

أساسيات الذكاء الاصطناعي

2025/2026 - 3

مفهوم الذكاء الاصطناعي

ما هو الذكاء الاصطناعي؟ (تعريفان)

التعريف الأكاديمي: "فرع من علوم الحاسوب يهدف إلى بناء أنظمة قادرة على أداء مهام تتطلب ذكاءً بشرياً."

التعريف العملي: مجموعة من التقنيات التي تمكن الآلة من محاكاة القدرات البشرية، مثل:

- التعلم من الخبرة
- التكيف مع المواقف الجديدة
- فهم اللغة والصور
- اتخاذ القرارات

أنظمة الذكاء الاصطناعي لا تمتلك وعياً أو مشاعر بشرية، لكنها تستطيع تنفيذ مهام تتطلب عادةً قدرات معرفية بشرية.

المجالات الفرعية الرئيسية للذكاء الاصطناعي

المجال الفرعي	التعريف	مثال واقعي يحدث يوميًا
التعلم الآلي (ML)	قدرة الآلة على التعلم من البيانات بدون برمجتها يدويًا.	فيسبوك يتعلم أي المنشورات تهكم فيظهرها لك أولاً.
معالجة اللغات الطبيعية (NLP)	فهم الآلة للغة البشرية (مكتوبة أو منطوقة).	المساعد الصوتي في هاتفك
الرؤية الحاسوبية (CV)	تمكين الآلة من "رؤية" الصور ومقاطع الفيديو وتحليلها.	فتح قفل الهاتف بالتحرف على الوجه.
الروبوتات (Robotics)	تصميم آلات مادية تتفاعل مع البيئة.	المكنسة الكهربائية الروبوتية التي تنظف المنزل ذاتيًا.
الأنظمة الخبيرة (Expert Systems)	برامج تحاكي خبرة إنسان في مجال معين.	البرامج الطبية التي تقترح تشخيصًا بناءً على الأعراض.

كيف يختلف الذكاء الاصطناعي عن البرامج التقليدية؟

البرامج المعتمدة على الذكاء الاصطناعي	البرامج التقليدية	
كثير من تقنيات الذكاء الاصطناعي الحديثة تعتمد على التعلم من البيانات، بينما تعتمد بعض الأنظمة على قواعد أو أساليب بحث واستدلال	نكتب قواعد صارمة: "إذا حصل أ، فافعل ب"	طريقة البناء
تتكيف تلقائيًا عند إعطائها بيانات جديدة	تحتاج إلى مبرمج لتعديل الكود إذا تغيرت الظروف	التعامل مع التغيير
برنامج التعرف على الوجه: يتعلم مع الوقت التعرف عليك حتى إذا غيرت نظارتك	آلة حاسبة: تدخل $2+2$ ، تعطي ٤ دائمًا	مثال

البرامج التقليدية جيدة للقواعد الثابتة (مثل احتساب الرواتب)، الذكاء الاصطناعي مناسب للمهام التي يصعب تحديد قواعدها مسبقًا (مثل فهم الكلام أو تمييز الصور).

نبذة مختصرة عن تاريخ الذكاء الاصطناعي

السنة	المحطة الأساسية	الشرح المبسط
١٩٥٠	اختبار تورينج	اقترح العالم آلان تورينج اختبارًا لمعرفة إن كانت الآلة تستطيع خداع إنسان ليظن أنها بشرية. تعتبر لحظة ولادة الفكرة الفلسفية للذكاء الاصطناعي.
١٩٥٦	مصطلح "الذكاء الاصطناعي"	صاغه العالم جون مكارثي في مؤتمر دارتموث، الذي يعتبر نقطة الانطلاق الرسمية لهذا العلم. تفاعل العلماء بأنهم سيحققون الذكاء البشري في غضون ٢٠ عامًا! (ولم يحدث).
١٩٧٠ - ١٩٧٥	خيبة الامل الاولى للذكاء الاصطناعي	فشلت التوقعات الكبيرة، ونفد التمويل، وهبطت الحماسة. أدرك العلماء أن المشكلة أصعب مما توقعوا.
١٩٨٠	الأنظمة الخبيرة	عاد الاهتمام بفضل برامج تحاكي خبراء في مجالات محددة (مثل التشخيص الطبي). لكنها كانت هشة وتفشل خارج نطاقها الضيق.
١٩٩٠	خيبة الامل الثانية للذكاء الاصطناعي	خيبة أمل جديدة بسبب صعوبة تطوير أنظمة عامة وضعف قدرات الحواسيب.
٢٠١٢	انفجار التعلم العميق	حدثت طفرة عندما فازت شبكة عصبية عميقة (AlexNet) في مسابقة التعرف على الصور بفارق كبير عن أي تقنية سابقة. كان ذلك بفضل: البيانات الضخمة (الإنترنت وفرت صورًا لا نهائية، وقوة الحوسبة بطاقات الرسومات GPU ، وتحسين الخوارزميات.
٢٠١٦	AlphaGo يهزم بطل العالم	برنامج ذكاء اصطناعي AlphaGo "يهزم اللاعب العالمي البارز Lee Sedol بنتيجة 4-1"
٢٠٢٠ الى الآن	ثورة النماذج اللغوية الكبيرة	ظهور ChatGPT و Gemini و Claude، التي غيرت مفهوم الجمهور عن الذكاء الاصطناعي، وأصبح بإمكان أي شخص الدردشة مع آلة ذكية كأنها إنسان.

