الجمهورية العربية السورية
جامعة دمشق
كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية
قسم هندسة الحواسيب والأتمتة

تطوير خوارزمية ذكية لتحسين ملاحقة نقطة الاستطاعة العظمى لنظام كهروضوئي مستقل

رسالة أعدت لنيل درجة الماجستير في هندسة التحكم والأتمتة

إعداد

م. نوار جودت وسوف

إشراف

د.م محمد مازن المحايري

العام الجامعي 2020/2021

لجنة الحكم

قرار مجلس البحث العلمي والدراســـــات العليا رقم **/ 43 /** في الجلـســـــة رقـم **/ 1 /** تـــــاريخ **27 / 9 / 2021**:

لجنة الحكم المؤلفة من السادة:

د. محمد مازن المحايري الأستاذ المساعد في قسم هندسة الحواسيب والأتمتة **عضواً مشرفاً**

د. رائد الشرع الأستاذ المساعد في قسم هندسة الطاقة الكهربائية **عضواً**

د. هيام خدام المدرس في قسم هندسة الحواسيب والأتمتة **عضواً**

شكر وتقدير:

ما العلم إلاَّ بحرٌ واسعُ الجوانب، مهما أجهدنا أنفسنا بأن نطال كل ما فيه فإننا نبقى عاجزين عن اكتساب كل المعارف العلمية ونبقى أبعد من أن نحصل على كل مفاتيح تقدم العلم التكنولوجي.

وتماشياً مع الثورة العلمية التي تزداد غنى بمحتوياتها يسعى الإنسان إلى مواكبة التقدم كي لا يفوته قطار الحضارة ويبقى يعيش على أطلال الماضي البعيد.

قبل الدخول في أية تفاصيل عملية لا بد من كلمة شكر بسيطة الحروف عميقة المعاني صادقة المشاعر تظل عاجزة عن الوفاء لإنسان نبيل، ومعلم لم تنجب مثله الحياة بعد ومبدع قلَّ نظيره فمن بعد عناء وجهد كبير انتهى هذا البحث، لذلك من الواجب شكر صاحب الفضل ومشرف هذا المشروع الدكتور المهندس محمد مازن المحايري.

والشكرُ موصولٌ للسادة أعضاء اللجنة العلمية الموكل إليها تحكيم هذا البحث على ما أولته من اهتمام وملاحظات تخدم البحث.

والشكر الأكبر لأهلي وأصدقائي.

الفهرس:

العنوان	رقم الصفحة
شكر وتقدير.	**2**
فهرس الجداول.	**5**
فهرس الأشكال.	**6**
المصطلحات والاختصارات.	**8**
الملخص.	**9**
الفصل الأول (الدراسات المرجعية ومُلاحقة نقطة الاستطاعة العُظمى وتوصيفها).	**10**
1-1 مُقدمة.	**11**
1-2 مُلاحقة نقطة الاستطاعة العُظمى Maximum Power Point Tracking.	**11**
1-3 مُشكلة البحث.	**13**
1-4 أهمية موضوع البحث.	**13**
1-5 منهج البحث وإجراءاته.	**13**
1-6 الدراسات المرجعية السابقة.	**13**
1-7 نقاط الضعف / القوة المُستخلصة من هذه الدارسات.	**17**
1-8 تصنيف طرق مُلاحقة نقطة الاستطاعة العُظمى MPPT Method Classification.	**18**
1-9 توصيف طرق مُلاحقة نقطة الاستطاعة العُظمى.	**18**
1-9-1 تقنيات تتبع مع البارامترات الثابتة.	**18**
1-9-2 تقنيات تتبع مع القياس والمقارنة.	**22**
1-9-3 تقنيات تتبع مع التجربة والخطأ.	**23**
1-9-4 تقنيات تتبع مع الحساب الرياضي.	**30**
1-9-5 تقنيات تتبع مع التنبؤ الذكي.	**35**
1-10 تأثير الإشعاع ودرجة الحرارة على منحني التوتر-التيار.	**37**
1-11 خاتمة.	**35**
الفصل الثاني (نمذجة النظام الكهروضوئي في برنامج ماتلاب).	**38**
2-1 مُقدمة.	**39**
2-2 كيف تعمل الخلية الكهروضوئية.	**39**
2-3 الخلية الكهروضوئية المثالية.	**39**
2-4 مصفوفة الخلايا الكهروضوئية PV Array.	**40**
2-5 النموذج الداخلي للوح PV ضمن MATLAB/SIMILINK.	**42**
2-6 نموذج اللوح الكهروضوئي ضمن MATLAB/SIMILINK.	**43**
2-7 خاتمة.	**43**
الفصل الثالث (الذكاء الاصطناعي وخوارزميات الأمثلة).	**45**
3-1 مُقدمة.	**46**
3-2 تعريف الذكاء الاصطناعي.	**46**

3-3 العمليات التي يعتمدها الذكاء الاصطناعي.	**46**
3-4 تقنيات الذكاء الاصطناعي Techniques of AI.	**47**
3-5 الأمثلة Optimization.	**47**
3-6 ثلاث قضايا في الأمثلية Three Issues in Optimization.	**48**
3-7 الخوارزميات الصحيحة The Right Algorithms.	**48**
3-8 الأدلة الُعليا Metaheuristics.	**48**
3-8-1 خوارزمية النمل ANT Algorithm.	**49**
3-8-2 خوارزمية النحل Bee Algorithm.	**49**
3-8-3 خوارزمية الخفاش Bat Algorithm.	**50**
3-8-4 خوارزمية مُحاكاة التلدين Simulated Annealing Algorithm.	**50**
3-8-5 الخوارزمية الجينية Genetic Algorithm.	**51**
3-8-6 تطوير التفاضُلية Differential Evolution Algorithm.	**52**
3-8-7 خوارزمية أسراب الطيور Particle Swarm Optimization Algorithm.	**52**
3-8-8 خوارزمية التوافق Harmony Search Algorithm.	**53**
3-8-9 خوارزمية اليراع Firefly Algorithm.	**54**
3-8-10 خوارزمية الوقواق Cuckoo Search Algorithm.	**54**
3-8-11 خوارزميات أُخرى Other Algorithms.	**56**
3-9 خاتمة.	**56**
الفصل الرابع (التطبيق العملي).	**57**
4-1 مُقدمة.	**58**
4-2 النموذج العام للنظام المقترح.	**58**
4-3 الخوارزمية الهجينة Hybird MPPT Algorithm.	**58**
4-4 تهيئة خوارزمية النحل وإعدادها.	**59**
4-5 تهيئة تقنية زيادة الناقلية INC وإعدادها.	**62**
4-6 مُبدل التيار المستمر DC-DC Converter.	**63**
4-7 المحددات الأساسية لتهيئة خوارزمية ABC.	**63**
4-8 نموذج النظام الكهروضوئي في ماتلاب.	**63**
4-9 مناقشة ملاحقة نقطة الاستطاعة العظمى.	**66**
4-10 مقارنة النتائج مع الدراسات المرجعية.	**69**
4-11 النتائج.	**69**
4-12 مقدار الزيادة في الاستطاعة الناتجة عن ملاحقة نقطة الاستطاعة العظمى.	**70**
4-13 الخاتمة.	**73**
الاستنتاجات.	**74**
التوصيات.	**75**
المراجع.	**76**

فهرس الجداول:

العنوان	رقم الصفحة
الجدول (1-1): نقاط الضعف / القوة المُستخلصة من الدراسات المرجعية.	**18**
الجدول (2-1): عمليات الحساب/القياس لطريقة التفاضل.	**31**
الجدول (3-1): المستويات الضبابية.	**35**
الجدول (2-1): بارامترات اللوح الشمسي المُستخدم.	**42**
الجدول (3-1): التقنيات التي تجعل النظام ذكي.	**47**
الجدول (3-2): التقنيات التي تستخدم العلم البيولوجي.	**47**
الجدول (4-1): دلالات رموز معادلات ثابت التشغيل.	**60**
الجدول (4-2): قيم العناصر الكهربائية لمُبدل التيار المستمر.	**63**
الجدول (4-3): محددات خوارزمية النحل الأساسية.	**63**
الجدول (4-4): نتائج الاستطاعة.	**70**

فهرس الأشكال:

العنوان	رقم الصفحة
الشكل (1-1): مُنحني (I-V) لنظام PV.	12
الشكل (2-1): مُنحني (I-V) نموذجي للوح شمسي.	12
الشكل (3-1): المخطط التدفقي لخوارزمية التوتر الثابت.	19
الشكل (4-1): المخطط التدفقي لخوارزمية جهد الدارة المفتوحة.	20
الشكل (5-1): المخطط التدفقي لخوارزمية تيار دارة القصر.	21
الشكل (6-1): التوتر المرجعي V_r.	22
الشكل (7-1): المخطط التدفقي لخوارزمية التيار فقط.	24
الشكل (8-1): POS Method.	25
الشكل (9-1): المخطط التدفقي لخوارزمية POS.	25
الشكل (10-1): مخطط خوارزمية P&O.	26
الشكل (11-1): المخطط التدفقي لتقنية نقاط الوزن الثلاث.	27
الشكل (12-1): الاحتمالات المُمكنة لتقنية نقاط الوزن الثلاث.	28
الشكل (13-1): مخطط خوارزمية On-Line Search.	29
الشكل (14-1): تقنية DC-Link Capacitor.	29
الشكل (15-1): المخطط التدفقي لطريقة IC.	32
الشكل (16-1): مخطط طريقة بيتا.	34
الشكل (17-1): تحليل رسومي لطريقة التعديل.	35
الشكل (18-1): جدول القواعد الضبابية.	36
الشكل (19-1): طبقات الشبكة العصبونية.	36
الشكل (20-1): خصائص اللوح عند ثبات الحرارة وتغيُر الإشعاع.	37
الشكل (1-2): خلية PV المثالية والعملية.	39
الشكل (2-2): منحني الخصائص للخلية المثالية.	40
الشكل (3-2): مُنحني (I-V) لخلية PV.	41
الشكل (4-2): النموذج الداخلي الخاص باللوح.	42
الشكل (5-2): نموذج اللوح الكهروضوئي في MATLAB/SIMULINK.	42
الشكل (1-4): النموذج العام للنظام المقترح.	58
الشكل (2-4): مخطط الخوارزمية الهجينة.	58
الشكل (3-4): مخطط خوارزمية النحل.	59
الشكل (4-4): آلية عمل خوارزمية ABC.	61
الشكل (5-4) المخطط التدفقي لتقنية INC.	62
الشكل (6-4): الدارة الكهربائية لمبدل التيار المستمر.	63
الشكل (7-4): نموذج النظام الكهروضوئي في ماتلاب.	64
الشكل (8-4): مكونات الـ Temp.	64

الشكل (4-9): مكونات الـ Iph model.	**65**
الشكل (4-10): مكونات الـ Irs.	**65**
الشكل (4-11): مكونات الـ Is.	**65**
الشكل (4-12): مكونات الـ Current.	**66**
الشكل (4-13): نموذج النظام الكهروضوئي بغير تنفيذ ملاحقة.	**66**
الشكل (4-14): منحني استطاعة خرج النظام بغير ملاحقة في حالة تغير الإشعاع وثبات درجة الحرارة.	**67**
الشكل (4-15) منحني استطاعة النظام في حالة تطبيق ملاحقة باستخدام تقنية زيادة الناقلية.	**67**
الشكل (4-16): نموذج النظام الكهروضوئي مع ملاحقة.	**68**
الشكل (4-17): نمذجة خوارزمية الناقلية في ماتلاب.	**68**
الشكل (4-18): منحني استطاعة خرج النظام مع ملاحقة في حالة تغير الإشعاع وثبات درجة الحرارة.	**69**

المصطلحات والاختصارات:

المصطلح	الاختصار	الشرح
Maximum Power Point Tracking	MPPT	ملاحقة نقطة الاستطاعة العظمى
Incremental Conductance	INC	تقنية زيادة الناقلية
Artificial Bee Colony	ABC	خوارزمية النحل
Photovoltaic	PV	النظام الكهروضوئي
Perturb & Observe Algorithm	P & O	خوارزمية الاضطراب والمرُاقبة
Artificial Intelligence	AI	الذكاء الصنعي
Constant Voltage	CV	التوتر الثابت
Open Circuit Voltage	OCV	جهد الدارة المفتوحة
Short Circuit Current	SCC	تيار دارة القصر
Irradiance	IR	الإشعاع الشمسي
Temperature	T	درجة الحرارة

الملخص

بهدف الاستفادة من أكبر طاقة كهربائية مولدة بواسطة الأنظمة الكهروضوئية كان لا بد من البحث عن طريقة للحصول على الاستطاعة العظمى التي تنتجها الألواح الكهروضوئية حيث زاد الاعتماد بشكل متزايد على الطاقة الشمسية بوصفها المنبع الكهربائي الذي لا ينضب بالإضافة إلى كونها مصدر طاقة نظيف، وكان الحل الأمثل هنا هو تنفيذ مُلاحقة لنقطة الاستطاعة العُظمى والمعروفة بـ Maximum Power Point Tracking من أجل تحصيل أكبر قدر من استطاعة الألواح والوصول إلى نظام طاقة كهروضوئي يعمل بوثوقية ويحقق الأداء العالي عند اختلاف الظروف الجوية المحيطة به.

أُستخدِم في هذه الدراسة خوارزمية هجينة يتألف قسمُها الأول من خوارزمية النحل (Artificial Bee Colony)، والتي تعتمد على تيار القصر وجهد الدارة المفتوحة للوح الكهروضوئي والقسم الثاني للخوارزمية يتألف من تقنية زيادة الناقلية (Incremental Conductance)، وكان سبب الدمج بين التقنيتين هو الاستفادة من مزايا الاثنتين معاً، ومن ثم الحصول على أعظم استطاعة من نظام الـ PV وأيضاً تقليل التذبذبات في شكل الاستجابة.

وبعد عمليات النمذجة والمحاكاة للنظام الكهروضوئي في بيئة MATLAB/SIMULINK أُجريت مقارنة بين أداء النظام في حال تنفيذ الملاحقة وفي حال بقائه حراً بدون أية مُلاحقة، وأثبتت النتائج أن أداء النظام في حال الملاحقة أفضل بكثير حيث تحسنت الكفاءة بمقدار جيد وشكل الاستجابة كان قليل التذبذب وذا تعرجات ناعمة أكثر بكثير من حال بقائه بدون ملاحقة.

كلمات مفتاحية: خوارزمية ملاحقة، نقطة الاستطاعة العظمى، نظام كهروضوئي، Matlab/simulink.

الفصل الأول

(الدراسات المرجعية ومُلاحقة نقطة الاستطاعة العُظمى وتوصيفها)

المحتويات:

1-1 مُقدمة.

1-2 مُلاحقة نقطة الاستطاعة العُظمى Maximum Power Point Tracking.

1-3 مُشكلة البحث.

1-4 أهمية موضوع البحث.

1-5 منهج البحث وإجراءاته.

1-6 الدراسات المرجعية السابقة.

1-7 نقاط الضعف / القوة المُستخلصة من هذه الدراسات.

1-8 تصنيف طرق مُلاحقة نقطة الاستطاعة العُظمى MPPT Method Classification.

1-9 توصيف طرق مُلاحقة نقطة الاستطاعة العُظمى:

1-9-1 تقنيات تتبع مع البارامترات الثابتة Tracking techniques with constant parameters.

1-9-2 تقنيات تتبع مع القياس والمقارنة Tracking Techniques with Measurement and Comparison.

1-9-3 تقنيات تتبع مع التجربة والخطأ Tracking Techniques with Trial and Error.

1-9-4 تقنيات تتبع مع الحساب الرياضي Tracking Techniques with Mathematical Calculation.

1-9-5 تقنيات تتبع مع التنبؤ الذكي Tracking Techniques With Intelligent Prediction.

1-10 تأثير الإشعاع ودرجة الحرارة على منحني التوتر-التيار I-V Effect of Irradiance & Temperature on Characteristics.

1-11 خاتمة.

1-1 مُقدمة:

إن التنمية الاقتصادية للبُلدان تعتمد إلى حد كبير على مقدار الأمن الطاقي الموجود ضمن هذا البلد، في هذا العصر الحديث تتمتع التقنية الضوئية المُسماة اختصاراً (PV) – أي Photovoltaic – بالقدرة على إنشاء فُسحة كهربائية قوية في كل أنحاء لعالم.

في الأنظمة الكهروضوئية من الضروري استخلاص الكمية العُظمى من الطاقة المُتاحة من الألواح الكهروضوئية بغير التأثر بتغيرات الإشعاع الشمسي اليومية ولكن بسبب ظروف التظليل الجزئي فإن إنتاج الطاقة من مجموعة الألواح الكهروضوئية يقل بنسبة كبيرة ومن ثمَّ ستنقص الكفاءة في حالة الإشعاع الثابت، وستزداد بنية التركيب تعقيداً وستزيد التكلُفة.

إن أفضل أداء للوح الكهروضوئي يظهر فقط عند نقطة الاستطاعة العُظمى (MPP) والتي تُلاحق باستخدام إحدى تقنيات المُلاحقة المعروفة لكن مصفوفة الألواح لا تحصل على ذات القيمة من الإشعاع طوال اليوم.

غالباً ما تفشل تقنيات الـ (MPPT) خلال ظروف تغير شروط العمل نظراً لوجود أكثر من نقطة استطاعة عُظمى مما يحول دون عمل الأحمال الموصولة على خرج النظام الكهروضوئي وفق شروط قياسية.

ونظراً للأسباب السابقة ومن أجل التعامل مع التغيرات البيئية والتكيف معها اقتُرحت كثيرٌ من تقنيات المُلاحقة الحديثة المُعتمدة على خوارزميات الأمثلة، والتي حققت كفاءة عالية عند الاستخدام وزادت من قيم الاستطاعة الناتجة.

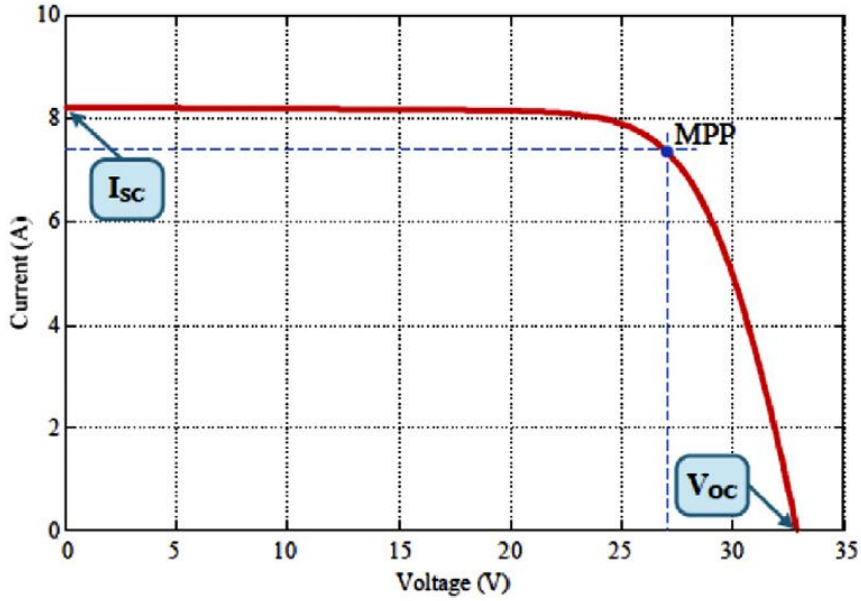
1-2 مُلاحقة نقطة الاستطاعة العُظمى Maximum Power Point Tracking:

توصف مُلاحقة نقطة الاستطاعة العُظمى المعروفة بالاختصار (MPPT) بأنها مجموعة دارات مُتصلة مع عواكس تفاعلية، والتي تقوم بضبط نقطة عمل التيار المستمر للحصول على أعظم استطاعة مُمكنة من مصفوفة نظام شمسي خلال أي لحظة زمنية.

ورغم كل المزايا المُقدمة من تقنية توليد الطاقة باستخدام نُظم الـ PV، فإن التكلفة الأولية لا تزال عالية وكفاءة تحويل الطاقة مُنخفضة، ومن ثم يُصبح من الضروري استخدام التقنيات المُتاحة لاستخلاص أعظم استطاعة من هذه الألواح ولتحقيق كفاءة عالية، تجدُر الإشارة إلى أنه يجب أن يكون هنالك نقطة استطاعة عُظمى واحدة فقط، وهذا يختلف وفقاً لظروف المناخ والإشعاع.

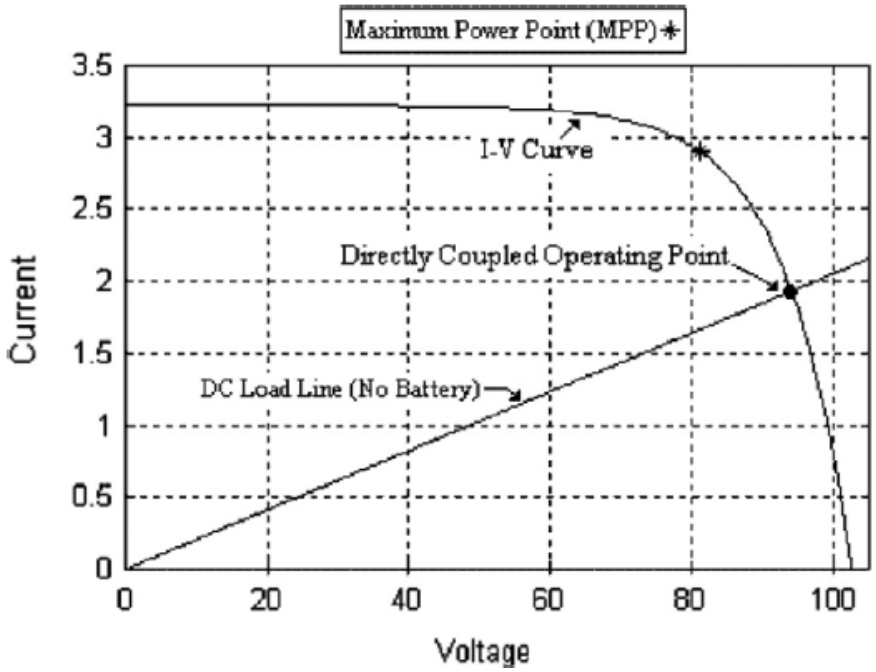
إن خصائص النظام الكهروضوئي غير خطية كما هو واضح في الشكل (1-1) حيث تتغير الخصائص بتغير مستوى الإشعاع الشمسي وأيضاً درجة الحرارة وهذا ما يجعل الحصول على الاستطاعة العُظمى مُهمة صعبة باعتبار أن الأحمال مُتغيرة.

هناك طرائق عديدة للحصول على الاستطاعة العُظمى من أجل التغلب على مشكلة تدني قيم الاستطاعة الناتجة، وفي هذا الفصل من الدراسة توضيح لكل المفاهيم المتعلقة بمُلاحقة نقطة الاستطاعة العُظمى، ويُضاف إلى ذلك توصيف لأفضل الطرق والتقنيات المُستخدمة في تنفيذ عمليات المُلاحقة والتي يمكن الاستفادة منها في استخلاص الميزات والسلبيات.



الشكل (1−1): مُنحني (I−V) لنظام PV.

إن لوحاً كهروضوئياً تحت ظروف إشعاع ثابتة يتميز بمنحني (I−V) كما الشكل (1−1) حيث هناك نقطة استطاعة وحيدة على المنحني تُدعى نقطة الاستطاعة العُظمى وتُنتج أعظم قيمة للقدرة، عندما يتصل اللوح الكهروضوئي مُباشرةً بالحمل يُدعى النظام بـالنظام المتصل مباشرةً (Direct−Coupled)، إن نقطة عمل النظام ستكون نقطة تقاطع منحني (I−V) للوح الشمسي، ومنحني الحمل كما هو مُوضح في الشكل (2−1):



الشكل (2−1): مُنحني (I−V) نموذجي للوح شمسي.

عموماً، إن نقطة العمل هذه ليست نقطة الاستطاعة العُظمى للنظام، وفي نظام مُتصل مُباشرة بالحمل فإن اللوح الشمسي يجب أن يكون ذا حجم أكبر لضمان حاجة الحمل من الاستطاعة وهذا سيزيد من تكلفة بناء النظام [1].

1-3 مُشكلة البحث:

إن الأمر الأكثر أهمية عند تصميم النظام الكهروضوئي، هو البحث عن الآلية الأكثر فعالية والتي باستخدامها يُمكن الحصول على أعظم قيم لجهد/ تيار اللوح الشمسي وما زال البحث جارياً للوصول إلى تقنية تحقق الملاحقة الأفضل لنقطة الـ MPP مع تجنب التذبذب وستسعى هذه الدراسة لاقتراح خوارزمية جديدة هجينة الميزات تجمع الميزات الأساسية لبعض الخوارزميات، وعلى سبيل المثال يُمكن استخدام:

- خوارزمية زيادة الناقلية Incremental Conductance (INC).
- خوارزمية مستعمرة النحل Artificial Bee Colony (ABC).
- خوارزمية مستعمرة النمل Ant Colony Optimization (ACO).
- خوارزمية الاضطراب والمرُاقبة Perturb & Observe Algorithm.

نستنتج مما سبق أن مشكلة البحث هي:

- هل يُمكن الوصول إلى نظام تحكم يُلاحق نقطة الاستطاعة العظمى لنظام PV بكفاءة عالية؟
- هل يُمكن تحسين مُلاحقة نقطة الاستطاعة العظمى عما هو موجود؟

1-4 أهمية موضوع البحث:

إن أهمية أي بحث تنبع من صدق النتائج المتوقعة عند إتمام البحث ولهذا البحث أهمية يمكن تلخيصها بما يلي:

- الوصول إلى خوارزمية مُحسنة هجينة بالاعتماد على خوارزميات الذكاء الصنعي.
- نمذجة نظام طاقة كهروضوئي وملاحقة نقطة الاستطاعة العظمى باستخدام الخوارزمية المُحسنة المقترحة.
- الوصول إلى نظام طاقة كهروضوئي يعمل بوثوقية ويحقق الأداء العالي.

1-5 منهج البحث وإجراءاته:

تم الاعتماد على المنهج التجريبي عن طريق استخدام برنامج الماتلاب في عمليات النمذجة والتحليل والمقارنة وذلك ضمن بيئة المحاكاة MATLAB/SIMILINK نظراً للدقة التي يقدمها برنامج الماتلاب.

1-6 الدراسات المرجعية السابقة:

تُعد مُلاحقة نقطة الاستطاعة العُظمى والمعروفة بـ Maximum Power Point والتي تُدعى اختصاراً (MPPT) من أهم التقنيات المُنتشرة في هذا العصر، وحظيت هذه التقنية بنصيب وافر من الدراسات والأبحاث التي درست في منهجيات هذه التقنية وأساليب تطويرها سواء بالطرق التقليدية أو باستخدام تقنيات الذكاء الصنعي وفيما يأتي نذكر بعضاً من الدراسات ذات العهد الحديث والتي تناولت تقنية الـ MPPT إن المراجعة الآتية هي نتاج أهم الدراسات المُتعلقة بموضوع البحث وهي بالترتيب كما يأتي:

1-6-1 الدراسة (1):

ناقش الباحثون (Mingxuan Mao, Lin Zhou, Zengrui Yang, Chen Zheng) في المقالة العلمية المنشورة في (A hybrid intelligent GMPPT algorithm for partial shading PV system)

المجلة العالمية (Elsevier) في العام (2019) مُلاحقة نقطة الاستطاعة العُظمى لنظام PV مُستقل و اقترحوا طريقة تحكم لتتبع الـ MPP لنظام PV مع تقليل حالتي الثبات والاهتزاز حول نقطة الـ MPP اعتماداً على تحسين خوارزمية الأسراب مع خوارزمية الاضطراب والمراقبة P&O.

كما قام الباحثون باستخدام طريقة خطوة المتغير لملاحقة الـ MPP بدقة عند تغير البيئة المحيطة وبرز تفوق الباحثين في الطريقة هذه مقارنة بخوارزميات P&O وPSO في سرعة الملاحقة واستقرار نقطة الـ MPP وعند المحاكاة كانت النتائج مثالية.

لاحظ الباحثون عند التطبيق أن الخوارزمية حسنت الاستجابة لكنها بقيت تُعاني من بعض التذبذب كما أن الخوارزمية هذه قد وجدت بعد 0.08 s قيمة ثابت التشغيل المثالية 0.642 وكانت القيمة الأفضل للاستطاعة 69.6 w وقيمة الخطأ 0.14 % وعند تغير الشروط فإن الخوارزمية التقليدية PSO بحثت عن ثابت التشغيل ووجدته بعد 0.39 s وكان الخرج 52.1 w مما يُثبت أفضلية ما اقترحه الباحثون [2].

1-6-2 الدراسة (2):

ناقش الباحثون (Deepthi Pilakkat, S. Kanthalakshmi) في المقالة العلمية (An improved P&O algorithm integrated with artificial bee colony for photovoltaic systems under partial shading conditions) المنشورة في المجلة العالمية (Elsevier) في العام (2019) تقنية الـ MPPT واقترحوا تعديل خوارزمية الـ P&O لزيادة كفاءتها عن طريق العمل على تكاملها مع خوارزمية مستعمرة النحل في المرحلة الأولى ومع الـ P&O في المرحلة الثانية.

كما قام الباحثون في الخوارزمية المقترحة (GMPPT) بملاحقة الـ MPP عن طريق تنفيذ خوارزميةABC ومن ثم الاستفادة من خوارزمية P&O وذلك لتحقيق ثابت تشغيل مثالي كدخل لمبدل التيار المستمر بسرعة وكفاءة عاليين.

عند التطبيق لاحظ الباحثون أن خوارزمية ABC-PO قدمت خرجاً أفضل حيث كان جهد الخرج بعد الملاحقة 34.58 v مع تشوهات لا تُذكر عند إشعاع مستمر بالتغير ونُمذجت الدراسة في ماتلاب وتم مقارنتها مع خوارزميات INC/P&O/ABC و أظهرت نتائج المحاكاة أن الأسلوب المُقترح حقق كفاءة بنسبة 99.5 % عند التظليل الجزئي على الرغم من وجود نسبة ضئيلة من التذبذب [3].

1-6-3 الدراسة (3):

ناقش الباحثون (Ling-Ling Li, Ming-Lang Tseng, Kimhua Tand, Ming K. Lim) في المقالة العلمية (A maximum power point tracking method for PV system with improved gravitational search algorithm) المنشورة في المجلة العالمية (Elsevier) في العام (2018) دراسة تهدف إلى زيادة كفاءة خرج النظام الكهروضوئي عن طريق اقتراح خوارزمية تُدعى IGSA-MPPT تضيف الوزن الديناميكي إلى عامل التغير لثابت الجاذبية والعوامل المتغيرة بالكثافة.

وجد الباحثون أنه عند ثلاثة تغييرات للشروط كان متوسط زمن الملاحقة في IGSA-MPPT قد خُفِضَ من 0.023 s إلى 0.011 s ومعدل زيادة متوسط الطاقة الأعظمية 1.7 % مقارنة مع خوارزمية الأسراب وبحث الجاذبية الأصلية.

أثبتت النتائج أن IGSA-MPPT تستطيع تحقيق آثار جيدة في ملاحقة الـ MPP عند شروط تظليل جزئية حيث قدمت الدراسة مساهمة في تحسين الجذب الضوئي وتحسين دقة الملاحقة ووقتها ويمكن للدراسات المستقبلية أن تتضمن تحسين البنية المادية لنظام الـ PV [4].

1-6-4 الدراسة (4):

ناقش الباحثون (Yu-Pei Huang, Cheng-En Ye, Xiang Chen) في المقالة العلمية (A Modified Firefly Algorithm with Rapid Response Maximum Power Point Tracking for Photovoltaic Systems under Partial Shading Conditions) المنشورة في المجلة العالمية (Energies) في العام (2018) تحسين خوارزمية اليراع لتحسين سرعة التقارب باستخدام تقنية NAFA لتفادي الانحصار في نقطة استطاعة عادية.

وجد الباحثون أن زمن التنفيذ الوسطي لخوارزمية MFA أطول من خوارزمية اليراع التقليدية SFA بزمن قدره 3.25 ms.

وعند مقارنة الكفاءة الوسطية لـ MFA مع كل من FA / NAFA على الترتيب كانت حوالي % 2.42 و % 3.87 و % 3.03 بالترتيب.

تبين أن خوارزمية FA استخلصت الـ GMPP بزمن ملاحقة مقبول وإن MFA أمنت زمن تنفيذ أقصر وكان الخطأ أقل والكفاءة عالية، ويمكن أن يُحسّن مجال الـ Duty Cycle الذي بلغ من 0.1 إلى 0.85 وذلك عن طريق تطوير أداء مبدل التيار المستمر [5].

1-6-5 الدراسة (5):

ناقش الباحثون (Lei Guo, Zhuo Meng, Yize Sun, Libiao Wang) في المقالة العلمية (A modified cat swarm optimization based maximum power point tracking method for photovoltaic system under partially shaded condition) المنشورة في المجلة العالمية (ACCEPTED MANUSCRIPT) في العام (2017) طريقة جديدة لتقنية MPPT بالاعتماد على خوارزمية سرب القطط المعدلة MCSO لتحقيق الـ GMPP.

