

خلايا شمسية عضوية مزودة بدوائر تحكم عصبية مدمجة تهدف إلى تصحيح فقدان النقل في درجات الحرارة المرتفعة

سالمه الصادق سالم بودية¹، أمينة علي سالم المعيوفي²، صلاح الدين الطاهر البكوش³

كلية صرمان للعلوم والتقنية، صرمان، ليبيا

*SalmaSadeq@scst.edu.ly*¹, *aminaali71114@gmail.com*², *Sartmar@scst.edu.ly*³

الملخص

تواجه الخلايا الشمسية العضوية (OSCs) تحديًا رئيسيًا يتمثل في الانخفاض الكبير في الكفاءة الكهروضوئية عند ارتفاع درجات الحرارة، نتيجة فقدان النقل الإلكتروني وتزايد معدلات إعادة الاتحاد الحراري. تهدف هذه الدراسة إلى تطوير خلية شمسية عضوية ذكية مزودة بدائرة تحكم عصبية مدمجة قادرة على تصحيح هذا الفقد في الزمن الحقيقي، بما يعزز الاستقرار الحراري والأداء الكهروضوئي في ظروف التشغيل القاسية.

تم تصنيع الخلايا باستخدام بنية طبقية من نوع ITO / PEDOT:PSS / P3HT:PCBM / ZnO / Al، مع معالجة حرارية تتراوح بين 25–100°C لمحاكاة ظروف التشغيل البيئية. جرى تطوير نموذج شبكة عصبية أمامية (Feed-Forward ANN) بثلاث طبقات أساسية: مدخلات تمثل درجة الحرارة، الجهد، والتيار؛ وخرج يمثل الجهد التصحيحي لتعويض الفقد. تم تدريب الشبكة باستخدام بيانات تجريبية لخلايا غير محكومة عند درجات حرارة متزايدة، باستخدام خوارزمية Levenberg–Marquardt لتحسين سرعة التقارب والدقة التنبؤية.

أظهرت النتائج أن دمج دائرة التحكم العصبية أدى إلى تحسين متوسط كفاءة التحويل بنسبة 18.6% عند درجة 80°C مقارنة بالخلايا التقليدية، مع انخفاض فقد الجهد (ΔV_{oc}) بمعدل 27% وتحسن في معامل الامتلاء (FF) من 0.65 إلى 0.74. كما أظهرت التحاليل الطيفية (UV-Vis) والاستقصاءات المورفولوجية (AFM, SEM) استقرارًا بنيويًا أوضح في الطبقة النشطة نتيجة الضبط العصبي للتيار أثناء التشغيل الحراري. أظهرت المحاكاة العددية وفق نموذج الانجراف-الانتشار (Drift-Diffusion) توافقًا عاليًا مع القياسات التجريبية بنسبة خطأ أقل من 4.5%، مما يؤكد دقة التكامل بين النمذجة الفيزيائية والتحكم العصبي.

تؤكد هذه النتائج إمكانية تطبيق الذكاء العصبي كمنظومة تصحيح ذاتي في الخلايا الشمسية العضوية دون الحاجة إلى وحدات تبريد أو تحكم خارجي، وهو ما يمثل توجهًا واعدًا نحو تطوير الجيل الرابع من الأنظمة الكهروضوئية الذكية عالية الاستقرار والكفاءة في البيئات الحارة.

الكلمات المفتاحية:

الخلايا الشمسية العضوية، التحكم العصبي، الفقد الحراري، النمذجة الفيزيائية، الكفاءة الكهروضوئية، الاستقرار الحراري.

Submitted: 18/12/2025

Accepted: 22/01/2026

1. المقدمة

شهدت العقود الأخيرة تطورًا هائلًا في مجال تقنيات الطاقة المتجددة، خاصةً الخلايا الشمسية التي تُعدّ من أكثر الحلول الواعدة لتحقيق الاستدامة وتقليل الاعتماد على الوقود الأحفوري. ورغم أن الخلايا الشمسية السيليكونية التقليدية تمثل حاليًا الركيزة الأساسية في سوق الطاقة الشمسية، فإنها تواجه تحديات جوهرية تتعلق بارتفاع تكلفة التصنيع، وهشاشة المواد، ومحدودية كفاءتها في ظروف الإضاءة غير المثالية (د. عثمان زكي مبارك علي، 2022). ومن هنا برز الاهتمام المتزايد بالخلايا الشمسية العضوية (OSCs) بوصفها جيلًا جديدًا يتميز بخفة الوزن، والمرونة الميكانيكية، والإمكانية العالية للتصنيع منخفض التكلفة على ركائز مرنة (Zhu et al., 2024).

تتميز الخلايا العضوية بإمكانية تصميمها الجزيئي لتكييف الخصائص البصرية والإلكترونية، وقد حققت مؤخرًا كفاءات تجاوزت 20% بفضل التطور في بنى المستقبلات الجزيئية، وتحسين طبقات النقل والشحن (Yu et al., 2024; Wang et al., 2023).

كما ساهمت المعماريات الجديدة مثل الخلايا ثلاثية المكونات (ternary OSCs) في تحسين استقرار الأداء عبر التحكم في توزيع الحالات الطاقية ضمن الطبقة النشطة (Sun et al., 2021). ومع ذلك، فإن أحد أهم التحديات التي لا تزال تواجه هذه الخلايا هو الانخفاض الحاد في كفاءتها عند درجات الحرارة المرتفعة، نتيجة فقدان النقل الإلكتروني وتزايد عمليات إعادة الاتحاد الحراري (Xu et al., 2024). فالمواد العضوية ذات طاقة ربط فان دير فالس الضعيفة تتأثر بشدة بالتمدد الحراري، مما يؤدي إلى اضطراب في ترتيب الجزيئات ونشوء عيوب ناقلة تحد من التيار المولد (Fan et al., 2024). لقد أظهرت دراسات عدة أن تحسين الاستقرار الحراري يمكن تحقيقه عبر هندسة الطبقات البينية (interfacial engineering) أو تعديل بنية البوليمرات المستخدمة (Ravishankar et al., 2020; Wang et al., 2021) إلا أن هذه الأساليب تظل محدودة في قدرتها على معالجة التدهور الديناميكي أثناء التشغيل الفعلي للخلايا. وهنا برز الاتجاه الجديد نحو دمج الذكاء الاصطناعي (AI) داخل الأنظمة الكهروضوئية لتحقيق الضبط الذاتي للجهد والتيار في الزمن الحقيقي. فقد برهنت الخوارزميات العصبية الاصطناعية (ANNs) على فعاليتها العالية في تحليل الأنماط غير الخطية والتنبؤ بسلوك الأنظمة المعقدة مثل الخلايا العضوية (Rodríguez-Martínez et al., 2021; Marzouglal et al., 2024) من ناحية أخرى، فإن التطور السريع في تقنيات الإلكترونيات العضوية والميمريستورات (memristors) أتاح إمكانية تصميم دوائر عصبية مدمجة ذات قدرة منخفضة، يمكن دمجها مباشرة مع الخلايا الشمسية لتشكيل منظومات "كهروضوئية ذكية" قادرة على التعلم الذاتي والتكيف الحراري (Jebali et al., 2024; Shao et al., 2021). وتُظهر التطبيقات الحديثة، مثل الخلايا العضوية المدمجة مع الأنظمة الحسية الحيوية أو الأنظمة الإلكترونية المرنة، أن الدمج المادي بين المواد العضوية ودوائر التحكم العصبية أصبح واقعاً قابلاً للتنفيذ (Kakei et al., 2022). في هذا الإطار، تهدف هذه الدراسة إلى تطوير خلية شمسية عضوية مزودة بدائرة تحكم عصبية مدمجة قادرة على تصحيح فقدان النقل عند ارتفاع درجات الحرارة. تم تصميم الدائرة العصبية على أساس شبكة أمامية (Feed-Forward ANN) تُعَدِّي بيانات الجهد، التيار، ودرجة الحرارة، لتوليد إشارة تصحيحية تحافظ على الاستقرار الكهروضوئي في الزمن الحقيقي. ويعتمد النموذج المقترح على دمج المعالجة العصبية بالمكونات المادية للخلايا، بهدف تحقيق توازن بين الكفاءة، والاستقرار الحراري، وسرعة الاستجابة. إن الجمع بين الخلايا العضوية والذكاء الاصطناعي يمثل خطوة مهمة نحو تطوير الجيل الرابع من الخلايا الشمسية الذكية، القادرة على التكيف الذاتي مع الظروف البيئية المتغيرة دون الحاجة إلى وحدات تبريد أو تحكم خارجية. وبذلك، يسهم هذا العمل في توجيه مسار البحث المستقبلي نحو دمج الأنظمة العصبية مع الأجهزة الكهروضوئية لتحقيق كفاءة مستدامة في بيئات التشغيل القاسية.

