رؤية استشرافية لتطبيقات تكنولوجيا الذكاء الاصطناعي في معاملة التمور قبل وما بعد الحصاد:

مكافحة سوسة النخيل الحمراء، نموذجاً

د. يونس نوطفيا
قسم تخزين وتثمين الفواكه والخضروات
noutfiaa@yahoo.fr

د. إيفا روبليفسكا
المعهد الوطني لبحوث البستنة، بولندا

على مدى العقود القليلة الماضية، شهد قطاع التمور تطورات تقنية كبيرة تهدف إلى الحد من خسائر الحصاد وما بعد الحصاد، حيث تم اعتماد التكنولوجيا غير المدمرة (Non Destructive Technology) بشكل متزايد لتقييم وضمان جودة التمور بشكل فعال. وتمتد هذه التقنيات من الاهتزاز البصري والصوتي(Optical and Acoustic Vibration) إلى الرنين المغناطيسي النووي (Nuclear Magnetic Resonance)، وتقنيات الرؤية الحاسوبية (Computer Vision Techniques) والتصوير المقطعي المحوسب(Computed Tomography) ، والأنوف الإلكترونية (Electronic Noses) ، والتحليل الطيفي للأشعة تحت الحمراء القريبة (Near Infrared Spectroscopy) ، والتصوير الفائق الطيفي (Hyperspectral Imaging) والتعبئة الذكية.

1. تقنيات "الرؤية الحاسوبية والذكاء الاصطناعي"

وفيما يخص تقنيات الرؤية الحاسوبية فهي تعد من أبرز التقنيات المستعملة في قطاع النخيل والتمر لما توفره من خصائص ومميزات تتعلق بسلاسة استعمال هاته التقانات وقصر مدة المعاملة إلى جانب التقليل من هامش الخطأ الذي قد يأتي من العمالة، وكل هذا يمكن من زيادة المردودية والفاعلية. وفي هذا الصدد، أضحى استعمال تقنيات الرؤية الحاسوبية متزايداً في كل النواحي التي تتعلق بسلسلة القيمة(Value chain) لنخيل التمر من عاليتها (Upstream)إلى سافلتها(Downstream) ، بدءاً من معاملة أشجار النخيل و التمور داخل الحقل إلى تسويق التمور ومشتقاتها و طرحها في الأسواق. ونظراً لما تقدمه هاته المنتجات التمرية من أشكال وأحجام وألوان ونكهات ومع تزايد الطلب في السوق، يتم تقسيمها إلى فئات مختلفة وموجهة إلى شرائح متعددة.

> تقنيات "الرؤية الحاسوبية والذكاء الاصطناعي" هي العلم المسؤول عن دراسة وتطبيق الأساليب التي تمكن أجهزة الحاسوب من فهم محتوى الصورة، وينطوي هذا الفهم على استخلاص خصائص دقيقة تعتبر أساسية من أجل بلوغ هدف معين. وتتطلب هاته التقنيات بشكل مجمل التقاط وإدخال البيانات (الصورةimage–) بعد الحصول عليها بواسطة أجهزة الاستشعار أو الكاميرات أو مقاطع الفيديو، ومعالجة هذه البيانات بشكل إضافي لتحويلها إلى المعلومات والنتائج المطلوبة.

ولهذا يعد تعريف وتوصيف السمات (fea-tures) أمرًا مهمًا للغاية بالنسبة لكل مراحل سلسلة القيمة، مما يجعل من الضروري وضع معايير التصنيف والتوحيد القياسي. وهنا يتجلى دور "تقنيات الرؤية الحاسوبية" في مواكبة التطور والتسارع الذي تشهده سلسلة نخيل التمر وحاجيات السوق اضافة إلى أذواق المستهلك. واختصاراً، تتطلب هاته التقنيات القيام بالعمليات الموضحة في الخطاطة أسفله:

الحصول على الصور - Image Acquisition

تمكن هاته الخطوة الأولى من الحصول على الصور (أشجار النخيل بكل أجزائها، تمور، تمور مصنعة، الخ) المراد تحليلها ومعالجة بياناتها وذلك من خلال:

- استعمال الصور الموجودة ببعض قواعد البيانات مثل Kaggle و UCI و Google images.
- التقاط الصور من خلال كاميرات عالية الجودة (كما هو مبين في الشكل 2 بالنسبة لصنف المجهول).