لاحظ الباحثون أنه عندما تعمل مصفوفة الـ PV عند التظليل الجزئي فإن منحني الاستطاعة – التوتر سوف يظهر بقمم متعددة، هذا يُسبب عجز عن ملاحقة الـ MPP بالطرق التقليدية مثل HC لذلك اقتُرِحَت منهجية لتطوير خوارزمية القطط ووجد الباحثون أن الميزات الأساسية لـ MCSO هو أن النظام مستقل وذو قدرة عالية لإيجاد MPP بإهمال LMPP عند البحث وكذلك قدرته على إزالة التذبذب حول الـ MPP والذي تكون إزالته مستحيلة عند استخدام طرائق تقليدية مثل خوارزميات P&O أو HC [6].

1-6-6 الدراسة (6):

ناقش الباحثون (S.Shenbagaramalakshmi, Dr.K.Punitha) في المقالة العلمية (Soft Computing Technique Based MPPT Algorithms for Photovoltaic System) المنشورة في المجلة العالمية (ijareeie) في العام (2017) تحليل و تصميم خوارزمية للبحث عن الـ MPP باستخدام تقنية محاكاة التلدين التي تُستخدم عند التغير السريع للإشعاع الشمسي وإن قيمة ثابت التشغيل D الصادر عن خوارزمية SA يُقدم إلى المبدل BOOST لتأمين استطاعة أعظمية إلى الحمل.

لاحظ الباحثون أنه عندما تمت محاكاة النموذج المقترح عند قيم متعددة للإشعاع الشمسي تراوحت هذه القيم من 800 إلى 1000 Watt/m.m وكان التوتر الناتج 40 V وقيمة التيار 2 A.

إن خوارزمية PO-MPPT تعتمد على تيار / جهد اللوح الشمسي و كذلك قيمة الإشعاع الشمسي و تنتج ضجيج عند الحمل إن الخوارزمية SA-MPPT تعتمد فقط على قيمة تيار اللوح الشمسي حيث أن SA

هي طريقة نموذجية لإيجاد الـ MPP وتقليل الضجيج و بالاستناد إلى كفاءة الخوارزمية SA يمكن القول أن SA – MPPT ذات كفاءة أعظمية [7].

1-6-7 الدراسة (7):

ناقش الباحثون (Ch. Santhan Kumar, R. Srinivasa Rao) في المقالة العلمية (Enhanced Grey Wolf Optimizer Based MPPT Algorithm of PV System Under Partial Shaded Condition) المنشورة في المجلة العالمية (IJRED) في العام (2017) ظروف التظليل لنظام PV التي تُسبب ملاحقة غير دقيقة لنقطة الاستطاعة وفي هذه الدراسة مقترح لملاحقة الـ MPP باستخدام خوارزمية EGWO.

طوّر الباحثون نموذجاً رياضياً لنظام PV باستخدام لوح أُحادي البلورة وطبقت خوارزمية EGWO للبحث عن MPP وتمت النمذجة في بيئة MATLAB وتبين من النتائج أن الخوارزمية فعالة وذات زمن تنفيذ أقل مقارنة بالطرق الأخرى.

قُورِنَت نتائج عمل خوارزمية EGWO مع خوارزمية GWO وخوارزمية الأسراب ولُوحِظَ أن EGWO لاحقت الـ GMPP بزمن قليل بسبب الطبيعة العشوائية لخوارزميات الأدلة العليا (الإرشاد) واتُبِعَ منهج حذف بعض البارامترات من الـ GWO التقليدية لتحسينها وذلك حقق زمن ملاحقة أقل [8].

1-6-8 الدراسة (8):

ناقشت الباحثة (Dr Iman dilaneh) في المقالة العلمية (Modeling of a Multi-Layers Artificial Neural Networks to estimate the Duty Cycle of DC-DC Boost Converter to track the Maximum Power Point of Photovoltaic Energy Systems) المنشورة في المجلة (Tishreen University Journal) في العام (2018) استراتيجية تحكم تعتمد على استخدام الشبكات العصبونية الصنعية متعددة الطبقات المدربة باستخدام خوارزمية الانتشار العكسي.

استنتجت الباحثة أن المتحكم المطور تمكّن من تحديد قيم نسبة التشغيل المثلى بسرعة فائقة ودقة عالية مباشرة باستخدام القياسات اللحظية لدرجة حرارة الخلية الشمسية وشدة الإشعاع الشمسي مما حقق بشكل

واضح تحسين سرعة استجابة نظام التحكم وأظهر المتحكم المقترح أداء أفضل مقارنة بالمتحكمات الأخرى من حيث الدقة والسرعة وتمكّن من التخلص من التذبذبات الدائمة في استجابة الحالة المستقرة لمنحي الاستطاعة مما أدى إلى التخلص من مشكلة الضياع في الطاقة التي تُسببها التذبذبات وهنا برز تفوق المتحكم المذكور [9].

1-6-9 الدراسة (9):

ناقش الباحثون (Dr Hussam shaheen, Hassan Qangarawi) في المقالة العلمية (Genetic Algorithm for Maximum Power Point Tracking in Photovoltaic Systems) المنشورة في المجلة ذات الاسم (Tishreen University Journal) في العام (2016) مشكلة عدم الوصول إلى خوارزمية أو تقنية تسمح بتشغيل النظام الكهروضوئي بشكل دقيق مما سيؤدي إلى ارتفاع كلفة التشغيل وانخفاض في مردود استخدام الخوارزمية الوراثية للحصول على أعظم استطاعة خرج ممكن من نظام الـ PV حيث كان دخل الخوارزمية هو بارامترات اللوح الشمسي والخرج هو التوتر المثل للتشغيل الموافق لنقطة الـ MPP.

نظراً لأن الخوارزمية الوراثية ذات طبيعة احتمالية إحصائية نفذ الباحثون البرنامج 25 مرة على اللوح عند سوية إشعاع قدرها w/m.m 1000 كانت الاستطاعة w 200.0586 والتوتر الأمثل الموافق هو 26.14 v وعند النتائج وجد الباحثون أن فعالية الخوارزمية الوراثية في ملاحقة نقطة الاستطاعة العُظمى تميزت بدقة وسرعة كبيرتين [10].

1-7 نقاط الضعف / القوة المُستخلصة من هذه الدراسات:

بعد مُناقشة موّسعة لمجموعة من أهم الدراسات السابقة المُطبقة لتحسين كفاءة النُظم الكهروضوئية أصبح بالإمكان الوصول إلى نتيجة تُوضح أبرز السلبيات والإيجابيات لكل من هذه الدراسات ويُظهر الجدول (1-1) هذه النقاط:

	الإيجابيات	السلبيات	الخوارزمية المستخدمة
الدراسة (1) تاريخ الدراسة 2019	تخفيض زمن المُلاحقة مع زيادة قيمة استطاعة الخرج.	تذبذبات في منحني استجابة النظام على الرغم من تخفيف هذا التذبذب.	دمج خوارزمية الأسراب مع تقنية الاضطراب والمراقبة.
الدراسة (2) تاريخ الدراسة 2019	**الإيجابيات**	**السلبيات**	دمج خوارزمية النحل مع تقنية الاضطراب والمراقبة.
	تحسين قيمة جهد الخرج مع سرعة في عملية المُلاحقة.	تذبذبات قليلة قبل الوصول إلى الاستقرار.	
الدراسة (3) تاريخ الدراسة 2018	**الإيجابيات**	**السلبيات**	خوارزمية IGSA.
	زيادة قيمة الاستطاعة المتولدة.	تذبذبات كبيرة في منحني الاستجابة.	
الدراسة (4) تاريخ الدراسة 2018	**الإيجابيات**	**السلبيات**	خوارزمية اليراع المعدلة.
	تحسين قيمة استطاعة الخرج.	تذبذب كبير وقيمة ثابت تشغيل سيئة.	
الدراسة (5) تاريخ الدراسة 2017	**الإيجابيات**	**السلبيات**	خوارزمية سرب القطط المعدلة.
	سرعة مُلاحقة عالية.	استقرار النظام عند شروط ثابتة وتذبذب عند تغير الشروط.	
الدراسة (6) تاريخ الدراسة 2017	**الإيجابيات**	**السلبيات**	تقنية محاكاة التلدين SA.
	مُلاحقة مثالية مع ضجيج قليل وتذبذبات لا تُذكر.	-----	
الدراسة (7) تاريخ الدراسة 2017	**الإيجابيات**	**السلبيات**	خوارزمية Grey wolf optimizer.
	زمن مُلاحقة قليل.	استجابة مُتذبذبة خاصة عند تغير الشروط.	
الدراسة (8) تاريخ الدراسة 2018	**الإيجابيات**	**السلبيات**	الشبكات العصبونية.
	السرعة والدقة في تحديد قيمة ثابت التشغيل مع تحقيق استجابة جيدة.	-----	

الدراسة (9) تاريخ الدراسة 2016	الإيجابيات	السلبيات	
	سرعة المُلاحقة.	استجابة قابلة للتحسين بشكل أفضل.	الخوارزمية الجينية.

الجدول (1-1): نقاط الضعف / القوة المُستخلصة من الدراسات المرجعية.

فيما سبق أوردنا مجموعة من أهم الدراسات العلمية التي تناولت تقنية مُلاحقة نقطة الاستطاعة العُظمى في الأنظمة الكهروضوئية، إضافة إلى أحدث تقنيات المُلاحقة المعتمدة على خوارزميات الذكاء الصنعي (Artificial Intelligence "AI") وخوارزميات الأمثلة التي ستكون بمنزلة قاعدة ارتكاز علمية في الانطلاق نحو تطوير خوارزمية جديدة يُمكن أن تُشكل إضافة مُهمة إلى مجال تحسين كفاءة أنظمة الطاقات المتجددة الشمسية.

1-8 تصنيف طرق مُلاحقة نقطة الاستطاعة العُظمى MPPT Method Classification:

أُستخدمت النُظم الكهروضوئية منذ بداية تكوينها بوصفها أنظمة مُستقلة عن الشبكة، لقد حاول الباحثون تطوير استراتيجيات مُتعددة للضغط نحو الحصول على أعظم استطاعة من هذه الأنظمة، وحتى الآن فإن عدداً كبيراً من الخوارزميات المُصممة مُتاحة الاستخدام حيث لكُل خوارزمية خصائصها / قيودها وكذلك تطبيقاتها.

لا توجد دراسة تقييمية لتصنيف الطُرق هذه لأن كل واحدة منها يُمكن أن تكون مُناسبة لتطبيق ما دون الآخر فمن هُنا يُمكن تصنيف طرق الملاحقة في النظام الكهروضوئي إلى المجموعات الخمس الآتية [11]:

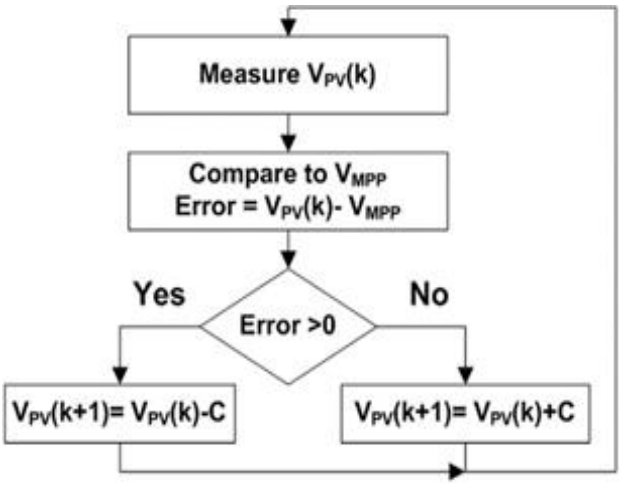
- **تقنيات تتبع مع المحددات الثابتة:** الطرائق القائمة على الطريقة هذه تستخدم قيم ثابتة مُحددة مُسبقاً والتي تُميز الـ MPP.
- **تقنيات تتبع مع القياس والمقارنة:** تعتمد هذه التقنية على تحسس المحددات الداخلية للوح الشمسي (التوتر / التيار / الإشعاع الشمسي / درجة الحرارة) ومقارنتُهم بقيم MPP معروفة سابقاً.
- **تقنيات تتبع مع التجربة والخطأ:** تستخدم هذه الطرق التجربة من أجل حساب النتيجة التالية ومراقبتها والتي تُحدد معايير الاتجاه للتجربة التالية من أجل الوصول إلى الـ MPP.
- **تقنيات تتبع مع العمليات الرياضية:** تُعرّف هذه الطرق موقع نقطة الاستطاعة بالاعتماد على الحساب الرياضي للبيانات المتوفرة المعتمدة على المعادلات.
- **تقنيات التتبع مع التنبؤ الذكي:** تستخدم هذه الطرق عمليات التعلم الذكية التي تؤمن قابلية للتنبؤ بموقع نقطة الاستطاعة.

1-9 توصيف طرق مُلاحقة نقطة الاستطاعة العُظمى:

فيما يأتي توصيف لطرائق تتبع نقطة الاستطاعة المذكورة أعلاه:

1-9-1 تقنيات تتبع مع المحددات الثابتة Tracking techniques with constant parameters:

i. **طريقة التوتر الثابت Constant Voltage Method:** إن خوارزمية التوتر الثابت (CV) والتي تُدعى أيضاً بخوارزمية التوتر الثابت الأفضل (BFV) هي أبسط طرق التحكم بُملاحقة نقطة الاستطاعة، ويُحافظ على نقطة عمل اللوح الكهروضوئي بحيث تكون قريبة من الـ MPP عن طريق تنظيم جهد اللوح وإيصاله إلى جهد مرجعي ثابت يساوي قيمة الـ V_{MPP} الموجودة ضمن خصائص اللوح، تتغافل خوارزمية CV عن آثار كل من الإشعاع ودرجة الحرارة للوح وتفترض أن التوتر المرجعي الثابت مناسب بشكل تقريبي لنقطة الاستطاعة الصحيحة، لذلك فإن نقطة العمل ليست مُطابقة تماماً لـ MPP والتوتر المرجعي يجب أن يتكيف من أجل مواقع جغرافية مُتعددة، وتتضمن دارة CV فقط حساس جهد واحد لقياس جهد مصفوفة الألواح V_{PV} لتهيئة قيمة ثابت التشغيل الخاصة بمبدل التيار المستمر DC – DC ومن المهم تحقيق اضطراب في قيمة ثابت التشغيل عندما يكون اللوح الشمسي تحت ظروف إشعاع مُنخفضة، وبما أن خوارزمية CV ليست أكثر جودة من خوارزمية الاضطراب والمراقبة وخوارزمية زيادة الناقلية، نتيجةً لذلك يتم دمج خوارزمية CV مع تقنيات أخرى و يُبين الشكل (3−1) المخطط التدفقي ومنحني الخصائص للخوارزمية هذه:



الشكل (3−1): المخطط التدفقي لخوارزمية التوتر الثابت.

أما بالنسبة للكود البرمجي فإن الكود الآتي هو ترجمة لخوارزمية التوتر الثابت في بيئة ماتلاب:

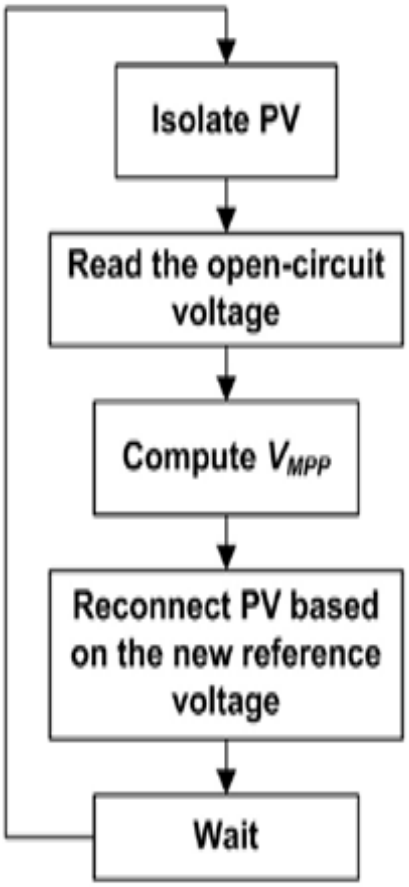
```
function y=CV(u)
global Kcv d_cv
Kcv=0.01;
% u(1) is the constant PV voltage reference
% u(2) is the measure PV voltage
If (u(1)==u(2))
C = d_cv;
else if (u(1)>u(2))
C = d_cv –Kcv;
else
  C = d_cv +Kcv;
end
end
d_cv = C;
```

y = d_cv;

ii. **طريقة جهد الدارة المفتوحة Open Circuit Voltage Method:** إن هذه الطريقة هي طريقة قابلة للتنفيذ لأن جهد خرج اللوح عند نقطة الاستطاعة العُظمى يتناسب خطياً بشكل تقريبي مع جهد الدارة المفتوحة V_{OC}، تُعطى المعادلة (1−1) الآتية حيث الثابت التناسبي K_{OC} يعتمد بشكل أساسي على عامل المثالية للوح الكهروضوئي، تكنولوجيا الخلية و كذلك على الظروف المناخية.

$$V_{MPP} = K_{OC} * V_{OC} \quad .... \quad (K_{OC} < 1) \qquad \textbf{(1−1)}$$

إن المخطط التدفقي يَظهر في الشكل (4−1) للطريقة التي يتم فيها مُقاطعة النظام دورياً من أجل قياس جهد الدارة المفتوحة، بعد ذلك تُحدّث العلاقة الواردة في المعادلة (1−1) ويُضبط جهد العمل إلى نقطة التوتر المثالية وبالرغم من أن هذه الطريقة تبدو سهلة فإنه من الصعب اختيار قيمة مثالية للثابت K الذي تتراوح قيمه ضمن المجال [0.73 to 0.80].



الشكل (4−1): المخطط التدفقي لخوارزمية جهد الدارة المفتوحة.

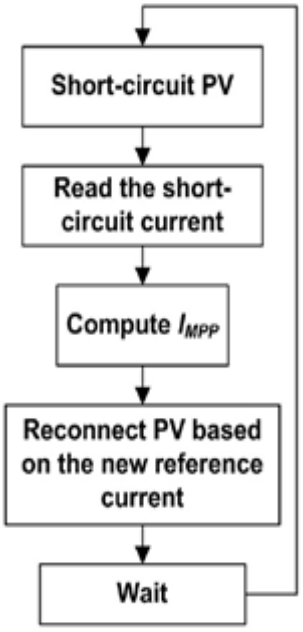
iii. **طريقة تيار دارة القصر Short Circuit Current Method:**

بطريقة مُشابهة لطريقة التتبع باستخدام الدارة المفتوحة، إن طريقة التتبع هذه تعتمد على مُلاحظة التبعية الخطية بين تيار اللوح الشمسي عند نقطة الاستطاعة العُظمى وتيار دارة القصر ومن ثم تحقيق المعادلة (2−1)، كما في الطريقة السابقة فإن الثابت التناسبي يعتمد على تكنولوجيا الخلية، الظروف المناخية وأيضاً عامل المثالية بشكل أساسي:

$$I_{MPP} = K_{SC} * I_{SC} \quad .... \quad (K_{SC} < 1) \qquad \textbf{(1−2)}$$

إن الثابت K_{SC} يُمكن اعتباره 0.85 من أجل الألواح الشمسية ثُنائية البلورة وفي كثير من الحالات فإن K تُحدد عن طريق تنفيذ مسح ضوئي كُل بضع دقائق، بعد أن يتم الحصول على K_{SC} فإن النظام يُحقق المعادلة (2−

1) السابقة حتى الحساب التالي لـ K_{SC}، يُظهر الشكل (5−1) مخطط الخوارزمية حيث الطريقة تحقق الميزات / السلبيات نفسها الموجودة في الطريقة السابقة:



الشكل (5−1): المخطط التدفقي لخوارزمية تيار دارة القصر.

iv. **طريقة توتر الدارة المفتوحة التجريبية Open−Circuit Voltage Pilot PV Cell Method:** حلّت هذه الطريقة العيب المُتعلق بالانقطاع المُتكرر للنظام الذي يحدث نتيجة للطريقتين السابقتين عن طريق استخدام الخلية الكهروضوئية التجريبية، ويُقاس جهد الدارة المفتوحة للنظام الكهروضوئي بواسطة خلية واحدة تكون مُستقلة كهربائياً عن بقية الوحدات الكهروضوئية، إن القيم الناتجة من K_{OC} سوف تُطبق على النظام وفق المعادلة (3−1):

$$V_{MPP} = K_{OC} * V_{OC_{pilot}} \quad .... \quad (K_{OC} < 1) \qquad \textbf{(1−3)}$$

تستخدم هذه الطريقة حلقة تحكم عكسية واحدة فقط وتتجنب المشاكل المُسَبَبَة نتيجة الانقطاعات في الطرق السابقة، من جانب آخر تُعاني هذه الطريقة من عدم دقة في قراءة قيمة جهد الخلية بسبب ظرف التظليل الجزئي.

v. **طريقة معدل درجة الحرارة The Temperature Gradient (TG) Method:** يُمكن استخلاص هذه الخوارزمية من المعادلة (4−1) الآتية حيث يعتمد جهد الدارة المفتوحة (OCV) بشكل خطي على درجة حرارة الخلية.

$$I_{PV} = I_{Ph} - I_S * (e^{\lambda(V_{PV}+I_{PV}*R_S)-1)} \qquad \textbf{(1−4)}$$

حيث I_{PV} التيار الكهروضوئي ووصف الباحثون العلاقة الخاصة بهذه الخوارزمية بالمعادلة (5−1) الآتية:

$$V_{OC} \cong (V_{OC_{src}} + (T - T_{stc}) \frac{dV_{OC}}{dT} \qquad \textbf{(1−5)}$$

حيث $V_{OC_{src}}$ هو جهد الدارة المفتوحة عند درجة حرارة مثالية (STC)، T هي درجة الحرارة الحالية، T_{stc} هي درجة الحرارة عند شروط مثالية و dV_{OC}/dT تغير التوتر بالنسبة لدرجة الحرارة، ثُم جهد الدارة المفتوحة عن طريق قياس درجة الحرارة الفعلية T ويتم تتبع نقطة الاستطاعة بنفس العلاقة V_{MPP}.

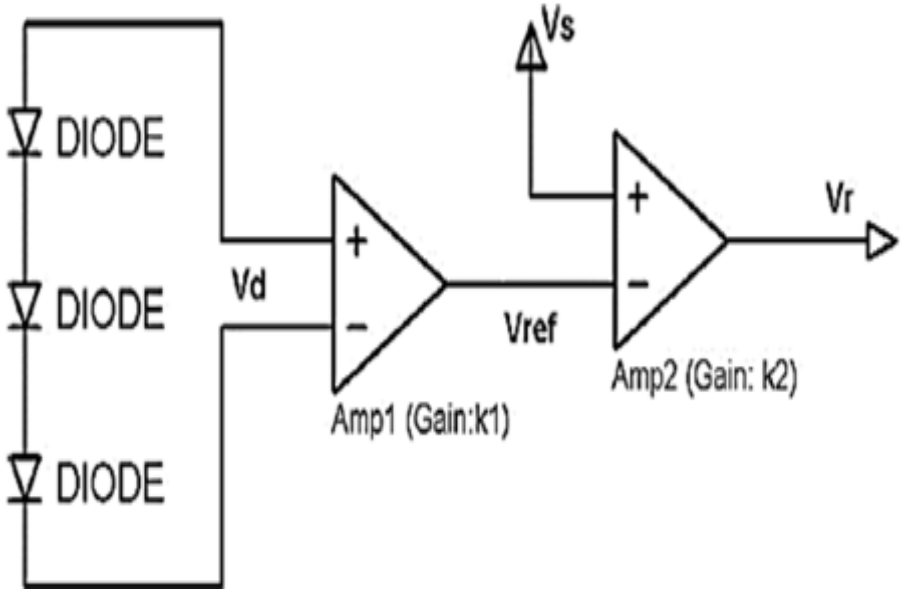
vi. **طريقة درجة الحرارة البارامترية The Temperature Parametric (TP) Method:** قام الباحثون أنفسهم بنمذجة التوتر المثالي V_{MPP} باستخدام اختبارات تجريبية وتم صياغة المعادلة (6−1) الآتية:

$$V_{MPP} \cong (u + Sv) - T(w + Sy) \qquad \textbf{(1−6)}$$

حيث u,v,w و y هي البارامترات عند قيم مختلفة للإشعاع S وتحتاج هذه الطريقة إلى قياس كل من درجة الحرارة وقيمة الإشعاع الشمسي لإيجاد التوتر المثالي.

vii. **طريقة التوتر أو التيار العكسي Feedback Voltage or Current Method**: تشابه هذه الطريقة طريقة التوتر الثابت، وتتكون هذه الطريقة من نظام تحكم بسيط يُطبق لحصر التوتر (التيار) عند مستوى ثابت ومن ثم فإن الخطأ بين التوتر الكهروضوئي والتوتر الثابت يُستخدم للضبط المستمر لقيمة ثابت التشغيل D لمبدل التيار المستمر للتحكم بنقطة عمل اللوح الكهروضوئي بحيث تكون قريبة من MPP بالرغم من أن هذه الطريقة اقتصادية وبسيطة وتستخدم حلقة تحكم عكسية وحيدة فقط لكنها ليست قادرة على استيعاب الظروف المناخية المُتغيرة.

viii. **طريقة تقاطع جهد وصلة P–N للتتبع Junction Drop Voltage Tracking Technique**: تُدعى أيضاً باسم "متتبع نقطة العمل الممتاز" ولأن خصائص درجة الحرارة للوح الـ PV مشابة لخصائص وصلة الـ P–N تُوضع الديودات على الجهة الخلفية للألواح لذلك تُحدد تغيرات درجة الحرارة بواسطة جهد وصلة الـ P–N والتي تُستخدم بوصفها جهداً مرجعياً للمُتتبع، وإن التوتر المرجعي V_r يُمكن تمثيله كما بالشكل (6–1) ويُعبر عنه بالمعادلة (7–1) الآتية:



الشكل (6–1): التوتر المرجعي V_r.

$$V_r = K_2(V_s - V_{ref}) = K_2(V_s - K_1 V_d) \qquad (1-7)$$

حيث V_s هو جهد خرج اللوح، V_{ref} التوتر المرجعي الناتج من تضخيم قيمة جهد التقاطع الأمامي لوصلة P–N، K_1, K_2 هي قيم الربح لمكبري العمليات (Amplifier)، إن الخوارزمية الحالية تأخذ بعين الاعتبار فقط درجة الحرارة، وتُهمل تأثير الإشعاع مما يؤدي إلى مُلاحقة غير دقيقة.

2–9–1 تقنيات تتبع مع القياس والمقارنة Tracking Techniques With Measurement and Comparison:

i. **طريقة بحث الجدول Look–up Table Method**: تعتمد التقنية على مقارنة القيم السابقة المحفوظة لكل الظروف المناخية المُمكنة مع القيم الحالية عند كل دورة، يُحدد جهد العمل الجديد V_{MPP} عن طريق التحكم بالنظام القائم على مبدأ مقارنة القيم المُقيسة للإشعاع والحرارة مع القيم المُخزنة في قاعدة المعطيات (الجدول)، ويُنشأ الجدول على أساس مواصفات الشركة المُصنعة، أو النمذجة الرياضية لنظام الـ PV أو عن طريق

الاختبارات التجريبية للوح الكهروضوئي عند ظروف مناخية مُختلفة ومن ثُم فإن النظام يحتاج مساحة كبير من الذاكرة من أجل تخزين كل قيم الدخل المُتاحة ضمن قاعدة المُعطيات.

ii. **طريقة تعظيم تيار الحمل / جهد الحمل Load Current or Load Voltage Maximization:** عندما يتم توصيل اللوح الكهروضوئي بمبدل الاستطاعة، تتعاظم استطاعة اللوح وكذلك تُضخم قدرة خرج للحمل، على عكس ذلك فإن الزيادة في استطاعة خرج المُبدل تُزيد استطاعة اللوح بافتراض أن الضياعات في المُبدل قليلة، ويُشار إلى أن مُعظم الأحمال هي مُقاومة / منبع جهد / منبع تيار أو خليط من هذه الأحمال، من أجل نموذج حمل (منبع جهد) فإن تيار الحمل I_{out} يجب أن يكون ذو قيمة عُظمى للوصول إلى أعظم استطاعة خرج أما عندما يكون الحمل منبع تيار فإنه يجب تعظيم جهد الحمل V_{out}، أما من أجل الأنواع الأخرى للأحمال فإنه يُمكن استخدام كُلاً من V_{out}, I_{out} بالتالي فإنه من المُلائم تعظيم كُلاً من تيار الحمل أو جهد الحمل من أجل أعظم استطاعة لكل من نماذج الأحمال.

تستخدم في كثير من الأنظمة الكهروضوئية المُدخرة بوصفها حملاً رئيسياً أو منبعاً وتُستخدم التغذية العكسية الموجبة للتحكم باستطاعة المُبدل بحيث يتم تكبير تيار الحمل وبالتالي ضمان عمل النظام عند نقطة الـ MPP وبناءاً على هذه الطريقة فإن طريقة أُخرى تُسمى "طريقة تيار النظام الكهروضوئي" تشتق من هذه الطريقة وستُذكر لاحقاً، ويُلاحظ أن العمل عند نقطة الاستطاعة العُظمى أمر صعب التحقيق بهذه الطريقة بسبب افتراض أن مبدل الاستطاعة ذو ضياعات قليلة.

iii. **طريقة تحكم التيار الخطي Linear Current Control Method:** إن الفكرة الرئيسة لهذه الطريقة هي التفسير البياني للحل باثنتين من المعادلات الجبرية كنقطة تقاطع لمنحنيين، هذه الطريقة سهلة التنفيذ والمُلاحقة فيها فوريّة، إن خصائص منحني I–V لنظام كهروضوئي تُمثّل بالمعادلة (1–8):

$$I_{PV} = I_{Ph} - I_S * (e^{\lambda(V_{PV}+I_{PV}*R_S)-1)} \quad \textbf{(1–8)}$$

حيث $\lambda = q/(AKT)$ ، A هو عامل المثالية، K ثابت بولتزمان و T درجة حرارة الخلية، وبالتالي فإنه من أجل مُتحكم الـ MPPT المُقترح يتم تمثيل المنحني الأول بـ $f = (V_{PV}, I_{PV}) = 0$ على منحني P–I كالآتي:

$$f = P_{PV} - V_{PV}I_{PV} = P_{PV} - \frac{1}{\lambda}I_{PV} * ln\left[\frac{I_{ph}+I_S-I_{PV}}{I_S}\right] - I^2{}_{PV} * R_S = 0 \quad \textbf{(1–9)}$$

ثانياً، عند نقطة الاستطاعة القصوى، الشرط الضروري تُبينه المعادلة (1–10):

$$\frac{dP_{PV}}{dI_{PV}} = 0 \quad \textbf{(1–10)}$$

من المعادلات (1–8) و (1–9) و (1–10) تكون معادلة استطاعة الخرج العُظمى كما المعادلة (1–11):

$$g(P_{PV}, I_{PV}) = P_{PV} - \frac{1}{\lambda}I_{PV} * ln\left[\frac{I^2{}_{PV}/\lambda}{(P_{PV}-I^2{}_{PV}*R_S)*I_S}\right] \quad \textbf{(1–11)}$$

1–9–3 تقنيات تتبع مع التجربة والخطأ Tracking Techniques With Trial and Error:

i. **طريقة تيار النظام الكهروضوئي The Only–Current Photovoltaic Method:**

تعتمد هذه الطريقة على تعظيم قيمة استطاعة الخرج عن طريق استخدام التيار الكهروضوئي فقط، يتصل النظام بمُدخرة عبر مُبدل تيار مُستمر DC– DC، ومن ثم فإن جهد الخرج والذي هو جهد المُدخرة V_{BAT} يُفترض ثابتاً مهما كانت قيمة ثابت التشغيل لإشارة التحكم بـ PWM، في حالة مُبدل تيار مستمر خافض (Buck) يُعطى جهد

المدخرة بالمعادلة (1–12):

$$V_{BAT} = \frac{t_{on}}{T} * V_{PV} = D * V_{PV} \quad \textbf{(1–12)}$$

حيث T هو كامل الفترة الزمنية، t_{on} هو وقت التوصيل لإشارة الـ PWM (Pulse Width Modulation)، إن استطاعة دخل المُبدل مُبينة في المعادلة (1-13):

$$P_{in} = V_{PV} * I_{PV} \quad \textbf{(1-13)}$$

من المعادلتين (1-12) و (1-13) السابقتين نجد:

$$P_{in} = V_{BAT} * \frac{I_{PV}}{D} = V_{BAT} * P_{Buck} \quad \textbf{(1-14)}$$

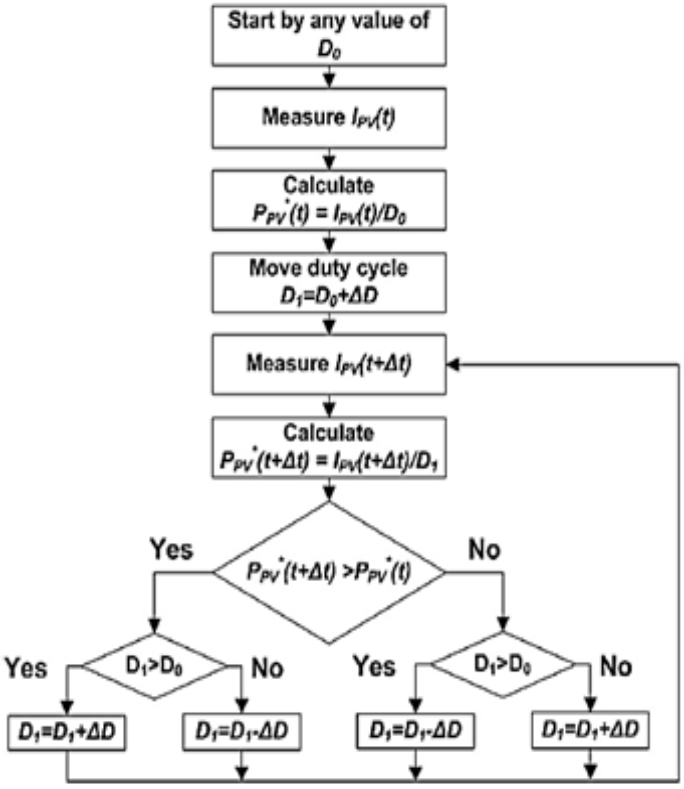
حيث P_{Buck} هي نسبة تيار اللوح الكهروضوئي إلى قيمة ثابت التشغيل D كما المعادلة (1-15):

$$P_{Buck} = \frac{I_{PV}}{D} \quad \textbf{(1-15)}$$

من أجل جهد مُدخرة ثابت، يُمكن بُرهان أن P_{in} عكس D و P_{Buck} هي عكس D، إن مُخطط هذه الخوارزمية واضح في الشكل (1-7) والذي يُمكن شرحه كالتالي "إن عملية المُلاحقة تبدأ بقيمة ابتدائية لثابت التشغيل وفي البداية يُقاس تيار اللوح $I_{PV}(t)$ و تُحسب P_{Buck} ثُم تزداد قيمة ثابت التشغيل إلى ΔD_1، بعد ذلك يُقاس تيار اللوح $I_{PV}(t + Dt)$ ويُحسب $P_{Buck}(t + Dt)$ مرة أُخرى، بعد تجميع البيانات الحالية والسابقة لـ P_{Buck} يتخذ المُتحكم قراره بالاعتماد على المعادلات (1-16) و (1-17) فيما إذا سيزيد / أو يُنقص قيمة ثابت التشغيل بالاعتماد على موقع نقطة العمل، عملية المُلاحقة نفسها تُكرر مرات عديدة حتى الوصول إلى نقطة الاستطاعة العُظمى":

$$\Delta P = P_{Buck}(t + \Delta t) - P_{Buck}(t) \quad \textbf{(1-16)}$$

$$\Delta D = D(t + \Delta t) - D(t) \quad \textbf{(1-17)}$$

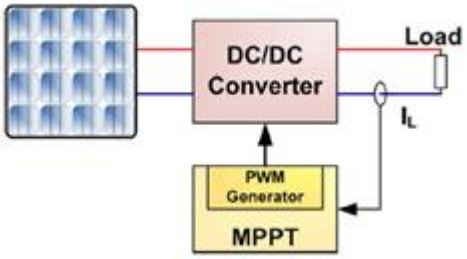


الشكل (1-7): المخطط التدفقي لخوارزمية التيار فقط.