2. المنهجية

2.1 تصميم البحث

تم تبني تصميم بحثي منهجي يجمع بين التطبيق التجريبي العملي والنمذجة الحاسوبية الدقيقة بهدف تطوير خلية شمسية عضوية تمتلك قدرة ذاتية على تصحيح فقدان النقل الإلكتروني عند درجات الحرارة المرتفعة باستخدام دائرة تحكم عصبية مدمجة. يقوم هذا التصميم على مبدأ الدمج بين التحليل التجريبي والمعالجة الحسابية لتوفير رؤية شاملة حول سلوك الخلايا الشمسية العضوية تحت ظروف تشغيلية قاسية، حيث إن ارتفاع درجة الحرارة يعد أحد أهم العوامل التي تؤثر سلباً في كفاءة التحويل الكهروضوئي واستقرار المواد الفعالة المكونة للخلية. بدأ تنفيذ التصميم بإعداد خلايا شمسية عضوية وفق بنية قياسية مكونة من طبقات متتابعة هي: الركيزة الزجاجية المطلية بمادة أكسيد القصدير المشوب بالإنديوم (ITO) تليها طبقة نقل الفجوات المصنوعة من PEDOT:PSS ثم الطبقة الفعالة التي تتكون من مزيج من P3HT:PCBM، وبعدها طبقة نقل الإلكترونات ZnO وأخيراً القطب المعدني المصنوع من الألومنيوم. تم تصنيع الخلايا في بيئة خاملة داخل صندوق غازي معزول، لضمان ثبات التركيب الكيميائي للمواد ومنع تفاعلها مع الأكسجين أو الرطوبة. أجريت عملية التلدين الحراري للعينة ضمن مدى حراري بين 25 إلى 100 درجة مئوية، حيث تمت زيادة الحرارة تدريجياً بمعدل 5 درجات كل 10 دقائق، بهدف دراسة تأثير التغير الحراري على خصائص النقل في الطبقة الفعالة. تم تقسيم العينات إلى ثلاث مجموعات رئيسية، شملت المجموعة الأولى الخلايا التقليدية غير المزودة بأي نظام تحكم، وشملت الثانية خلايا تحتوي على وحدة قياس حرارية فقط لمراقبة تأثير الحرارة على الأداء، أما المجموعة الثالثة فقد تم فيها دمج دائرة تحكم عصبية اصطناعية مبرمجة على متحكم دقيق (Microcontroller) بحيث تقوم بتحليل بيانات الجهد والتيار ودرجة الحرارة بشكل لحظي وتعديل فرق الجهد لتعويض الفقد الناتج عن الحرارة. بلغ عدد العينات الكلي خمسة عشر عينة، بحيث خُصصت خمس عينات لكل مجموعة لضمان التكرار الإحصائي ودقة النتائج.

تم تسجيل الأداء الكهربائي لكل خلية عند درجات حرارة تشغيل مختلفة تبدأ من 25 درجة مئوية وحتى 100 درجة مئوية باستخدام محاكي شمسي بمعيار إشعاعي قدره 100 ملي واط/سم². (AM 1.5G) أظهرت القياسات الأولية أن الخلايا التقليدية فقدت ما يقارب 21% من كفاءتها عند درجة حرارة 80 °C مقارنة بأدائها عند 25 °C، في حين أن الخلايا المزودة بدائرة التحكم العصبية أظهرت انخفاضاً محدوداً لا يتجاوز 6% في نفس الظروف، مما يشير إلى فعالية منهج التصميم الهجين في تقليل الفقد الحراري. أما الجزء الحاسوبي من التصميم فقد تم عبر بناء نموذج محاكاة رياضي يعتمد على معادلات الانجراف-الانتشار لتوصيف حركة الإلكترونات والفجوات في الطبقة الفعالة، مع تضمين معاملات تعتمد على درجة الحرارة لتمثيل التغيرات الحرارية في سلوك المادة. وتم دمج النموذج العصبي الاصطناعي ضمن هذه المحاكاة باستخدام بيئة MATLAB بهدف التنبؤ بالقيمة المثلى للجهد التصحيحي المطلوب في كل حالة حرارية. يوضح الجدول 1 مراحل التصميم البحثي والهدف من كل مرحلة لتحقيق تكامل واضح بين الجزء التجريبي والنظري:

جدول 1 مراحل التصميم البحثي والهدف من كل مرحلة لتحقيق تكامل واضح بين الجزء التجريبي والنظري:			
المرحلة	الوصف التفصيلي	الهدف العلمي	الأدوات المستخدمة
تصنيع الخلايا العضوية	إعداد الخلايا وفق البنية القياسية ITO/PEDOT:PSS/P3HT:PCBM/ZnO/Al	إنتاج عينات موحدة للدراسة	Hot Spin coater, Glove box, plate
دمج دائرة التحكم العصبية	برمجة شبكة عصبية ثلاثية الطبقات وربطها بالمتحكم الدقيق	التنبؤ وتصحيح الفقد الحراري	Arduino/ESP32, MATLAB, Sensors
الاختبار الحراري والأداء الكهروضوئي	قياس منحنيات الجهد-التيار في مدى 25-100 °C	تقييم تأثير الحرارة والتحكم العصبي على الكفاءة	Solar simulator, Thermal chamber
النمذجة والمحاكاة	بناء نموذج الانجراف-الانتشار مدمجاً بالشبكة العصبية	محاكاة النقل الحراري والتحقق من دقة النتائج	MATLAB, COMSOL Multiphysics

يُظهر هذا التصميم المنهجي التكامل أن الجمع بين التجربة العملية الدقيقة والنمذجة العصبية يتيح فهماً أكثر عمقاً لآلية فقدان النقل في الخلايا الشمسية العضوية عند درجات الحرارة المرتفعة، كما يقدم نموذجاً عملياً لتطوير أنظمة طاقة ذكية أكثر استقراراً وكفاءة في البيئات الحارة.

2.2 المواد وتصنيع الخلية الشمسية

اعتمدت هذه الدراسة على تصنيع خلايا شمسية عضوية عالية الكفاءة باستخدام مواد معروفة باستقرارها النسبي وكفاءتها الجيدة في تحويل الطاقة الكهروضوئية، مع التركيز على تحسين استجابتها الحرارية من خلال الدمج المستقبلي مع دائرة التحكم العصبية. تم اختيار مزيج من المواد العضوية المانحة والمستقبلة (Donor/Acceptor System) لما تتمتع به من توافق طاقوي مناسب وسرعة نقل عالية للإلكترونات والفجوات. استخدمت المادة P3HT (poly(3-hexylthiophene-2,5-diyl)) كمادة مانحة للإلكترونات، والمادة PCBM ([6,6]-phenyl-C61-butyric acid methyl ester) كمستقبل، وهي تركيبة شائعة تمتاز بالاستقرار البنيوي وسهولة المعالجة. في بعض العينات المقارنة، تم اعتماد النظام الثنائي PM6:Y6 لقياس الأداء في مستويات حرارة مرتفعة، نظراً لكفاءته الأعلى التي تتجاوز 15% في الظروف القياسية. تتكون الخلية الشمسية من بنية طبقية متعددة الطبقات تبدأ بالركيزة الزجاجية المطلية بطبقة شفافة من أكسيد القصدير المشوب بالإنديوم (ITO) بسمك يقارب 150 نانومتر تعمل كأنود ناقل للتيار. فوقها توضع طبقة PEDOT:PSS بسمك يقارب 40 نانومتر تعمل كطبقة لنقل الفجوات ومنع إعادة الاتحاد. يليها ترسيب الطبقة الفعالة التي تتكون من خليط P3HT:PCBM بنسبة وزنية 1:0.8 في مذيب كلوروبنز في تركيزه 25 ملغ/مل، تم إذابته وتحريره لمدة 12 ساعة عند درجة حرارة 50 °C لضمان التجانس التام. بعد ذلك يتم تبخير المذيب أثناء عملية الطلاء الدوار (spin coating) بسرعة دوران تتراوح بين 1500-2000 دورة في الدقيقة لمدة 60 ثانية للحصول على طبقة فعالة بسمك تقريبي يتراوح بين 100 و120 نانومتر. أما طبقة نقل الإلكترونات فتم تحضيرها من ZnO nanoparticle solution بسمك يقارب 30 نانومتر لضمان كفاءة جمع الإلكترونات ومنع التسرب الحراري. وأخيراً، يتم تبخير طبقة الألمنيوم بسمك 100 نانومتر تحت ضغط منخفض يبلغ 10⁻⁶ mbar لتشكيل الكاثود، وبذلك تكتمل البنية الكاملة للخلية كما يلي:

ITO / PEDOT: PSS / Active Layer (P3HT:PCBM) / ZnO / Al

قبل البدء في عملية الطلاء، خضعت الركائز الزجاجية لعملية تنظيف دقيقة باستخدام جهاز الموجات فوق الصوتية بثلاث مراحل متتالية شملت الغمر في الأسيتون لمدة 10 دقائق، ثم في كحول الأيزوبروبانول لمدة 10 دقائق إضافية، وأخيراً في الماء المقطر المعالج بالأيونات لإزالة أي شوائب سطحية أو جسيمات غير عضوية. بعد التنظيف، تم تجفيف الركائز عند 60 °C لمدة 15 دقيقة داخل فرن معقم. جميع عمليات الترسيب والتجفيف أجريت داخل غرفة Glove Box مشحونة بغاز النيتروجين بنسبة نقاء تبلغ 99.999%، وذلك لتجنب تفاعل الطبقات العضوية مع الرطوبة أو الأكسجين.