للمعلومة، فالهدف من الحصول على الصورة هو تحويل البيانات الأولية إلى بيانات رقمية يمكن معالجتها بسهولة على جهاز الحاسوب.

معالجة الصور - Image Preprocessing

في هذه المرحلة، يتم تقليل التعقيد وزيادة الدقة وتحسين الجودة، وكذلك التخلص من الضوضاء (noise) غير المرغوب فيه والذي لا يزال موجوداً في الصور. يتم هذا (تنقيح الصور كما هو مبين في الشكل 3) عن طريق الترشيحات، وتمديد التباين، والتجميع، ومعادلة الرسم البياني، وتحويلات التدرج الرمادي وما إلى ذلك. وتكمن أهمية هذه الخطوة في تجويد بيانات الصورة من خلال تحسين بعض ميزات الصورة لمزيد من المعالجة. ويتم تطبيق تقنيات مختلفة وفقًا للنتائج المتوخاة أو بيئة العمليات: قد يتطلب البعض إزالة لون الخلفية من الصور وقد يتطلب البعض الآخر تفتيح الصور أو تغميقها، الخ.

للإشارة، هناك نوعان من الصور الرقمية: الصور بالأبيض والأسود والصور الملونة. تتكون الصور بالأبيض والأسود من ظلال رمادية مختلفة تقع بين النطاق من 0 إلى 255 حيث يشير 0 إلى اللون الأسود، ويشير 255 إلى اللون الأبيض والقيم المتوسطة عبارة عن ظلال مختلفة. بينما، تتكون الصور الملونة من وحدات بكسل ملونة حيث يكون نظام الألوان RGB (الأحمر والأخضر والأزرق) هو نظام الألوان الأكثر اعتماداً في غالب عمليات المعالجة.

استخلاص الخصائص الصورية - Feature Extraction

هي تقنية لتقليل الأبعاد وتمكن من تقليص الصورة إلى مجموعة من الميزات المختلفة مثل اللون والحجم والشكل والملمس، الخ والتي يتم استخدامها في المراحل المقبلة كمدخلات (inputs) لتطوير النماذج وفق الأهداف المرسومة والنتائج المراد الوصول إليها.

> كيف يتم استخلاص الخصائص الصورية؟ بصيغة مبسطة، يتم هذا عن طريق استخدام تطبيقات علمية مثل Matlab و Weka و Mazda... وكلها توفر العديد من الأدوات× التي من خلالها يتم استخلاص الخصائص الصورية.
>
> * كالرسم البياني، التدرج، مصفوفة التواجد المشترك، مصفوفة طول التشغيل (RLM)، نموذج الانحدار الذاتي ومجموعات مويجات هار...

وتوضح الصورة المركبة أسفله تحويل(conversion) صور تمور "صنف بوفكوس-المملكة المغربية" إلى قنوات ألوان فردية L a b و R G B و X Y Z و ذلك باستخدام المبرمج Mazda Lodz University of Technol ogy - Institute of Electronics - Poland.

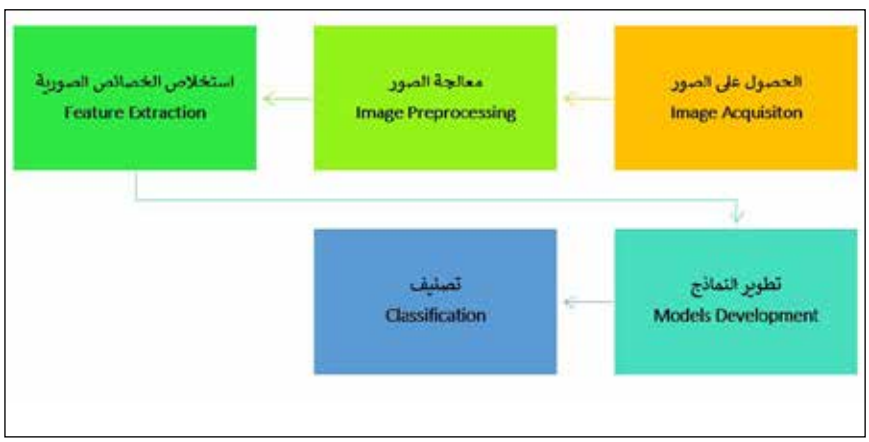
تطوير النماذج - Models Development

وذلك عبر مرحلتين (غالباً) هما التدريب والتنبؤ: في مرحلة التدريب، يتم تقديم النموذج مع المدخلات ويُجبر هذا النموذج على التعلم من البيانات والمعطيات الخامة؛ ويتم تحسين النموذج باستخدام معلمات خوارزمية التعلم الآلي.(machine learning algorithm) أما في مرحلة التنبؤ، فيتنبأ النموذج بمخرجات البيانات الجديدة أو الاختبارية على أساس رؤى التعلم(learning insights) .