تمتلك هذه الخوارزمية ميزة كبيرة بالمقارنة مع غيرها من الطرق المُباشرة وهو أنها تستخدم التيار الكهروضوئي بالإضافة إلى أن هذه الطريقة تعمل بكفاءة عالية رغم تغير الظروف المناخية.

ii. **طريقة التحكم الأقل حساسية PV Output Senseless (POS) Control Method:** هذه الطريقة مُخصصة لأنظمة التوليد الضخمة حيث يُعد (يهتم) المُتتبع فقط بالتيار المار إلى الحمل كما الشكل (1-8)،

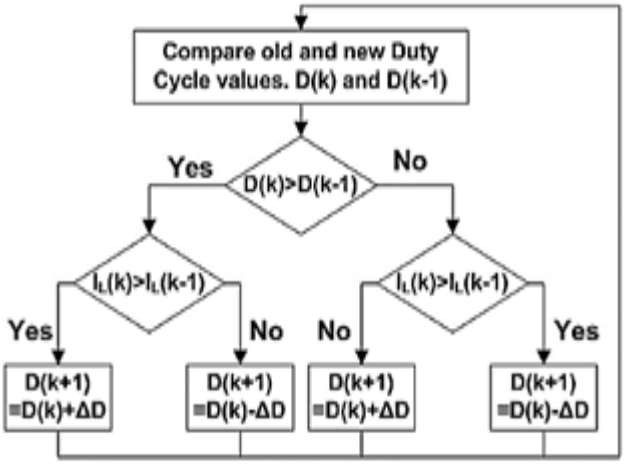
والذي يُظهر طريقة وصل الحمل في نظام توليد طاقة كهروضوئي مع ملاحقة لنقطة الاستطاعة العظمى، ومن ثم نستخلص أعظم قيمة للتيار تتناسب تقريباً مع الاستطاعة العُظمى.



الشكل (8−1): POS Method.

إن POS يُمكن أن تُطبق على أنظمة التوليد الكهروضوئية ببساطة، والشكل (9−1) يُوضح المخطط التدفقي الخاص بها، إن نظام تحويل الطاقة مُتحكم به عن طريق نبضات الـ PWM وبنية دارة التحكم البسيطة، يستطيع النظام هذا العمل في نظام الطاقة الضخم بكفاءة وأمان عاليين حيث لا حاجة للتغذية العكسية لكل من التوتر والتيار.

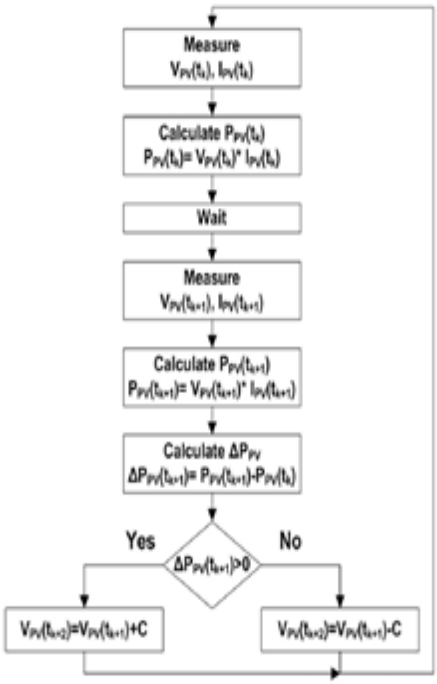
إن المخطط التدفقي لـ POS يُمثله المخطط في الشكل (9−1):



الشكل (9−1): المخطط التدفقي لخوارزمية POS.

iii. **طريقة الاضطراب والمُراقبة Perturb and Observe (P&O) Method:** تُشكل هذه الطريقة واحدة من أكثر الطُرق المُستخدمة، تعتمد هذه الطريقة على عملية الخطأ / التجربة لإيجاد ومُلاحقة نقطة الاستطاعة العُظمى، عند كل دورة عمل يقيس المتحكم بالمُلاحقة تيار وجهد اللوح الكهروضوئي ويستنتج قيمة الاستطاعة الفعلية ثم يُجري اضطراب بنقطة العمل لتغيير جهد العمل ومراقبة التباين في الاستطاعة، إذا ازدادت الاستطاعة فإن الاضطراب التالي لجهد العمل يجب أن يكون بنفس الاتجاه بينما إذا انخفضت الاستطاعة فإن الاضطراب بجهد العمل يحدث بالاتجاه المُعاكس، يتكرر هذا المنهَج حتى الوصول إلى MPP حيث يتم اليقين بالوصول إلى الـ MPP عند تحقق العلاقة الرياضية $dP_{PV}/dV_{PV} = 0$، إن المخطط الأساسي لطريقة الاضطراب والمراقبة مُبين في الشكل (10−1).

من الميزات الرئيسية لهذه الطريقة هو أنه ليس هناك حاجة لمعرفة خصائص نظام الـ PV وإمكانية تطبيقها على مختلف أنواع الألواح الكهروضوئية، مع ذلك فإنها تُعاني من بعض المشكلات، تعتمد المُلاحقة على اثنين من المعايير الرئيسة هما سرعة المُلاحقة ومقدار خطوة الاضطراب، من أجل قيم اضطراب ثابتة فإن حالة الاستقرار / الثبات للاهتزازات تتناسب مع قيمة الخطوة حيث قيم الخطوة الكبيرة تُسبب اهتزازات مُرتفعة وللأسف فإن تصغير الخطوة يُسبب بطء في الاستجابة.



الشكل (10-1): مخطط خوارزمية P&O.

اقتُرحت تعديلات كثيرة لهذه الطريقة بالاعتماد على الخرج المُتغير المُتحكم به لـ MPPT وقيمة الخطوة الناتجة، أما بالنسبة للكود البرمجي فإن الكود الآتي هو ترجمة لخوارزمية التوتر الثابت في بيئة ماتلاب:

```
function y=PnOa(u)
global p v Kpnoa d_pnoa
Kpnoa=0.01;
% u(1) is the measure PV power
% u(2) is the measure PV voltage
if ((u(1)==p) C = d_pnoa;
else
if ((u(1)>p)
if ((u(2)>v) C= d_pnoa – Kpnoa;
else C= d_pnoa + Kpnoa;
end
else
if ((u(2)>v) C= d_pnoa + Kpnoa;
else C= d_pnoa – Kpnoa;
end; end
end
p= u(1); %save old power value
v= u(2); %save old voltage value
d_pnoa =C;
y= d_pnoa
```

iv. **طريقـة الاضـطراب والمراقبـة المُعدلـة مـع خطـوة اضـطراب ثابتـة Modified P&O with Fixed Perturbation Step:** إن ثابت تشغيل المُبدل في هذه التقنية يُستخدم كإشارة اضطراب بدلاً من التوتر، هذا يُبسّط عملية التحكم كما أنه يُلغي بطء المتحكم التناسبي بعد كتلة الـ MPPT بما يمكّن من السيطرة المُباشرة على ثابت تشغيل المُبدل.

ويُستخدم الحساب التكيفي لقيمة الاضطراب من أجل العمل على تحسين أداء تقنيات الاضطراب والمراقبة (P&O)، بدلاً من استخدام قيم ثابتة كما هو الحال في الخوارزمية الكلاسيكية لـ P&O.

v. **طريقة الاضطراب والمراقبة التقليدية مع اضطراب مُتكيف Conventional P&O with Adaptive Perturbation:** هذه الطريقة عبارة عن تغيير قيمة الاضطراب خلال عملية الـ Hill−Climping، إن خطوة اضطراب التوتر في البداية هي عبارة عن 10% من جهد الدارة المفتوحة.

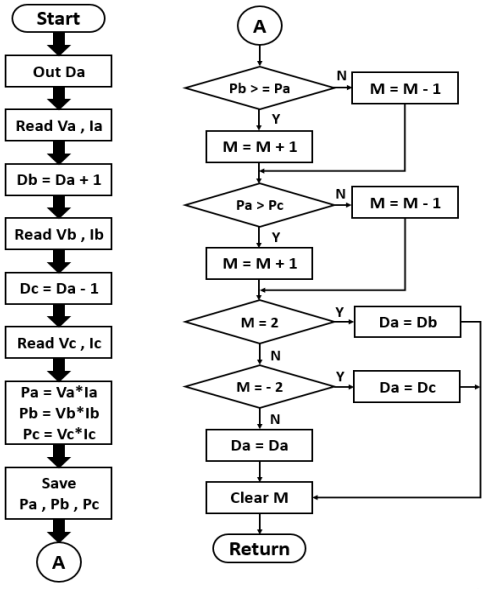
كل خطوة قادمة هي 50% من الخطوة السابقة حتى تَّصبح خطوة الاضطراب 0.5% من جهد الدارة المفتوحة، على الرغم من النتائج المُرضية لهذه الطريقة إلا أنها ليست مُتكيفة كاملةً لأن الخطوات مُحددة مُسبقاً، علاوةً على ذلك فهي تعتمد على جهد الدارة المفتوحة والذي يتغير مع تغير الظروف البيئية.

vi. **طريقة الاضطراب والمراقبة المُعدلة مع اضطراب مُتكيف Modified P&O with Adaptive Perturbation:** اقتُرِحَت مُحاولات مُتقدمة لتحسين P&O في محاولة لإيجاد قيمة أفضل لخطوة الاضطراب للبحث الأسرع زمنياً مع تحقيق تذبذبات أقل، إن P&O المُعدلة تستخدم خطوة اضطراب مُتكيفة تُعرّف عن طريق صياغة حجم خطوة ثابت التشغيل كما في المُعادلة (1−18):

$$d(k) = d(k-1) \pm \frac{|\Delta P/\Delta d|}{|P/d|} \qquad \textbf{(1−18)}$$

رغم الأداء الجيد لهذه التقنية إلا أنها تُعاني من عدة سلبيات مثل الحمل الحسابي العالي مقابل الدقة المُتغيرة والثوابت المُحددة مُسبقاً.

vii. **طريقة مُقارنة نقاط الوزن الثلاث Three−Point Weight Comparison Method:** تتلافى هذه الطريقة مع مشكلة التذبذب في خوارزمية P&O والتي تُقارن نقطتين فقط هما النقاط الحالية والسابقة. إن خوارزمية الأوزان الثلاث مُوضحة في الشكل (1−11) وهي تُجري اضطراباً دورياً للجهد ومقارنة استطاعة خرج اللوح الشمسي لثلاث نقاط لمُنحني اللوح الشمسي.

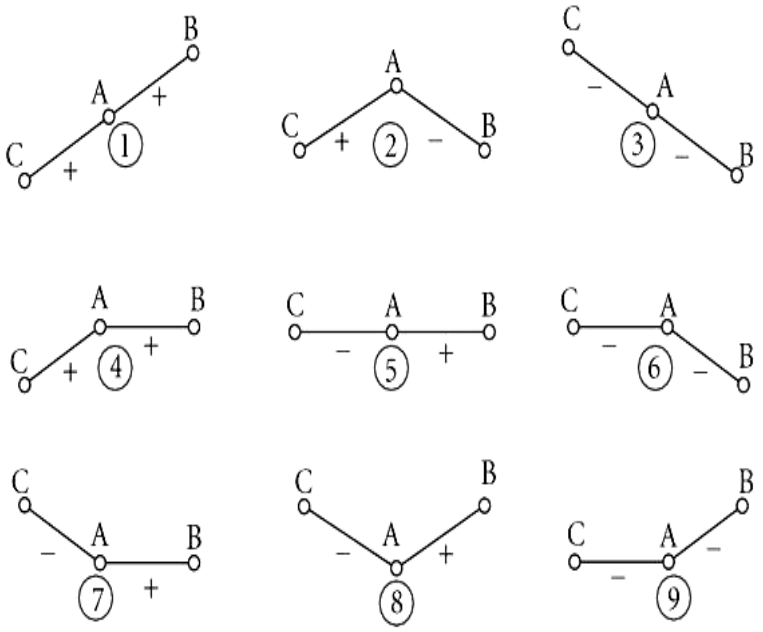


الشكل (1−11): المخطط التدفقي لتقنية نقاط الوزن الثلاث.

إن النقاط الثلاث هي:

- **نقطة العمل الحالية A.**
- **النقطة B المُضطربة من A.**
- **النقطة C المُضطربة بشكل مُضاعف في الاتجاه المُعاكس عن النقطة B.**

هُناك تسع حالات مُمكنة لتنفيذ دارة التحكم للوصول إلى MPP وهذه الحالات مُبينة في الشكل (12−1):



الشكل (12−1): الاحتمالات المُمكنة لتقنية نقاط الوزن الثلاث.

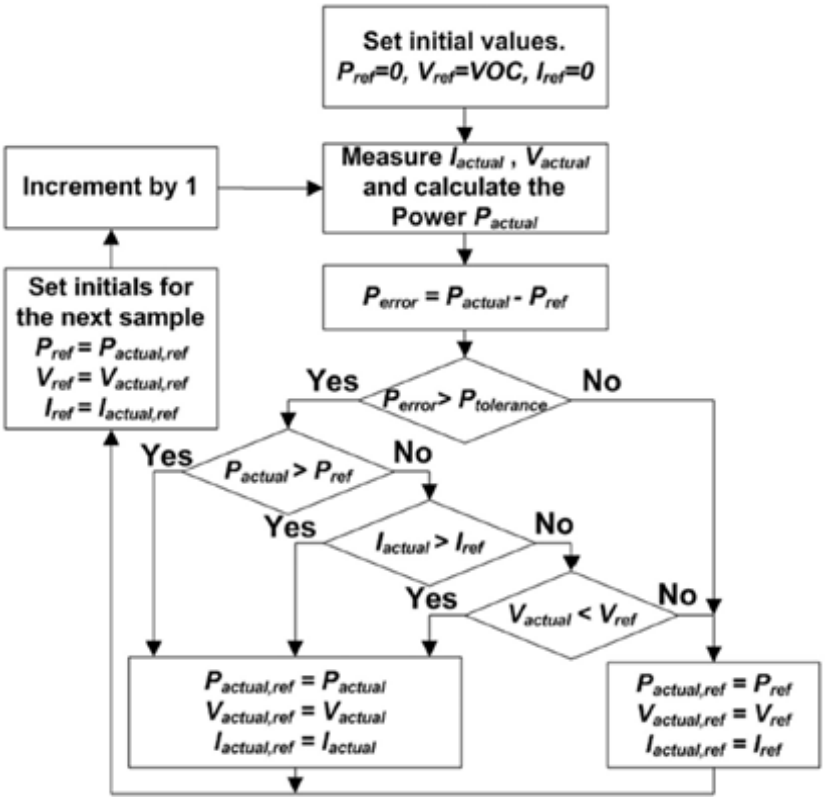
وخطوات الخوارزمية هي كالآتي:

- **يكون الوزن الخاص بالحالة إيجابياً إذا كانت الاستطاعة في B أكبر / أو تساوي الاستطاعة في A وخلاف ذلك يكون الوزن سالب.**
- **يكون الوزن موجباً إذا كانت الاستطاعة في C أصغر من الاستطاعة في A وبخلاف ذلك يكون وزن الحالة المدروسة سالباً.**
- **اعتماداً على النقاط الثلاث المقيسة، إذا كان اثنان من هذه النقاط ذا قيمة موجبة فيجب زيادة قيمة ثابت التشغيل وبخلاف ذلك إذا كان اثنان من النقاط ذو قيمة سالبة فيجب تخفيض قيمة ثابت التشغيل ويتم الوصول إلى MPP عندما يكون هناك وزن موجب وآخر سالب القيمة.**

viii. **طريقة البحث في الزمن الحقيقي On−Line MPP Search Algorithm:** المُهمة الرئيسة للخوارزمية هي تحديد قيمة الاستطاعة المرجعية العُظمى ومقارنتها بالاستطاعة الناتجة ويُدعى الاختلاف بخطأ الاستطاعة العُظمى حيث يعمل اللوح الشمسي عند نقطة الاستطاعة العُظمى عندما يكون الاختلاف صفراً.

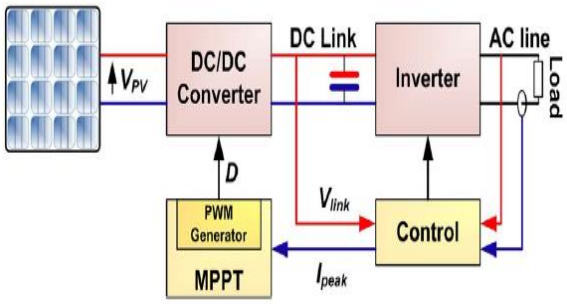
بدايةً، إن القيم المرجعية للاستطاعة عند MPP هي P_{ref} و للتيار I_{ref} يتم ضبطها إلى القيمة صفر، أما التوتر المرجعي V_{ref} يُضبط كقيمة جهد الدارة المفتوحة V_{OC} للوح الكهروضوئي، عند كل قراءة للعينات فإن الاختلاف بين القيمة المرجعية P_{ref} وقيمة الاستطاعة الفعلية مهم، تُحسب P_{actual} للوح الكهروضوئي وتُقارن بالقيمة $P_{tolerance}$ فإذا كان الاختلاف P_{error} أصغر من الخطأ المقبول $P_{tolerance}$ فإن القيم الابتدائية المُعينة حالياً $P_{ref}, V_{ref}, I_{ref}$ تكون حافظت على قيمها وأُخذت كاستطاعة / جهد وتيار العمل الموافق لـ MPP ويُشار إلى هذه القيم بـ $P_{actual,ref}, V_{actual,ref}, I_{actual,ref}$ والتي تُستخدم بوصفها قيماً عُظمى لأخذ العينات الحالية.

تعتمد خوارزمية البحث على استطاعة عمل الحمل، إن جهد خرج اللوح الكهروضوئي V_{actuab} يُضبط باستخدام الخوارزمية لزيادة أو إنقاص تيار العمل للحمل إلى مستوى تيار الـ MPP $I_{actual,ref}$، ولن تكون الخوارزمية قادرة على تحديد الـ MPP إذا كانت استطاعة الحمل أو التيار صغيراً، في هذه الحالة فإن أحمال إضافية يجب أن تُوصل لزيادة تيار اللوح لذلك اللوح وهُنا يُمكن أن يعمل عندMPP، أما إذا تغيرت نقطة الاستطاعة المرجعية بسبب الظروف المناخية فإن الخوارزمية ستضبط جهد اللوح وتياره للوصول إلى نقطة استطاعة عُظمى جديدة وفي الشكل (13-1) المخطط التدفقي لهذه الخوارزمية.



الشكل (13-1): مخطط خوارزمية On-Line Search.

ix. طريقة التحكم بوصل مكثف التيار المستمر DC-Link Capacitor Drop Control: صُممت هذه الطريقة خصيصاً للعمل مع النظام الكهروضوئي الذي يكون على التسلسل مع معرج تيار متناوب كما في الشكل (14-1): عندما يكون مُبدل التيار المستمر الموصول بين النظام الكهروضوئي وبين النظام المتناوب من نوع Boost فإن جهد الخرج V_link وجهد الدخل V_PV يرتبطان ببعضهما وفق المعادلة الرياضية (19-1) التالية:



الشكل (14-1): تقنية DC-Link Capacitor.

$$D = 1 - \frac{V_{PV}}{V_{link}} \qquad \textbf{(1-19)}$$

حيث D هي نسبة التشغيل المثالية للمُبدل الرافع للجهد، يعتمد التحكم بُملاحقة نقطة الاستطاعة على الكشف عن هبوط التوتر عبر المكثف V_{link} بوصفه قيمة ثابتة، وبزيادة تيار المعرج تزداد قيمة الاستطاعة الواردة من

المُبدل ومن ثُم تزداد الاستطاعة الآتية من اللوح الكهروضوئي ويُمكن الحفاظ على التوتر V_{link} ثابت القيمة طالما أن الاستطاعة المطلوبة من المعرج لا تتجاوز الاستطاعة العُظمى المُتاحة من اللوح الكهروضوئي، عند تجاوز الاستطاعة القصوى للوح فإن التوتر عبر المكثف يبدأ بالهبوط، قبل هذه النقطة، فإن تيار التحكم الحالي I_{peak} بقيمته العُظمى والنظام الكهروضوئي يعمل عند MPP ويتغذى النظام المتناوب بالتيار بشكل حلقة عكسية للحَول دون هبوط للجهد ويُحسّن ثابت التشغيل ليُعطي التيار I_{peak} بالقيمة العُظمى.

x. **طريقة إعادة تشكيل المصفوفة Array Reconfiguration Method:** إن مصفوفات الألواح الكهروضوئية في هذه الطريقة تُرتب ضمن مجموعات تسلسلية وتفرعية مختلفة، تستهلك هذه الطريقة مدة زمنية ومُلاحقة الـ MPP في الوقت الحقيقي ليست بالواضحة، يتم تقسيم الطاقة الشمسية إلى اثنين من الألواح الشمسية الأولُ مثل اللوح الأساسي و الثاني يُقسّم إلى ألواح فرعية وهناك طرق عديدة عن كيفية تقسيم هذا اللوح تفرعي/ تسلسلي و كذلك التفرعي– التسلسلي.

xi. **طريقة المُلاحقة مع مُحارضة مُتغيرة MPPT with a Variable Inductor:** تقوم منهجية هذه الطريقة على مبدأ ربط مُبدل خافض مع النظام الكهروضوئي والحمل، ويُبنى المبدل الخافض من مجموعة تبديل تسلسلية ومُرشح LC فوي هذه التقنية فإن الملف يُستخدم بشكل أساسي والعلاقة بين القيمة الُدنيا للملف وتيار اللوح تُنمذج رياضياً لتحقيق المُلاحقة، إن القيمة الأدنى للملف والتي تضمن التيار المستمر ضمن المبدل الخافض تُعطى بالمعادلة (1–20):

$$L_{min} = \frac{R_L*(1-D)}{2f_s} \quad \textbf{(1–20)}$$

حيث R_L هي مقاومة الحمل، D ثابت التشغيل لإشارة تعديل عرض النبضة المُطبقة على مفتاح المُبدل الخافض، f_s هو تردد التبديل، إن تيار الدخل I_{PV} وتيار الخرج I_L للمبدل يرتبطان وفق العلاقة (1–21):

$$I_{PV} = I_L * D \quad \textbf{(1–21)}$$

من ناحية أخرى فإن مقاومة الدخل R_i للمبدل ومقاومة الخرج يرتبطان وفق العلاقة (1–22):

$$R_i = \frac{V_{PV}}{I_{PV}} = \frac{1}{D^2} * \frac{V_L}{I_L} = \frac{1}{D^2} * R_L \quad \textbf{(1–22)}$$

بالاعتماد على المعادلتين (1–21) و (1–22) تكون قيمة الحد الأدنى للملف وفق المعادلة (1–23):

$$L_i = \frac{D*(1-D)*V_{PV}}{2f_S*I_L} = \frac{D^2*(1-D)*V_{PV}}{2f_S*I_{PV}} \quad \textbf{(1–23)}$$

1–9–4 تقنيات تتبع مع الحساب الرياضي Tracking Techniques With Mathematical Calculation:

i. **طريقة المُلاحقة على أساس الحالة State–Based MPPT Method:** يُمثل نظام الـ PV بوصفه نموذجاً في فضاء الحالة ويُستخدم متحكم لاخطي ديناميكي مُتغير زمنياً لأجل التتبع.

تؤكد عملية المُحاكاة أن التقنية قوية وغير حساسة للتغيرات في بارامترات النظام وتُحقق المُلاحقة العُظمى حتى مع التقلبات في العوامل المناخية ووجود أماكن عُظمى مُتعددة عادةً ما يكون سَبَبُها ظروف التظليل الجزئي للوح أو بسبب تلف الخلايا.

ii. **طريقة المنحني Curve–Fitting Method:** إن الخصائص اللاخطية للخلية الكهروضوئية يُمكن أن تُنمذَج باستخدام التقريب الرقمي أو المعادلات الرياضية، مع ذلك فإن حلولها مستحيلة عن طريق التحكم التماثلي وصعبة جداً عن طريق التحكم الرقمي التقليدي، ومن ثم لا يبدو تطبيقها مُناسباً للحصول على MPP، لذلك اقتُرح تركيب منحني الخصائص P–V وفق العلاقة (1–24) الرياضية الآتية:

$$P_{PV} = \alpha {V^3}_{PV} + b{V^2}_{PV} + cV_{PV} + d \quad \textbf{(1–24)}$$

بالتالي فإن التوتر الذي يُصبح أعظمياً يتم الحصول عليه من المعادلة (25−1):

$$V_{MPP} = \frac{-b\sqrt{b^2-3ac}}{3a} \quad \textbf{(1−25)}$$

حيث يجب تكرار عملية الحساب بسرعة للحصول على دقة ملاحقة عالية، هذه الطريقة تتطلب فقط معرفة المحددات الفيزيائية للوح وخصائص التصنيع.

iii. **طريقة التفاضل Differentiation Method:** تعتمد هذه التقنية على الخاصية التي تُجَد بها MPP عن طريق حل المعادلة (26−1) التالية:

$$\frac{dP_{PV}}{dt} = V_{PV} \;\&\; \frac{dI_{PV}}{dt} + I_{PV} * \frac{dP_{PV}}{dt} \quad \textbf{(1−26)}$$

إن ضبط الزمن الحقيقي لنقطة العمل يحتاج إلى ما لا يقل عن ثماني عمليات حساب وقياس هي كما في الجدول (2−1):

الخطوة	المطلوب
C1	قياس التوتر الكهروضوئي V_{PV}.
C2	قياس التيار الكهروضوئي I_{PV}.
C3	قياس التغير في التوتر dV_{PV} خلال زمن الاضطراب dt.
C4	قياس التغير في التيار dI_{PV} خلال زمن الاضطراب dt.
C5	حساب الجداء $dV_{PV} * dI_{PV}$.
C6	حساب الجداء $V_{PV} * I_{PV}$.
C7	حساب القيمة $V_{PV} * dI_{PV} + I_{PV} * dV_{PV}$.
C8	مقارنة المجموع بالاضطراب المساوي للجانب الآخر من نقطة العمل.

الجدول (2−1): عمليات الحساب/القياس لطريقة التفاضل.

فإذا كان المجموع مُختلفاً عن الصفر، سيكون هناك عملية حسابية تاسعة يجب أن تتم على إشارة مجموع الـ dV_{PV} مما يدل على اتجاه التعديل لنقطة التشغيل للوصول إلى MPP.

iv. **طريقة التحكم بالميل Slide Control Method:** تعتمد هذه التقنية على حساب الاختلاف بين الاستطاعة وجهد اللوح الكهروضوئي وفق المعادلة (27−1):

$$S = \frac{dP_{PV}}{dV_{PV}} = I_{PV} + V_{PV} * \frac{dI_{PV}}{dV_{PV}} \quad \textbf{(1−27)}$$

حيث S يُحدد موقع جهد العمل بالاعتماد على موقع نقطة الاستطاعة العُظمى، إن تقنية المُلاحقة تُحقَق عن طريق التحكم بمبدل التيار المُستمر، إن الحالة U لعنصر تبديل الاستطاعة (ترانزستور MOSFET مثلاً أو IGBT) تُستخدم لنمذجة هذه التقنية حيث تعني القيمة (U=1) أن مفتاح الاستطاعة بحالة إغلاق بينما الحالة المُعاكسة تكون عند القيمة (U=0)، ووفقاً لذلك فإن تقنية التحكم الحالية تستخدم U لمُلاحقة MPP كما في المعادلة (28−1):

$$U = \begin{cases} 0 & S \geq 0 \\ 1 & S < 0 \end{cases} \quad \textbf{(1−28)}$$

تُستخدم هذه التقنية عموماً نمط التحكم المغناطيسي للمبدل DC − DC، وأخيراً يُذكر أنها تقنية سريعة لكنها تُعاني من تردد عمل غير مُلائم لمجموعة التبديل.

v. **طريقة تبديل التيار Current Sweep Method:** تعتمد الطريقة المُقترحة على تحديد مشتق استطاعة خرج اللوح مع المحافظة على تياره حيث يُتعامل مع التيار كدالة أُسيّة.

تستخدم الطريقة هذه تياراً مُتموجاً مُتغيراً بحيث نحصل على الخصائص I–V وكذلك تحديثها في فترات زمنية مُحددة، يُمكن أن يُحسب V_{MPP} من منحني الخصائص في نفس المدد الزمنية.