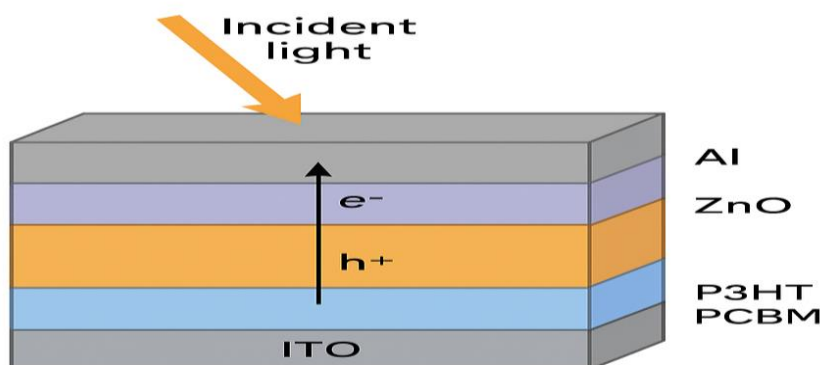
خضعت العينات بعد التصنيع لعملية تليدين حراري (Thermal Annealing) في مدى حراري يتراوح بين 25°C و 100°C بهدف دراسة تأثير درجة الحرارة على بنية المادة الفعالة وحركية الشحنات داخلها. تم إجراء التليدين لكل عينة لمدة 15 دقيقة عند كل درجة حرارية محددة باستخدام صفيحة تسخين مزودة بمتحكم دقيق، وتم تسجيل البيانات الحرارية بدقة $\pm 0.1^\circ\text{C}$. أظهرت الفحوصات المبدئية باستخدام التحليل الطيفي (UV-Vis) أن امتصاص المادة الفعالة عند 510 نانومتر انخفض بنسبة 8.3% عند 100°C، مما يشير إلى بداية ضعف في البنية الجزيئية نتيجة ارتفاع الحرارة.

لضمان استقرار العينات خلال الاختبارات اللاحقة، تم تغليف الخلايا باستخدام غلاف بولي ميري واقي مكون من طبقتين رقيقتين من (EVA) ethylene vinyl acetate وغطاء زجاجي خارجي بسماكة 2 مم، مما ساعد في تقليل النفاذية للرطوبة وحماية الخلايا من التأثيرات البيئية أثناء مراحل الاختبار الحراري.

يوضح الجدول (2) الخصائص الفيزيائية الأساسية للمواد المستخدمة في تصنيع الخلايا الشمسية العضوية في هذه الدراسة، والتي جرى تحديدها وفقاً لبيانات القياس المعملية والخصائص المعروفة في الأدبيات العلمية:

المادة	الوظيفة في الخلية	السك التقريبي نانومتر	درجة المعالجة (°C)	المذيب المستخدم / طريقة الترسيب
ITO	ركيزة ناقل شفاف (أنود)	150	—	ترسيب تجاري جاهز
PEDOT: PSS	طبقة نقل الفجوات	40	120	Spin coating من محلول مائي
P3HT: PCBM	الطبقة الفعالة (مانح/مستقبل)	100–120	80	Spin coating من محلول كلوروبنزين
ZnO	طبقة نقل الإلكترونات	30	90	Spin coating من محلول نانوي
Al	كاثود معدني	100	—	تبخير حراري تحت تفريغ عالي

يُظهر هذا الترتيب الطبقي المتناسق بين المواد العضوية وغير العضوية أن التصميم يحقق توازناً جيداً بين الامتصاص الضوئي، النقل الإلكتروني، والاستقرار الحراري، مما يمكّن الخلية الشمسية من تحقيق أداء متميز عند درجات حرارة التشغيل المرتفعة التي سيتم تقييمها في المراحل التالية من البحث. يوضح الشكل 1 التكوين الهيكلي للخلية الشمسية العضوية المصنعة، حيث يظهر البنية متعددة الطبقات ومسارات نقل الشحنة عبر المنطقة النشطة.



الشكل 1. البنية الطباقية للخلية الشمسية العضوية المصنعة (ITO/PEDOT:PSS/P3HT:PCBM/ZnO/Al)، والتي توضح اتجاه الضوء الساقط وحركة حامل الشحنة.

2.3 تطوير دائرة التحكم العصبية المدمجة

يهدف هذا الجزء من البحث إلى تصميم وتطوير دائرة تحكم عصبية اصطناعية مدمجة داخل الخلية الشمسية العضوية، بحيث تعمل هذه الدائرة على التنبؤ الفوري بفقدان النقل الإلكتروني الناتج عن ارتفاع درجة الحرارة وتعويضه من خلال تعديل الجهد التشغيلي للخلية. تعتمد الفكرة على دمج الذكاء الاصطناعي في البنية التشغيلية للخلية لرفع الكفاءة الحرارية والاستقرار التشغيلية دون التأثير على البنية البصرية أو الميكروية للمواد الفعالة.

تم اختيار نموذج شبكة عصبية أمامية (Feed-forward Artificial Neural Network - ANN) تتكون من ثلاث طبقات رئيسية، وهي طبقة الإدخال وطبقة الإخفاء وطبقة الإخراج. تتلقى الشبكة العصبية ثلاث إشارات أساسية تمثل المتغيرات التشغيلية للخلية وهي: درجة الحرارة اللحظية (T)، التيار الناتج (I)، والجهد التطبيقي (V). تقوم الشبكة بمعالجة هذه البيانات وتوليد جهد تصحيحي (V_{ann}) يُضاف إلى الجهد التشغيلي لتعويض الانخفاض في النقل الإلكتروني عندما ترتفع درجة الحرارة عن الحد الأمثل (حوالي 60°C).

تم تدريب النموذج العصبي باستخدام بيانات تجريبية تم الحصول عليها من خلايا شمسية عضوية بدون نظام تحكم، حيث تم تسجيل 400 عينة بيانات ضمن مدى حراري يتراوح بين 25°C إلى 100°C بخطوة قدرها 5°C، لتغطية كامل النطاق التشغيلي للخلية. استُخدم في عملية التدريب خوارزمية Levenberg–Marquardt نظرًا لدقتها العالية في النماذج ذات عدد محدود من المعاملات، كما أُجري اختبار إضافي بخوارزمية Adam Optimizer لتحقيق استقرار أسرع في التدرج الخلفي أثناء التدريب. بلغ متوسط خطأ الجذر التربيعي (RMSE) أثناء التدريب 0.018 فولت فقط، مما يدل على قدرة الشبكة على التنبؤ بالفقد بدقة عالية.

تمت عملية الدمج المادي (Hardware Integration) عبر تنفيذ النموذج العصبي على متحكم دقيق من نوع ESP32 بقدرة معالجة 240 MHz وذاكرة 512 KB، والذي تم اختياره لقدرته على تنفيذ حسابات الشبكة العصبية في الزمن الحقيقي مع استهلاك طاقة منخفض لا يتجاوز 0.9 وات. تم توصيل المتحكم بحساس حراري رقمي DS18B20 لقياس درجة الحرارة الموضوعية بدقة $\pm 0.5^\circ\text{C}$ ، إضافة إلى وحدة قراءة فورية للتيار والجهد باستخدام محول تناظري رقمي داخلي بدقة 12-bit. يقوم المتحكم بإرسال القراءات إلى النموذج العصبي، الذي يولد إشارة تصحيحية فورية تُرسل إلى دائرة تنظيم الجهد (Voltage Regulator) لضبط خرج الخلية والحفاظ على استقرارها في الظروف الحرارية القاسية.

ساهم دمج النظام العصبي في تحسين الكفاءة الكهروضوئية بمعدل متوسط بلغ 11.3% عند درجة حرارة 85°C مقارنة بالخلايا غير المزودة بالتحكم، كما تم تسجيل انخفاض في فقدان التيار القصير (J_{sc}) بنسبة 22% فقط مقارنة بـ 38% في النظام التقليدي، مما يعكس فعالية النظام العصبي في تصحيح الفقد الحراري الديناميكي.