تصنيف - Classification

هنا، يعتمد الأمر كليًا على الميزات المستخرجة في "مرحلة استخلاص الخصائص الصورية"، فاستناداً إلى بيانات التدريب المستخدمة، يمكن أن تكون عملية التصنيف إما خاضعة للإشراف أو غير خاضعة للإشراف.

وبهذا تمكن هاته العملية من تصنيف الخصائص الصورية إلى فئات محددة مسبقًا باستخدام الطريقة المناسبة التي تقارن أنماط الصورة مع الأنماط المستهدفة. وفي هذا الصدد فقد تم تطوير العديد من تقنيات التصنيف لتصنيف الصور كالشبكة العصبية الاصطناعية (Artificial Neural Network)، شجرة القرار (Decision Tree)، آلة ناقل الدعم (Support Vector Machine) والتصنيف الغامض(Fuzzy Classification).



شكل 1: جرد لأهم مراحل تطبيق تقنيات «الرؤية الحاسوبية والذكاء الاصطناعي».

2. تطبيقات عملية لتقنيات "الرؤية الحاسوبية والذكاء الاصطناعي" في بعض مجالات معاملة النخيل والتمر

التصنيف غير الخاضع للإشراف يفحص العديد من وحدات البكسل غير المعروفة ثم يحلل البيانات إلى فئات مختلفة

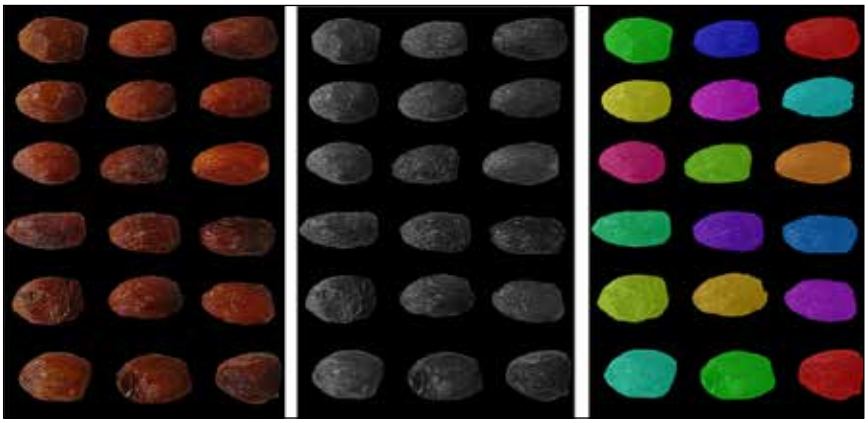
التصنيف الخاضع للإشراف هو عملية استخدام عينات تدريبية من فئات معلوماتية معروفة

يشهد قطاع النخيل والتمر في العشرية الأخيرة ثورة في استخدام تقنيات الذكاء الاصطناعي وإنترنت الأشياء(IoT) والتي توفر للمزارعين إمكانية الوصول إلى البيانات والمعلومات آنياً مما يساعدهم على اتخاذ قرارات دقيقة في الوقت المناسب. هذا ويؤدي دمج الذكاء الاصطناعي وإنترنت الأشياء في مجال النخيل إلى تحسين إنتاجية المزرعة وتقليل الفاقد وتحسين صحة وجودة وإنتاجية المحاصيل. ومن أجل جمع هاته البيانات في الوقت الحقيقي يتم الاعتماد على أجهزة استشعار موضوعة حول وداخل المزرعة ونقلها إلى قاعدة بيانات مركزية لتحليل خوارزمية الذكاء الاصطناعي.