و يُمكن الحصول على تيار اللوح المُتموج المُتغير كدالة تابعة للزمن وفق المعادلة (1–29):

$$I_{PV}(t) = f(t) \qquad \textbf{(1–29)}$$

إن استطاعة اللوح طوال فترة تموج التيار ستكون كما العلاقة (1–30):

$$P_{PV}(t) = V_{PV}(t) * I_{PV}(t) = V_{PV}(t) * (t) \qquad \textbf{(1–30)}$$

وهذه التقنية مُتاحة فقط إذا كان استهلاك استطاعة وحدة المُلاحقة أقل من الزيادة في الاستطاعة التي يُمكن جلبُها إلى كامل النظام.

vi. **طريقة التحكم العكسي لمُشتق الاستطاعة Feedback Control dP/dV or dP/dI:** تتكون هذه الطريقة من حساب الميل $dP/dV\ or\ dP/dI$ لمنحني الاستطاعة وتغذية المُبدل مع بعض التحكم لأخذه باتجاه الصفر، بناءاً على الإشارة المحسوبة للدورات القليلة السابقة، يتم زيادة / إنقاص قيمة ثابت التشغيل D للوصول إلى MPP.

vii. **طريقة زيادة الناقلية Incremental Conductance (IC) Method:** تتكون IC من تفاضل استطاعة اللوح مع ثبات التوتر، ويتم الوصول إلى MPP عندما يكون التفاضل صفراً، إن العملية تتم وفق المعادلة (1–31):

$$\frac{dP_{PV}}{dV_{PV}} = \frac{d(V_{PV}*I_{PV})}{dV_{PV}} = I_{PV} + V_{PV} * \frac{dI_{PV}}{dV_{PV}} = 0 \qquad \textbf{(1–31)}$$

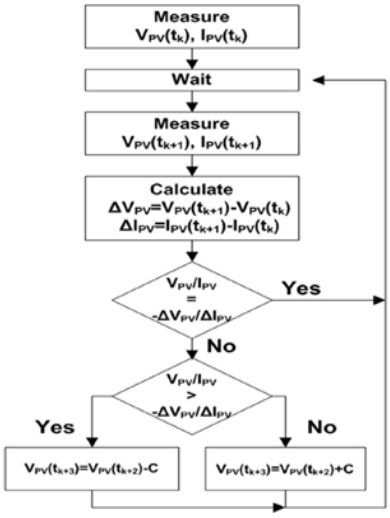
ومن ثُم تكون العلاقة (1–32):

$$\frac{V_{PV}}{I_{PV}} = -\frac{dV_{PV}}{dI_{PV}} \qquad \textbf{(1–32)}$$

بتحليل المعادلتين (1–31) و (1–32) يكون:

$$\begin{cases} \frac{V_{PV}}{I_{PV}} = -\frac{\Delta V_{PV}}{\Delta I_{PV}} & at\ MPP \\ \frac{V_{PV}}{I_{PV}} < -\frac{\Delta V_{PV}}{\Delta I_{PV}} & left\ to\ MPP \\ \frac{V_{PV}}{I_{PV}} > -\frac{\Delta V_{PV}}{\Delta I_{PV}} & right\ to\ MPP \end{cases} \qquad \textbf{(1–33)}$$

تكمن ميزة هذه الطريقة في توفير طريقة جيدة للملاحقة تحت الظروف الجوية السريعة التغير، أيضاً بكونها تُحقق تذبذبات أقل حول MPP مُقارنةً بـ P&O، إن كفاءة كلٍ من IC وP&O هي ذاتها تماماً لكن هذه الطريقة تحتاج دارة تحكم مُعقدة وفي الشكل (1–15) المخطط الخاص بـ IC:



الشكل (1–15): المخطط التدفقي لطريقة IC.

viii. **طريقة زيادة الناقلية المُتغيرة الخطوة Variable Step Incremental Conductance:** إن العيب في طريقة IC هو استخدام خطوة مُلاحقة ثابتة، وعندما نختار هذه الخطوة بقيمة كبيرة فإن سرعة المُلاحقة ستكون أسرع لكنها تُسبب تذبذبات للحالة المستقرة للاستطاعة، أما عندما تكون الخطوة بقيمة صغيرة فإن التذبذبات تقُل ولكن سرعة الملاحقة تُصبح أبطأ، تتكون طريقة IC المُعدلة من اختلاف في حجم خطوة المُلاحقة، حيث تُضبط الخطوة تلقائياً بالاعتماد على المسافة بين نقطة العمل وMPP يزداد حجم الخطوة عندما تكون MPP بعيدة عن النقطة الحالية بينما تنقص الخطوة عندما تكون أقرب لـ MPP وتؤمن هذه الخطوة تقنية تتبع سريعة مع تذبذبات قليلة، لتكن المعادلة (1−34):

$$C = K.\left|\frac{V_{PV}(n).I_{PV}(n)-V_{PV}(n-1).-I_{PV}(n-1)}{V_{PV}(n)-V_{PV}(n-1)}\right| \qquad \textbf{(1−34)}$$

حيث $V_{PV}(n)$ و$I_{PV}(n)$ هما جهد وتيار خرج اللوح الكهروضوئي في اللحظة الزمنية n^{th} بينما $V_{PV}(n-1)$ & $I_{PV}(n-1)$ هما جهد وتيار خرج اللوح الشمسي في اللحظة الزمنية $(n-1)^{th}$، K هو عامل التحجيم من أجل ضبط حجم الخطوة.

ix. **طريقة زيادة المقاومة بحجم خطوة متغيرة Variable Step−Size Incremental−Resistance (INR) Method:** تُشابه هذه الطريقة كثيراً الطريقة السابقة لكن (INR) مُكرسّة للحصول على طريقة بسيطة وفعّالة لتحسين كُل من ديناميكية ودقة المُلاحقة، إن قيمة C السابقة تَنتُج بالاعتماد على استطاعة مصفوفة الـ PV أي الـ P^n وفقاً للمعادلة (1−35) الآتية:

$$C = P^n.\left|\frac{dP}{dI}\right| \qquad \textbf{(1−35)}$$

حيث n دليل، إن جداء الدرجة الأُسيّة الأولى (n=1) ومُشتقها يُطبق على خطوة الـ INR، ويُمكن تلخيص الفكرة في العلاقة (1−36):

$$\begin{aligned}
&\frac{\Delta C}{\Delta I} \geq 0 \qquad Fixed\ Step-Size\ Mode\ (left\ of\ mppt)\\
&\frac{\Delta C}{\Delta I} < 0 \qquad Variable\ Step-Size\ Mode\ (left\ of\ mppt)\\
&\frac{\Delta C}{\Delta I} > 0 \quad Variable\ Step-Size\ Mode\ (right\ of\ mppt)\\
&\frac{\Delta C}{\Delta I} \leq 0 \qquad Fixed\ Step-Size\ Mode\ (right\ of\ mppt)
\end{aligned} \qquad \textbf{(1−36)}$$

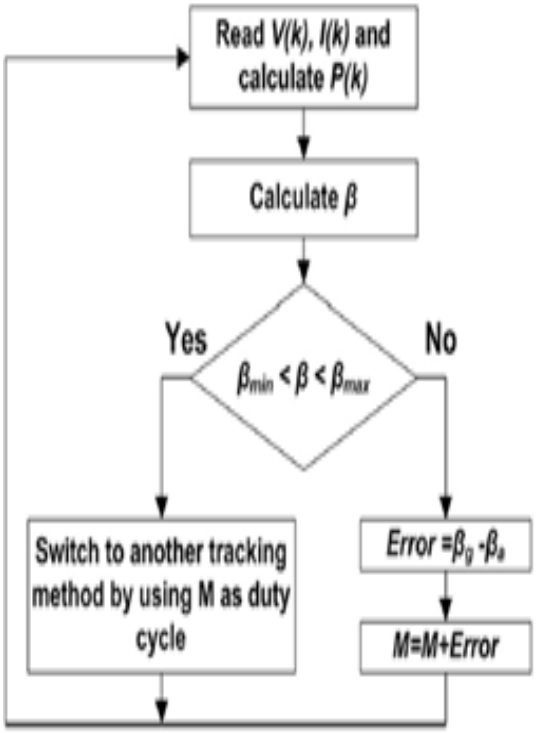
حيث $\Delta C/\Delta I$ هي الزيادة في دالة القيمة البدائية.

x. **طريقة السعة الطُفيلية Parasitic Capacitance (PC) Method:** تُشبه هذه الطريقة طريقة (IC) إلا أنها تُعاني من تأثير السعة الطفيلية لوصلة الخلية C_{ap} ضُمناً، في الواقع هناك نوعان من السعات التفاعلية التي تُدعى (السعات الطُفيلية) و(المُحارضة الطُفيلية)، إن كفاءة طريقة (PC) تُزيد استطاعة النظام الكهروضوئي الذي يشمل العديد من الخلايا المُتصلة تفرعياً.

xi. **طريقة بيتا β Method:** بينما الطُرق التقليدية تُلاحق فقط MPP، إن طريقة بيتا تُلاحق الاستطاعة العُظمى باستخدام التقريب، إن تحليل مُنحني الخصائص (I−V) للوح الكهروضوئي يؤدي إلى وسيط مُتغير (β) ويُصاغ كما في العلاقة (1−37):

$$\beta = ln\left(\frac{I_{PV}}{V_{PV}}\right) - C_{PV} = ln(I_s C) \qquad \textbf{(1−37)}$$

حيث I_s هو تيار الإشباع العكسي و C ثابت الديود، لقد لُوحِظَ من الاختبارات التجريبية أن قيمة بيتا تبقى ضمن نطاق ضيق حيث تقترب من نقطة التشغيل، لذلك من خلال تتبع بيتا فإن نقطة العمل يُمكن أن تقود بسرعة إلى القرب من MPP باستخدام خطوات تكرارية كبيرة، في وقت لاحق يُمكن أن تكون الخطوات صغيرة لتحقيق الـ MPP، ويُظهر الشكل (1−16) المخطط الخاص بطريقة بيتا:



الشكل (1−16): مخطط طريقة بيتا.

xii. **طريقة حساب التوتر/التيار I_{MPP} & V_{MPP} Method:** تتكون هذه الطريقة من حساب I_{MPP} & V_{MPP} من المعادلات الأساسية للتيار التي تتضمن مستويات الإشعاع والحرارة والتي هي واضحة في المعادلتين (1−38) و (1−39):

$$I_{PV} = \left[I_s + I_{sc}\left(\frac{G}{G_{ref}}\right) + \mu(T - T_{ref})\right].N_P \qquad \textbf{(1−38)}$$

$$V_{PV} = \left[V_s + \beta.(T - T_{ref}) + R_s\left(\frac{1}{N_P} - I_s\right) - \frac{k.I_{PV}}{N_P}(T - T_{ref})\right].N_s \qquad \textbf{(1−39)}$$

حيث V_s و I_s جهد وتيار خرج اللوح، G و G_{ref} هما على الترتيب قيم الإشعاع الشمسي و الإشعاع الشمسي المثالي، T و T_{ref} هما على الترتيب قيم الإشعاع الشمسي و الإشعاع الشمسي المثالي، I_{sc} تيار قصر اللوح، β مُعامل الحرارة، R_s قيمة المقاومة التسلسلية، k عامل تصحيح المنحني، N_s و N_P هما على الترتيب عدد الخلايا الموصلة تسلسلياً وتفرعياً بالتالي تُحسب استطاعة اللوح وفق المعادلة (1−40):

$$P_{PV} = V_{PV}.I_{PV} \qquad \textbf{(1−40)}$$

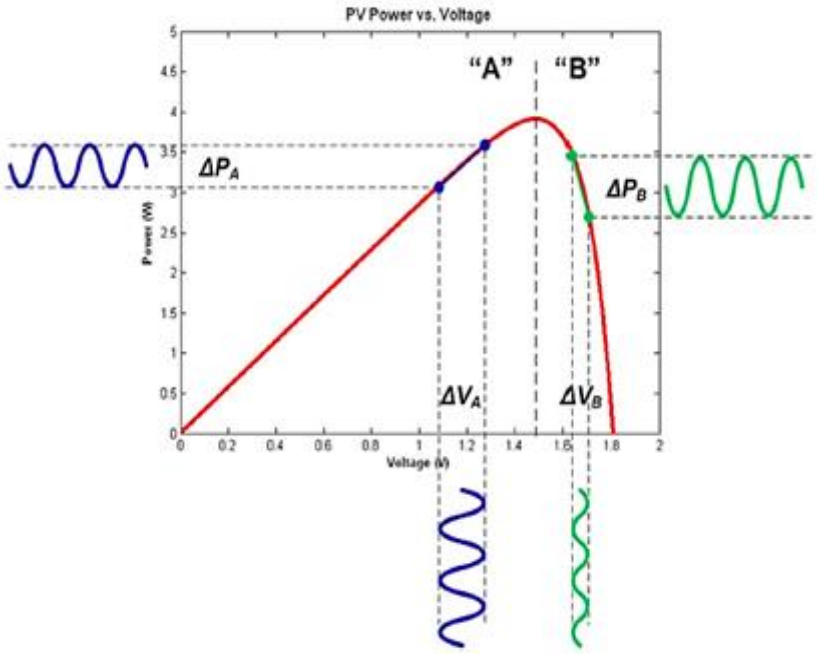
$$P_{PV} = I_{PV}\left[\left[V_s + \beta.(T - T_{ref}) + R_s\left(\frac{1}{N_P} - I_s\right) - \frac{k.I_{PV}}{N_P}(T - T_{ref})\right].N_s\right] \qquad \textbf{(1−41)}$$

إن تفاضُل P_{PV} مع ثبات I_{PV} يُعطي القيم العُظمى لكل من التيار والتوتر وفق المعادلتين (1−42) و (1−43):

$$I_{MPP} = \frac{N_P}{2} * \frac{V_s + \beta.(T - T_{ref}) + R_s.I_s}{R_s + k.(T - T_{ref})} \qquad \textbf{(1−42)}$$

$$V_{MPP} = \frac{N_s}{2} * V_s + \beta.(T - T_{ref}) + R_s.I_s \qquad \textbf{(1−43)}$$

xiii. **طُرق التعديل Methods by Modulation:** تتمثل هذه الطريقة في حقن جهد صغير متموج إلى نقطة عمل جهد اللوح، مما يؤدي إلى تموج الاستطاعة التي طورها ومطالها يعتمدان على موقع نقطة الاستطاعة العُظمى، وعندها يحدث التعديل هذا على يسار MPP أي (A) وأيضاً يحدث التعديل على اليمين (B)، وإن تحليل طور ومطال المنحني يُقدم معلومات عن موقع نقطة العمل، وتُعاني هذه الطريقة من التعقيد والصعوبة في التنفيذ ويبين الشكل (1−17) مناطق العمل المذكورة أعلاه:



الشكل (1-17): تحليل رسومي لطريقة التعديل.

xiv. **طريقة التحكم بترابط الموجة Ripple Correlation (RCC) Control:** عند وصل مبدل الاستطاعة إلى اللوح الكهروشمسي، فإن فعل التبديل في المبدل يفرض تيار وجهد لوح متموجين، نتيجة لذلك فإن استطاعة اللوح تخضع للتموج أيضاً، تستخدم RCC التموجات من أجل المُلاحقة، كما تربط المشتق الزمني المُتغير للاستطاعة مع المشتق الزمني المتغير للتيار أو للجهد وذلك لدفع الاستطاعة نحو الصفر من أجل الوصول إلى MPP، إذا كان التوتر أو التيار في حالة ازدياد والاستطاعة كذلك فإن نقطة العمل تكون إلى اليسار من MPP بينما إذا كان التوتر أو التيار في حالة ازدياد والاستطاعة في حالة انخفاض تكون نقطة العمل على يمين MPP.

1-9-5: تقنيات تتبع مع التنبؤ الذكي Tracking Techniques With Intelligent Prediction:

i. **طريقة التحكم الضبابي Fuzzy Logic Control Method:** تُعد أجهزة التتبُع المُعتمدة على الحساب الضبابي ذكية حتى ولو كانت المداخل غير دقيقة، لا تحتاج هذه الأجهزة إلى نموذج رياضي دقيق، عموماً يتكون التحكم الضبابي من ثلاثة مراحل تُدعى التضبيب، جدول القواعد ومرحلة فك الضبابية، في المرحلة الأولى فإن تُحوّل المُدخلات العددية إلى مُتغيرات لغوية بالاعتماد على الدوال العضوية حيث هناك خمسة مستويات ضبابية مُستخدمة هي كما الجدول (3-1) الآتي:

NB	كبير سالب.
NS	صغير سالب.
ZE	صفر.
PS	صغير موجب.
PB	كبير موجب.

الجدول (3-1): المستويات الضبابية.

إن مداخل المتحكم الضبابي من أجل عملية مُلاحقة نقطة الاستطاعة العُظمى هي الخطأ E والتغير في الخطأ ΔE الذي يُعبر عنهما كما المعادلتين (44-1) و (45-1):

$$E(n) = \frac{V_{PV}(n).I_{PV}(n) - V_{PV}(n-1).I_{PV}(n-1)}{V_{PV}(n) - V_{PV}(n-1)} \quad \textbf{(1-44)}$$

$$\Delta E(n) = E(n) - E(n-1) \quad \textbf{(1-45)}$$

حيث تُحسب كل من هذه القيم وتحوّل إلى مُتغيرات لغوية، ويمكن فهم خرج المتحكم الضبابي والذي هو قيمة التغير في ثابت التشغيل ΔD من الشكل (1-18)، يُحوّل خرج المتحكم من متغيرات لغوية إلى متغيرات رقمية ويؤمن إشارة تماثلية والتي ستحقق الـ MPP، يعمل هذا المتحكم تحت الظروف المتغيرة بشكل جيد لكن كفاءته تعتمد على الحساب الصحيح للخطأ.

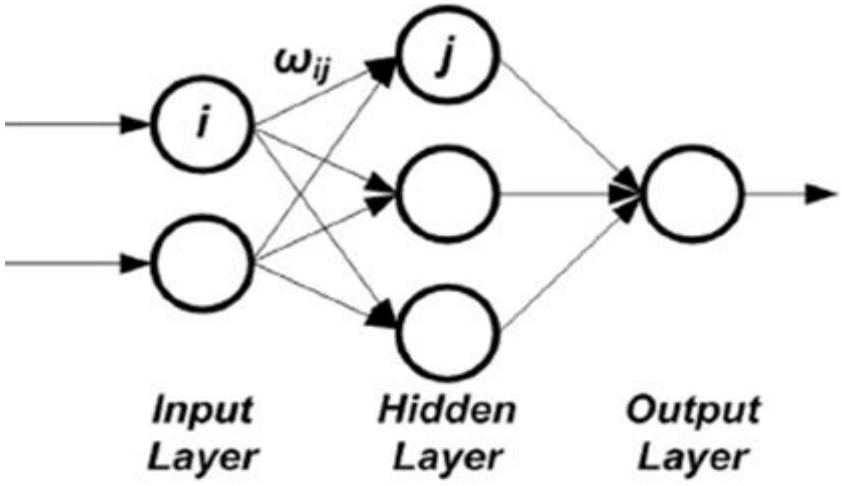
ΔE / E	NB	NS	ZE	PS	PB
NB	ZE	ZE	NB	NB	NB
NS	ZE	ZE	NS	NS	NS
ZE	NS	ZE	ZE	ZE	PS
PS	PS	PS	PS	ZE	ZE
PB	PB	PB	PB	ZE	ZE

الشكل (1-18): القواعد الضبابية.

ii. **طريقة الشبكة العصبونية Neural Network Method:** تعد تقنية الشبكة العصبونية طريقة تتبع ذكية بالاعتماد على بعض عمليات التعلم، وهناك ثلاث طبقات هي الدخل / الخفية وطبقة الخرج كما هو واضح في الشكل (1-19)، إن متغيرات الدخل يُمكن أن تكون بارامترات اللوح الكهروضوئي مثل جهد الدارة المفتوحة / تيار القصر، إن بيانات المناخ مثل الإشعاع ودرجة الحرارة أو مزيج من هذه العوامل يؤثر بشكل كبير على الخرج وإن قيمة ثابت التشغيل هي التي تقود المبدل إلى MPP وبالاعتماد على الخوارزمية المستخدمة في الطبقة الخفية، يُوصف الرابط بين العقد i و j بالوزن wij.

إن التقنية العصبونية تعتمد على ترجيح الروابط بين العقد باستخدام عمليات التدريب حيث تُختبر وتُسجل بارامترات اللوح لأشهر عدة أو لسنين للحصول على الوزن الصحيح لكل عقدة.

إن عيب هذه الطريقة هو أنه يجب تدريب الشبكة ولا يُمكن التعميم على عدة أنواع، علاوةً على ذلك فإن خصائص اللوح تتغير مع الزمن مما يدل على أن التدريب الدوري للشبكة يُحقق المُلاحقة الدقيقة.



الشكل (1-19): طبقات الشبكة العصبونية.

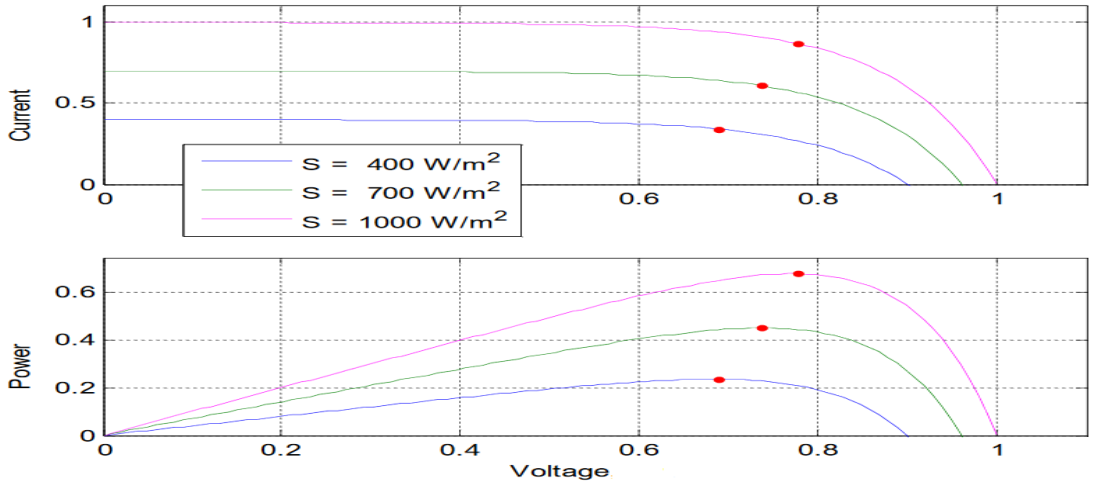
iii. **خوارزمية مُطاردة السرب البيولوجي Biological Swarm Chasing Algorithm:** اقتُرِحَت تقنية تتبع استطاعة ذكية بالطريقة نفسها الموجودة في خوارزمية الأسراب (PSO)، إن ذكاء السرب هو تقنية ذكاء اصطناعي تتضمن دراسة السلوك الجماعي في النُظم اللامركزية.

إن PSO واحدة من أشهر نماذج ذكاء السرب وأكثرها استخداماً، حيث طوِّرت من خلال مُحاكاة السلوك الاجتماعي لتدفق الطيور والتعلم عند الأسماك، كل لوح كهروضوئي في الخوارزمية المقترحة هذه يُمثل جُسيماً وتُمثل نقطة الاستطاعة كهدف.

يُصمم كل لوح ليُطارد الـ MPP آلياً عن طريق خوارزمية BIO، ويُفترض أن كل الألواح تابعة للوح سيد واحد ولكل لوح مُتحكمَه الخاص والذي يتصل بمتحكم اللوح السيد لتحقيق الوصول إلى نقطة الاستطاعة العُظمى ويُشير الباحثون أن الخوارزمية هذه حسّنت الكفاءة لنظام مدروس بنسبة 12.19% مُقارنة بخوارزمية P&O.

1-10 تأثير الإشعاع ودرجة الحرارة على منحني التوتر-التيار Effect of Irradiance & Temperature on V-I Characteristics:

هناك عاملان مُهمان يجب أخذُهُما بعين الاعتبار هما على الترتيب قيمة الإشعاع الشمسي ودرجة الحرارة، تؤثر هذه العوامل بشكل قوي على خصائص اللوح الشمسي، بالنتيجة إن نقطة الاستطاعة العُظمى تتغير خلال اليوم وهذا السبب الرئيسي لضرورة تتبع الـ MPP باستمرار والتأكد أننا حصلنا على أعظم قيمة للاستطاعة من هذا اللوح الشمسي [12] وإن تأثير هذين العاملين على مُنحني V-I ومُنحني V-P واضح في الشكل (1-20):



الشكل (1-20): خصائص اللوح عند ثبات الحرارة وتغيُر الإشعاع.

1-11 خاتمة:

نُوقشت العديد من تقنيات مُلاحقة نقطة الاستطاعة، ومن الواضح أنه قد يكون من الصعب اختيار الطريقة الأفضل، حيث لكل طريقة مزاياها وكذلك عيوبها، ويعتمد الاختيار على نوعية التطبيق، فعلى سبيل المثال تتطلب السيارات الكهربائية تقارباً سريعاً إلى نقطة الاستطاعة العُظمى، وفي هذه الحالة يكون الخيار الصائب هو تقنية التحكم الضبابي أو الشبكات العصبونية، في النهاية إن جهاز المُلاحقة الأمثل يجب أن يكون قادراً على تحقيق المُلاحقة بأقل زمن مُمكن وأن يُزيد من كفاءة عمل النظام الكهروضوئي بما يُحقق الغاية من عملية المُلاحقة [13].

الفصل الثاني

(نمذجة النظام الكهروضوئي في برنامج ماتلاب)

المحتويات:

2-1 مُقدمة.

2-2 كيف تعمل الخلية الشمسية.

2-3 الخلية الكهروضوئية المثالية.

2-4 مصفوفة الخلايا الكهروضوئية PV Array.

2-5 النموذج الداخلي للوح PV ضمن MATLAB/SIMILINK.

2-6 نموذج اللوح الكهروضوئي ضمن MATLAB/SIMILINK.

2-7 خاتمة.

2-1 مُقدمة:

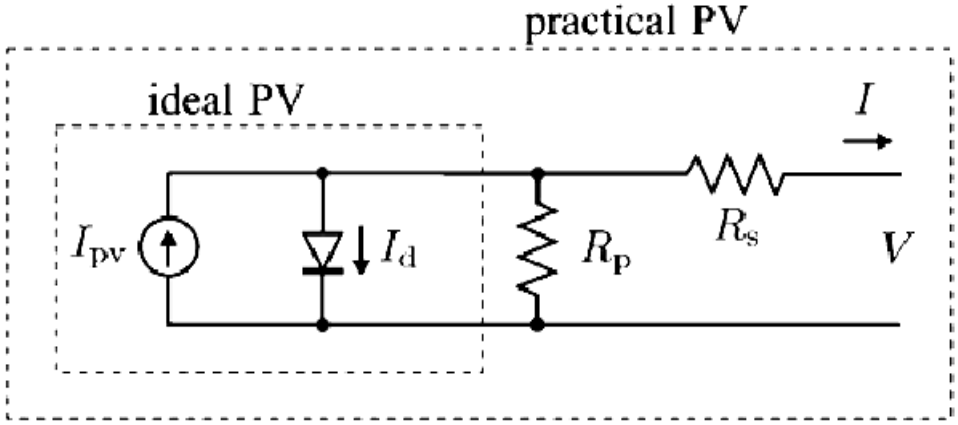
زادت أنظمة الطاقة الكهروضوئية التي تُسمى (Photovoltaic) واختصاراً PV الاهتمام بتطبيقات الطاقة الكهربائية، مع ذلك إن تصميم مثل هذه الأنظمة وتشغيلها يُمثل تحدياً بسبب عدم وجود شبكة تشغيل رئيسة ولأن هذه النُظم لا يُمكنها العمل خلال ساعات الليل فكان الحل بتخزين الطاقة المُنتَجة من هذه الأنظمة ضمن مُدخرات مما يُحسن موثوقية هذه الأنظمة، ومن المهم أن يعمل نظام الـ PV عند نقطة الاستطاعة العُظمى MPP من أجل زيادة كفاءته ومن ثم وثوقيتَهُ.

2-2 كيف تعمل الخلية الكهروضوئية:

إن الخلية الكهروضوئية تتكون أساساً من أنصاف نواقل P و N كما في الشكل (1-2)، ويستند عمل هذه الخلايا على الأثر الكهروضوئي الذي يُعرّف بأنه الظاهرة التي يتم فيها إخراج الكترون من الوصلة نتيجة لامتصاص ضوء الشمس من طول موجي مُعين [14].

2-3 الخلية الكهروضوئية المثالية:

يُمثل الشكل (1-2) الخلية الكهروضوئية المثالية والعملية:



الشكل (1-2): خلية PV المثالية والعملية.

بالاعتماد على أنصاف النواقل فإن المُعادلة الأساسية التي تُعطي الوصف الرياضي لخصائص (I-V) للخلية هي المعادلة (1-2):

$$I = I_{PV,Cell} - I_{S,Cell}\left[exp\left(\frac{q.V}{a.K.T}\right) - 1\right] \quad \textbf{(2-1)}$$

حيث إن:

$I_{PV,Cell}$: تيار الخلية المتولد الذي يتبع للضوء.

I_d: تيار شوتكي ويُعبر عنه بالمعادلة (2-2):

$$I_d = I_{0,Cell}\left[exp\left(\frac{q.V}{a.K.T}\right) - 1\right] \quad \textbf{(2-2)}$$

$I_{S,Cell}$: تيار التسريب العكسي للديود (تيار الإشباع العكسي).

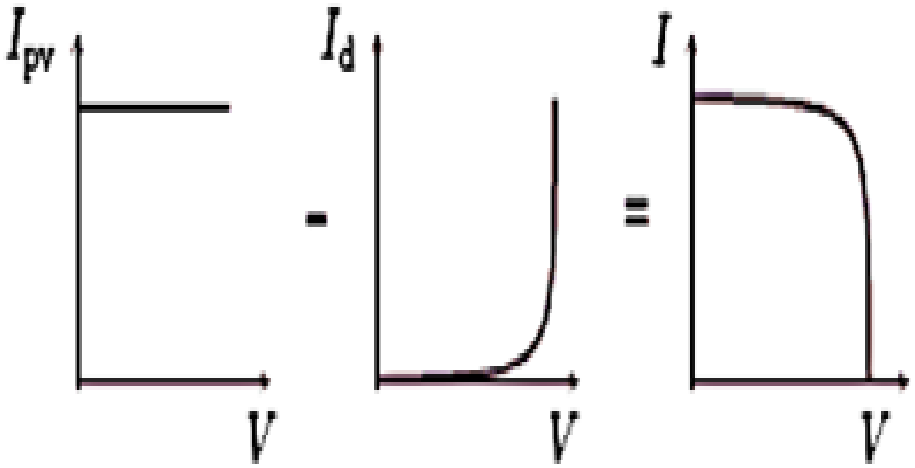
q: شحنة الالكترون حيث: $q = 1.6021 * 10^{-19}$ C.

K: ثابت بولتزمان حيث: $K = 1.3806 * 10^{-23}$ j/K.

T: درجة حرارة الوصلة P-N وتُقدر بالكلفن (K).

A: عامل المثالية الخاص بالديود.

وفقاً للمعادلة السابقة تكون مُنحنيات الخصائص (I–V) كما الشكل (2–2):



الشكل (2–2): منحني الخصائص للخلية المثالية.

2–4 مصفوفة الخلايا الكهروضوئية PV Array:

إن المُعادلة (2–1) السابقة للخلية الكهروضوئية لا تُمثل الخصائص (I–V) لمصفوفة الخلايا، حيث تتكون المصفوفة من مجموعة من الخلايا تتصل ببعضها بعضاً على التفرع وكذلك على التسلسل أو بشكل خليط من هذه التوصيلات، وانطلاقاً من ذلك ولمعرفة الخصائص (I–V) يجب تزويد المعادلة السابقة ببعض البارامترات وعليه تُؤول العلاقة السابقة إلى المعادلة (2–3) [14]:

$$I = I_{PV} - I_S\left[exp\left(\frac{V+R_S.I}{A.V_t}\right) - 1\right] - \frac{V+R_S.I}{R_P} \quad \textbf{(2–3)}$$

حيث إن:

I_{PV}: تيار المصفوفة المتولد الذي يتبع للضوء.

I_S: تيار التسريب العكسي (تيار الإشباع العكسي).

V_t: جهد التماس الحراري للمصفوفة ويُعطى بالمعادلة (2–4):

$$V_t = \frac{N_S.K.T}{q} \quad \textbf{(2–4)}$$

R_S: المقاومة التسلسلية للمصفوفة.

R_P: المقاومة التفرعية للمصفوفة.

N_S: عدد الخلايا المتصلة على التسلسل.

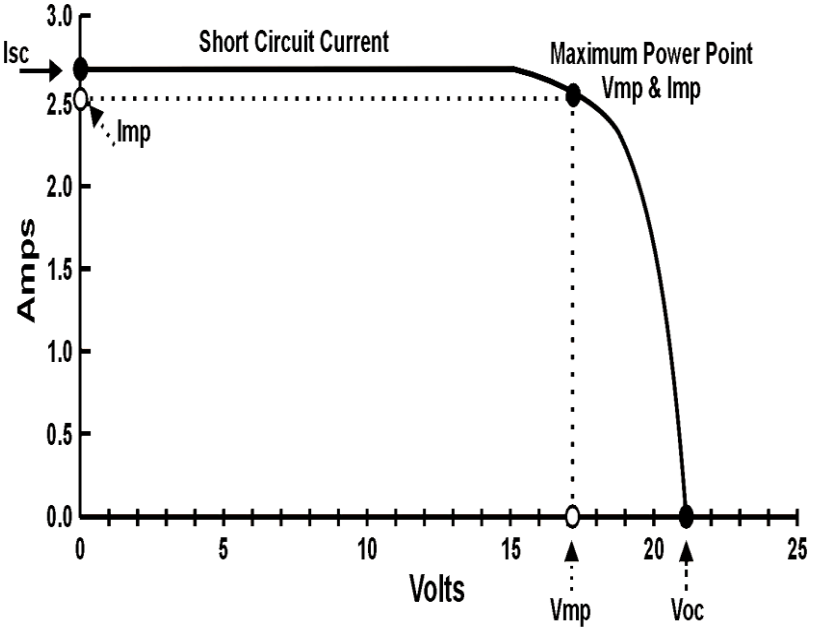
إذا كانت المصفوفة مؤلفة من N_P خلية مُتصلة على التفرع فيُعبر عن تيار الإشباع بالعلاقة (2–5):

$$I_{PV} = I_{PV,Cell} * N_P \quad \textbf{(2–5)}$$

ويُعبر عن تيار الإشباع العكسي بالعلاقة (2–6):

$$I_S = I_{S,Cell} * N_P \quad \textbf{(2–6)}$$

يُبين الشكل (2–3) مُنحني الخواص (I–V) للخلية حيث I_{SC} تيار القصر وV_{OC} جهد الدارة المفتوحة و(V_{MPP}, I_{MPP}) هي نقطة الاستطاعة العُظمى:



الشكل (3−2): مُنحني (I−V) لخلية PV.