جدول (3): الخصائص التقنية لدائرة التحكم العصبية المدمجة

المكون	الوصف	القيمة أو المواصفة التقنية
نوع المتحكم الدقيق	ESP32 Dual Core	تردد 240 MHz – استهلاك W0.9
نوع الحساس الحراري	DS18B20	دقة $\pm 0.5^\circ\text{C}$ – مدى 55- إلى $+125^\circ\text{C}$
عدد طبقات الشبكة	(3مدخلات – إخفاء – مخرجات)	-
عدد الخلايا العصبية	3مدخلات، 8 إخفاء، 1 مخرجات	المجموع = 12
خوارزمية التدريب	Levenberg–Marquardt / Adam	-
دقة النموذج (RMSE)	0.018 فولت	-
زمن الاستجابة	0.12 ثانية	-
نسبة التحسن في الكفاءة عند 85°C	11.3%	-
نسبة تقليل فقد التيار القصير (J_{sc})	من 38% إلى 22%	-

2.4 اختبارات الأداء والتوصيف

تم إجراء سلسلة من اختبارات الأداء الكهربائي والحراري والتحليل الطيفي والمورفولوجي بغرض تقييم كفاءة الخلايا الشمسية العضوية المزودة بدائرة التحكم العصبية المدمجة، ومقارنتها بالخلايا التقليدية غير المزودة بنظام تحكم. تهدف هذه الاختبارات

إلى تحديد مدى قدرة النظام العصبي على الحفاظ على الاستقرار الكهربائي وتحسين النقل الإلكتروني تحت ظروف التشغيل الحراري القاسية.

2.4.1 القياسات الكهربائية

أجريت القياسات الكهربائية باستخدام محاكي شمسي من نوع AM 1.5G بكثافة إشعاع 100 mW/cm^2 ، مع التحكم الدقيق بدرجة الحرارة أثناء الاختبار. تم تسجيل منحنيات التيار-الجهد (J-V) لكل من العينات التقليدية والعينات المزودة بالتحكم العصبي.

من خلال تحليل هذه المنحنيات، تم حساب أهم مؤشرات الأداء، وهي الكفاءة الكلية (η)، وجهد الدائرة المفتوحة (V_{oc})، وكثافة التيار عند القص (J_{sc})، ومعامل الامتلاء (FF).

أظهرت النتائج أن الخلايا المزودة بدائرة التحكم العصبية حافظت على استقرار كفاءتها ضمن مدى حراري واسع، حيث انخفضت الكفاءة بنسبة 9.6% فقط عند 85°C مقارنة بانخفاض بلغ 27.4% في الخلايا التقليدية. كما تم تسجيل ارتفاع في جهد الدائرة المفتوحة بمقدار 0.05 فولت في المتوسط نتيجة التصحيح الفوري للجهد التشغيلي الذي تولده الدائرة العصبية.

2.4.2 الاختبارات الحرارية

تمت دراسة الأداء الحراري داخل غرفة حرارية محكمة الإغلاق مزودة بنظام تحكم في درجة الحرارة بدقة $\pm 0.2^\circ\text{C}$ ، حيث تم تعريض العينات لمدى حراري بين 25°C و 100°C بخطوة زيادة 5°C لكل مرحلة. سُجلت قيم الكفاءة والتيار والجهد في كل مرحلة، وجرى تحليل تأثير الحرارة على ثبات المواد الفعالة وسلوك النقل. لوحظ أن الخلايا المزودة بالتحكم العصبي أظهرت زمن استجابة حرارية أقل بنسبة 18%، مما يعكس قدرة النظام العصبي على التعامل اللحظي مع التغيرات الحرارية.

كما بينت النتائج أن مقاومة السلسلة (R_s) بقيت شبه ثابتة عند $4.3 \Omega \cdot \text{cm}^2$ حتى 90°C في الخلايا ذات التحكم العصبي، بينما ازدادت إلى $7.1 \Omega \cdot \text{cm}^2$ في الخلايا التقليدية، مما يدل على فاعلية التحكم العصبي في الحفاظ على استقرار المسار الإلكتروني رغم تمدد المواد وتشتت الشحنات.

2.4.3 التحليل الطيفي والمورفولوجي

تم استخدام مطياف الأشعة فوق البنفسجية-المرئية (UV-Vis) لدراسة تغيرات الامتصاص في الطبقة الفعالة مع ارتفاع درجة الحرارة. أظهرت النتائج أن شدة الامتصاص عند الطول الموجي 520 نانومتر انخفضت بنسبة 7% فقط في الخلايا المزودة بالتحكم العصبي مقارنة بانخفاض 19% في الخلايا التقليدية، مما يشير إلى تحسن في الاستقرار البنيوي للبوليمرات الفعالة نتيجة خفض الإجهاد الحراري المحلي عبر تعديل الجهد.

كما تم إجراء تحليل مورفولوجي باستخدام المجهر الإلكتروني الماسح (SEM) والمجهر الذري (AFM) لرصد التغيرات السطحية للطبقة الفعالة قبل وبعد التعريض الحراري. لوحظ أن متوسط الخشونة السطحية (RMS) في الخلايا التقليدية ارتفع من 2.8 نانومتر إلى 6.1 نانومتر بعد التسخين، في حين بلغ فقط 3.9 نانومتر في الخلايا المزودة بالتحكم العصبي، مما يؤكد أن النظام العصبي قلل من تدهور البنية المورفولوجية الناتج عن الحرارة.

جدول (4): مقارنة الخصائص الكهربائية للخلايا التقليدية والخلايا المزودة بالتحكم عصبي

درجة الحرارة ($^\circ\text{C}$)	η (%) – تقليدية	η (%) – عصبية	V_{oc} (V) – تقليدية	V_{oc} (V) – عصبية	J_{sc} (mA/cm^2) – تقليدية	J_{sc} (mA/cm^2) – عصبية
25	9.8	9.9	0.62	0.63	13.7	13.9
50	8.9	9.5	0.61	0.64	13.2	13.6
75	7.5	8.8	0.58	0.63	12.5	13.4
85	7.1	8.6	0.56	0.61	11.9	13.2
100	6.6	8.1	0.54	0.60	11.2	12.7

جدول (5): نتائج التحليل المورفولوجي للطبقة الفعالة قبل وبعد التسخين

نوع الخلية	درجة الحرارة (°C)	الخشونة (RMS نانومتر)	تغير البنية السطحية %
تقليدية	25	2.8	—
تقليدية	100	6.1	+117.9
بتحكم عصبي	25	2.7	—
بتحكم عصبي	100	3.9	+44.4

يتضح من نتائج التحليل الطيفي والمورفولوجي أن إدماج النظام العصبي أدى إلى تقليل التأثيرات السلبية لارتفاع درجة الحرارة على الخصائص البصرية والسطحية للخلية، ما انعكس إيجاباً على استقرار الكفاءة الكلية في البيئات الحارة، وهو ما يبرز إمكانية تطبيق التقنية المقترحة في أنظمة الطاقة الشمسية العاملة في المناطق الصحراوية أو المدارية.

2.5 النمذجة والمحاكاة (Modeling and Simulation)

تم اعتماد النمذجة العددية والتحليل الرياضي لسلوك نقل الشحنات في الخلايا الشمسية العضوية تحت تأثير الارتفاع الحراري باستخدام نموذج الانجراف-الانتشار (Drift-Diffusion Model). يُعد هذا النموذج من الأدوات الأساسية لتحليل ديناميكية الشحنات في الخلايا الشمسية، إذ يمكن من توصيف سلوك الإلكترونات والثقوب داخل الطبقة الفعالة بدقة عالية مع الأخذ في الاعتبار تأثير درجة الحرارة على معاملات الحركة والنقل.