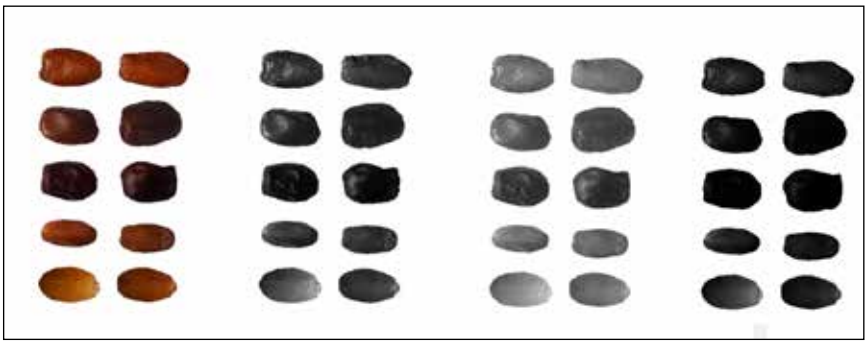
1.2 في الوقاية و مكافحة آفات و أمراض النخيل: سوسة النخيل الحمراء، نموذجا

من أهم التطبيقات العملية لتقنيات "الرؤية الحاسوبية والذكاء الاصطناعي" في معاملة النخيل هي الحد من المبيدات الحشرية ومبيدات الفطريات، إذ تمكن بعض الآليات الذكية، مثل الطائرات المسيرة (Drones) والمجهزة بالكاميرات وأجهزة الاستشعار، اكتشاف تفشي الآفات والأمراض في وقت مبكر، مما يسمح للمزارعين بالتصرف قبل انتشار الإصابة داخل محاصيل التمور على نطاق واسع. وهنا يمكن لخوارزميات الذكاء الاصطناعي أيضًا تحليل البيانات الواردة من هذه الأجهزة للتوصية بالمبيدات الحشرية والفطرية الأكثر فعالية والأقل ضررًا. وهذا يمكن أن يقلل من كمية هذه المواد الكيميائية المستخدمة في زراعة نخيل التمر، مما يؤثر بشكل إيجابي على النظم البيئية المحلية.

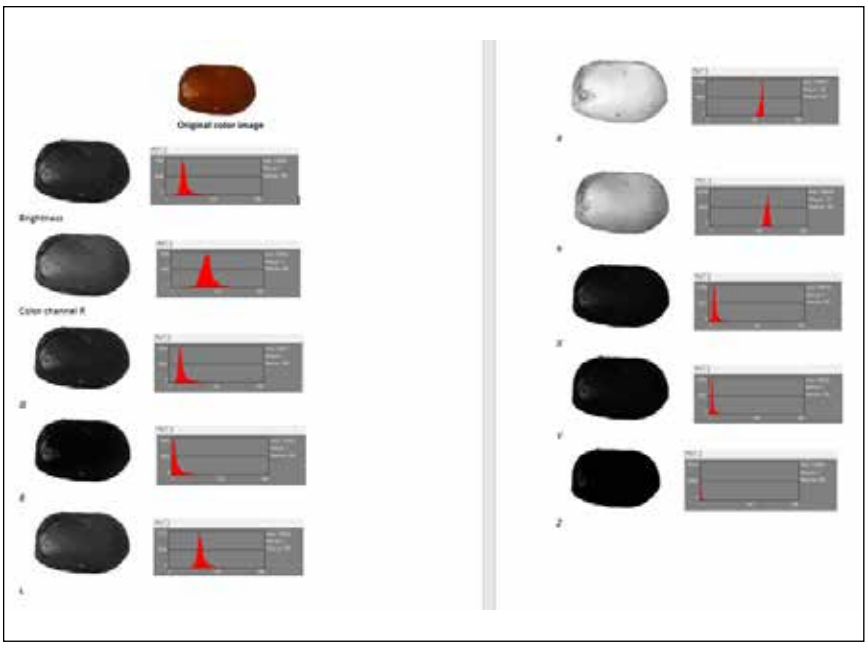
وكما هو معلوم، تتعرض أشجار النخيل لمختلف الآفات، بما في ذلك سوسة النخيل الحمراء، ومرض البيوض وحفار القرون الطويلة، وعث الغبار، وذباب الفاكهة، والحشرات القشرية، والأمراض الفطرية، الخ. وهذا يؤدي إلى خسائر كمية فادحة.



شكل 2: شكل بياني يوضح: (أ) صورة أصلية ملتقطة لتمور المجهول المغربية (ب) سطوع الصورة - (ج) نفس الصورة مع "متراكبة مناطق الاهتمام ROI ".