تصف المعادلة (3−2) نموذجاً لديود واحد وقد اقتُرِحَت نماذج أُخرى تُعطي دقة أكثر، إن الشركات المُصنعة لألواح الـ PV توفر عدداً قليلاً من البيانات التجريبية بما يتعلق بالخصائص الكهربائية والحرارية للواقط الكهروضوئية وعلى سبيل المثال لا تُذكر قيمة الإشعاع الذي عنده تبدأ عملية التوليد / المقاومة التسلسلية / عامل المثالية للديود وتيار التسريب الخاص بالديود أما بالنسبة للمعلومات الأساسية للاقط هي:

$V_{OC,n}$: جهد الدارة المفتوحة الاسمي.

$I_{SC,n}$: تيار القصر الاسمي.

V_{MPP}: التوتر عند نقطة الاستطاعة العُظمى.

I_{MPP}: التيار عند نقطة الاستطاعة العُظمى.

K_V: مُعامل جهد الدارة المفتوحة بالنسبة إلى درجة الحرارة ويُقدر بـ (V/C°).

K_I: مُعامل تيار القصر بالنسبة إلى درجة الحرارة يُقدر بـ (A/C°).

P_{MAX}: الاستطاعة العُظمى الفعلية لخرج اللوح الكهروضوئي.

إن العلاقة بين التيار الكهروضوئي المولّد وبين الإشعاع الشمسي هي علاقة خطية كما أنها تتأثر بدرجة الحرارة وتصف المعادلة (7−2) التيار الكهروضوئي:

$$I_{PV} = (I_{PV,n} + K_I[T_C - T_{ref}] * \frac{G}{G_n} \qquad \textbf{(2−7)}$$

حيث إن:

$I_{PV,n}$: التيار الكهروضوئي المتولد عند شروط التوليد القياسية (G=1000 w/m^2 & T=25 C°).

G: شدة الإشعاع الشمسي عند سطح اللاقط الشمسي وواحدته (w/m^2).

G_n: شدة الإشعاع الشمسي الاسمي وواحدته (w/m^2).

T_{ref}: درجة الحرارة المثالية وواحدتها (K).

T_C: درجة الحرارة المقيسة عند سطح اللاقط الشمسي وواحدتها (K).

ونظراً لأن مقاومة خلية الـPV التسلسلية مُنخفضة والمقاومة التفرعية عالية القيمة يُمكن عند شروط العمل القياسية اعتبار $I_{SC} \approx I_{PV}$، إن تيار الإشباع للديود يُعطى بالعلاقة (2-8):

$$I_S = I_{rs}\left(\frac{T_C}{T_{ref}}\right)^3 * \left[exp\left(\frac{q.E_g}{K.A}\left(\frac{1}{T_{ref}} - \frac{1}{T_C}\right)\right)\right] \quad \textbf{(2-8)}$$

حيث إن:

E_g: الثغـــــــــرة الطاقيـــــــــة لأنصـــــــــاف النواقـــــــــل حيـــــــــث ($E_g \approx$ 1.12 $eV\ for\ the\ polycrystakkine\ Si\ at\ 25\ C°$).

I_{rs}: تيار الإشباع العكسي للديود ويُعطى بالعلاقة (2-9):

$$I_{rs} = \frac{I_{SC}}{\left[exp\left(\frac{q.V_{OC}}{N_S.K.A.T_C}\right)-1\right]} \quad \textbf{(2-9)}$$

حيث إن:

V_{OC}: جهد الدارة المفتوحة الاسمي.

N_S: عدد الخلايا المتصلة على التسلسل.

A: قيمة تعبر عن مُختلف طرق حركـــة حاملات الشـــحن وعادةً ما نأخذ الـــقيم ضمن المـــجـــال $1 \leq A \leq 1.5$.

وعليه يكون التيار الناتج عن اللوح الكهروضوئي مُعطى بالعلاقة (2-10) التالية:

$$I = N_P.I_{PV} - N_P.I_S\left[exp\left(\frac{q.(V+R_S.I)}{N_S.K.A.T_C}\right) - 1\right] - \frac{V+R_S.I}{R_P} \quad \textbf{(2-10)}$$

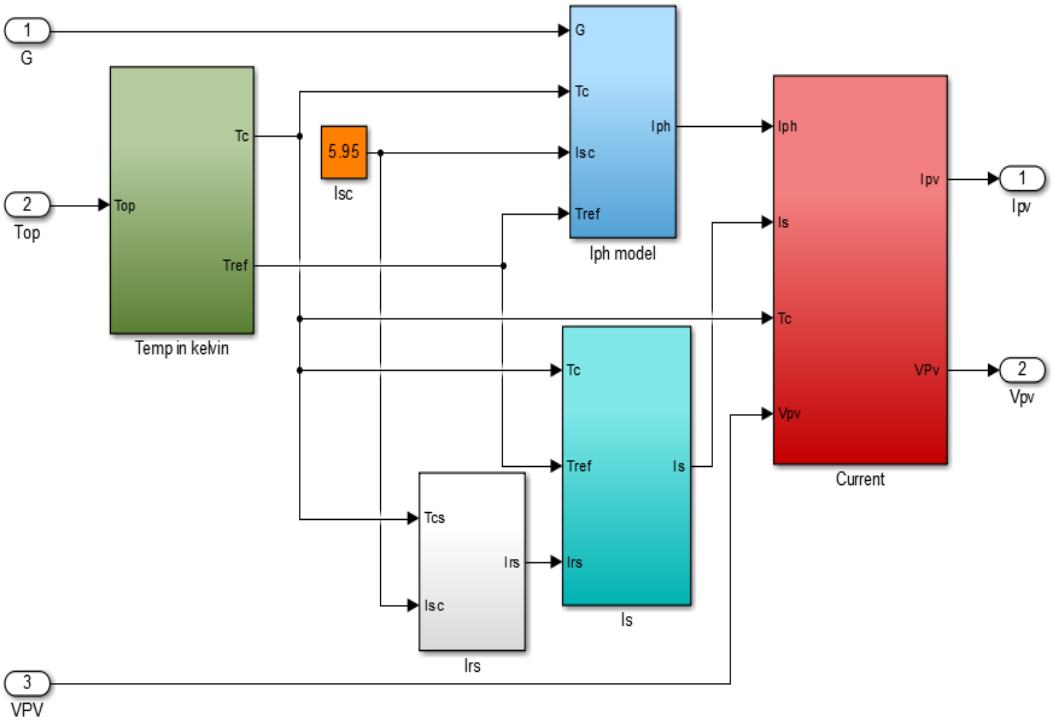
في هذا البحث ستتم عمليات النمذجة / المحاكاة وفق لوح كهروضوئي قيمه القياسية عند شروط العمل المثالية ($G=1000\ w/m^2$ & $T=25\ C°$) هي كما الجدول (2-1):

البارامتر	القيمة والواحدة
الاستطاعة الاسمية P_{MAX}	**100** Watt
جهد الدارة المفتوحة V_{OC}	**22.86** Volt
تيار القصر I_{SC}	**5.95** Ampere
التوتر عند نقطة الاستطاعة العُظمى V_{MPP}	**18.5** Volt
التوتر عند نقطة الاستطاعة العُظمى I_{MPP}	**5.4** A
عدد الخلايا التفرعية N_P	**1**
عدد الخلايا التسلسلية N_S	**36**

الجدول (2-1): محددات اللوح الشمسي المُستخدم.

2-5 النموذج الداخلي للوح PV ضمن MATLAB/SIMILINK:

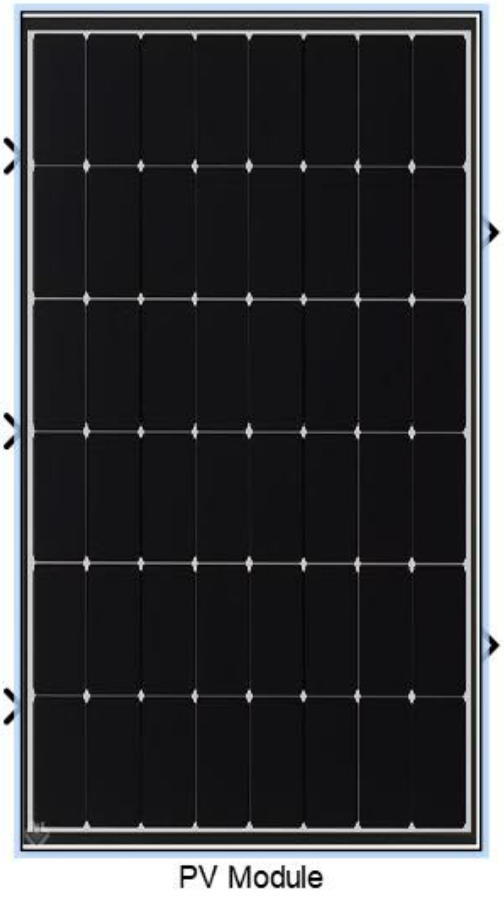
اعتماداً على كل من المعادلات السابقة الذكر وبالاستناد إلى البارامترات الموجودة ضمن الجدول (2-1) يكون النموذج الداخلي لتصميم اللوح كما في الشكل (2-4)، والمقصود بالنموذج الداخلي هو البنية الداخلية (وفقاً للمعادلات الآنفة الذكر) لكل عنصر موجود:



الشكل (2–4): النموذج الداخلي الخاص باللوح.

2–6 نموذج اللوح الكهروضوئي ضمن MATLAB/SIMILINK:

إن البُنية الأساسية والكاملة للوح مُبينة في الشكل (2–4) السابق وعند إجراء عملية تقنيع (MASK) يُصبح النموذج النهائي كما في الشكل (2–5):



الشكل (2–5): نموذج اللوح الكهروضوئي في MATLAB/SIMULINK.

7-2 خاتمة:

يُستخدم برنامج MATLAB/SIMULINK في نمذجة خصائص النُظم الكهروضوئية ودراستها مهما اختلفت أحجامها وتوصيلاتها، ويعتمد بشكل أساسي على الماتلاب نظراً لكفاءته التي حققها في تقديم نتائج حقيقية ودقيقة، إن بيئة ماتلاب تتصف بالدقة بسبب اعتمادها بشكل رئيسي على المعادلات الرياضية.

بمعزل عن دقة ماتلاب، عند تصميم النظام الكهروضوئي ونمذجته بواسطة عناصر ومكتبات هذا البرنامج يُمكن إجراء الكثير من عمليات التغيير في شروط العمل ولا سيما درجتي الحرارة والإشعاع الشمسي وهما العنصران الأكثر أهمية في مفهوم الطاقة المتجددة [15].

الفصل الثالث

(الذكاء الاصطناعي وخوارزميات الأمثلة)

المحتويات:

3-1 مُقدمة.

3-2 تعريف الذكاء الاصطناعي.

3-3 العمليات التي يعتمدها الذكاء الاصطناعي.

3-4 تقنيات الذكاء الاصطناعي Techniques of AI.

3-5 الأمثلة Optimization.

3-6 ثلاث قضايا في الأمثلية Three Issues in Optimization.

3-7 الخوارزميات الصحيحة The Right Algorithms.

3-8 الأدلة الُعليا Metaheuristics.

- **3-8-1 خوارزمية النمل ANT Algorithm.**
- **3-8-2 خوارزمية النحل Bee Algorithm.**
- **3-8-3 خوارزمية الخفاش Bat Algorithm.**
- **3-8-4 خوارزمية مُحاكاة التلدين Simulated Annealing Algorithm.**
- **3-8-5 الخوارزمية الجينية Genetic Algorithm.**
- **3-8-6 تطوير التفاضُلية Differential Evolution Algorithm.**
- **3-8-7 خوارزمية أسراب الطيور Particle Swarm Optimization Algorithm.**
- **3-8-8 خوارزمية التوافق Harmony Search Algorithm.**
- **3-8-9 خوارزمية اليراع Firefly Algorithm.**
- **3-8-10 خوارزمية الوقواق Cuckoo Search Algorithm.**
- **3-8-11 خوارزميات أُخرى Other Algorithms.**

3-9 خاتمة.

3-1 مُقدمة:

إن الذكاء الاصطناعي وخوارزميات الأمثلة يُشكلان أحد مقومات العصر التكنولوجي الحديث في سبيل الوصول إلى حياة أفضل وأسهل بأتمتة المهمات اليومية المُعقدة والمُتكررة وإدخال الذكاء إليها حيثُ نُحاول في كثير من التطبيقات القيام بتحسين شيء ما لتقليل التكلفة أو لتخفيض استهلاك الطاقة أو لتحقيق الحد الأعظمي من الربح / الأداء وكذلك الكفاءة.

في الواقع إن الموارد والزمن محدودان دائماً، لذلك فإن التحسين ذو أهمية أكثر من التطبيق العملي، وإن الاستخدام الأمثل للموارد المتاحة لأي مجال يتطلب نقلة نوعية في التفكير العلمي لأن مُعظم تطبيقات الزمن الحقيقي ذات عوامل أكثر تعقيداً من ناحية التأثير على سلوك النظام، وإن تحسين شيء ما تصميماً وتنفيذاً يتصف بالصعوبة , ويُعزى ذلك إلى التعقيد وعدم خطية المشاكل الواقعة تحت التحسين وليست الخوارزميات التقليدية الأدوات الأفضل لمشاكل الأمثلة غير الخطية , لأن هذه الخوارزميات من نوع خوارزميات البحث التقليدي , ومن ثم غالباً ما تفتقد إلى تحقيق المثالية، إن خوارزميات الأدلة عُليا متنوعة وقد أصبحت أكثر شعبية في العقدين الماضيين وسنستعرض فيما سيأتي بعضاً من هذه الخوارزميات.

3-2 تعريف الذكاء الاصطناعي:

هو أحد علوم الحاسب الآلي الحديثة التي تبحث عن أساليب متطورة لبرمجته للقيام بأعمال واستنتاجات تُشابه – ولو في حدود ضيقة – تلك الأساليب التي تُنسب لذكاء الإنسان، فهو بذلك علم يبحث أولاً في تعريف الذكاء الإنساني وتحديد أبعاده، ومن ثم مُحاكاة بعض خواصه.

وهُنا يجب توضيح أن هذا العلم لا يهدف إلى مقارنة العقل البشري بل يهدف هذا العلم الجديد إلى فهم العمليات الذهنية المُعقدة التي يقوم بها العقل البشري أثناء ممارسته التفكير ومن ثم ترجمة هذه العمليات الذهنية إلى ما يُوازيها من عمليات حسابية تُزيد من قدرة الحاسب على حل المشاكل المُعقدة.

ويُمكن تعريف الذكاء الاصطناعي بأنه القدرة على تمثيل نماذج حاسوبية (Computer Models) لأحد مجالات الحياة وتحديد العلاقات الأساسية بين عناصره، ومن ثُم استحداث ردود الفعل التي تتناسب مع أحداث هذه المجال ومواقفه، وبناء على ذلك فإنّ الذكاء الاصطناعي مُرتبط أولاً بتمثيل نموذج حسابي لمجال من المجالات، ومن ثم استرجاعه وتطويره، ومُرتبط ثانياً بمقارنته مع مواقف مجال البحث وأحداثه للخروج باستنتاجات مُفيدة، ويتركز أصل علم الذكاء الاصطناعي في أبحاث نظرية تدرس أساليب تمثيل النماذج في ذاكرة الحاسب الآلي وطرق البحث والتطابق بين عناصرها واختزال الأهداف بها وإجراء أنواع الاستنتاجات المُختلفة مثل الاستنتاج عن طريق المنطق أو بطريق المُقارنة أو عن طريق الاستقراء [16].

3-3 العمليات التي يعتمدها الذكاء الاصطناعي:

يعتمد الذكاء الاصطناعي على كل من العمليات الآتية [16]:

- **التعليم:** اكتساب المعلومات والقواعد التي تُستخدم هذه المعلومات.
- **الاستنتاج:** استخدام القواعد السابقة للوصول إلى استنتاجات تقريبية أو ثابتة.
- **التصحيح التلقائي أو الذاتي.**

ولتطبيق الذكاء الاصطناعي نحتاج إلى ما يأتي:

- **نظام بيانات:** يُستخدم لتمثيل المعلومات والمعرفة.
- **خوارزميات:** نحتاج إليها لرسم طريقة استخدام هذه المعلومات.
- **لغة برمجة:** تُستخدم لتمثيل كلٍ من المعلومات والخوارزميات.

3-4 تقنيات الذكاء الاصطناعي Techniques of AI:

لقد ظهرت في مسيرة الذكاء الاصطناعي تقنيات مُتعددة، يُمكن تطبيقها في مختلف مهمات الذكاء وأهدافه هذا وتهتم هذه التقنيات بكيفية تمثيل المعرفة ومعالجتها وتفسيرها من أجل المسائل المُختلفة ويُمكن تصنيف هذه التقنيات إلى نوعين [17]:

1) **التقنيات التي تجعل سلوك النظام يبدو "ذكياً"**

Techniques That Make System To Behave as "Intelligent"

2) **التقنيات التي تستخدم العلم البيولوجي**

Biology-Inspired Techniques

ومنَ التقنيات التي تجعل سلوك النظام يبدو ذكياً:

تقليص الهدف	Goal Reduction	الوصف والمطابقة	Describe and Match
البحث في الشجرة	Tree Searching	تحقيق الشرط	Constraint Satisfaction
نُظم القواعد	Rule Based Systems	إنتاج واختبار	Generate and Test

الجدول (1-3): التقنيات التي تجعل النظام ذكي.

ومن التقنيات التي تستخدم العلم البيولوجي:

الشبكات العصبونية	Neural Networks
الخوارزميات الجينية	Genetic Algorithms
التعلم المعزز	Reinforcement Learning

الجدول (2-3): التقنيات التي تستخدم العلم البيولوجي.

3-5 الأمثلة Optimization:

لأجل أي مُشكلة تحسين أو تطوير، إن المكونات المُتكاملة للعملية هي خوارزمية التحسين، مُحاكي رقمي فعال، والتمثيل الواقعي للعمليات الفيزيائية التي نُريد نمذجتها وتحسينها.

يستغرق هذا في كثير من الأحيان وقتاً طويلاً وفي كثير من الحالات فإن التكاليف الحسابية تكون مرتفعة للغاية، وبسبب وجود نموذج جيد تُحدد التكاليف الحسابية الإجمالية بخوارزميات التحسين المُستخدمة للبحث والحلول العددية المستخدمة لأجل المحاكاة.

خوارزميات البحث هي الأدوات والتقنيات المستخدمة لتحقيق الأمثلية للمشكلة موضوع الاهتمام، المحاكاة غالباً ما تكون الجزء الأكثر استهلاكاً للوقت.

في كثير من التطبيقات غالباً ما تتضمن عملية التحسين وظيفة موضوعية، وإن تقييمات كهذه غالباً تنطوي على استخدام الأدوات الحسابية واسعة النطاق مثل المحاكي الديناميكي لذلك يكون التحسين الفعال مع مُنتج

حلول فعال ذا أهمية كبيرة ويُمكن صياغة مشاكل التحسين بعدة طرق فعلى سبيل المثال، الطريقة الشائعة الاستخدام هي حالة خاصة لصيغ الاحتمال القصوى [18].

3-6 ثلاث قضايا في الأمثلية Three Issues in Optimization:

هناك ثلاث مشكلات رئيسة في التحسين والنمذجة التي تعتمد على المحاكاة وهي كفاءة الخوارزمية، كفاءة ودقة المُحاكي الرقمي ويُضاف إليها تعيين الخوارزميات الصحيحة الخاصة بالمشكلة.

لا يوجد قاعدة مُرضية أو مبادئ توجيهية لمثل هذه القضايا على الرغم من أهميتها، ومن الواضح أننا نحاول استخدام الخوارزميات المتاحة الأكثر كفاءة، ولكن الكفاءة الفعلية للخوارزمية قد تعتمد على العديد من العوامل مثل العمل الداخلي للخوارزمية والمعلومات المطلوبة (مثل الدوال الموضوعية ومشتقاتها) وتفاصيل التنفيذ.

إن كفاءة مُنتج الحل هي أكثر من مُعقدة، وتعتمد على الأساليب العددية الفعلية المُستخدمة وتعقيد المشكلة أما بالنسبة لاختيار الخوارزميات المناسبة للمشاكل فهناك كثير من الملاحظات التجريبية، ولكن توجد مبادئ توجيهية مُتفق عليها في الواقع، لا يُوجد عالمياً خوارزميات فعالة لجميع أنواع المشاكل، لذلك قد يعتمد الاختيار على الكثير من العوامل وأحياناً على التفضيلات الشخصية للباحثين وصنّاع القرار [18].

3-7 الخوارزميات الصحيحة The Right Algorithms:

من وجهة نظر التحسين، إن اختيار المُحسّن الصحيح أو الخوارزمية المُناسبة لمشكلة معينة يكون ذا أهمية بالغة، وستعتمد الخوارزمية المُنتقاة لمهمة تحسين ما إلى حد كبير إلى نوع المُشكلة، طبيعة الخوارزمية، ونوعية الحلول المطلوبة، مورد الحوسبة المتاح، الحد الزمني، إمكانية تنفيذ الخوارزمية وخبرة صناع القرار.

غالباً ما تُحدد طبيعة الخوارزمية فيما إذا كانت مُناسبة لنوع مُعين من المشكلات، على سبيل المثال، الخوارزميات القائمة على التدرج مثل Hill-Climping ليست مُناسبة لمشكلة تحسين والتي هي من النوع غير المستمر، على العكس إن نوعية المُشكلة التي نقوم بمحاولة حلها تُحدد أيضاً الخوارزميات التي رُبما نختارها، من الواضح أن الخيار يتأثر أيضاً بجودة الحل المطلوب وموارد الحوسبة المتاحة.

وكما هو الحال في معظم لتطبيقات فإن موارد الحوسبة محدودة وعلينا تحقيق حلول جيدة خلال وقت معقول وعملي، لذلك فإننا يجب أن توازن بين جودة الموارد والحلول، لا يُمكننا تحقيق حلول مع ضمان الجودة على الرُغم من أننا نسعى جاهدين للحصول على حلول جيدة بأفضل ما نستطيع، إذا كان الوقت هو القيد الرئيسي، فيُمكننا استخدام بعض الطرق مثل Hill-Climping مع إعادة تشغيل عشوائي.

مع وجود أفضل نية مُمكنة، تُوفر الخوارزمية وخبرة صانعي القرار أحياناً العوامل النهائية لاختيار الخوارزمية، على الرغم من أن بعض الخوارزميات هي الأفضل للمشكلة المُعطاة إلا أننا قد لا نمتلك الخوارزمية المنفذة في نظامنا أو أنه ليس لدينا سبيل للوصول إليها، هذه هي طبيعة التحسين غير الخطي والُكل يأمل بالوصول إلى حلول مُثلى في نطاق زمني معقول مع وجود موارد قليلة.

3-8 الأدلة الُعليا Metaheuristics:

غالباُ ما تكون خوارزميات Metaheuristics مستوحاة من الطبيعة، وهي الآن من بين أكثر الخوارزميات المُستخدمة على نطاق واسع من أجل عمليات التحسين، وهناك العديد من المزايا لهذه الخوارزميات وفيما يلي أكثر خوارزميات الأدلة العليا استخداماً [18]:

3-8-1 خوارزمية النمل ANT Algorithm:

خوارزميات النمل تُحاكي سلوك البحث عند النمل، في المقام الأول يستخدم النمل Pheromone كرسالة كيميائية ويُمكن أيضاً أن يُعد تركيز الـ Pheromone مؤشراً لجودة حلول المشكلة الواقعة تحت الاهتمام كما يرتبط الحل في كثير من الأحيان بالتركيز الآنف الذكر، وغالباً ما تُنتج خوارزميات البحث مسارات تتميز بالتركيز الأعلى لـ Pheromone ومن ثم فإن الخوارزميات المستندة إلى النمل هي حالة خاصة من مشاكل التحسين.

يتم التحكم بحركة النملة بواسطة Pheromone والتي سوف تُزال مع مرور الوقت، وبغير عملية الإزالة هذه المُعتمدة على الوقت، فإن خوارزمية النمل ستؤدي إلى تقارب نحو الحلول سابق لآوانه (غالباً ما تكون خاطئة).

هنالك مسألتان هامتان هُما على الترتيب احتمال اختيار الطريق، ومعدل إزالة الـ Pheromone، وهناك بعض الطرق لحل هذه المُشكلات على الرغم من أن مجال البحث لا يزال نشطاً، من أجل مُشكلة توجيه الشبكة واحتمالية النمل في عقدة مُعينة (i) لاختيار المسار من العقدة (i) إلى العقدة (j) تُعطى العلاقة الآتية:

$$p_{ij} = \frac{\emptyset_{ij}^{\alpha} d_{ij}^{\beta}}{\sum_{i,j=1}^{n} \emptyset_{ij}^{\alpha}} \qquad \textbf{(3-1)}$$

حيث إن $\alpha > 0$ و $\beta > 0$ هي بارامترات التأثير، وقيمُها النموذجية هي $\alpha=\beta=2$ ، $\emptyset ij$ هو تركيز الـ Pheromone على المسار بين i و j ، dij هو مُلائمة المسار، هناك بعض المعلومات السابقة عن المسار مثل المسافة sij والتي غالباً ما تُستخدم ذلك $dij \propto 1/sij$ مما يعني أنه سيتم اختيار المسار الأقصر ويعود ذلك لقصر زمن الرحلة.

وبالتالي فإن تركيز الـ Pheromones على هذه المسارات ستكون أعلى وذلك لأن زمن السفر أقصر، وبالتالي فإن الكمية القليلة لهذا الـ Pheromone ستُزال خلال هذه الفترة.

3-8-2 خوارزمية النحل Bee Algorithm:

إن الخوارزميات المُستوحاة من النحل أكثر تنوعاُ، وبعضُها يستخدم الـ Pheromone ومُعظمُها لا يستخدمه، وجميع خوارزميات النحل تقريباً مُستوحاة من سلوك غذاء نحل العسل في الطبيعة، وللنحل خصائص مُثيرة للاهتمام مثل الرقصة الاهتزازية، الاستقطاب وتعظيم الرحيق وغالباً ما تُستخدم لمُحاكاة التخصيص في غذاء النحل على طول الزهور المختلفة المُنتشرة في مساحة البحث.

تُستخدم مُتغيرات مُختلفة من خوارزميات النحل خصائص مُختلفة قليلاً من سلوك النحل، على سبيل المثال في الخوارزميات المُستندة إلى نحل العسل، يخصص نحل غذاء إلى مصادر الغذاء المختلفة (الزهور) وذلك لزيادة إجمالي كمية الرحيق.

من ناحية أُخرى إن خوارزمية مُستعمرة النحل الاصطناعية طوُرت لأول مرة من قِبَل *D.Karaboga* في عام 2005 وفي هذه الخوارزمية، تنقسم النحلات في المُستعمرة إلى ثلاث مجموعات هي (النحل العامل / النحل الكشاف / النحل المُشاهد) على عكس خوارزمية نحل العسل التي تحتوي مجموعتين من النحل

(النحل العامل / النحل المُشاهد) وعلى غرار الخوارزميات المُعتمدة على النمل، فإن خوارزميات النحل مرنة جداً في التعامل مع مشاكل التحسين المُنفصل والتحسين المُدمج مثل التوجيه والمسارات المُثلى قد حُلت بنجاح بواسطة خوارزميتي النحل / النمل.

من حيث المبدأ فإن الخوارزميتين يُمكنُهما حل مشاكل التحسين المُستمر والمُنفصل، ومع ذلك لا ينبغي أن يكون الخيار الأول للمشاكل من النوع المستمر.

3-8-3 خوارزمية الخفاش Bat Algorithm:

خوارزمية الخفاش هي خوارزمية أدلة عُليا جديدة نسبياً، طوّرها العالم *Xin-She Yang* في العام 2010، والذي استوحاها من سلوك تحديد موقع الصدى لدى الميكروبات، تستخدم الميكروبات نوعاً ما من الاختبار بالصدى (Sonar) لتحديد موقع الصدى، الكشف عن فريسة، تجنب العوائق وتحديد الشقوق في الظلام وهذه الخفافيش تبعث نبضة صوت منخفضة للغاية وتستمع إلى الصدى الذي يرتد من الماديات المُحيطة، وتختلف نبضات هذه الخفافيش في الخصائص ويُمكن أن ترتبط مع استراتيجياتهم في الصيد، وهذه يتوقف على الأنواع.

تستخدم مُعظم الخفافيش إشارات مُعدلة قصيرة التردد لتمسح حول الإجابة (Octave) بينما خفافيش أُخرى تستخدم إشارات بتردد ثابت لتحديد موقع الصدى وإن عرض النطاق الترددي للإشارة يختلف بالاعتماد على الأنواع، وغالباً ما يزداد باستخدام المزيد من التوافق.

يستخدام في داخل الخوارزمية ثلاث قواعد مثالية هي:

1) كل الخفافيش تستخدم تقنية الصدى لتحسس المسافة وهم لا يعلمون الفرق بين الغذاء/الفريسة و العوائق الخلفية بطريقة سحرية.

2) الخفافيش تطير بشكل عشوائي مع سرعة Vi في الموقع Xi مع مجال تردد ثابت $[f_{min}, f_{max}]$ مُتفاوتة في معدل الانبعاث حيث r $\in$ [0,1] وجهورية قدرها A_0 للبحث عن الفريسة بالاعتماد على القُرب من هدفهم.

3) رغم أن الجهورية يُمكن أن تختلف بطرق عديدة، يُفترض أن جهورية الصوت تختلف من قيمة كبيرة (إيجابية) A_0 إلى قيمة صُغرى ثابتة A_{min}.

يُمكن أن تُترجم القواعد السابقة إلى ما يأتي:

$$f_i = f_{min} + (f_{max} - f_{min})\varepsilon \quad (3-2)$$

$$V_i^{t+1} = V_i^t + (X_i^t - X^*)f_i \quad (3-3)$$

$$X_i^{t+1} = X_i^t + V_i^t \quad (3-4)$$

حيث ε رقم عشوائي مأخوذ من توزيع موّحد، X^* الحل الحالي الأفضل الذي وُجِدَ خلال التكرار، ويُمكن أن تتغير الجهورية و مُعدل النبضة مع التكرار t بالطريقة الآتية:

$$A_i^{t+1} = \alpha . A_i^t \quad (3-5)$$

$$r_i^t = r_i^0[1 - \exp(-\beta . t)] \quad (3-6)$$

حيث α و β ثوابت، وفي الحقيقة إن α مُشابه لعامل التبريد في جدولة التبريد في خوارزمية *Simulated Annealing* التي ستُناقش لاحقاً وفي الحالة المُبسطة، يُمكن اعتبار $\alpha = \beta$ و في الحقيقية يُمكن استخدام $\alpha = \beta = 0$ في كثير من عمليات المُحاكاة.

3-8-4 خوارزمية مُحاكاة التلدين Simulated Annealing Algorithm:

طوُرت تقنية مُحاكاة التلدين التي وضعها *Kirkpatrick* في عام 1983 وهي من بين أوائل خوارزميات الأدلة العُليا، والفكرة الأساسية لهذه الخوارزمية هي استخدام البحث العشوائي في أجزاء من سلسلة ماركوف، والتي لا تقبل فقط التغييرات التي تعمل على تحسين الوظيفة الهدف، ولكن أيضاً تحتفظ ببعض التغييرات التي هي ليست مثالية.

على سبيل المثال، أي تحركات أو تغييرات أفضل في مشكلة التخفيض تُقلل قيمة الوظيفة الهدف f، ومع ذلك، فإن بعض التغييرات التي تزيد الوظيفة f ستقبل أيضاً مع احتمال قدره P، هذه الاحتمال p يُدعى أيضاً احتمال الانتقال والذي يُحدد باستخدام المعادلة:

$$p = exp\left[-\frac{\Delta E}{K_B.T}\right] \qquad \textbf{(3-7)}$$

حيث أن K_B هي ثابت بولتزمان و T درجة حرارة المُستخدمة لتبريد عملية التلدين ، ΔE هو التغير في مستوى الطاقة، يستند هذا الاحتمال على توزيع ثابت بولتزمان في الميكانيك الإحصائية وإن الطريقة الأسهل لتوصيل ΔE مع التغير في الوظيفة الهدف Δf هو استخدام $\Delta E = \gamma.\Delta f$ حيث γ هو ثابت حقيقي.

وللتبسيط ودون فقدان العمومية، يُمكننا استخدام $K_B = 1 \;\&\; \gamma = 1$ بحيث يُصبح تابع الاحتمالية بالشكل:

$$p(\Delta f, T) = e^{-\Delta f/T} \qquad \textbf{(3-8)}$$

سواء قُبِلَ التغيير أم لم يُقبل، فإن رقماً عشوائياً r يُستخدم غالباً بوصفه قيمة مرجعية بحيث (p > r) و هذه الخطوة مقبولة، ويكون هُنا الاختيار الصحيح لدرجة الحرارة الابتدائية أمر بالغ الأهمية، لأجل تغيُر معين Δf، إذا كانت T عالية جداً ($T\to\infty$) ثُمَ ($p\to 1$) والتي تعني أن كُل التغيُرات ستكون مقبولة، إذا كانت T صغيرة للغاية ($T\to 0$) وأي $\Delta f > 0$ (حل خاطئ) فإنه نادراً ما ستكون التغيُرات مقبولة مثل ($p\to 0$)، ومن ثم فإن تنوع الحل محدود ولكن أي تحسُن Δf سيكون دائماً مقبول.