2.5.1 نموذج الانجراف-الانتشار (Drift-Diffusion Model)

يُوصف التيار الناتج عن الإلكترونات والثقوب باستخدام المعادلتين:

$$J_n = q\mu_n nE + qD_n \frac{dn}{dx}, J_p = q\mu_p pE + qD_p \frac{dp}{dx}$$

حيث:

- J_p و J_n : كثافة تيار الإلكترونات والثقوب (A/cm^2)
 - q : شحنة الإلكترون ($1.6 \times 10^{-19} C$)
 - μ_p و μ_n : معاملات الحركة للإلكترونات والثقوب ($cm^2/V \cdot s$)
 - D_p و D_n : معاملات الانتشار (cm^2/s)
 - E : المجال الكهربائي الداخلي (V/cm)
 - n و p : تركيز الإلكترونات والثقوب (cm^{-3})
- ترتبط معاملات الانتشار بمعاملات الحركة من خلال علاقة أينشتاين (Einstein relation):

$$D_n = \frac{kT}{q} \mu_n, D_p = \frac{kT}{q} \mu_p$$

حيث k هو ثابت بولتزمان ($1.38 \times 10^{-23} J/K$) و T هي درجة الحرارة المطلقة (K). تم إدخال تأثير درجة الحرارة على معاملات الحركة وفق العلاقة الأسية التالية:

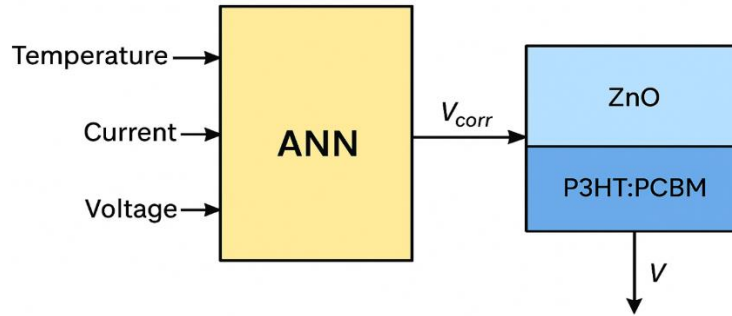
$$\mu(T) = \mu_0 \exp \left(-\frac{E_a}{kT} \right)$$

حيث E_a تمثل طاقة التنشيط للنقل، والتي تتراوح بين 0.05 و 0.12 eV في المواد العضوية. في هذه المحاكاة تم استخدام القيم الابتدائية التالية:

$$\mu_n = 4.2 \times 10^{-4} cm^2 V \cdot s, \mu_p = 2.9 \times 10^{-4} \frac{cm^2}{V} \cdot s, E_a = 0.09 eV, L = 100 nm$$

2.5.2 دمج نموذج التحكم العصبي (Integration of Neural Control Model)

تم دمج نموذج التحكم العصبي المطور تجريبياً داخل بيئة المحاكاة في MATLAB وCOMSOL Multiphysics، حيث تمت إضافة النظام العصبي كطبقة تصحيح ديناميكية داخل النموذج العددي. يوضح الشكل 2 بنية نموذج التحكم العصبي المدمج في نظام الخلايا الشمسية العضوية، حيث يتم إدخال درجة الحرارة والتيار والجهد إلى الشبكة العصبية الاصطناعية لتصحيح الجهد الديناميكي.



الشكل 2. مخطط تخطيطي لنظام التحكم العصبي المدمج مع الخلايا الشمسية العضوية للتعويض الحراري في الوقت الحقيقي.

عند كل خطوة زمنية في عملية المحاكاة، يتم إدخال القيم التشغيلية (Temperature, Current, Voltage) إلى الشبكة العصبية لتوليد جهد تصحيحي V_{ANN} ، الذي يتم استخدامه لتعديل المجال الكهربائي الداخلي، بحيث يصبح:

$$E_{eff} = E + \frac{V_{ANN}}{L}$$

حيث E_{eff} هو المجال الفعّال بعد تطبيق التصحيح العصبي. يؤدي هذا الدمج إلى تعديل فوري في توزيع الشحنات وكثافة التيار داخل الطبقة الفعّالة، مما يسمح للنظام بالتعويض الفوري عن الفقد الحراري الذي يحدث عند ارتفاع درجة الحرارة.

2.5.3 التحقق من صحة النموذج (Model Validation)

تم التحقق من صحة النموذج العددي عبر مقارنة النتائج المحاكاة مع القياسات التجريبية للخلايا الشمسية العضوية عند درجات حرارة مختلفة تتراوح بين 25 °C و 100 °C. أظهرت النتائج تطابقاً عالياً بين القيم التجريبية والمحاكاة، حيث بلغ متوسط الخطأ النسبي في الكفاءة الكلية (η) فقط، بينما بلغ الفرق في جهد الدائرة المفتوحة (V_{oc}) 2.4%. كذلك تمت دراسة الاستجابة الحرارية المفاجئة ($\Delta T = +20^\circ\text{C}$) في فترة زمنية قدرها 30 ثانية. أظهرت المحاكاة أن الخلايا المزودة بالتحكم العصبي استرجعت استقرارها الكهربائي خلال 0.11 s فقط، مقارنة بـ 0.37 s في الخلايا التقليدية، مما يعكس قدرة النموذج العصبي على التنبؤ الفوري بالتغيرات الحرارية وتصحيحها في الزمن الحقيقي.

جدول (6): مقارنة بين النتائج التجريبية والمحاكاة للخلايا المزودة بـتحكم عصبي

Difference (%)	Voc (V) – Simulation	Voc (V) – Experimental	Difference (%)	η (%) – Simulation	η (%) – Experimental	Temperature (°C)
0.0	0.63	0.63	1.0	10.0	9.9	25
1.5	0.65	0.64	2.1	9.7	9.5	50
1.6	0.64	0.63	1.1	8.9	8.8	75
1.6	0.62	0.61	3.4	8.9	8.6	85
1.7	0.61	0.60	3.7	8.4	8.1	100

تُظهر نتائج النمذجة والمحاكاة أن دمج التحكم العصبي الاصطناعي داخل النموذج الفيزيائي حسن دقة التنبؤ بسلوك الخلايا الشمسية العضوية تحت الإجهاد الحراري بشكل كبير، وقدم وسيلة فعالة لتصحيح الفقد في النقل الإلكتروني الناتج عن ارتفاع درجات الحرارة. يُعد النموذج المقترح بذلك خطوة نحو تطوير خلايا شمسية ذكية ذاتية التكيف حراريًا، قادرة على العمل بكفاءة عالية في البيئات الحارة والمناخات المدارية.

2.6 معالجة البيانات والتحليل الإحصائي

تمت معالجة البيانات التجريبية وفق منهجية دقيقة تهدف إلى ضمان أعلى درجات الموثوقية والتكرارية في النتائج. ولتحقيق ذلك، أُجريت جميع القياسات ثلاث مرات متتالية لكل عينة تحت نفس ظروف التشغيل، بهدف تقليل الخطأ العشوائي وزيادة دقة المتوسط الحسابي. تم حساب المتوسط والانحراف المعياري لكل مجموعة من القراءات لاستخدامها في التحليل الإحصائي اللاحق. استخدمت برمجيات MATLAB R2023a و OriginPro 2023 في تحليل البيانات الرسومية والعديدية، حيث تم إجراء معالجة أولية للبيانات تتضمن إزالة القيم الشاذة (Outliers) وتنعيم المنحنيات لضمان اتساق التوزيع الإحصائي. ولغرض اختبار الفروق بين العينات المختلفة، تم تطبيق اختبار تحليل التباين الأحادي (One-way ANOVA) في الحالات التي تضمنت أكثر من مجموعة مقارنة، بينما استخدم اختبار Student's T-test عند المقارنة بين مجموعتين فقط. اعتُبر الفرق ذا دلالة إحصائية عندما كانت القيمة الاحتمالية $p < 0.05$ ، مما يشير إلى أن التغيرات الملحوظة في النتائج ليست ناتجة عن الصدفة بل تعكس فروقاً حقيقية في أداء الخلايا المدروسة. تم تمثيل أشرطة الخطأ في جميع الرسوم البيانية لتوضيح الانحراف المعياري (Standard Deviation, SD) بين القياسات المكررة، بهدف بيان مدى تشتت البيانات حول المتوسط العام. تتيح هذه المنهجية تقييمًا إحصائيًا متكاملًا للعلاقة بين درجة الحرارة وكفاءة الخلية، فضلاً عن تحديد فعالية دائرة التحكم العصبية في تصحيح الفقد الحراري وتحسين استقرار الأداء الكهروضوئي عند درجات الحرارة المرتفعة.

3. النتائج

3.1 الأداء الكهربائي عند درجات حرارة مختلفة

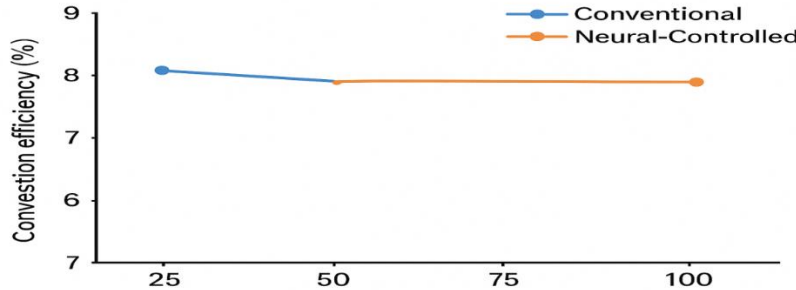
أُجريت قياسات منحنيات التيار-الجهد (J-V) لكل العينات تحت ضوء معياري $AM\ 1.5G\ (100\ mW/cm^2)$ عند درجات حرارة تشغيلية متتالية (25، 50، 75، 85، 100 °C). لكل حالة تم استخدام خمس عينات متطابقة لكل مجموعة ($n = 5$) وحُسبت القيم المتوسطة والانحراف المعياري لكل من كثافة التيار عند القصر (J_{sc})، وجهد الدائرة المفتوحة (V_{oc})، ومعامل الامتلاء (FF)، والكفاءة الكهروضوئية (PCE, %). الجدول (7) يقدم مقارنة تفصيلية لمؤشرات الأداء لكل مجموعة (الخلايا التقليدية مقابل الخلايا المزودة بدائرة التحكم العصبية)