شكل 3: صورة توضيحية لشكل خمس أصناف من التمور المغربية بعد «عملية المعالجة القبلية - Pre processing».



شكل 4: خطاطة مركبة لتحويل(color conversion) صور تمور «صنف بوفكوس-المملكة المغربية» إلى قنوات ألوان فردية L وa وb وR وG وB وX وY وZ و ذلك باستخدام المبرمج Mazda.

سوسة النخيل الحمراء (Red Palm Weevil) هي نوع غازي (invasive species) يصيب أشجار النخيل الصغيرة والناضجة، مما يؤدي إلى إتلاف نظام الأوعية الدموية. تحفر يرقات السوسة في جذع الشجرة وتتغذى على الأنسجة الرخوة وتشكل أنفاقًا تلحق الضرر ببنية الشجرة مما يؤدي إلى ظهور أعراض الذبول والاصفرار على أوراق الأشجار مفضيا بذلك إلى موت النخلة.

وتعتبر سوسة النخيل الحمراء من أكثر الآفات التي تهدد النخيل في العالم بسبب بعض خصائص هاته الآفة والتي من أبرزها عدم وجود أية مؤشرات واضحة (لدى المزارعين) حول إصابة أشجار النخيل وظهور أعراض المرض مما يؤدي إلى خسائر جمة في المحاصيل. وبهذا تشكل إدارة سوسة النخيل الحمراء تحديًا كبيرًا لكل الفاعلين في مجال نخيل التمر من حكومات ومؤسسات مختصة، علاوة عن الباحثين والخبراء والمزارعين الذين يشكلون الحلقة الأكثر تضرراً. ويكمن هذا التحدي في الكشف المبكر عن أشجار النخيل المصابة إذ تعتبر سوسة النخيل الحمراء آفة مخفية في معظم مراحل حياتها، باستثناء مرحلة البلوغ. وترتكز معظم تقنيات الكشف الحالية الاعتماد على فحوصات (يمكن وسمها "بالبعدية") تشمل استخدام الفحص البصري أو الصوتي والكشف الكيميائي عن المواد المتطايرة من أشجار النخيل المصابة؛ وفي الغالب تكون هاته الفحوصات متأخرة ومكلفة وغير فعالة... وفي هذا الصدد، اهتمت العديد من الدول والتجارب العلمية الدقيقة بتطوير تقنيات بديلة تتمحور حول تكنولوجيا "الذكاء الاصطناعي وأنترنت الأشياء" (خطاطة أسفله):

شكل 5: مخطط لبعض تقنيات الكشف المبكر عن سوسة النخيل الحمراء RPW باستعمال الذكاء الاصطناعي.

2.2 في جني التمور

يكتسي جني التمور أهمية بالغة في تحديد مردودية أشجار النخيل وكذلك في فاعلية معاملات بعد الحصاد وجودة التمور المراد الحصول عليها عقب هاته المعاملات. وغالبا يتم جني التمور (يدويا) وفقا لمحددات بصرية أهمها لون الثمار وقوامها وكذلك مرحلة النضج. وتعد مكننة هاته العملية وربطها ببعض تقنيات الذكاء الاصطناعي من أنجع السبل التي تمكن المزارعين والمجموعات العاملة في ميدان "حصاد وجني التمور" من تسريع وتيرة جني التمور وفق معايير دقيقة تفضي إلى مردودية أكبر وفاقد أقل. ونورد في الجدول أسفله بعض الأنظمة المبتكرة لجني التمور:

نظام IHDS لقرارات الحصاد لثمار التمر بناءً على مرحلة النضج	مكن هذا النظام من تصنيف التمور وفقا لخمس مراحل من النضج وهي "قبل الخلال"، "الخلال"، "الخلال مع الرطب"، "الرطب" و "التمر" بمقياس دقة تجاوز 99%. وتم استخدام النماذج المعمارية VGG 19 و-Incep tion-V3 وNASNet للتدريب المسبق في هذا النظام.
نظام الحصاد الذكي باستخدام تقنيات الرؤية الحاسوبية (CV) والتعلم العميق (DL)	يتكون النظام المقترح من ثلاثة أنظمة فرعية: DTES، DMES، DWES ترتكز على نماذج مشابهة للنظام السابق. وأظهرت النتائج أن هذا النظام مكن من تقدير نوع ثمار التمر ومستوى النضج وكذا وزن التمور داخل المزرعة بمستويات دقة جد عالية (أكثر من 99 بالمئة).
نظام التنبؤ بمرحلة الجني وفقا لخوارزميات التعلم العميق	وفر هذا النظام عبر خمس مراحل تراتبية من وضع نموذج عالي الدقة يمكن الاستعانة به في تصنيف التمور استنادا إلى درجة نضجها.