في الحقيقة إن الحالة الخاصة ($T\to 0$) تتوافق مع التقنية الكلاسيكية Hill–Climping لأن أفضل الحلول مقبولة فقط، والنظام يتغير بشكل أساسي صعوداً أو هبوطاً على طول التلة، لذلك نطاق درجة الحرارة هو مهم جداً وهناك قضية أُخرى مُهمة أيضاً هي كيفية التحكم في عملية التلدين أو التبريد بحيث يُبرّد النظام تدريجياً من درجة حرارة أعلى إلى حالة درجة حرارة تجميد في نهاية المطاف وهناك طرق عديدة للتحكم بمعدل التبريد أو إنقاص درجة الحرارة، إن خوارزمية التبريد الهندسية تُستخدم بشكل واسع مما يُقلل درجة الحرارة عن طريق عامل التبريد بشكل أساسي $0 < \alpha < 1$ لذلك يُستبدل T بـ αT أو كما العلاقة الآتية:

$$T(t) = T_0\alpha^t \ldots t = 1,2 \ldots\ldots t_f \qquad \textbf{(3-9)}$$

حيث t_f هو العدد الأعظمي للتكرارات، فائدة هذه الطريقة حيث ($T\to 0$) عند ($t\to\infty$) ومن ثم ليسن هُناك حاجة لتحديد الحد الأعظمي للتكرارات إذا وُصِفَ بالتسامح أو الدقة.

3-8-5 الخوارزمية الجينية Genetic Algorithm:

الخوارزميات الجينية هي صنف من الخوارزميات المُعتمدة على الاستخلاص من تقييم داروين للأنظمة البيولوجية، ابتُكرت هذه الخوارزمية من قبل هولاند ومعاونوه في العامين 1960–1975، رُبما كان هولاند أول من استخدمَ العوامل الوراثية مثل التقاطع / إعادة التركيب / الاختيار في دراسة التكيُف والأنظمة الاصطناعية والمكونات الرئيسة الثلاث أو العوامل الوراثية في الخوارزميات الجينية هي: العبور، الطفرة واختيار الأنسب، يكون كُل حل مُشفر ضمن سلسلة (غالباً ما يكون الترميز ثُنائي أو عشري) ويُدعى الصبغي/كُرُوموسُوم (chromosome)، إن الصبغي لاثنين من السلاســـــل يُنتج نسل (حلول جديدة) عن

طريق تبديل جزء أو جينات الصبغي وللصبغي احتمال عالٍ يكون عادة من 0.8 إلى 0.95، من ناحية أُخرى يتم تنفيذ طفرة عن طريق التبديل ببعض الأرقام في السلسلة والتي تُوجد حلولاً جديدة.
احتمال حدوث طفرة عادة ما يكون مُنخفضاً ونسبته من 0.001 إلى 0.05، سيتم تقييم الحلول الجديدة التي تم إنشاؤها في كل جيل من خلال لياقتهم وهي مُرتبطة بالوظيفة الهدف لمشكلة التحسين، يتم اختيار الحلول الجديدة وفق لياقتها (اختيار الأنسب) وفي بعض الأحيان لأجل التأكد من أن الحلول المُثلى تنتمي لنفس المجموعة يتم تمرير أفضل الحلول إلى ايل التالي دون الكثير من التغيير وهذه ما يُسمى بالنُخبة، إن الخوارزميات الجينية كانت قد طُبقت في الكثير من بيئات التحسين، التصميم وكذلك التطبيقات.

3-8-6 تطوير التفاضُلية Differential Evolution Algorithm:

طور خوارزمية تطوير التفاضُلية (DE) *R.Storn* و *K.Price* بين العامين 1996-1997، إن هذه الخوارزمية هي خوارزمية تطورية قائمة على المُتجهات ويُمكن اعتبارها تطوير للخوارزميات الجينية كما هو الحال في الخوارزميات الجينية، تُصمم البارامترات في فضاء البحث وتُمثل كأشعة وتعمل مختلف العوامل الوراثية على أجزاء من السلاسل ومع ذلك فمن غير المُرجح تنفيذ العمليات في الخوارزميتين الجينية وتطور التفاضُلية على كُل مكون (أو كل بُعد من أبعاد الحلول)، كل شي يتم تقريباً في أجزاء من الأشعة، لأجل مشكلة تحسين أُحادية البُعد يُنشأ في البداية مجموعة من أشعة الحل، وليكُن لدينا Xi بحيث i=1,2,.....n ولكل حل Xi عند كل توليد قدره t ويتم استخدام الرموز كما في العلاقة:

$$x_i{}^t = (x_{1,i}{}^t, x_{2,i}{}^t, \dots\dots, x_{d,i}{}^t \quad \textbf{(3-10)}$$

يُمكن اعتبار هذا الشُعاع كالصبغيات أو الجينات، تتكون خوارزمية التطوير التفاضلي من ثلاثة خطوات هي الطفرة، العبور والاختيار ويتم تنفيذ الطفرة من قبل مُخطط الطفرة، لكل شعاع Xi في أ لحظة زمنية، يتم اختيار ثلاثة أشعةُ ميزة عشوائياً x_p, x_q و x_r عند t_r ثم يتم توليد ما يُسمى بالشعاع المانح بواسطة مخطط الطفرة:

$$V_i{}^{t+1} = x_p{}^t + F(X_q{}^t - X_r{}^t) \quad \textbf{(3-11)}$$

حيث F ∈[0,2] وهو بارامتر يُشار إليه عادة بالوزن التفاضُلي، هذا يتطلب الحد الأدنى من قياس المجموعة n ≥ 4، في المبدأ F ∈[0,2] لكن عند تنفيذ مخطط ما مع F ∈[0,1] يكون أكثر كفاءة واستقرار ويتم التحكم بالصبغي من قبل احتمال الصبغي $C_r \in [0,1]$ ويُمكن تنفيذ الصبغي الحالي بطريقتين هما الحديّة و الأُسية، ويُختار كحالة الاختيار في الخوارزمية الجينية وهو اختيار الأنسب فإن القيمة الأدنى الموضوعية تُصاغ كما يأتي من أجل مشكلة التخفيض:

$$x_i{}^{t+1} = \begin{cases} x_i{}^{t+1} & if\ f(u_i{}^{t+1}) \le f(x_i{}^t) \\ x_i{}^t & otherwise \end{cases} \quad \textbf{(3-12)}$$

ركزت كثير من الدراسات على مسألة اختيار كل من C , F و كذلك اختيار n، في الحقيقة ويمكن استخدام طرق متعددة عند توليد أشعة الطفرة ويؤدي هذا إلى مُخططات مُختلفة مع اصطلاح التسمية DE/x/y/z حيث x هو مخطط الطفرة و y هو شُعاع الاختلافات بينما z هو مخطط العبور.

3-8-7 خوارزمية أسراب الطيور Particle Swarm Optimization Algorithm:

طُورت خوارزمية أسراب الطيور المُسماة اختصاراً بـ (PSO) *Kennedy* و *Eberhart* في العام 1995، بالاعتماد على سلوك السرب مثل الأسماك و تعلم الطيور في الطبيعة، منذُ ذلك الحين ولدت PSO اهتمامات أكثر إثارة وأوسع من ذلك بكثير وأصبحت موضوعاً دائم التوسع يُدعى سرب الذكاء، تبحث الخوارزمية في مساحة فضاء الوظيفة الهدف عن طريق ضبط مسارات العوامل الفردية التي تُدعى الجُسيمات

مثل المسـارات المُجزأة المُشكّلة من الأشعة الموضـعية بطريقة عشوائية وتتكون حركة الجُسيم من عنصرين رئيسيين هما المكون العشوائي والمكون الحتمي، ينجذب كل جُسيّم إلى موقع أفضل g وأفضل موقع خاص به هو Xi وفي ذات اللحظة الزمنية يكون لديه ميل للتحرك بشكل عشوائي وليكن Xi و Vi أشعة الموضع والسرعة على الترتيب لجُسيّم i، يُحدد شعاع السرعة بالصيغة الآتية:

$$V_i^{t+1} = V_i^t + \alpha \quad \varepsilon_1 \odot \left(g^* - X_i^t\right) + \beta \ \varepsilon_1 \odot \left(X_i^* - X_i^t\right) \qquad \textbf{(3-13)}$$

حيث ε_1 و ε_2 هي أشعة عشوائية وكُل دخل يأخذ القيم بين 0 و 1، يُعرّف جداء هادامارد لخوارزميتين $u \odot \mathrm{v}$ كجداء جيد بحيث $[u \odot \mathrm{v}] = u_{ij} v_{ij}$ والبارامترات α, β هي معايير التعلم أو ثوابت التسريع والتي عادة ما يُمكن اعتبارُها $\alpha \approx \beta \approx 2$.

يجب أن توزع المواقع الابتدائية لجميع الجُسيمات بشكل موّحد نسبياً حتى تتمكن من أخذ العينات في أعظم الأماكن وهو أمر مُهم خاصة للمشاكل مُتعددة الوسائط، يُمكن أن تُؤخذ السرعة الابتدائية للجُسيَم صفراً أي $V_i^{t=0} = 0$، و يُمكن تحديث الموقع الجديد باستخدام المعادلة الآتية:

$$X_i^{t+1} = X_i^t + V_i^{t+1} \qquad \textbf{(3-14)}$$

يُمكن أن تكون Vi بأي قيمة وعادةً ما تُحدد بالمجال $[0, V_{max}]$ وهنالك العديد من التغيرات التي تعمل على توسيع خوارزمية الأسراب القياسية، وربما يكون التحسين الملحوظ هو استخدام وظيفة القصور الذاتي $\theta(t)$ لذلك يتم استبدال V_i^t بـ $\theta(t)V_i^t$:

$$V_i^{t+1} = \ \theta(t)V_i^t + \alpha \ \varepsilon_1 \odot \left(g^* - X_i^t\right) + \beta \ \varepsilon_1 \odot \left(X_i^* - X_i^t\right) \qquad \textbf{(3-15)}$$

حيث تأخذ θ القيم بين 0 و 1، في الحالة المُبسطة يُمكن أن تؤخذ وظيفة القصور الذاتي كثابت عادة ضمن القيمتين $\theta \approx 0.5 \sim 0.9$، هذا يساوي تقديم كلة افتراضية لاستقرار حرة الجزيئات ومن ثم من المتوقع أن تتقارب الخوارزمية بسرعة أكثر.

3-8-8 خوارزمية التوافق Harmony Search Algorithm:

يُمكن تفسير مصطلح بحث التوافق بمزيد من لتفصيل بمساعدة عملية الارتجال لدى الموسيقي، عندما يرتجل الموسيقي هو أو هي يكون لديه ثلاثة خيارات مُمكنة:

i. **عزف أي مقطوعة موسيقية مشهورة (سلسلة درجت توافقية) بالتحديد من ذاكرته/ذاكرتها.**
ii. **عزف شيء ما مُماثل لمقطوعة معروفة (ضبط السلسلة قليلاً).**
iii. **تلحين نوطة موسيقية جديدة عشوائية.**

إذا قُمنا بإضفاء هذه الخيارات الثلاثة على موضوع التحسين، يكون لدينا ثلاثة خيارات هي استخدام الذواكر التوافقية (التآلفية) أو ضبط الميل أو العشوائية.

إن استخدام الذاكرة التوافقية هام كخيار مماثل للاختيار الأنسب في الخوارزمية الجينية، هذا سيضمن توافقاً أفضل يُنقل إلى ذاكرة التوافق الجديدة، إن ضبط الميل هو أمر مهم يُمكن اعتباره كنزهة عشوائية محلية فإذا كانت X القديمة هي الحل الحالي فإن الحل الجديد X يُنتج باستخدام:

$$x_{new} = x_{old} + b_p(2\varepsilon - 1) \qquad \textbf{(3-16)}$$

حيث ε رقم عشوائي يُؤخذ من المجال [0,1]، بينما b_p هو عرض الحزمة والذي يتحكم بالنطاق المحلي، إن ضبط الميل يُشابه عامل الطفرة لدى الخوارزمية الجينية، بالرغم من أن ضبط الميل يلعب دوراً مشابهاً لكنه يقتصر على ضبط توافقه مع البحث المحلي، وإن استخدام العشوائية يستطيع دفع النظام إلى استكشاف مزيد من المناطق المُختلفة مع حلول عالية مُتنوعة للعثور على المثالية العالية.

3-8-9 خوارزمية اليراع Firefly Algorithm:

كان أول تطوير لخوارزمية اليراع (FA) من قبل *Xin-She Yang* في العام 2007 الذي اعتمدَ على نماذج وميض اليراعات وسلوكها، تستخدم خوارزمية FA القواعد المثالية الثلاث الآتية:

i. **اليراعات أحادية الجنس بحيث يتم جذب اليراع إلى اليراعات الأخرى بغض النظر عن جنسهم.**
ii. **تتناسب الجاذبية مع السطوع وكلاهما يُخفض المسافة كما يُزيدها، بالتالي لأجل أي يراعين فإن اليراع الأقل سطوع سيتحرك باتجاه الأكثر سطوع، وإذا لم يكن هنالك سطوع ليراع معين فستتحرك اليراع بطريقة عشوائية.**
iii. **يُحدد سطوع اليراع من خلال طبيعة الوظيفة الهدف.**

بما أن جاذبية اليراع تتناسب مع شدة الضوء التي تراها اليراعات المجاورة فيُمكن تحديد تباين الجاذبية β لمسافة قدرُها r كما يأتي:

$$\beta = \beta_0 e^{-\gamma r^2} \quad \textbf{(3-17)}$$

حيث β الجاذبية عند r=0، إن حركة اليراع i المُنجذبة إلى يراعة أُخرى أكثر جاذبية j تُحدد بالآتي:

$$X_i{}^{t+1} = X_i{}^{t} + \beta_0 e^{-\gamma r^2{}_{ij}} \quad \textbf{(3-18)}$$

حيث الجزء الثاني سببهُ الجاذبية، بينما المصطلح الثالث وهو العشوائية بحيث α يكون البارامتر العشوائي و $\varepsilon_1{}^t$ هو شعاع من الأرقام العشوائية من توزيع غاوص أو توزيع موّحد في الزمن t، إذا كانت $\beta_0 = 0$ يُصبح المسير عشوائي بسيط، علاوةً على ذلك فإن العشوائية $\varepsilon_1{}^t$ يُمكنها أن تمتد بسهولة إلى توزيعات أُخرى مثل Levy Flights التي تؤمن سير عشوائي بشكل أساسي يتم رسم طول خطوته العشوائية من توزيع Levy:

$$L(s, \lambda) = s^{-(1+\lambda)} \quad \textbf{(3-19)}$$

تُشكّل الخطوات هُنا بشكل أساسي من عملية السير العشوائي مع توزيع القدرة، وبعض الحلول الجديدة يجب أن تتولد عن طريق Levy للسير نحو الحل الأفضل الذي حُصِلَ حتى الآن، وهذا بالتأكيد سيسرع وتيرة البحث.

3-8-10 خوارزمية الوقواق Cuckoo Search Algorithm:

تعد خوارزمية الوقواق المعروفة اختصاراً بـ (CS) واحدة من أحدث خوارزميات الأدلة العُليا المستوحاة من الطبيعة، ووُضِعَ هذه الخوارزمية *Xin-She Yang and Suash Deb* في العام 2009، تستند CS إلى الحضن الطُفيلي لبعض أجناس الوقواق، بالإضافة إلى ذلك حُسنت الخوارزمية باستخدام ما يُسمى الـ Levy Flights، عِوَضاً عن المشي العشوائي وأظهرت الدراسات الحديثة أن CS Algorithm قد تكون أكثر كفاءة من خوارزمية الأسراب وكذلك الخوارزمية الجينية، إنَ الوقواق ينتمي إلى نوعية الطيور الرائعة، ليس فقط بسبب صوته الجميل الذي يغرد به، ولكن أيضاً بسبب استراتيجيتها الإنجابية العدوانية.

تقوم بعض الأنواع مثل الـ ani و*Guira* بوضع بيوضها بشكل جماعي في العش (مكان التكاثر المصنوع من الأعشاب) على الرُغم من أنهُ قد يقوم بعضهم بإزالة بيوض الطيور الأخرى من مثيلاتهم، وإن عدداً منهم يقف ضد عملية فرض الإنجاب القسري عن طريق وضع بيوضه في أعشاش الطيور الأُخرى (غالباً أجناس أُخرى).

تُستخدم القواعد المثالية الآتية لتبسيط وصف خوارزمية الوقواق:

i. **يضع كل وقواق بيضة واحدة في كُل مرة، ويُلقيها في عش يختاره عشوائياً.**

ii. **ينقل أفضل عش مع البيض ذو الجودة العالية إلى الأجيال القادمة.**

iii. **عدد الأعشاش المُضيفة ثابت، وتكتشف البيضة التي وضعها الوقواق من الطيور المُستضافة مع احتمال قدره** $P_a = [0,1]$**، في هذه الحالة يُمكن للطير المُضيف التخلص من البيض، أو بسهولة يُمكن التخلي عن العش وبناء عش جديد تماماً.**

كتقدير إضافي، يُمكن تقريب الافتراض الأخير هذا باستخدام كسر P_a من الأعشاش المُضيفة n التي تُستبدل بأعشاش جديدة (مع حلول عشوائية جديدة)، من أجل مشكلة تعظيم، يُمكن أن تكون نوعية الحل أو لياقته بسيطة بما يُناسب قيمة الوظيفة الهدف، يُمكن تعريف أشكال أُخرى للياقة بطريقة مُماثلة للياقة الوظيفة في الخوارزميات الجينية.

بالنسبة إلى وجهة نظر التنفيذ، يُمكن استخدام العروض البسيطة الآتية التي تنص على أن كُل بيضة في العش تُمثل حلاً، ويُمكن لكل وقواق وضع بيضة واحدة فقط (الذي يُمثل حلاً واحداً)، والهدف من ذلك هو استخدام الحلول الجديدة التي يُحتمل أن تكون أفضل لتحل محل حل غير جيد في الأعشاش، يُمكن أن تمتد هذه الخوارزمية إلى حالة أكثر تعقيداً حيث يوجد لكل عش بيض وأن يُمثل مجموعة من الحلول، بناءاً على القواعد الثلاث المذكورة فيما سبق يُمكن أن تكون الخطوات الأساسية لخوارزمية الوقواق **ملخصة** بالآتي:

Objective function $\boldsymbol{f(x)}, \boldsymbol{x} = (\boldsymbol{x_1} \dots \dots \boldsymbol{x_d})^{\boldsymbol{T}}$
Generate initial population of $\boldsymbol{n}$ host nests $\boldsymbol{x_i}$
while ($\boldsymbol{t}$ < **Max Generation**) or (**stop criterion**)
Get a cuckoo randomly/generate a solution by Levy flights and then evaluate its quality/fitness $\boldsymbol{F_i}$
Choose a nest among $\boldsymbol{n}$ (**say,** $\boldsymbol{j}$) randomly
,**if** ($\boldsymbol{F_i} > \boldsymbol{F_j}$)
Replace $\boldsymbol{j}$ by the new solution
end
A fraction ($\boldsymbol{P_a}$) of worse nests are abandoned and new ones/solutions are built/generated Keep best solutions (or nests with quality solutions)
Rank the solutions and find the current best
end while

تستخدم هذه الخوارزمية مجموعة متوازنة من المسار العشوائي والأمثل التي يُسيطر عليها البارامتر التبديلي P_a والمسار العشوائي يُمكن كتابته بالشكل:

$$X_i^{t+1} = X_i^t + \alpha s \otimes H(P_a - \varepsilon) \otimes \left(X_j^t - X_k^t\right) \qquad \textbf{(3-20)}$$

حيث X_j^t و X_k^t حلّان مختلفان اختيرا عشوائياً باستخدام التقليب العشوائي، H(u) هي دالة خطوية، و ε رقم عشوائي مأخوذ من توزيع موّحد، s هو حجم الخطوة، من ناحية أُخرى فإن المسار العشوائي الأمثل حسب Levy Flights:

$$X_i^{t+1} = X_i^t + \alpha L(s,\lambda) \qquad \textbf{(3-21)}$$

حيث:

$$L(s,\lambda) = \frac{\lambda\Gamma(\lambda)\sin(\frac{\pi\lambda}{2})}{\pi}\frac{1}{s^{1+\lambda}}, \quad (s \gg s_0 > 0) \qquad \textbf{(3-22)}$$

هنا $\alpha > 0$ يكون عامل تحجيم عامل الخطوة والتي ينبغي أن تكون ذات صلة بمقاييس المشكلة ذات الاهتمام، في مُعظم الحالات يُمكننا استخدام $\alpha = O(L/10)$، حيث L هو النطاق المُميز للمشكلة بينما

في بعض الحالات $\alpha = O(L/100)$ والذي بمقدوره أن يكون أكثر كفاءة ولتجنُب التحليق البعيد جداً، فإن الكود الوارد هُنا تسلسلي ومع ذلك يجب استخدام الأشعة كوجهة نظر للتنفيذ، حيث الأشعة أكثر فعالية من الحلقات.

3-8-11 خوارزميات أُخرى Other Algorithms:

هناك كثير من خوارزميات الأدلة العُليا الأُخرى وهي شائعة تتسم بالقوة، ومن هذه الخوارزميات خوارزمية Tabu، خوارزمية جهاز المناعة الاصطناعي وخوارزميات أُخرى.

يُمكن أن تُعزى كفاءة خوارزميات الأدلة العُليا إلى حقيقة كونهم يُقلدون أفضل الميزات في الطبيعة، وخاصةً منهجية اختيار الأنسب في النظم البيولوجية التي تطورت عن طريق الانتقاء الطبيعي على مدى ملايين السنين،

إن التوازن الجيد بحد ذاته هو مشكلة للتحسين وواحد من المهمات الرئيسة لتصميم الخوارزميات الجديدة فيما يتعلق بموضوع الأمثلة، علاوةً على ذلك فإن الاستغلال والاستكشاف غير كافيين أثناء البحث لذلك هناك ضرورة لاستخدام آلية أو معيار مناسب لتحديد أفضل الحلول، والمعيار الأكثر شيوعاً هو "اختيار الأنسب" أي الحفاظ على تحديث أفضل لما هو موجود حالياً.

3-9 خاتمة:

بعد دراسة دقيقة لكل من خوارزميات الأدلة العُليا يتبين أنه لكل واحدة مجموعة من المحددات الخاصة بها وكل محدد يلعب دوراً هاماً في تحديد آلية عملها ودقة نتائجها وبالتالي يمكن دراسة كل من هذه المحددات على حدة في حال تطلبت المشكلة موضع الدراسة هذا الأمر وبالفعل نشهد اليوم انتشاراً للتقنيات الحديثة مع إمكانيات أقل ما يُمكن القول عنها إنها مُفاجئة ابتداءً من السيارات ذاتية القيادة / التشخيص الطُبي عن طريق الروبوتات والطائرات من غير طيار التي سُتصبح مُتاحة تدريجياً للاستخدام بكثرة في المستقبل القريب، إن التطور لا حدود له، لأنه يعتمد على العلم ذي المجالات المفتوحة والواسعة، وكل ما يتم تطويره يعود بالفائدة بالدرجة الأولى على الإنسان في سبيل زيادة أمنه، كفاءة عمله وكذلك تحقيق الربح المادي وتقليل الهدر للإنسان الذي يقوم هو نفسه بالتطوير بعد فهمه للتقنيات التطورية واستخدام خوارزميات الأدلة العليا يمّكن من حل أي مشكلة بالطريقة الأمثل.

الفصل الرابع

(التطبيق العملي)

المحتويات:

4-1 مُقدمة.

4-2 النموذج العام للنظام المقترح.

4-3 الخوارزمية الهجينة Hybird MPPT Algorithm.

4-4 تهيئة خوارزمية النحل وإعدادها.

4-5 تهيئة تقنية زيادة الناقلية INC وإعدادها.

4-6 مُبدل التيار المستمر DC-DC Converter.

4-7 المحددات الأساسية لتهيئة خوارزمية ABC.

4-8 نموذج النظام الكهروضوئي في ماتلاب.

4-9 مناقشة ملاحقة نقطة الاستطاعة العظمى.

4-10 مقارنة النتائج مع الدراسات المرجعية.

4-11 النتائج.

4-12 مقدار الزيادة في الاستطاعة الناتجة عن ملاحقة نقطة الاستطاعة العظمى.

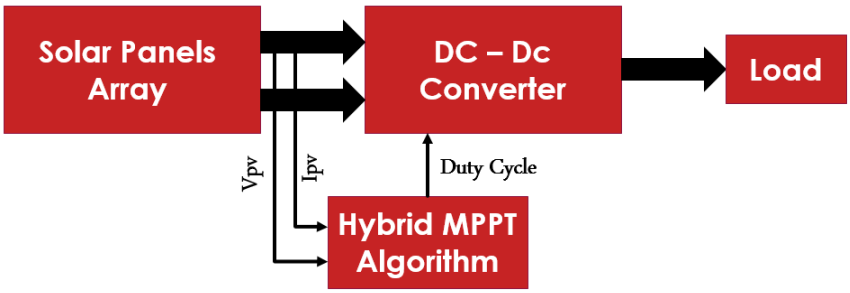
4-13 الخاتمة.

4-1 مُقدمة:

إن النظام المُقترح يُظهر تأثير الظروف البيئية على أداء نظام الـ PV، وبحثاً عن دقة عالية في العمل نُفِذَ نموذج لنظام PV في بيئة MATLAB، وبعد بحث وتقصٍ دقيقين تبين أن كُلاً من خوارزميتي النحل وزيادة الناقلية ذات أثر فاعل في تأمين عمل مستقر للنظام الكهروضوئي عند نقطة الاستطاعة العُظمى لذلك سنعمل على دمج هاتين الخوارزميتين بما يُنتج خوارزمية جديدة عناصرها الأساسية ميزات التقنيتين حيث تبين أن خوارزمية (Incremental Conductance) بمقدورها تتبع الـ MPP بسرعة عالية و دقة مرتفعة و كذلك الاستفادة القصوى من ألواح الـ PV بغض النظر عن الظروف و العوامل البيئية المُحيطة.

4-2 النموذج العام للنظام المقترح:

يتألف النظام الكهروضوئي من العناصر الأساسية الموضحة في الشكل (1-5) الآتي:

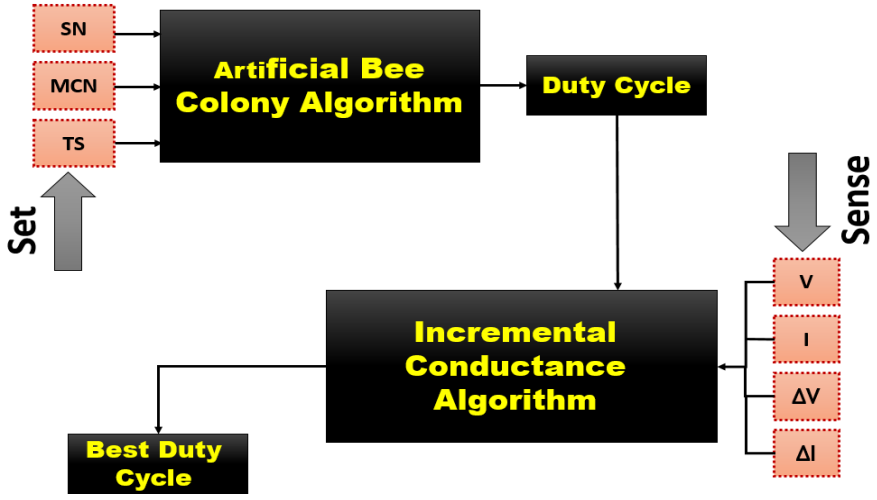


الشكل (1-4): النموذج العام للنظام المقترح.

4-3 الخوارزمية الهجينة Hybird MPPT Algorithm:

إن الخوارزمية التي سنقوم بتنفيذها والعمل عليها تتألف من قسمين كما في الشكل (2-4):

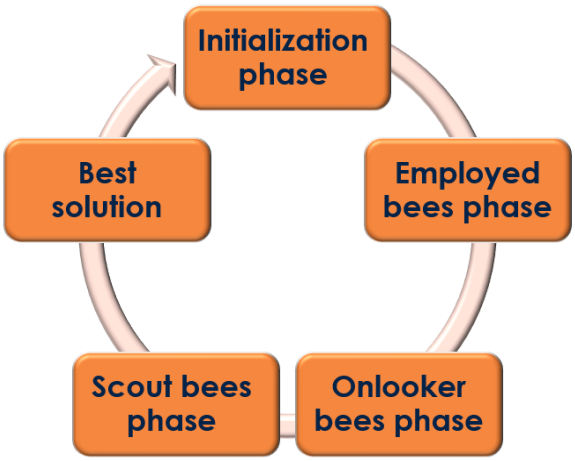
1. **القسم الأول:** خوارزمية مستعمرة النحل Artificial Bee Colony (ABC).
2. **القسم الثاني:** خوارزمية زيادة الناقلية Incremental Conductance.



الشكل (2-4): مخطط الخوارزمية الهجينة.

4-2-1 مخطط خوارزمية مستعمرة النحل (ABC):

يُمكن توصيف خوارزمية مُستعمرة النحل بالشكل (3-4) التالي:



الشكل (3-4): مخطط خوارزمية النحل.

تعتمد الخوارزمية على السلوك الذي يتبعه سرب النحل لإيجاد مصدر الطعام عند البحث عن الغذاء وتتضمن الخوارزمية ثلاثة أنواع من النحل هي كالآتي:

1- النحلات العاملات.

2- النحلات المشاهدات.

3- النحل الكشاف.

فيما يلي توضيح لعمل كل من هذه الأنواع:

- **مرحلة التهيئة Initialization Phase:**

في هذه المرحلة تُحدد المحددات الأساسية للخوارزمية، مثل عدد الحلول الممكنة SN وعدد الدورات الأعظمي MCN وزمن أخذ العينات Ts.

- **مرحلة النحلات العاملة Phase Employed Bees:**

في هذه المرحلة يُولد حل عشوائي استناداً إلى المعادلة الرياضية (4-1):

$$x_i = x_{min} + rand * (x_{min} - x_{max}) \quad (4-1)$$

حيث إن rand = [-1,+1].

- **مرحلة النحلات المشاهدات Onlooker Bees Phase:**

في مرحلة النحلات المشاهدات يتم إيجاد حل جديد وفق المعادلة الرياضية (4-2):

$$P_i = \frac{fit_i}{\sum_{n=1}^{SN} fit_n} \quad (4-2)$$

حيث أن fit القيمة المناسبة للحل x_i.

- **مرحلة النحلات الكاشفات Scout Bees Phase:**

في هذه المرحلة يُبدل بين الحل الجديد والحل الذي تمت مغادرته.

- **الحل الأفضل Best Solution:**

يتكرر هنا دور العمل حتى الوصول إلى القيمة العظمى MCN.

4-4 تهيئة خوارزمية النحل وإعدادها:

حتى يكون بالإمكان توليد الحل الابتدائي والحل الأفضل لا بد من تحديد قوانين القيمتين الصُغرى والعظمى لثابت تشغيل الخوارزمية وفقاً للخطوات المُتسلسلة الآتية، بالنسبة للحل الابتدائي المُحدد في المعادلة (4-1)، تُولد عناصر الحل كما في المعادلتين (4-3) و(4-4):

القيمة الصُغرى لقيمة ثابت التشغيل:

$$d_{min} = \frac{\sqrt{\eta_{bb} R_{l.min}}}{\sqrt{R_{pv.max}} + \sqrt{\eta_{bb} R_{l.min}}} \qquad \textbf{(4-3)}$$

حيث إن:

d_{min}: القيمة الأصغرية لقيمة ثابت التشغيل.

η_{bb}: كفاءة مبدل التيار المستمر DC – DC Converter.

$R_{l.min}$: القيمة الصُغرى للحمل الموصول إلى الخرج.

$R_{pv.max}$: المقاومة العكسية لمصفوفة اللوح الشمسي.

القيمة العُظمى لقيمة ثابت التشغيل:

$$d_{max} = \frac{\sqrt{\eta_{bb} R_{l.max}}}{\sqrt{R_{pv.min}} + \sqrt{\eta_{bb} R_{l.max}}} \qquad \textbf{(4-4)}$$

حيث إن:

d_{max}: القيمة الأعظمية لقيمة ثابت التشغيل.

η_{bb}: كفاءة مبدل التيار المستمر DC – DC Converter.

$R_{l.max}$: القيمة العُظمى للحمل الموصول إلى الخرج.

$R_{pv.min}$: المقاومة العكسية لمصفوفة اللوح الشمسي.

لا بُدَّ الآن من حساب كل من القيمتين $R_{pv.min}$ و $R_{pv.max}$ لنتمكن من حساب القيمتين الصُغرى و العُظمى لثابت التشغيل (Duty Cycle) وفق المعادلتين (4-5) و(4-6):

$$R_{pv.min} = \frac{\tilde{V}_{oc.min}}{I_{sc.max}} = \frac{\alpha . V_{oc.min}}{I_{sc.max}} \qquad \textbf{(4-5)}$$

$$R_{pv.max} = \frac{V_{oc.max}}{\tilde{I}_{sc.min}} = \frac{V_{oc.min}}{\beta . I_{sc.min}} \qquad \textbf{(4-6)}$$

ويُوضح الجدول (1-5) دلالات كل من هذه الرموز:

الرمز	الدلالة
$V_{oc.max}$	القيمة العُظمى لتوتر الدارة المفتوحة.
$V_{oc.min}$	القيمة الصُغرى لتوتر الدارة المفتوحة.
$I_{sc.max}$	القيمة العُظمى لتيار القصر.
$I_{sc.min}$	القيمة الصُغرى لتيار القصر.
α, β	عوامل التحجيم للقيمة المُخمنة لكل من $V_{oc.min}$ ، $I_{sc.max}$.

