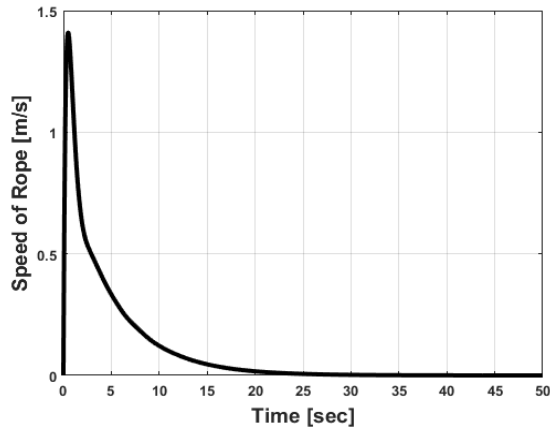
الشكل (25) تغيير سرعة الجسر بدلالة الزمن



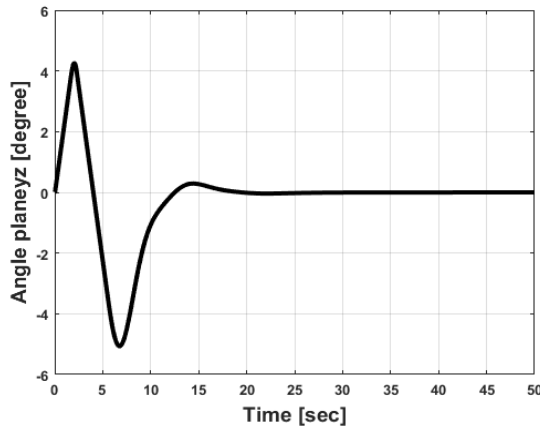
الشكل (26) تغيير زاوية تأرجح الحمولة بدلالة الزمن في المستوي XZ



الشكل (27) تغيير طول الحبل بدلالة الزمن



الشكل (28) تغير سرعة الحبل بدلالة الزمن



الشكل (29) تغير زاوية تأرجح الحمولة بدلالة الزمن في المستوى YZ

### 13-النتائج :

1- ابدى عمل النظام الكهروميكانيكي لجملة الرافعة والجسر بوجود الحمل المعلق انخفاضاً ملحوظاً في تأرجحات الحمل وزيادة في سرعة الاستجابة .

2- ساهم ادخال المنظمات المستخدمة بالبحث في زيادة العمل المستقر للرافعة مع الحفاظ على الزمن المطلوب بالعمل وهذا مؤشر كبير على أهمية استخدام المنظمات PID بشكل كبير في عمل الروافع لاسيما انخفاض مطال الأهتزازات الى قيم صغيرة جداً يمكن أهمالها لصغرها .

3- ادخال المنظمات التناسبية التكاملية عند التحكم بالسرعة والمنظمات التناسبية التفاضلية عند التحكم بالمسار وهذا واضح من الاستجابة الزمنية في الأشكال الواردة بالنص .

#### 14-مقترحات لتطوير البحث :

من الممكن تطوير نظام التحكم واستخدام المتحكم الضبابي وأنظمة الشبكات العصبونية (Neural Network)

#### 15- المراجع العلمية :

1-Harold Josephs, 2002 “Dynamics of Mechanical systems”,  
Ronald L. Huston

باصيل، شفيق 2010 -التحكم الآلي الإلكتروني (1) ، جامعة البعث  
Basil,shafik 2010 – Electronic Control (1),Albaath

2- University

3- Abid Ali Derek Atherton, Carsten Fritsch, Arnd Grosse-  
Frintrop, Christoph Hackstein, Norman Markgraf, Andrea  
Marschall, Tom Robert, Heinz Unbehauen October 31, 2004 –  
“Course on Dynamics of multidisplicinary and controlled  
Systems”

4- J.M. KRODKIEWSKI,2008 “MECHANICAL VIBRATION”  
,THE University of Melbourne ISN759

5-I. Husson, Rene. M48 2009 – Electric machinery—  
Automatic control.2.Electric machinery—Mathematical models

6-Ashish Tewari :2002– Modern control system Design With  
matlab , John Wiley and Sons