3.2 في تصنيف و فرز التمور

فيما يخص هاته المرحلة المفصلية في معاملات ما بعد الحصاد، فقد أظهرت العديد من الدراسات والأبحاث وكذلك التطبيقات الصناعية داخل مصانع ووحدات تصنيع وتبريد التمور أن الاستعانة ب " خوارزميات الذكاء الاصطناعي " تمكن من تسريع وتيرة هاته المرحلة خصوصا أن "التصنيف والفرز" يعتبران من العمليات المتكررة والكثيفة العمالة والتي تستغرق وقتا طويلا، وقد يفضي هذا إلى تأخير باقي عمليات ما بعد الحصاد مما قد يكلف غاليا. ونوجز في الخطاطة أسفله لبعض الخوارزميات والتقنيات الذكية المستخدمة في هذا المجال.

4.2 في حفظ وتخزين التمور

تصنف التمور ضمن الأغذية السريعة التلف نظرا لاحتوائها على نسب مهمة من السكريات والماء، ولهذا تم تطوير العديد من الطرق والتقنيات لإطالة مدة حفظها وتخزينها: تبريد، تجميد، أجواء متحكم بها، الخ. وتساعد تطبيقات "الرؤية الحاسوبية والذكاء الاصطناعي" في فهم نوعية وطريقة استجابة التمور لتقنيات حفظها مما يساهم في الحفاظ على جودتها. وقد أظهرت بعض الدراسات العلمية الحديثة قدرة الشبكات العصبية الاصطناعية (ANN) على التنبؤ بصفات وجودة تمور صنفي الخلاص والسكري أثناء التخزين بالرجوع إلى تقنيات التعبئة الجوية المعدلة باستخدام غازات الأكسجين وثنائي أكسيد الكربون إضافة إلى النتروجين. علاوة على هذا، أظهرت نتائج بحثية أخرى أن استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية تمكن من التنبؤ عالياً (كما هو مبين أسفله) بصفات جودة التمور أثناء التخزين البارد بناءً على خواصها الكهربائية. وبهذا تعتبر هاته النماذج المطورة استنادا على خوارزميات ANNs أدوات قوية للتنبؤ بخصائص جودة التمور أثناء تخزينها بعد التعلم من معلمات القياس التجريبية.

درجة الأس الهيدروجيني (pH)	المواد الذائبة الصلبة (TSS content)	النشاط المائي (Water activity)	نسبة الماء (Moisture content)
$R^2 = 0,938$	$R^2 = 0,954$	$R^2 = 0,876$	$R^2 = 0,855$

شكل 6: خطاطة مختصرة لبعض الخوارزميات والتقنيات الذكية المستخدمة في مجال فرز وتصنيف التمور

المراجع

1. Ahmed, A. R., Aleid, S. M., & Mohammed, M. (2023). Impact of Modified Atmosphere Packaging Conditions on Quality of Dates: Experimental Study and Predictive Analysis Using Artificial Neural Networks. Foods, 12(20), 3811.

2. Alsirhani, A., Siddiqi, M. H., Mostafa, A. M., Ezz, M., & Mahmoud, A. A. (2023). A Novel Classification Model of Date Fruit Dataset Using Deep Transfer Learning. Electronics, 12(3), 665.

3. Altaheri, H., Alsulaiman, M., & Muhammad, G. (2019). Date fruit classification for robotic harvesting in a natural environment using deep learning. IEEE Access, 7, 117115-117133.

4. Boulila, W., Alzahem, A., Koubaa, A., Benjdira, B., & Ammar, A. (2023). Early detection of red palm weevil infestations using deep learning classification of acoustic signals. Computers and Electronics in Agriculture,212, 108154.