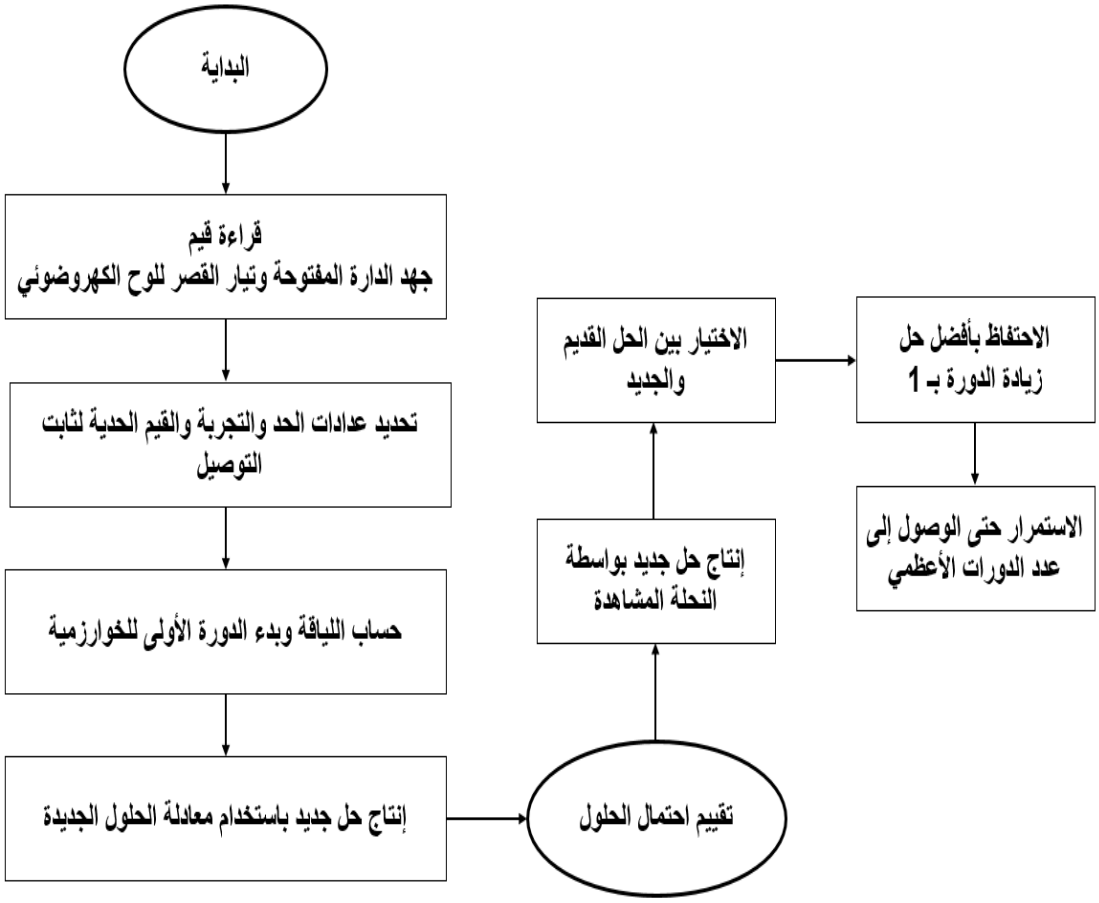
الجدول (1-4): دلالات رموز معادلات ثابت التشغيل.

تجدر الإشارة إلى أن قيم كل من عوامل التحجيم للقيمة المُخمنة لـ $V_{oc.min}$ ، $I_{sc.max}$ هي قيم أقل من الواحد وتُحدد المجال الخاص بمجال التخمين وإن القيم $I_{sc.min}, I_{sc.max}$ يُمكن استبدالها بالقيمة I_{sc} وكذلك يُمكن استبدال القيم $V_{oc.min}, V_{oc.max}$ بالقيمة V_{oc} وα,β تأخذ قيم بين 0 و1 ويمكن تحديدها بشكل اختياري، والقسم الرئيسي للكود البرمجي الخاص بخوارزمية النحل يمر بالخطوات التالية:

1. تهيئة مجتمع الحلول SN باستخدام معادل الحل الأولي.

2. تحديد عدادات الحد والتجربة لقيمة ثابت التوصيل.
3. حساب اللياقة.
4. بدء الدورة الأولى.
5. إنتاج حل جديد لكل نحلة عاملة باستخدام معادلة الحل الجديد وحساب اللياقة.
6. تنفيذ عملية الاختيار بين الحل الجديد والحل القديم.
7. تقييم قيم الاحتمال $\boldsymbol{P_i} = \frac{fit_i}{\sum_{n=1}^{SN} fit_n}$ للحلول.
8. إنتاج حل جديد لكل نحلة مشاهدة.
9. تنفيذ عملية الاختيار بين الحل الذي وجدته النحلة المشاهدة والحل القديم.
10. في حالة وجود حل مهمل لمرحلة النحلة الكاشفة يتم تغييره بإنتاج جديد عشوائي.
11. الاحتفاظ بأفضل الحلول الموجودة حتى الآن.
12. زيادة الدورة بمقدار 1.
13. استمرار العمل حتى يصبح رقم الدورة = MCN.

وبناءً على ما سبق يمكن تحديد آلية عمل خوارزمية النحل وفق المخطط التدفقي في الشكل (4-4):



الشكل (4-4): آلية عمل خوارزمية النحل.

تجدر الملاحظة أن زيادة عدد النحلات يحقق حل أمثل أفضل لكن تكون سرعة التقارب أقل لذلك التخفيض هنا خيار أفضل، وبعد الانتهاء من التهيئة وظهور النتائج يكون الحل الأفضل (المقصود ثابت التوصيل D) هو الحل ذو الاحتمال الأعلى علماً أن الاحتمال يحسب وفق الخطوة 7 السابقة الذكر.

4-5 تهيئة تقنية زيادة الناقلية وإعدادها:

تعتمد هذه التقنية على إشارة القيمة المُعرفة بالعبارة الجبرية (4-7) التالية:

$$\frac{I_{PV}}{V_{PV}} + \frac{dI_{PV}}{dV_{PV}} \qquad \textbf{(4-7)}$$

حيث إن:

$\frac{I_{PV}}{V_{PV}}$: السماحية اللحظية والتي تُمثل ميل نقطة التشغيل وهذا الميل موجب دوماً.

$\frac{dI_{PV}}{dV_{PV}}$: الزيادة في الناقلية وهي تُمثل ميل المماس على منحني I-V.

فعندما يُعمل عند نقطة الـ MPP يكون الميلان متساويين ومتعاكسين ومنه يكون المستقيمات متعامدان كما المعادلة (4-8):

$$\frac{I_{PV}}{V_{PV}} + \frac{dI_{PV}}{dV_{PV}} = 0 \qquad \textbf{(4-8)}$$

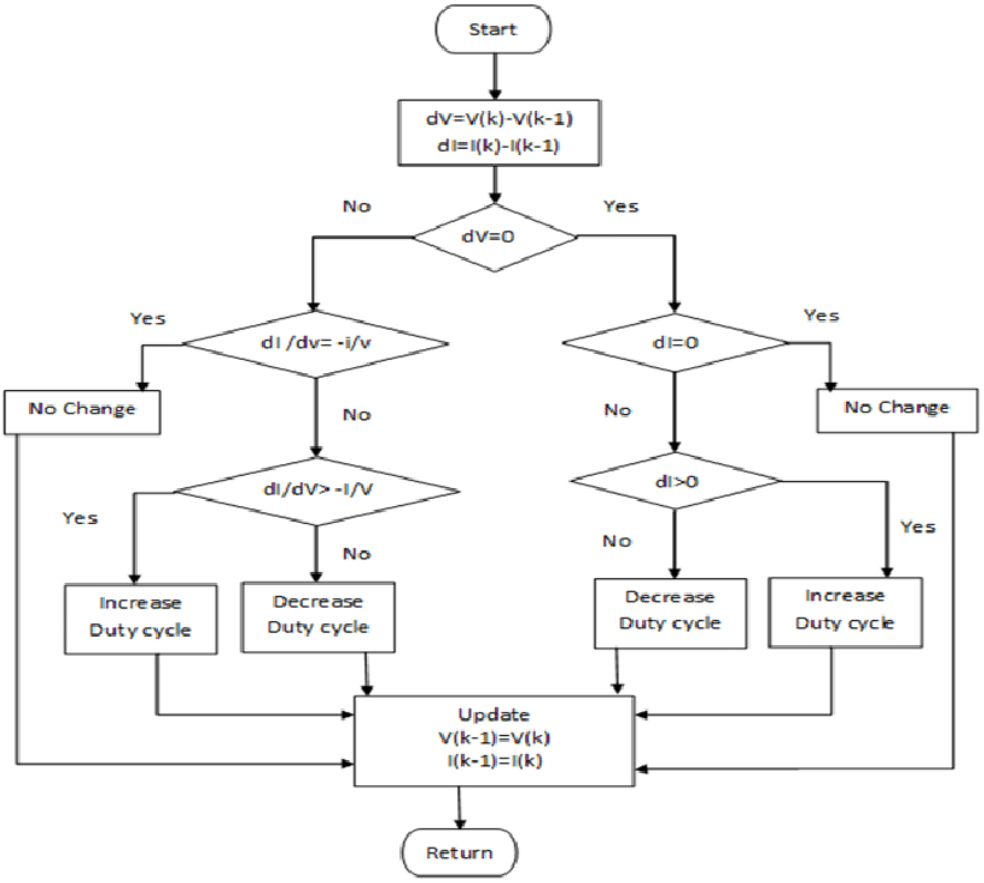
بينما عندما تقع نقطة العمل على يمين نقطة الـ MPP يكون ميل المماس أكبر من ميل نقطة التشغيل ومن ثُم تكون المعادلة (4-9):

$$\frac{I_{PV}}{V_{PV}} + \frac{dI_{PV}}{dV_{PV}} < 0 \qquad \textbf{(4-9)}$$

أما عندما تقع نقطة العمل لنظام العمل على يسار الـ MPP فيكون ميل المماس أصغر من ميل نقطة التشغيل وتتحقق المعادلة (4-10):

$$\frac{I_{PV}}{V_{PV}} + \frac{dI_{PV}}{dV_{PV}} > 0 \qquad \textbf{(4-10)}$$

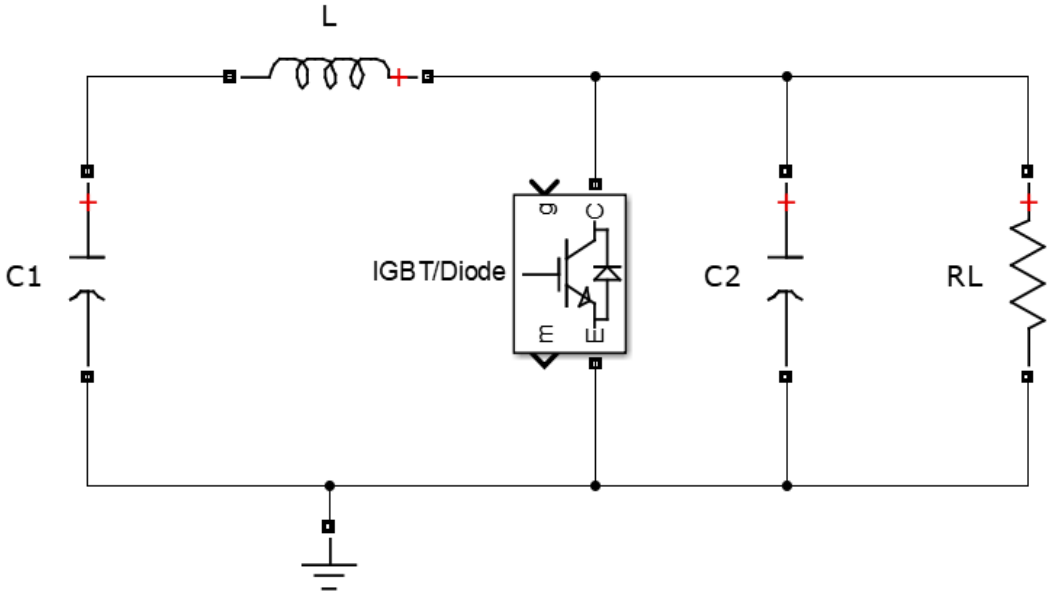
ويُوضح الشكل (4-5) المخطط التدفقي الخاص بهذه التقنية على اعتبار أن a مقدار الاضطراب:



الشكل (4-5) المخطط التدفقي لتقنية زيادة الناقلية.

4-6 مُبدل التيار المستمر DC-DC Converter:

وفقاً للمخطط الصندوقي للنظام المقترح والمُوضح في الشكل (4-1) السابق فإن مُبدل التيار الذي سيتم العمل عليه هو من نوع المبدلات الرافعة للتيار (Boost Chopper) والدارة الكهربائية المُمثلة له هي كما في الشكل (4-6):



الشكل (4-6): الدارة الكهربائية لمبدل التيار المستمر.

أما بالنسبة لقيم العناصر الكهربائية لهذا المبدل فهي موضحة في الجدول (4-2) التالي [19]:

رمز العنصر الكهربائي	القيمة	الواحدة
C1	470	μF
L	0.29	H
C2	600	μF
RL	5	Ω

الجدول (4-2): قيم العناصر الكهربائية لمُبدل التيار المستمر.

4-7 المحددات الأساسية لتهيئة خوارزمية النحل:

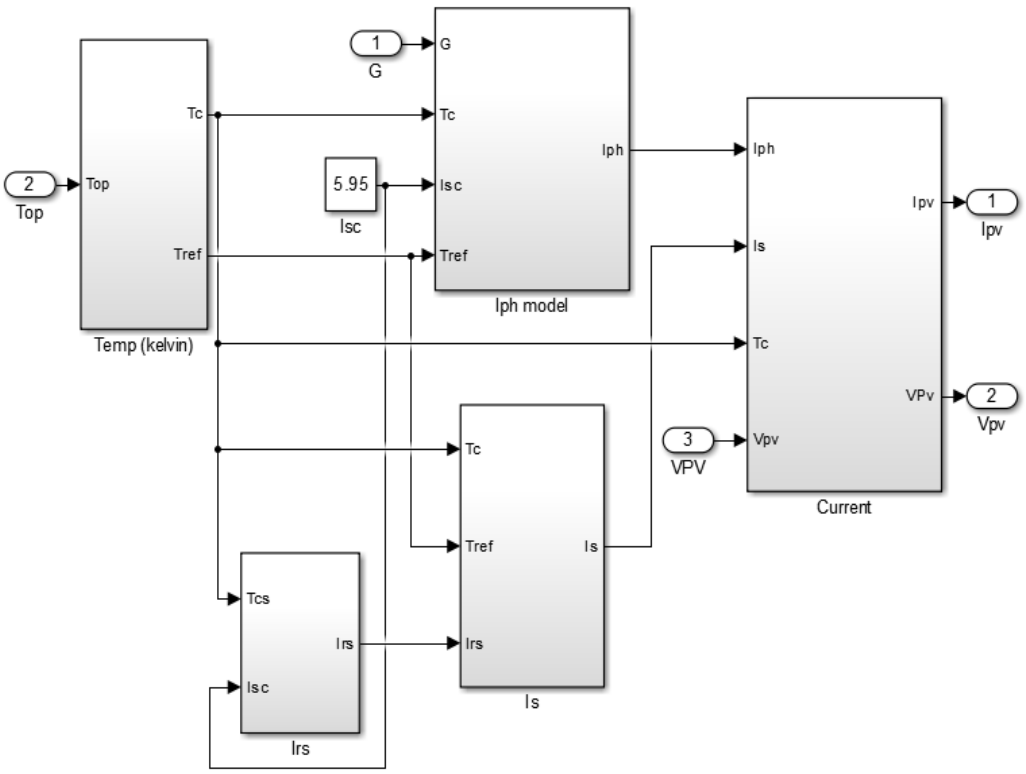
وفقاً لِما سَبَقَ ذِكرَهُ فإن لخوارزمية النحل ABC مجموعة من العناصر الأساسية يجب تحديدها قبل البدء في العمل وعناصر الخوارزمية كما في الجدول (4-3):

الرمز	الاسم	القيمة
Max_Cycles	عدد الدورات الأعظمي	90
nPop	حجم الخلية	Max_Cycles/2
nOnlooker	عدد النحلات المشاهدات	nOnlooker=nPop

الجدول (4-3): محددات خوارزمية النحل الأساسية.

4-8 نموذج النظام الكهروضوئي في ماتلاب:

بالاعتماد على المعادلات الخاصة بالنظام الكهروضوئي وبيئة المحاكاة SIMULINK في ماتلاب فإن نظام العمل كما الشكل (7-4) الآتي:

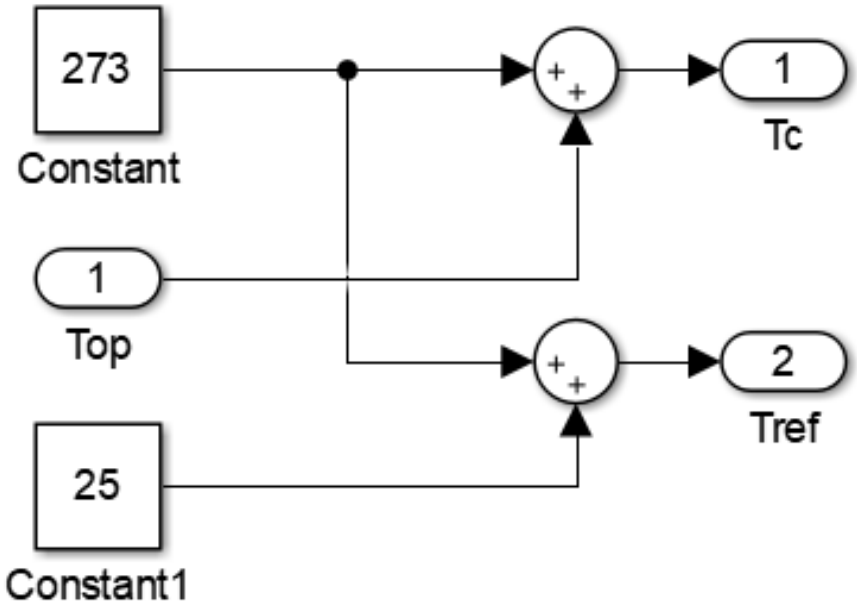


الشكل (7-4): نموذج النظام الكهروضوئي في ماتلاب.

وفيما يلي توضيح للمكونات الداخلية لعناصر نموذج النظام الكهروضوئي الموجود في الشكل (7-4):

4-8-1 المخطط الداخلي لـ Temp:

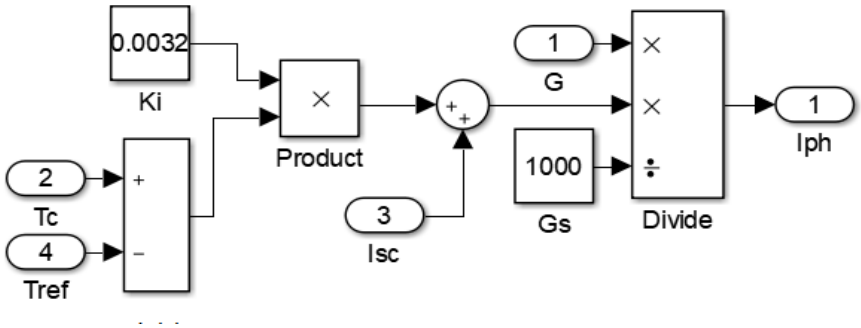
يُبين الشكل (8-4) مكونات الـ Temp:



الشكل (8-4): مكونات الـ Temp.

4-8-2 المخطط الداخلي لـ Iph model:

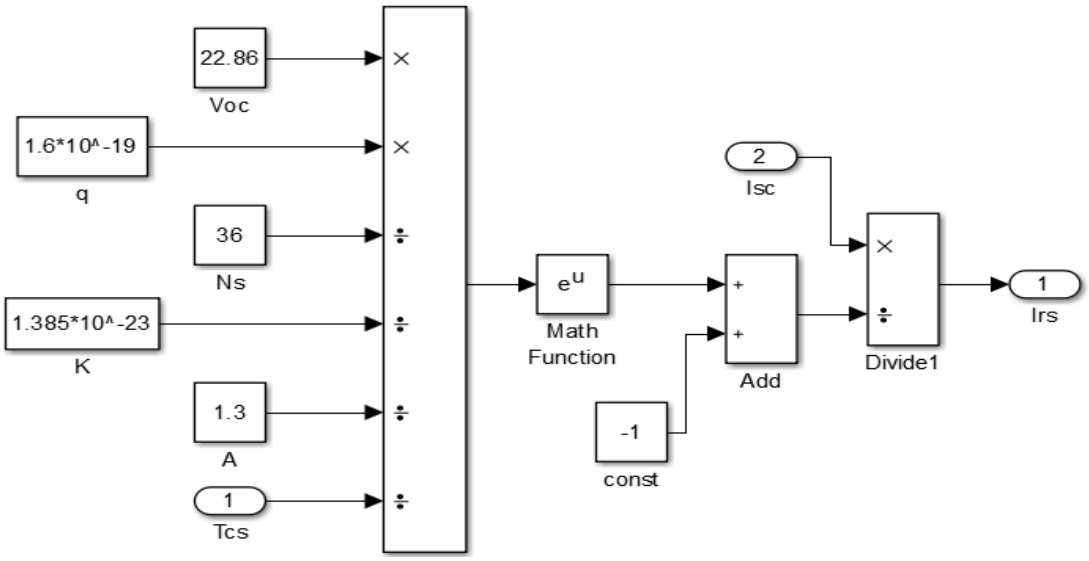
يُبين الشكل (9-4) مكونات الـ Iph model:



الشكل (4–9): مكونات الـ Iph model.

4–8–3 المخطط الداخلي لـ Irs:

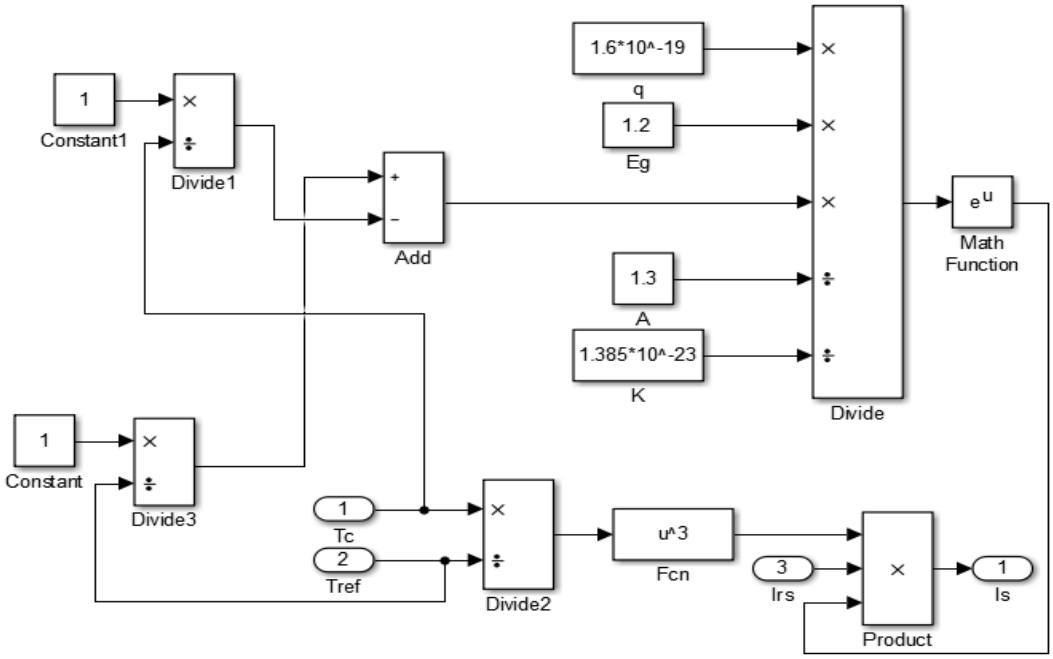
يُبين الشكل (4–10) مكونات الـ Irs:



الشكل (4–10): مكونات الـ Irs.

4–8–4 المخطط الداخلي لـ Is:

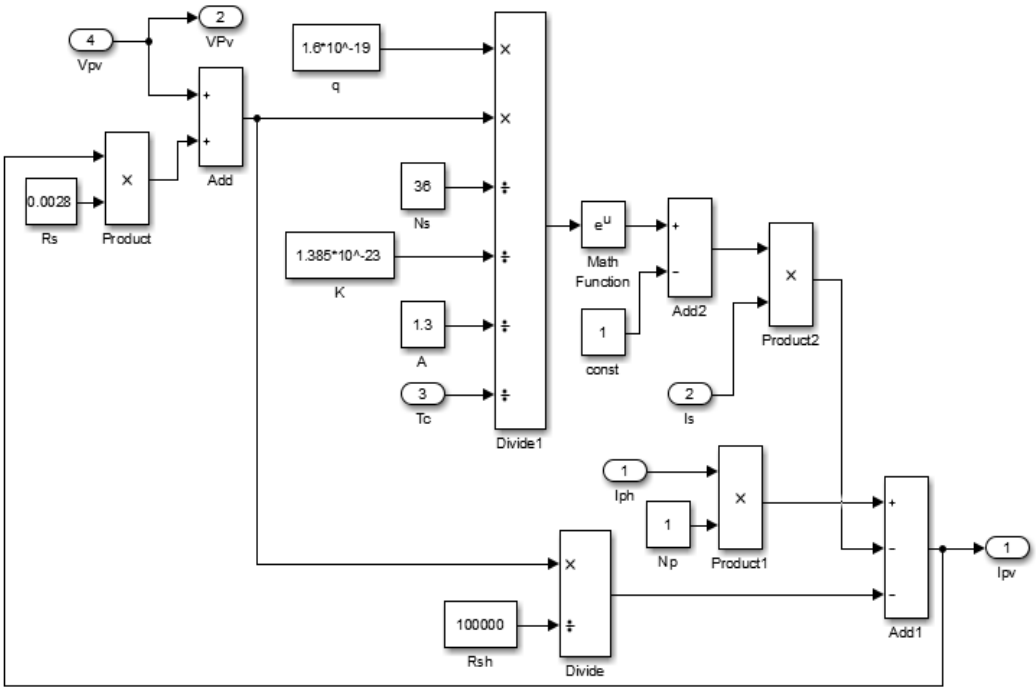
يُبين الشكل (4–11) مكونات الـ Is:



الشكل (4–11): مكونات الـ Is.

4-8-5 المخطط الداخلي لـ Current:

يُبين الشكل (4-12) مكونات الـ Current:



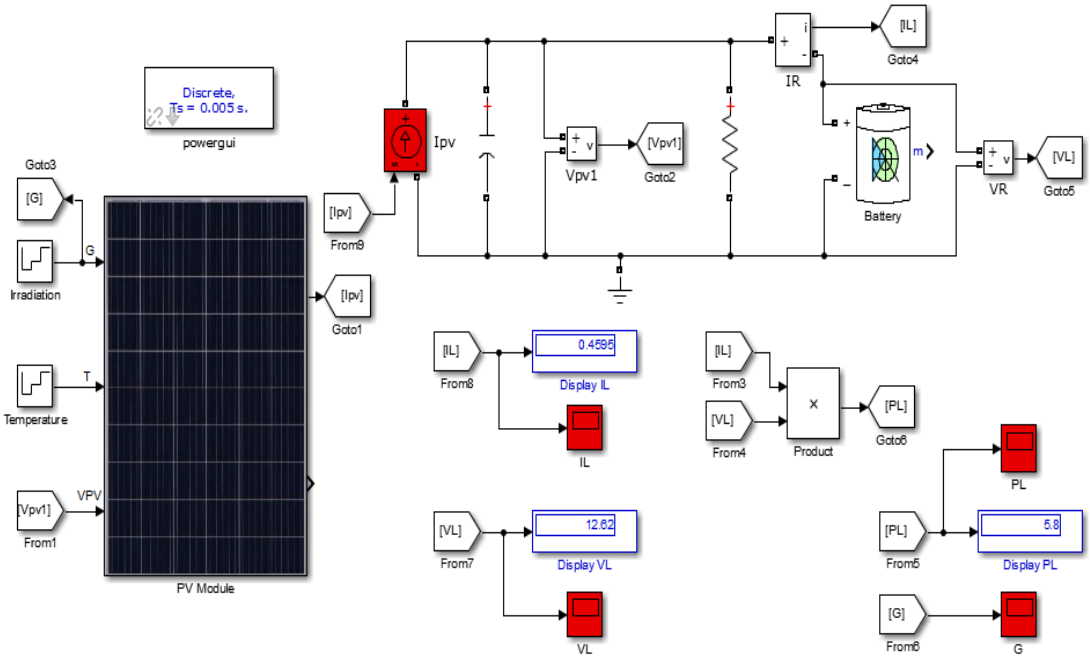
الشكل (4-12): مكونات الـ Current.

4-9 مناقشة ملاحقة نقطة الاستطاعة العظمى:

بعد الانتهاء من تهيئة الخوارزميات وتصميم النظام الكهروضوئي ستتم الآن المحاكاة والمناقشة وفق ما يلي [19].

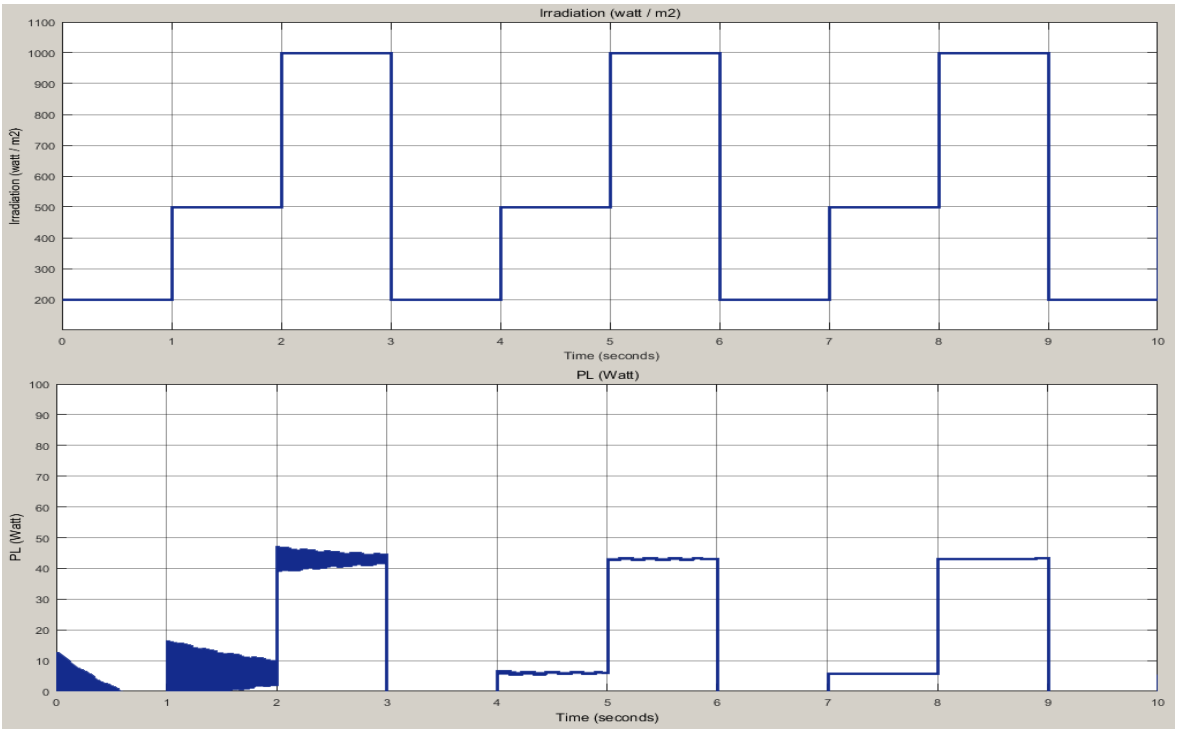
4-9-1 أداء النظام بغير تنفيذ ملاحقة:

في هذه الحالة لن تستخدم أية تقنية أو خوارزمية والشكل (4-13) يُبين نموذج العمل:



الشكل (4-13): نموذج النظام الكهروضوئي بغير تنفيذ ملاحقة.