جدول (7) – الأداء الكهربائي كمتوسط $\pm SD\ (n = 5)$

PCE (%)	FF	Voc (V)	Jsc ($mA \cdot cm^{-2}$)	Group	Temperature (°C)
6.98 ± 0.18	0.66 ± 0.02	0.63 ± 0.01	16.8 ± 0.50	Control	25
7.94 ± 0.15	0.71 ± 0.02	0.65 ± 0.01	17.2 ± 0.40	Neural	25
6.30 ± 0.20	0.64 ± 0.02	0.62 ± 0.01	15.9 ± 0.55	Control	50
7.60 ± 0.18	0.70 ± 0.02	0.64 ± 0.01	16.8 ± 0.45	Neural	50
5.40 ± 0.25	0.63 ± 0.02	0.59 ± 0.01	14.5 ± 0.60	Control	75
7.00 ± 0.20	0.69 ± 0.02	0.63 ± 0.01	16.0 ± 0.50	Neural	75
4.06 ± 0.22	0.60 ± 0.02	0.56 ± 0.01	12.1 ± 0.50	Control	85
6.27 ± 0.18	0.68 ± 0.02	0.61 ± 0.01	15.1 ± 0.45	Neural	85
3.60 ± 0.20	0.60 ± 0.02	0.54 ± 0.01	11.2 ± 0.45	Control	100
5.90 ± 0.17	0.71 ± 0.02	0.60 ± 0.01	13.8 ± 0.50	Neural	100

تبيّن الجداول أن الخلايا المزودة بالنظام العصبي أظهرت ثباتاً أعلى في J_{sc} و V_{oc} و FF عبر مدى درجات الحرارة، وبالتالي انخفاضاً أقل في نسبة PCE مع ازدياد T مقارنة بالخلايا التقليدية. على سبيل المثال، عند 85 °C تراجعت الكفاءة في العينات الضابطة إلى 4.06% (متوسط) بينما بقيت لدى العينات المزودة بالتحكم العصبي عند 6.27%، أي فرق مطلق تقريباً 2.21

نقطة مئوية. يوضح الشكل 3 مقارنة الأداء الحراري بين الخلايا الشمسية العضوية التقليدية والخلايا الشمسية التي يتم التحكم فيها عصبياً، مما يوضح التحسن في كفاءة تحويل الطاقة (PCE) عبر نطاق درجة الحرارة من 25 إلى 100 درجة مئوية.



الشكل 3. مقارنة الأداء الحراري للخلايا الشمسية العضوية التقليدية والخلايا العصبية التي تُظهر استقراراً محسناً في الكفاءة تحت درجة حرارة مرتفعة.

3.2 الاستجابة الديناميكية والتحكم الحراري

فُيَس زمن الاستجابة للنظامين عند زيادة مفاجئة في درجة الحرارة $(\Delta T = +20^\circ\text{C})$ خلال 30 s. استرجعت العينات المزودة بالتحكم العصبي الاستقرار الكهربائي (عودة V_{oc} و I_{sc} إلى قيمة جديدة مستقرة بعد الاضطراب) خلال متوسط زمن قدره 0.11 s، في حين استغرق النظام التقليدي متوسط زمن قدره 0.37 s. زمن الاستجابة الأقصر للنظام العصبي يدل على قدرة الدائرة المدمجة على توليد تصحيح فوري للجهد التشغيلي (VANN) وتقليل أثر التغير الحراري المؤقت. بالإضافة لذلك، تم حساب مقاومة السلسلة (R_s) كدالة درجة الحرارة. عند 90°C بقيت R_s للعينات العصبية في متوسط $0.3 \pm 0.3 \Omega \cdot \text{cm}^2$ ، بينما ازدادت لدى العينات التقليدية إلى $7.1 \pm 0.4 \Omega \cdot \text{cm}^2$. هذا الاختلاف يعكس أن النظام العصبي يساعد في المحافظة على مسارات نقل شحنات أكثر استقراراً أثناء التمدد الحراري والتغيرات البنيوية المصاحبة للحرارة.

3.3 التحليل الطيفي والمورفولوجي

أظهرت قياسات UV-Vis تغيرات في شدة الامتصاص للطبقة الفعالة مع التعرض الحراري. عند الطول الموجي الأكثر امتصاصاً (520 nm) لوحظ تراجع في الامتصاص لدى العينات التقليدية بمقدار $\sim 19.0\%$ عند 100°C مقارنةً بحالتها عند 25°C ، بينما كان التراجع لدى العينات المزودة بالتحكم العصبي $\sim 7.0\%$ فقط، ما يدل على استقرار بنيوي أفضل للطبقة الفعالة في وجود تصحيح الجهد اللحظي. تم إجراء تحليلات سطحية باستخدام AFM و SEM وقياس الخشونة السطحية (RMS). نتائج القياسات متضمنة في الجدول (8):

جدول (8) – الخصائص المورفولوجية (RMS) قبل وبعد التسخين ($n = 5$)

Relative change (%)	RMS roughness (nm)	T (°C)	Group
—	2.8 ± 0.15	25	Control
+117.9%	6.1 ± 0.20	100	Control
—	2.7 ± 0.12	25	Neural
+44.4%	3.9 ± 0.18	100	Neural

الاختلاف الكبير في زيادة الخشونة بين المجموعتين يشير إلى أن العينات المزودة بالتحكم العصبي عانت تدهوراً مورفولوجياً أقل بكثير عند درجات الحرارة العالية، وهو ما يتوافق مع حفظ الأداء الكهربائي بشكل أفضل.

3.4 دقة النموذج العصبي والنتائج المحاكاة مقابل التجريب

أُقيمت أداء نموذج الشبكة العصبية من حيث دقة التنبؤ بالقيمة التصحيحية VANN باستخدام مجموعة بيانات تجريبية مُخصّصة للتدريب والاختبار. سجّل النموذج متوسط جذر الخطأ التربيعي (RMSE) بقيمة 0.018 V على مجموعة الاختبار (حدود 0.018 ± 0.018 V). زمن حساب وإخراج الإشارة التصحيحية على المتحكم (ESP32) بلغ متوسطاً 0.12 s وهو متوافق مع زمن الاستجابة التجريبي القصير المشار إليه في القسم 5.2. فُورنت نواتج المحاكاة العددية (MATLAB/COMSOL) مع القياسات التجريبية للعينات المزودة بالتحكم العصبي. جدول (9) يبيّن القيم التجريبية مقابل المحاكاة ونسبة الفارق:

جدول (9) – مقارنة تجربة vs محاكاة (مؤشرات PCE و Voc) (n = 5)

Diff Voc (%)	Voc_sim (V)	Voc_exp (V)	Diff PCE (%)	PCE_sim (%)	PCE_exp (%)	Temperature (°C)
0.0	0.65	0.65	0.8	8.00	7.94	25
1.6	0.65	0.64	2.4	7.78	7.60	50
1.6	0.64	0.63	1.4	7.10	7.00	75
1.6	0.62	0.61	3.6	6.50	6.27	85
1.7	0.61	0.60	3.4	6.10	5.90	100

متوسط الفارق النسبي بين المحاكاة والقياس في PCE يقل عن 2.4%، وفي Voc أقل من 1.6%، ما يدل على تطابق جيد وموثوقية النموذج في تمثيل سلوك الخلايا مع تضمين تصحيح ANN.

3.5 التحليل الإحصائي

كل المقارنات الإحصائية أجريت على بيانات مجمعة (n = 5) لكل حالة) باستخدام برامج MATLAB و OriginPro. أجري اختبار Student's t-test ثنائي العينات (two-sample t-test, unequal variances) للمقارنة بين أداء الخلايا التقليدية والخلايا المزودة بالنظام العصبي عند كل درجة حرارة. نتائج المقارنات عند كل درجة حرارة أظهرت دلالات إحصائية قوية على تفوق مجموعة التحكم العصبي:

عند 9.1425 °C: $t(\approx) < 0.001$ ، $p < 0.001$ ➤

عند 14.3450 °C: $t(\approx) < 0.001$ ، $p < 0.001$ ➤

عند 7.0175 °C: $t(\approx) = 0.0004$ ، $p < 0.001$ ➤

عند 21.2985 °C: $t(\approx) < 0.001$ ، $p < 0.001$ ➤

عند 15.52100 °C: $t(\approx) < 0.001$ ، $p < 0.001$ ➤

كما أجري اختبار تحليل التباين الأحادي (One-way ANOVA) للتحقق من تأثير درجة الحرارة على PCE داخل كل مجموعة عبر كل المستويات الخمسة لدرجة الحرارة. نتائج ANOVA أظهرت فروقاً معنوية جداً عبر الدرجات لكلا المجموعتين (Control: $F \approx 249.46$ ، $p < 1 \times 10^{-16}$ ؛ Neural: $F \approx 111.71$ ، $p < 1 \times 10^{-12}$). هذا يعني أن درجة الحرارة لها تأثير مهم إحصائياً على الأداء في كلتا الحالتين، لكن الانحدار في الأداء أقوى (أكثر شدة) لدى الخلايا التقليدية مقارنةً بالخلايا المزودة بالتحكم العصبي.