5. Deshpande T, Sengupta S, Raghuvanshi KS (2014) Grading & Identification of disease in pomegranate leaf and fruit. Int J Comput Sci Inform Technol 5(3):4638–4645

6. Dhiman, B., Kumar, Y., & Kumar, M. (2022). Fruit quality evaluation using machine learning techniques: review, motivation and future perspectives. Multimedia Tools and Applications, 81(12), 16255-16277.

7. Faisal, M., Albogamy, F., Elgibreen, H., Algabri, M., & Alqershi, F. A. (2020). Deep learning and computer vision for estimating date fruits type, maturity level, and weight. IEEE Access, 8, 206770-206782.

8. Faisal, M., Alsulaiman, M., Arafah, M., & Mekhtiche, M. A. (2020). IHDS: Intelligent harvesting decision system for date fruit based on maturity stage using deep learning and computer vision. IEEE Access, 8, 167985-167997.

9. Ibrahim, D. M., & Elshennawy, N. (2022). Improving Date Fruit Classification Using CycleGAN-Generated Dataset. CMES-Computer Modeling in Engineering & Sciences, 131(1).

10. Jain, A (1989). Fundamentals of Digital Image Processing, Prentice-Hall International, Englewood Cliffs, 1989.

11. Kamavisdar P, Saluja S, Agrawal S (2013) A survey on image classification approaches and techniques. Int J Advanc Res Comput Commun Eng 2(1):1005–1009.

12. Kamavisdar, P., Saluja, S., & Agrawal, S. (2013). A survey on image classification approaches and techniques. International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering, 2(1), 1005-1009.

13. Koubaa, A., Aldawood, A., Saeed, B., Hadid, A., Ahmed, M., Saad, A., ... & Alkanhal, M. (2020). Smart Palm: An IoT framework for red palm weevil early detection. Agronomy, 10(7), 987.

14. Mishra VK, Kumar S, Shukla N (2017) Image acquisition and techniques to perform image acquisition. SAMRIDDHI: J Phys Sci, Eng Technol 9(1):21–24

15. Mohammed, M., Alqahtani, N. K., Munir, M., & Eltawil, M. A. (2023). Applications of AI and IoT for Advancing Date Palm Cultivation in Saudi Arabia.

16. Mohammed, M., Munir, M., & Aljabr, A. (2022). Prediction of date fruit quality attributes during cold storage based on their electrical properties using artificial neural networks models. Foods, 11(11), 1666.

17. Nie F, Dong X, Tian L, Wang R, Li X (2020) Unsupervised feature selection with constrained ℓ2, 0-norm and optimized graph. IEEE transactions on neural networks and learning systems 1-12.

18. Noutfia, Y., & Ropelewska, E. (2022). Comprehensive Characterization of Date Palm Fruit 'Mejhoul'(Phoenix dactylifera L.) Using Image Analysis and Quality Attribute Measurements. Agriculture, 13(1), 74.

19. Noutfia, Y., & Ropelewska, E. (2022). Innovative Models Built Based on Image Textures Using Traditional Machine Learning Algorithms for Distinguishing Different Varieties of Moroccan Date Palm Fruit (Phoenix dactylifera L.). Agriculture, 13(1), 26.

20. Nturambirwe, J. F. I., & Opara, U. L. (2020). Machine learning applications to non-destructive defect detection in horticultural products. Biosystems engineering, 189, 60-83.

21. Parvathy, S. R., Jayan, D. P., Pathrose, N., & Rajesh, K. R. (2021, December). Convolutional Autoencoder based Deep Learning Model for Identification of Red Palm Weevil Signals. In 2021 Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA ASC) (pp. 1987-1992). IEEE.

22. Szczypiński, P. M., Strzelecki, M., Materka, A., & Klepaczko, A. (2009). MaZda—a software package for image texture analysis. Computer methods and programs in biomedicine, 94(1), 66-76.

23. Wang, B., Mao, Y., Ashry, I., Al-Fehaid, Y., Al-Shawaf, A., Ng, T. K., ... & Ooi, B. S. (2021). Towards detecting red palm weevil using machine learning and fiber optic distributed acoustic sensing. Sensors, 21(5), 1592.

24. تقنية الاستشعار لمحاربة سوسة النخيل الحمراء: https://www.kaust.edu.sa/ar/news/using-sensor-technology-to-tackle-red-palm-weevils

25. التقنية المتكاملة للكشف المبكر عن سوسة النخيل الحمراء: https://www.palmear.ai/?lang=ar