ويبين الشكل (4-14) منحني استطاعة خرج النظام بغير ملاحقة في حال تغير شدة الإشعاع الشمسي وثبات درجة الحرارة:

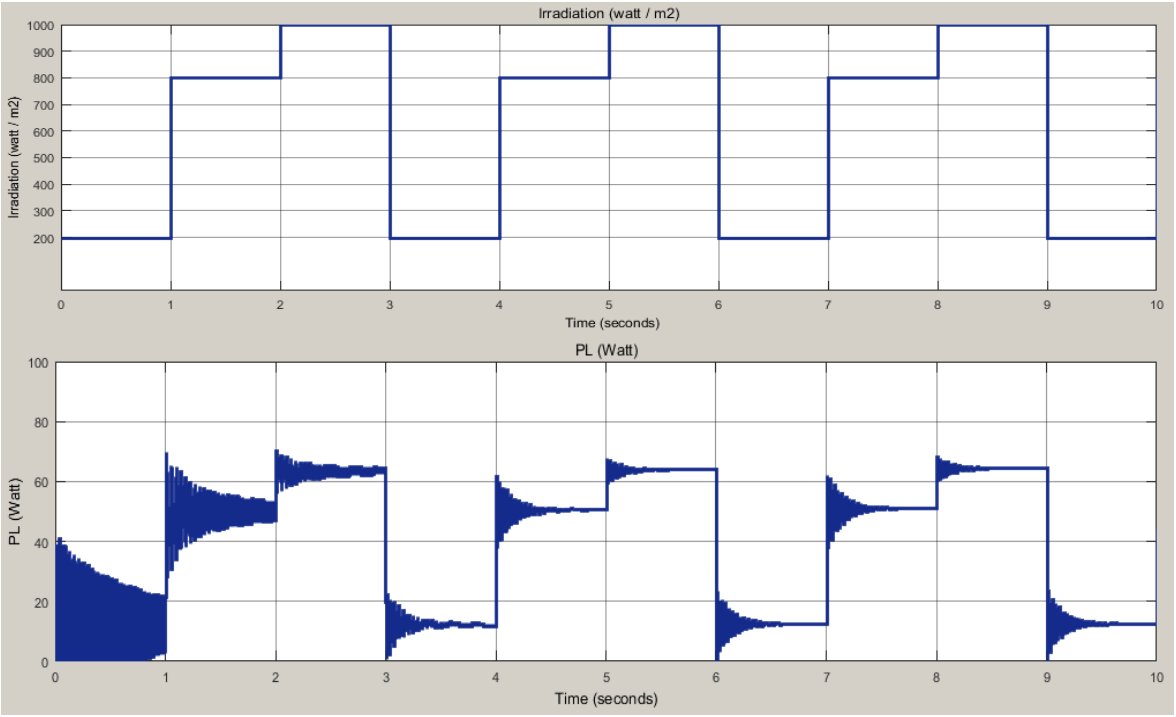


الشكل (4-14): منحني استطاعة خرج النظام بغير ملاحقة في حالة تغير الإشعاع وثبات درجة الحرارة.

وفقاً للمنحنيات في كُل من المنحنيين السابقين يُلاحظ أن قيمة الاستطاعة تنخفض عندما تكون قيمة الإشعاع الشمسي أقل من القيمة 1000 Watt/m2.

4-9-2 أداء النظام مع تنفيذ ملاحقة باستخدام تقنية زيادة الناقلية:

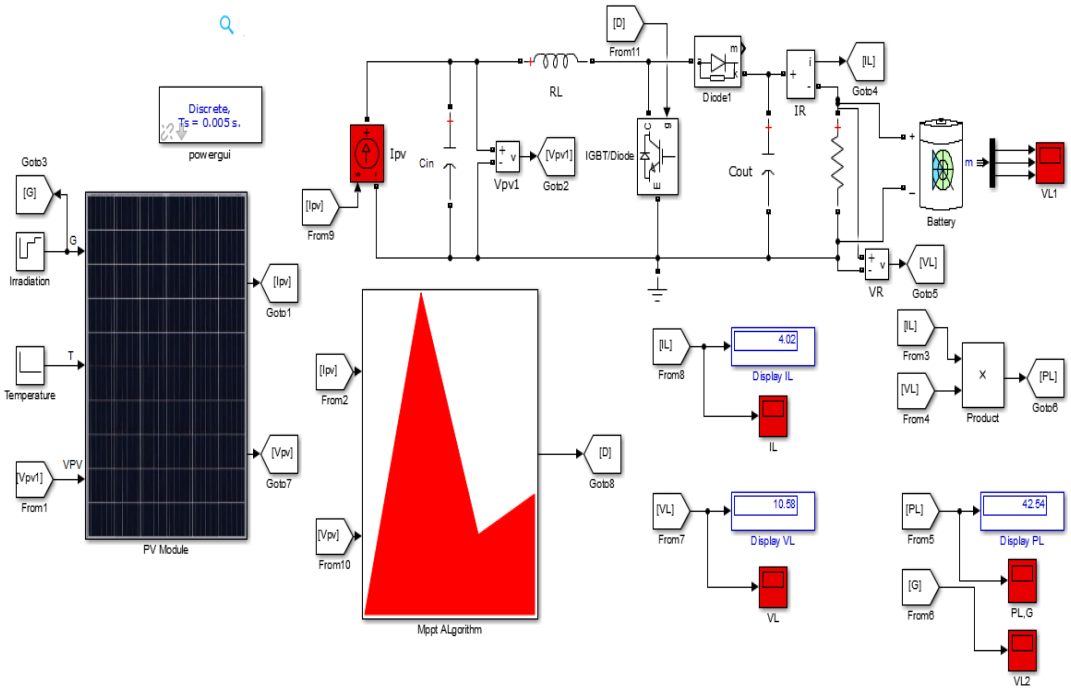
في الشكل (4-15) يظهر منحني استطاعة خرج النظام بحالة تطبيق ملاحقة باستخدام تقنية زيادة الناقلية فقط:



الشكل (4-15) منحني استطاعة النظام في حالة تطبيق ملاحقة باستخدام تقنية زيادة الناقلية.

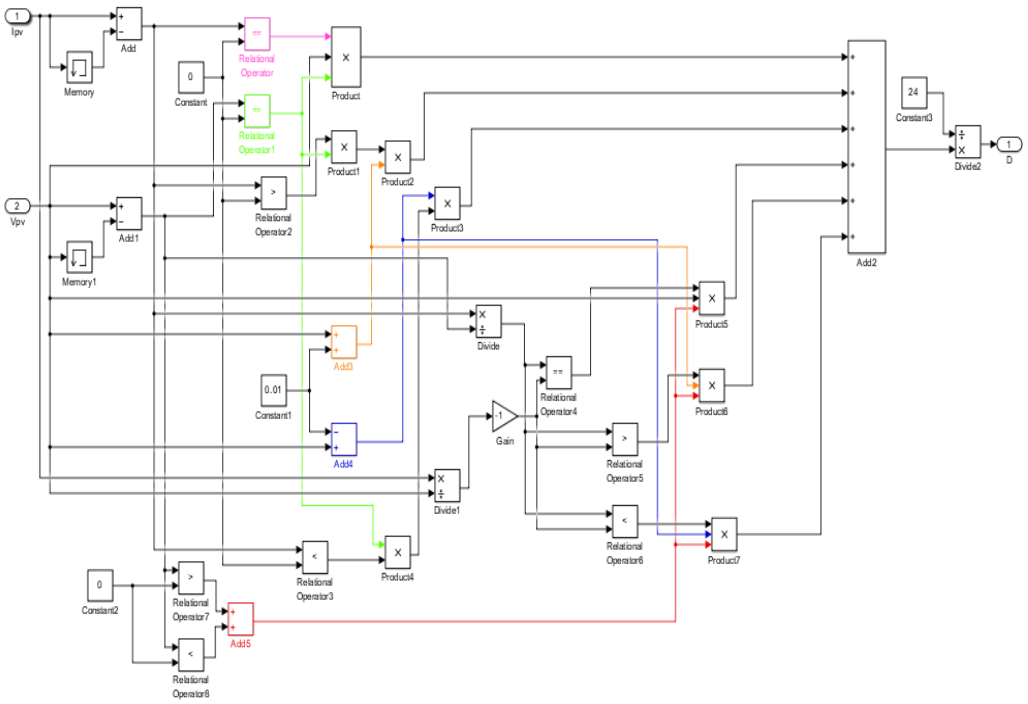
4-9-4 أداء النظام مع تنفيذ ملاحقة باستخدام الخوارزمية الهجينة:

درسنا في الحالات السابقة أداء النظام بغير تنفيذ أية ملاحقة، ومع تقنية زيادة الناقلية كُلاً على حدة وفي هذه الحالة سندرس أداءه مع استخدام الخوارزمية الهجينة حيث ستنفذ في البداية خوارزمية النحل التي تعتمد على جهد الدارة المفتوحة وتيار القصر للوح الكهروضوئي، ومن ثم سيُدخل الحل الأمثل الذي تُنتجه خوارزمية النحل إلى خوارزمية زيادة الناقلية التي ستنتج الحل الأفضل لثابت التشغيل (D) وكُل ذلك باستخدام النظام المُوضح في الشكل (16-4) الآتي:



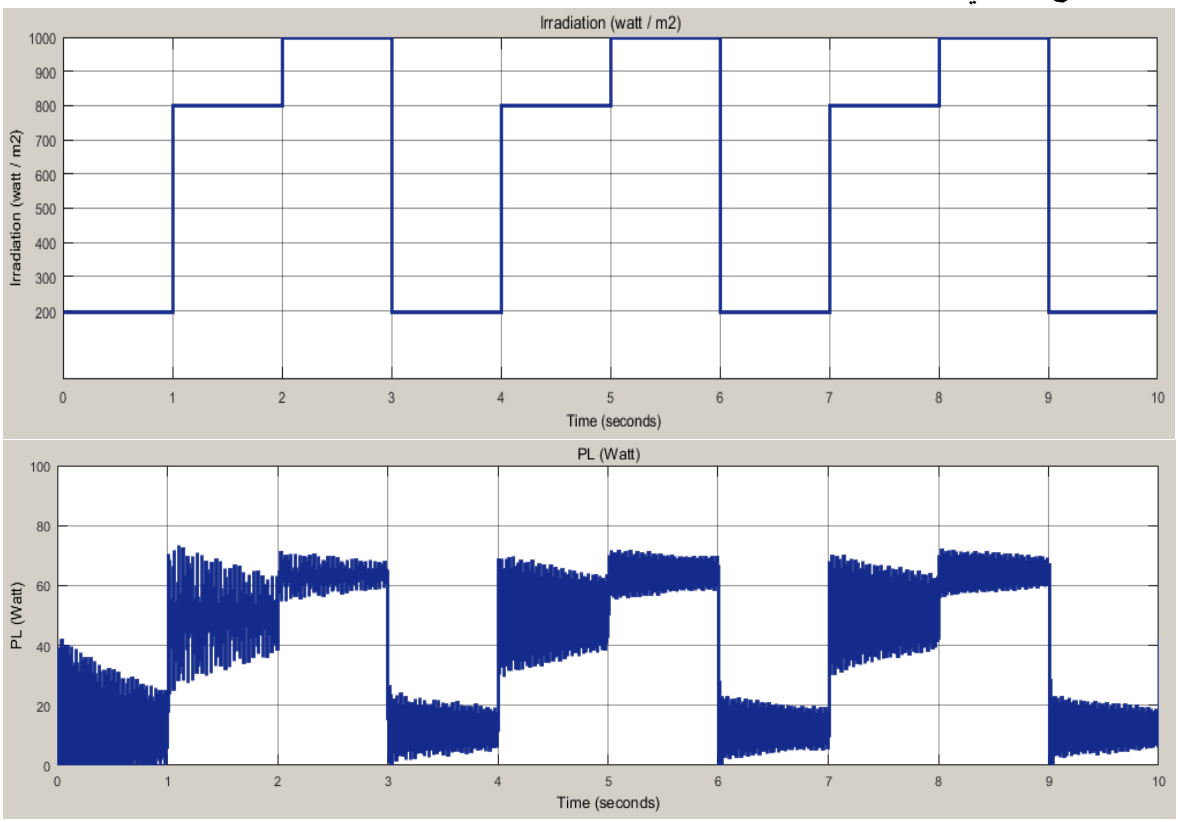
الشكل (16-4): نموذج النظام الكهروضوئي مع ملاحقة.

وفي الشكل (17-4) نُبين نموذج المحاكاة الخاص بخوارزمية زيادة الناقلية التي نُمذجت باستخدام الأدوات الموجودة في مكتبة SIMULINK:



الشكل (17-4): نمذجة خوارزمية الناقلية في ماتلاب.

باستخدام الخوارزمية الهجينة وفي الشكل (18-4) الآتي، يظهر منحني استطاعة الخرج عند ثبات قيمة الحرارة وتغير شدة الإشعاع الشمسي:



الشكل (18-4): منحني استطاعة خرج النظام مع ملاحقة في حالة تغير الإشعاع وثبات درجة الحرارة.

4-10 مقارنة النتائج مع الدراسات المرجعية:

في الدراسة المرجعية رقم / 9 / والتي اخترنا المقارنة معها نظراً لتقارب قيم اللوح الكهروضوئي مع القيم للوح الذي قمنا بدراسته، تم العمل على استخدام الخوارزمية الجينية وبعد الانتهاء من مرحلة توليف البارامترات وضبط المحددات تم تطبيق الخوارزمية على اثنين من الألواح الكهروضوئية الأول باستطاعة 200 وات والثاني تبلغ استطاعته 60 وات.

سنقوم بمقارنة نسبة الربح في الاستطاعة التي حصلنا عليها مع نتائج تطبيق الخوارزمية الجينية على اللوح الكهروضوئي ذو الاستطاعة (100 وات) حيث بعد التطبيق تبين أن الجهد الناتج بلغ 17.14 فولت علماً أن الجهد القياسي للوح الكهروضوئي يبلغ 21.1 فولت وفي هذه الدراسة لم يتم دراسة النظام باستخدام تقنيات أخرى او في حالة عدم الملاحقة.

في دراستنا ووفقاً للقيم القياسية للوح الكهروضوئي فإن الجهد القياسي يبلغ 22.86 فولت وعند تطبيق الخوارزمية في ظروف العمل القياسية من إشعاع شمسي 100 وات / م2 و درجة حرارة 25 درجة مئوية فإن الجهد الحاصل كان قيمته 17 فولت والاستطاعة الموافقة له بلغت 66.18 مع الأخذ بالاعتبار أن استطاعة اللوح 100 وات وبذلك يمكن اعتبار أن كلتا الطريقتين حققتا نتائج جيدة في الحصول على استطاعة عظمى أقرب ما يمكن من استطاعة اللوح القياسية.

4-11 النتائج:

اعتماداً على قيم الاستطاعة الناتجة والمنحنيات نستنتج ما يلي:

1. وفقاً للمنحنيات السابقة لوحظ أن النظام قد أنتجَ كمية أكبر من الاستطاعة مع تنفيذ الملاحقة وعند تغير درجة الإشعاع الشمسي فإن الانخفاض في قيمة الاستطاعة الناتجة كان بمستويات أقل بكثير من حالة عدم تنفيذ ملاحقة.
2. بالنسبة لِما يتعلق بالشكل العام لمنحني الاستطاعة ففي حالة عدم الملاحقة كانت التذبذبات قليلة وفي حالة استخدام زيادة الناقلية كانت الاستطاعة ذات قيمة أفضل (65.94) وات ومنحني الخرج ذو تعرجات أقل أما عند استخدام الخوارزمية الهجينة كان هنالك تذبذبات ولكن الربح كان في قيمة الاستطاعة والتي بلغت (66.18) وات.
3. بعد إتمام عملية المحاكاة والنمذجة لشقي الخوارزمية، أنتجت خوارزمية مستعمرة النحل ثابت التوصيل (الحل الأفضل D ذو الاحتمال الأعلى) والذي بلغت قيمته 0.018 بعد إتمام الدورات الأعظمي البالغ عددها 90 دورة ومن ثم أُدخل ثابت التوصيل الذي أنتجته خوارزمية النحل إلى خوارزمية الناقلية وبناءاً على المنحنيات نستنتج أنه في حالة ثبات قيمة درجة الحرارة وتدرج درجة الإشعاع انتقل النظام من الصفر إلى القيمة العُظمى للاستطاعة خلال 0.1 ثانية عند الإشعاع 200 وات / متر^2.
4. بعد مدة قدرها 2 ثانية انتقل الإشعاع من 800 إلى 1000 وات / متر^2 وبعد 0.1 ثانية استجاب النظام لتغير الإشعاع وارتفع قيمة الاستطاعة إلى القيمة العُظمى والبالغة (66.18) وات.

4-12 مقدار الزيادة في الاستطاعة الناتجة عن ملاحقة نقطة الاستطاعة العظمى:

بعد سلسلة المنحنيات يمكن تحرير الجدول (4-4) التالي عند القيم القياسية 1000 وات/م^2 و 25°:

التقنية	الاستطاعة (watt / m2)
عدم تطبيق ملاحقة	46.12
تقنية زيادة الناقلية	65.94
الخوارزمية الهجينة	66.18

الجدول (4-4): نتائج الاستطاعة.

وبالاعتماد على المعادلة التالية يمكن احتساب مقدار الوفر الطاقي الحاصل:

$$S_new = \frac{\sum Power_{Te_MPPT}}{\sum Power_{No_MPPT}} \times 100 \qquad \textbf{(4-11)}$$

حيث $\sum Power_{Te_MPPT}$ الاستطاعة الناتجة بعد تطبيق أي تقنية ملاحقة وS_new نسبة الزيادة في الاستطاعة وعليه يكون:

$$S_{new} = \frac{\sum Power_{Ic_{MPPT}}}{\sum Power_{N0_{MPPT}}} = \frac{65.94}{46.12} = 1.42$$

$$S_{new} = \frac{\sum Power_{Hyper_{MPPT}}}{\sum Power_{NO_{MPPT}}} = \frac{66.18}{46.12} = 1.434$$

$$S_{new} = \frac{\sum Power_{Hyper_{MPPT}}}{\sum Power_{Ic_{MPPT}}} = \frac{66.18}{65.94} = 1.003$$

بالاعتماد على النتيجة السابقة نلاحظ مدى التحسن في قيمة الاستطاعة العظمى الناتجة عن النظام الكهروضوئي في حال تنفيذ ملاحقة لنقطة الاستطاعة باستخدام الخوارزمية الهجينة المُستخدمة حيث زادت قيمة الاستطاعة بمقدار 1.434.

1-12-4 الكود المستخدم في خوارزمية النحل:

```
clc;
clear;
close all;
%% Problem Definition
CostFunction=@(x) Sphere(x); % Cost Function
nVar=5; % Number of Decision Variables
VarSize=[1 nVar]; % Decision Variables Matrix Size
VarMin=-10; % Decision Variables Lower Bound
VarMax= 10; % Decision Variables Upper Bound
%% ABC Settings
MaxIt=200; % Maximum Number of Iterations
nPop=100; % Population Size (Colony Size)
nOnlooker=nPop; % Number of Onlooker Bees
L=round(0.6*nVar*nPop); % Abandonment Limit Parameter (Trial Limit)
a=1; % Acceleration Coefficient Upper Bound
%% Initialization
% Empty Bee Structure
empty_bee.Position=[];
empty_bee.Cost=[];
% Initialize Population Array
pop=repmat(empty_bee,nPop,1);
% Initialize Best Solution Ever Found
BestSol.Cost=inf;
% Create Initial Population
for i=1:nPop
pop(i).Position=unifrnd(VarMin,VarMax,VarSize);
pop(i).Cost=CostFunction(pop(i).Position);
if pop(i).Cost<=BestSol.Cost
BestSol=pop(i);
end
end
% Abandonment Counter
C=zeros(nPop,1);
% Array to Hold Best Cost Values
```

```
BestCost=zeros(MaxIt,1);
%% ABC Main Loop
for it=1:MaxIt
% Recruited Bees
for i=1:nPop
% Choose k randomly, not equal to i
K=[1:i-1 i+1:nPop];
k=K(randi([1 numel(K)]));
% Define Acceleration Coeff.
phi=a*unifrnd(-1,+1,VarSize);
% New Bee Position
newbee.Position=pop(i).Position+phi.*(pop(i).Position-pop(k).Position);
% Evaluation
newbee.Cost=CostFunction(newbee.Position);
% Comparision
if newbee.Cost<=pop(i).Cost
pop(i)=newbee;
else
C(i)=C(i)+1;
end
end
% Calculate Fitness Values and Selection Probabilities
F=zeros(nPop,1);
MeanCost = mean([pop.Cost]);
for i=1:nPop
F(i) = exp(-pop(i).Cost/MeanCost); % Convert Cost to Fitness
end
P=F/sum(F);
% Onlooker Bees
for m=1:nOnlooker
% Select Source Site
i=RouletteWheelSelection(P);
% Choose k randomly, not equal to i
K=[1:i-1 i+1:nPop];
k=K(randi([1 numel(K)]));
% Define Acceleration Coeff.
phi=a*unifrnd(-1,+1,VarSize);
% New Bee Position
newbee.Position=pop(i).Position+phi.*(pop(i).Position-pop(k).Position);
% Evaluation
newbee.Cost=CostFunction(newbee.Position);
% Comparision
if newbee.Cost<=pop(i).Cost
pop(i)=newbee;
else
C(i)=C(i)+1;
end
```

```
end
% Scout Bees
for i=1:nPop
if C(i)>=L
pop(i).Position=unifrnd(VarMin,VarMax,VarSize);
pop(i).Cost=CostFunction(pop(i).Position);
C(i)=0;
end
end
% Update Best Solution Ever Found
for I=1:nPop
if pop(i).Cost<=BestSol.Cost
BestSol=pop(i);
end
end
% Store Best Cost Ever Found
BestCost(it)=BestSol.Cost;
% Display Iteration Information
disp(['Iteration ' num2str(it) ': Best Cost = ' num2str(BestCost(it))]);
end
%% Results
figure;
%plot(BestCost,'LineWidth',2);
semilogy(BestCost,'LineWidth',2);
xlabel('Iteration');
ylabel('Best Cost');
grid on;
```

13-4 الخاتمة:

لقد ظهر بشكل موضح بالأرقام والمنحنيات أثر انخفاض الإشعاع على قيمة الاستطاعة الناتجة في هذا النظام الكهروضوئي والذي يبلغ حجمه $100\ watt\ /\ m^2$ وربما استخدام تقنيات أخرى أو تغيير محددات أخرى لأي من الخوارزميات التي قمنا باستخدامها يلعب دوراً محورياً في تغيير قيم الاستطاعة الناتجة ازدياداً وفي هذا العصر أصبحت التقنية الشمسية في السنوات الأخيرة متاحة بشكل متسارع في الأسواق العالمية، وتسمح هذه التقنية بتوليد الطاقة بغير استخدام الوقود، لكن توليد الطاقة باستخدام الخلايا الشمسي يواجه بعض الضياعات التي تسببها تغيرات في ظروف البيئة، والأيام الماطرة، وتناقص مستويات الإشعاع، وتغيرات درجة الحرارة، وأحياناً يُمكن أن يكون سبب الضياعات هو ماهية التقنية المستخدمة في ملاحقة نقطة الاستطاعة وعند التعامل مع نُظم الطاقة المتجددة يجب بناء النظام بحيث يحقق الكفاءة المرجوة منه وبذلك يُصبح نظاماً متكاملاً ينتج استطاعة بقدر جيد ويتلافى الهدر في الاستطاعة.

الاستنتاجات:

بعد مجموعة عمليات النمذجة والمحاكاة على النظام الكهروضوئي في حالات متعددة يُمكن استنتاج واستخلاص ما يأتي:

1. بالاعتماد على المنحنيات السابقة يُستنتج أن الظروف البيئية المُحيطة من شدة إشعاع شمسي ودرجة الحرارة تؤثر على أداء وكفاءة النظام الكهروضوئي بشكل ملحوظ ويظهر أثر ذلك في قيمة الاستطاعة المُقدمة من النظام والسبب في ذلك أنه بازدياد درجة الحرارة تزداد درجة حرارة الألواح الكهروضوئية مما يسبب انخفاضاً في التوتر وتغير طفيف في قيمة التيار أما في حال انخفاض شدة الإشعاع الشمسي ينخفض التيار المُولد من الألواح بينما يحدث تغير طفيف على قيمة التوتر وهذا ما يسبب التغيرات في قيم الاستطاعة.
2. بالمقارنة بين أعظم قيمة للاستطاعة قام النظام الكهروضوئي بتقديمها في حالتي الملاحقة وغير الملاحقة تبينَ أن النظام الكهروضوئي يكون ذو قيمة استطاعة أعلى في حال الملاحقة ويظهر هذا واضحاً في تقديمه استطاعة قدرها 66.18 وات عند الملاحقة واستطاعة بلغت 46.12 وات بغير وجود ملاحقة.
3. مع أخذ النتائج السابقة بعين الأهمية يُمكن القول أنه من الضروري جداً عند تصميم أي نُظم طاقة متجددة شمسية أو كهروضوئية تنفيذ مُلاحقة لنقطة الاستطاعة العُظمى باستخدام أي تقنية أو خوارزمية للملاحقة حيث أثبتت الملاحقة جدارتها في تحقيق استطاعة أكبر حيث في دراستنا ومع استخدام ميزات كُلاً من خوارزمية مستعمرة النحل وتقنية زيادة الناقلية ازدادت الاستطاعة بمقدار 1.434 بعد تطبيق الملاحقة.
4. استخدام تقنية واحدة فقط في ملاحقة نقطة الاستطاعة العظمى – مثلما هو الحال عند تطبيق تقنية زيادة الناقلية فقط – يحقق قيم استطاعة قريبة من القيم الاسمية الخاصة باللوح الكهروضوئي لكن النتيجة الحاصلة بعد دمج تقنيتي زيادة الناقلية وخوارزمية النحل أثبت أن استغلال ميزات أكثر من خوارزمية في آن واحد حقق زيادة في كمية الطاقة الناتجة وجعل النظام الكهروضوئي ذو فائدة أكبر حيث وفقاً لجدول النتائج كانت قيمة الاستطاعة الناتجة 98.68 وات عند إشعاع شمسي (1000 Watt/m2) و درجة حرارة (25 C°).
5. حققت الخوارزمية الهجينة سرعة في زمن الاستجابة فبعد ازدياد الإشعاع الشمسي من 800 watt/m2 إلى 1000 watt/m2 وبقاء درجة الحرارة 25 درجة مئوية استغرق النظام زمن قدره 0.1 ثانية ليحقق أقصى استطاعة والتي بلغت 66.18 وات.

التوصيات:

مع تزايد استخدام أنظمة الطاقة المتجددة الكهروضوئية يُمكن التوصية بما يأتي:

1. نظراً لتحقيق زيادة في قيمة الاستطاعة المُنتجة من قبل النظام الكهروضوئي بعد تطبيق ملاحقة لنقطة الاستطاعة العظمى عن طريق الدمج لخوارزميتين معاً يوصى بدمج أي خوارزمية من خوارزميات ذكاء السرب مع تقنية زيادة الناقلية (INC) لأنه وبالاعتماد على الدراسات النظرية والنتائج الحاصلة وجدنا أن تقنية INC تساعد على تسريع استجابة النظام الكهروضوئي في بحثه عن أعظم استطاعة.
2. تتأثر مصفوفة الخلايا الكهروضوئية بقيم الإشعاع والحرارة حيث تتعلق قيم الاستطاعة بهذه البارامترات وأيضاً يتعرض النظام الكهروضوئي لظروف تظليل جزئية (مرور كتلة من الغيم مثلاً) وسيعود هذا بأثره على خرج النظام، لذلك يُوصى بدراسة أداء نظام الـ PV عند ظروف التظليل الجزئية.
3. إن خوارزمية النحل واحدة من العناصر الأساسية للخوارزمية الهجينة المُطبقة في دراستنا وهي خوارزمية قابلة للتطوير المستمر لذلك نوصي بإجراء تحديثات في بنية الخوارزمية وعلى سبيل المثال البحث عن قوانين أخرى لتحديد القيم العظمى والصغرى لثابت توصيل مبدل التيار المستمر والذي يعتمد عليهم توليد الحل الأولي لخوارزمية النحل.
4. يُوصى بدراسة التقنيات التي تزيد أو تحافظ على كفاءة النظام الكهروضوئي وتحليلها في حالة ظروف التظليل الجزئية.
5. في دراستنا قمنا باستخدام مبدل تيار مستمر رافع للجهد ويمكن في دراسات مشابهة استخدام مبدل خافض للتيار أو مبدل من نوع (رافع – خافض) للتيار ودراسة الأثر الذي يحققه هذا المبدل على استطاعة خرج النظام الكهروضوئي.

المراجع:

[1] Eltawil, M. A., & Zhao, Z. (2013). MPPT techniques for photovoltaic applications. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 25, 793–813.

[2] Mao, M., Zhou, L., Yang, Z., Zhang, Q., Zheng, C., Xie, B., & Wan, Y. (2019). A hybrid intelligent GMPPT algorithm for partial shading PV system. Control Engineering Practice, 83, 108–115.

[3] Pilakkat, D., & Kanthalakshmi, S. (2019). An improved P&O algorithm integrated with artificial bee colony for photovoltaic systems under partial shading conditions. Solar Energy, 178, 37–47.

[4] Li, L. L., Lin, G. Q., Tseng, M. L., Tan, K., & Lim, M. K. (2018). A maximum power point tracking method for PV system with improved gravitational search algorithm. Applied Soft Computing, 65, 333-348.

[5] Huang, Y.-P., Ye, C.-E., & Chen, X. (2018). A Modified Firefly Algorithm with Rapid Response Maximum Power Point Tracking for Photovoltaic Systems under Partial Shading Conditions. Energies, 11(9), 2284.

[6] Shenbagaramalakshmi, S., Sivakasi,, W. (2017) Soft Computing Technique Based MPPT Algorithms for Photovoltaic System. ijareeie ,131–139.

[7] Mao , Mingxuan. (2019 , 14). A hybrid intelligent GMPPT algorithm for partial shading PV system. Elsevier, (83) , 108-115.

[8] Cherukuri, S. K., & Rayapudi, S. R. (2017). Enhanced Grey Wolf Optimizer based MPPT Algorithm of PV system under Partial Shaded Condition. International Journal of Renewable Energy Development, 6(3), 203.

[9] Delana, Eman. (2018). "Modeling a multi-layer artificial neural network to estimate the operating ratio of a DC surge transformer to track the maximum power point of the photovoltaic systems." Tishreen University.

[10] Shaheen, Hussam., Ganjrawi, Hassan. (2016). "Using the Genetic Algorithm to Track the Maximum Power Point in Photovoltaic Systems". Tishreen University.

[11] Karami, N., Moubayed, N., & Outbib, R. (2017). General review and classification of different MPPT Techniques. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 68.

[12] Pachpande, S.G., & Zope, P.H. (2012). Studying the effect of shading on Solar Panel using MATLAB.

[13] Babaa, S. E., Armstrong, M., & Pickert, V. (2014). Overview of maximum power point tracking control methods for PV systems. Journal of Power and Energy Engineering, 2(08), 59.

[14] M. G. Villalva, J. R. Gazoli and E. R. Filho, "Comprehensive Approach to Modeling and Simulation of Photovoltaic Arrays," in IEEE Transactions on Power Electronics, vol. 24, no. 5, pp. 1198-1208, May 2009, doi: 10.1109/TPEL.2009.2013862.

[15] Khanam, J. J., & Foo, S. Y. (2018). Modeling of a photovoltaic array in

MATLAB simulink and maximum power point tracking using neural network. J. Electr. Electron. Syst, 2, 40-46.

[16] Artificial Intelligence and Information Technologies. (2011) in the British Arab Academy for Higher Education (c. 45-1).

[17] Omaima Dhakak, Artificial Intelligence, published by the Syrian Virtual University, Syrian Arab Republic, 2018.

[18] Yang, X.-S. (2013). Optimization and Metaheuristic Algorithms in Engineering. Metaheuristics in Water, Geotechnical and Transport Engineering, 1–23.

[19] Chen, J.-H., Yau, H.-T., & Lu, J.-H. (2015). Chaos embedded particle swarm optimization algorithm-based solar optimal ReflexTM frequency charge. Journal of Applied Research and Technology, 13(2), 321–327. doi:10.1016/j.jart.2015.06.011

Abstract

In order to benefit from the largest electric energy generated by photovoltaic systems, it was necessary to search for a way to obtain the maximum capacity produced by photovoltaic panels, as the reliance on solar energy had increased as an inexhaustible source of electricity in addition to being a clean energy source, and the best solution was here Maximum Power Point Tracking is the implementation of Maximum Power Point Tracking in order to obtain the maximum power from the panels and reach a reliable photovoltaic power system that achieves high performance in different weather conditions.

In this study, a hybrid algorithm was used, the first part of which consists of the (Artificial Bee Colony) algorithm, which depends on the short current and the open circuit voltage of the solar panel, and the second part of the algorithm consists of the Incremental Conductance technique, and the reason for the merging between the two technologies is to take advantage of the advantages The two together, thus obtaining the maximum capacity of the PV system and also reducing the fluctuations in the response. After modeling and simulation of the photovoltaic system in the MATLAB / SIMULINK environment, a comparison was made between the system's performance in the event that the tracking was carried out and in the event that it remained free without any tracking.

The results showed that the performance of the system in the case of tracking is much better, as the efficiency improved by 50 %, and the response shape was less volatile and had smooth curves much more than, if it remained without tracking.

Key Words: Algorithm Tracking, Maximum Power Point, Photovoltaic System, Matlab/Simulink.

Syrian Arab Republic
Damascus University
Faculty of Mechanical and Electrical Engineering
Department of Computer and Automation Engineering

Development An Intelligent Algorithm To Improve Maximum Power Point Tracking For A Stand-alone Photovoltaic System

A Dissertation Submitted in Partial Fulfilment of the Requirements of the Master's Degree in Control and Automation Engineering

By
Eng. Nawar Jawdat Wassouf

Supervisor
Dr.Eng Muhammad Mazen Al-Mahairy

Academic year 2020 / 2021