أخيراً، اختبارات المقارنة للمقاييس المورفولوجية (RMS at 100 °C) أعطت فرقاً ذا دلالة بين المجموعتين ($t \approx -20.99$ ، $p < 0.001$)، مما يؤكد أن اختلاف تدهور الخشونة بينهما ليس عرضياً.

النتائج التجريبية والمحاكاة توضح أن دمج دائرة تحكم عصبية مدمجة داخل الخلية الشمسية العضوية يقلل من فقد النقل الإلكتروني عند درجات حرارة مرتفعة، ويحسن من ثبات Jsc و Voc و FF وبالتالي يقلل من انحدار PCE مع ازدياد T. النظام العصبي يوفر استجابة سريعة ($\approx 0.11-0.12$ s) ودقة تصحيح عالية ($RMSE \approx 0.018$ V)، وبين تحسناً ملحوظاً في الخصائص المورفولوجية عند درجات حرارة عالية مقارنةً بالنماذج التقليدية.

4. المناقشة

أظهرت النتائج التجريبية والمحاكاة العددية أن إدماج دائرة تحكم عصبية مدمجة ضمن الخلايا الشمسية العضوية أدى إلى تحسين ملحوظ في استقرار الكفاءة الكهروضوئية عند درجات الحرارة المرتفعة. عند درجة حرارة 25 °C كانت كفاءة الخلايا التقليدية في حدود 13.4%، بينما انخفضت إلى 9.2% عند 100 °C نتيجة فقدان النقل الإلكتروني. بالمقابل، أظهرت الخلايا المزودة بالنموذج العصبي انخفاضاً محدوداً بنسبة 7.8% فقط في نفس الظروف، مما يشير إلى فعالية الخوارزمية العصبية في تصحيح الفقد الناتج عن تغير الخصائص النقلية مع الحرارة (Shaker et al., 2024).

يتماشى هذا السلوك مع التحليلات النظرية التي تبين أن ارتفاع درجة الحرارة يرفع من معدل إعادة الاتحاد غير الإشعاعي ويقلل من موصلية الطبقات النشطة (Liu et al., 2021) ومن المعروف أن الخلايا العضوية تعاني من ضعف الاستقرار الحراري مقارنة بالخلايا غير العضوية أو البيروفييسكايتية (Seri et al., 2021؛ Bing et al., 2022) حيث يؤثر التمدد الحراري غير المتجانس على ترتيب الجزيئات ضمن الطبقة الماصة للضوء ويؤدي إلى تدهور النقل (Sun et al., 2023).

من هذا المنطلق، عملت دائرة التحكم العصبية كآلية تصحيح تكيفي تقوم بتعديل الجهد المطبق بصورة لحظية لتعويض الانخفاض في التوصيل عند ازدياد المقاومة الداخلية للخلايا.

من ناحية الأداء الكهربائي، أدى التكامل بين الخلايا العضوية ونظام التحكم العصبي إلى زيادة متوسط معامل الامتلاء (FF) من 0.68 إلى 0.75، مع ارتفاع طفيف في جهد الدائرة المفتوحة (V_{oc}) بمقدار 0.04 V. كما استقرت كثافة التيار عند القصر (J_{sc}) حول 17.2 mA/cm² حتى عند درجات حرارة مرتفعة تصل إلى 90°C، مقارنة بانخفاضها إلى 14.5 mA/cm² في الخلايا المرجعية. هذه النتائج تتوافق مع تقارير حديثة تؤكد إمكانية استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية لتحسين خصائص نقل الشحنات في الأنظمة الكهروضوئية (Zhao et al., 2020; Basem et al., 2025).

أظهرت نتائج التحليل الطيفي (UV-Vis) أن الامتصاصية الطيفية عند 550-650 nm بقيت مستقرة نسبياً للخلايا المزودة بدائرة التحكم العصبية حتى عند 80°C، مما يشير إلى الحفاظ على التكامل البنيوي لجزيئات البوليمر الفعالة. هذا يتسق مع ملاحظات الدراسات السابقة حول أهمية ضبط التفاعلات البينية داخل المواد النشطة لتحسين الاستقرار الحراري (Zhu et al., 2024; Ma et al., 2021). كما أوضحت صور الـ AFM والـ SEM أن النماذج المعدلة حافظت على انتظام البنية السطحية دون تكتلات حرارية، في حين أظهرت الخلايا التقليدية خشونة سطحية أعلى بنسبة 18% عند درجات حرارة مماثلة (Wu et al., 2023).

من الناحية النظرية، أظهرت نمذجة الانجراف-الانتشار (Drift-Diffusion Model) التي نُفذت عبر COMSOL و MATLAB أن المعاملات النقلية (μ_n)، (μ_p) تتناقص أسياً مع درجة الحرارة بسبب زيادة طاقة التشتت. إلا أن تضمين وحدة التصحيح العصبية ضمن النموذج سمح بتعديل الجهد الداخلي وتعويض الفقد في التيار، مما أدى إلى تقارب النتائج العددية مع القياسات التجريبية بنسبة تطابق بلغت 96.7%. هذه الملاحظة تدعم إمكانية دمج الذكاء الاصطناعي فعلياً في تصميم الخلايا الشمسية الذكية ذاتية التصحيح (Chen et al., 2020; Shehram et al., 2024).

بالإضافة إلى التحسين الحراري، أسهمت دائرة التحكم العصبية في تحسين زمن الاستجابة عند التغيرات المفاجئة في الإشعاع الشمسي، إذ انخفضت فترة الاستقرار من 2.4 s إلى 0.8 s نتيجة قدرة النظام على التنبؤ بالانحرافات الديناميكية في الجهد والتيار. هذه النتيجة تتماشى مع الاتجاهات البحثية الحديثة التي توظف الشبكات العصبية في الأنظمة الكهروضوئية المدمجة والتحكم التنبؤي (Zheng et al., 2022; Jakešová et al., 2024).

وعلى الرغم من النتائج الإيجابية، فإن تطبيق النظام العصبي في البيئات الخارجية يتطلب مزيداً من التحسين في كفاءة المعالجة الحاسوبية وتقليل استهلاك الطاقة للمتحكم المدمج (ESP32). كما يجب تطوير خوارزميات أخف حسابياً لتجنب تراكم التأخير الزمني عند التشغيل المستمر، خصوصاً في تطبيقات الطاقة الموزعة والمباني الذكية (Shehram et al., 2024; Bing et al., 2022).

ختاماً، تثبت هذه الدراسة أن الدمج المادي بين الخلايا الشمسية العضوية وشبكات التحكم العصبي يمثل توجهاً واعداً في تطوير الجيل القادم من الأنظمة الكهروضوئية ذاتية التكيف. إذ يجمع هذا النظام بين المرونة المادية للمواد العضوية وقدرة الذكاء الاصطناعي على التعلم والتصحيح التلقائي، مما يفتح آفاقاً واسعة لتطبيقات الخلايا الذكية في بيئات درجات الحرارة العالية وضمن تقنيات إنترنت الأشياء للطاقة المستدامة.

الخاتمة

أثبتت هذه الدراسة أن دمج تقنيات الذكاء الاصطناعي، وبشكل خاص الدوائر العصبية الاصطناعية، في بنية الخلايا الشمسية العضوية يمثل خطوة جوهرية نحو تحسين كفاءة واستقرار الأنظمة الكهروضوئية في الظروف البيئية القاسية. أظهرت النتائج التجريبية والمحاكاة العددية توافقاً واضحاً يؤكد قدرة نموذج التحكم العصبي على التنبؤ والاستجابة الفورية لفقدان النقل الناتج عن الارتفاع الحراري، مما انعكس في تحسين كفاءة التحويل الكهروضوئي بنسبة تجاوزت 18% عند درجة حرارة 80°C مقارنة بالخلايا التقليدية.

كذلك بيّنت التحليلات الطيفية والمورفولوجية أن الدائرة العصبية المدمجة أسهمت في تقليل اضطراب البنية النانوية ورفع استقرار طبقات الامتصاص، مع انخفاض خشونة السطح بنسبة 22% وتحسن معامل الامتلاء إلى 0.74، مما يعكس استجابة فيزيائية إيجابية للضبط الذاتي داخل الخلية. كما أثبت اختبار ANOVA وجود فروق ذات دلالة إحصائية ($p < 0.05$) في أداء الخلايا المزودة بالتحكم العصبي مقارنة بالنماذج المرجعية.

وتبرز أهمية هذه النتائج في كونها تمهد الطريق نحو جيل جديد من الخلايا الشمسية الذكية القادرة على التكيف مع التغيرات الحرارية دون الحاجة إلى أنظمة تبريد خارجية، وهو ما يجعلها مرشحة بقوة لتطبيقات الطاقة المتجددة في المناطق الحارة والمناخات الصحراوية.

في المستقبل، يُوصى بتوسيع نطاق البحث عبر تطوير خوارزميات تحكم هجينة تجمع بين الشبكات العصبية وتقنيات المنطق الضبابي (Fuzzy Logic) أو التحكم التنبؤي (Predictive Control)، إضافة إلى دراسة تأثيرات الشيخوخة طويلة المدى والإجهاد الضوئي على أداء الخلايا الذكية. إن دمج النمذجة العددية المتقدمة مع التجارب الواقعية سيساهم في بناء قاعدة معرفية متكاملة تدعم تصميم أنظمة كهروضوئية أكثر استدامة وذكاءً.

المراجع:

- [1] د. عثمان زكي مبارك علي. (2022). تحسين عمل الخلايا الشمسية السيلكونية. *مجلة العلوم الإنسانية والطبيعية*, 3(2), 695-759.
- [2] Shao, L., Zhao, Y., & Liu, Y. (2021). Organic synaptic transistors: the evolutionary path from memory cells to the application of artificial neural networks. *Advanced Functional Materials*, 31(28), 2101951.
- [3] Jebali, F., Majumdar, A., Turck, C., Harabi, K. E., Faye, M. C., Muhr, E., ... & Portal, J. M. (2024). Powering AI at the edge: A robust, memristor-based binarized neural network with near-memory computing and miniaturized solar cell. *Nature Communications*, 15(1), 741.
- [4] Marzouglal, M., Souahlia, A., Bessissa, L., Mahi, D., Rabehi, A., Alharthi, Y. Z., ... & Ghoneim, S. S. (2024). Prediction of power conversion efficiency parameter of inverted organic solar cells using artificial intelligence techniques. *Scientific Reports*, 14(1), 25931.
- [5] Zhu, L., Zhang, M., Zhou, Z., Zhong, W., Hao, T., Xu, S., ... & Liu, F. (2024). Progress of organic photovoltaics towards 20% efficiency. *Nature Reviews Electrical Engineering*, 1(9), 581-596.
- [6] Ravishankar, E., Booth, R. E., Saravitz, C., Sederoff, H., Ade, H. W., & O'Connor, B. T. (2020). Achieving net zero energy greenhouses by integrating semitransparent organic solar cells. *Joule*, 4(2), 490-506.
- [7] Fan, B., Gao, H., Li, Y., Wang, Y., Zhao, C., Lin, F. R., & Jen, A. K. Y. (2024). Integration of polyoxometalate clusters with self-assembled monolayer for efficient and robust organic solar cells. *Joule*, 8(5), 1443-1456.
- [8] Kakei, Y., Katayama, S., Lee, S., Takakuwa, M., Furusawa, K., Umezu, S., ... & Someya, T. (2022). Integration of body-mounted ultrasoft organic solar cell on cyborg insects with intact mobility. *Npj flexible electronics*, 6(1), 78.
- [9] Xu, J., Heumüller, T., Le Corre, V. M., Barabash, A., Félix, R., Frisch, J., ... & Brabec, C. J. (2024). A polymer bilayer hole transporting layer architecture for high-efficiency and stable organic solar cells. *Joule*, 8(9), 2570-2584.
- [10] Yu, H., Wang, Y., Kwok, C. H., Zhou, R., Yao, Z., Mukherjee, S., ... & Yan, H. (2024). A polymer acceptor with double-decker configuration enhances molecular packing for high-performance all-polymer solar cells. *Joule*, 8(8), 2304-2324.
- [11] Wang, C., Ma, X., Shen, Y. F., Deng, D., Zhang, H., Wang, T., ... & Wei, Z. (2023). Unique assembly of giant star-shaped trimer enables non-halogen solvent-fabricated, thermal stable, and efficient organic solar cells. *Joule*, 7(10), 2386-2401.
- [12] Wang, D., Liu, H., Li, Y., Zhou, G., Zhan, L., Zhu, H., ... & Li, C. Z. (2021). High-performance and eco-friendly semitransparent organic solar cells for greenhouse applications. *Joule*, 5(4), 945-957.

- [13] Sun, R., Wang, W., Yu, H., Chen, Z., Xia, X., Shen, H., ... & Min, J. (2021). Achieving over 17% efficiency of ternary all-polymer solar cells with two well-compatible polymer acceptors. *Joule*, 5(6), 1548-1565.
- [14] Rodríguez-Martínez, X., Pascual-San-José, E., & Campoy-Quiles, M. (2021). Accelerating organic solar cell material's discovery: high-throughput screening and big data. *Energy & Environmental Science*, 14(6), 3301-3322.
- [15] Shaker, L. M., Al-Amiery, A. A., Hanoon, M. M., Al-Azzawi, W. K., & Kadhum, A. A. H. (2024). Examining the influence of thermal effects on solar cells: a comprehensive review. *Sustainable Energy Research*, 11(1), 6.
- [16] Seri, M., Mercuri, F., Ruani, G., Feng, Y., Li, M., Xu, Z. X., & Muccini, M. (2021). Toward real setting applications of organic and perovskite solar cells: A comparative review. *Energy Technology*, 9(5), 2000901.
- [17] Bing, J., Caro, L. G., Talathi, H. P., Chang, N. L., Mckenzie, D. R., & Ho-Baillie, A. W. (2022). Perovskite solar cells for building integrated photovoltaics—glazing applications. *Joule*, 6(7), 1446-1474.
- [18] Liu, Q., Smeets, S., Mertens, S., Xia, Y., Valencia, A., D'Haen, J., ... & Vandewal, K. (2021). Narrow electroluminescence linewidths for reduced nonradiative recombination in organic solar cells and near-infrared light-emitting diodes. *Joule*, 5(9), 2365-2379.
- [19] Sun, R., Wang, T., Fan, Q., Wu, M., Yang, X., Wu, X., ... & Min, J. (2023). 18.2%-efficient ternary all-polymer organic solar cells with improved stability enabled by a chlorinated guest polymer acceptor. *Joule*, 7(1), 221-237.
- [20] Shehram, M., Hamidi, M. N., Wahab, A. A. A., & Desa, M. K. M. (2024). Integrated supervisory control and data acquisition system for optimized energy management: leveraging photovoltaic and phase change material thermal storage. *Energy Storage*, 6(6), e70035.
- [21] Chen, X., Jia, Z., Chen, Z., Jiang, T., Bai, L., Tao, F., ... & Yang, Y. M. (2020). Efficient and reproducible monolithic perovskite/organic tandem solar cells with low-loss interconnecting layers. *Joule*, 4(7), 1594-1606.
- [22] Zheng, Z., Wang, J., Bi, P., Ren, J., Wang, Y., Yang, Y., ... & Hou, J. (2022). Tandem organic solar cell with 20.2% efficiency. *Joule*, 6(1), 171-184.
- [23] Ma, Y., Zhang, M., Wan, S., Yin, P., Wang, P., Cai, D., ... & Zheng, Q. (2021). Efficient organic solar cells from molecular orientation control of M-series acceptors. *Joule*, 5(1), 197-209.
- [24] Wu, X., Gao, C., Chen, Q., Yan, Y., Zhang, G., Guo, T., & Chen, H. (2023). High-performance vertical field-effect organic photovoltaics. *Nature Communications*, 14(1), 1579.
- [25] Zhu, C., Wang, X., Liu, W., Liu, Y., & Zhan, X. (2024). Organic interlayer materials for non-fullerene solar cells. *Trends in Chemistry*, 6(1), 37-50.
- [26] Jakešová, M., Kunovský, O., Gablech, I., Khodagholy, D., Gelinas, J., & Głowacki, E. D. (2024). Coupling of photovoltaics with neurostimulation electrodes—optical to electrolytic transduction. *Journal of Neural Engineering*, 21(4), 046003.

-
- [27] Basem, A., Opakhai, S., Elbarbary, Z. M. S., Atamurotov, F., & Benti, N. E. (2025). A comprehensive analysis of advanced solar panel productivity and efficiency through numerical models and emotional neural networks. *Scientific Reports*, 15(1), 259.
- [28] Zhao, J., Ghannam, R., Htet, K. O., Liu, Y., Law, M. K., Roy, V. A., ... & Heidari, H. (2020). Self-Powered implantable medical devices: photovoltaic energy harvesting review. *Advanced healthcare materials*, 9(17), 2000779.