"الذكاء الاصطناعي ليس اختراعًا جديدًا، بل هو حلم عمره ٧٠ عامًا، بدأ يتحقق الآن بفضل توفر البيانات وقوة الحوسبة / لكنه لا يزال بعيدًا جدًا عن العقل البشري".

تطبيقات ذكاء الاصطناعي نراها يوميًا

التطبيق أو الخدمة	أين يكمن الذكاء الاصطناعي فيه؟
وسائل التواصل الاجتماعي (فيسبوك)	خوارزميات التوصية: تتعلم ما تحبه وتظهر لك محتوى مشابهًا لإبقائك منشغلًا
البحث في جوجل	يفهم استفسارك بلغتك الطبيعية، حتى لو كان به أخطاء إملائية، ويصنف الصفحات ليعطيك الأفضل
خرائط جوجل	تتنبأ بحالة الطرق بناءً على بيانات ملايين السيارات، وتقتراح مسارًا بديلًا لتوفير الوقت
الترجمة الفورية (Google)	تستخدم الذكاء الاصطناعي لفهم سياق الجملة، وليس فقط ترجمة كلمة بكلمة
البريد الإلكتروني (Gmail)	يكمل كتابة جملتك تلقائيًا ويقترح ردودًا سريعة
التعرف على الصور في ألبوم هاتفك	يجمع صورك حسب الأشخاص والأشياء، ويبحث عن صور "قطط" أو "طعام" بمجرد كتابة الكلمة
التوصيات في يوتيوب ونتفليكس	تحلل ماذا شاهدت، ومتى توقفت، وماذا أعجبتك، لتقترح الفيديو التالي.
التسوق الإلكتروني (أمازون)	تقترح منتجات "قد تعجبك" بناءً على تاريخ مشترياتك وتصفحك
المساعدات الصوتية (Siri)	تفهم كلامك، وتحوله إلى أوامر، وتنفذها، بل وتجيب على أسئلتك العامة
البنوك والتطبيقات المالية	تكتشف عمليات الاحتيال: إذا أنفقت فجأة مبلغًا كبيرًا في بلد آخر، تمنع المعاملة وتتواصل معك للتحقق

ملخص

ماذا تعلمنا؟	في جملة واحدة
تعريف الذكاء الاصطناعي	هو جعل الآلة تؤدي مهام كانت تحتاج ذكاءً بشرياً
مجالاته الفرعية	تعلم الآلة، معالجة اللغات، الرؤية الحاسوبية، الروبوتات، الأنظمة الخبيرة
الفرق عن البرامج التقليدية	البرامج التقليدية تقوم على قواعد، والذكاء الاصطناعي يقوم على التعلم من البيانات
تاريخه	بدأ عام ١٩٥٦، ومر بفترات صعود وهبوط، وانفجر حديثاً بفضل البيانات وقوة الحوسبة
وجوده اليومي	يحيط بنا في الهواتف، الخرائط، التواصل الاجتماعي، والبنوك

أنتم الآن لستم مطالبين بأن تصبحوا خبراء ذكاء اصطناعي، لكنكم مطالبون بفهمه، معرفة نقاط قوته وضعفه، وان تتعلموا كيف تسألوه السؤال الصحيح (هندسة المطالبات Prompt Engineering) والقدرة على الشك في مخرجاته والتحقق منها.

أبرز أنماط التعلم الآلي

تختلف طريقة تعلّم الآلة حسب نوع البيانات والتغذية الراجعة المتاحة. فقد تتعلّم من إجابات صحيحة، أو تكتشف الأنماط بنفسها، أو تجمع بين الطريقتين، أو تتعلّم من المكافأة والتجربة.

النوع	البيانات	الهدف	مثال
التعلّم المُوجّه	بيانات مُسمّاة	توقّع إجابة جديدة	تشخيص صورة طبية
غير المُوجّه	بيانات دون تسميات	اكتشاف الأنماط	تقسيم العملاء
شبه المُوجّه	قليل مُسمّى + كثير غير مُسمّى	تحسين التعلّم بتكلفة أقل	تصنيف صور الأشعة
التعلّم المعزّز	تفاعل مع بيئة	اتخاذ أفضل قرار	تدريب روبوت

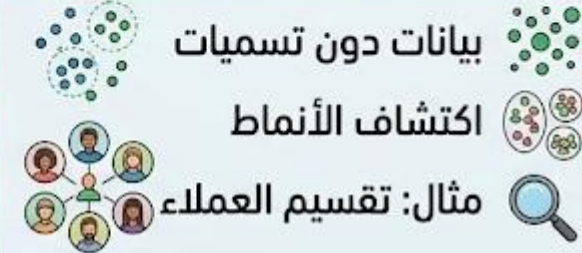
الأنواع الأربعة لتعلم الآلة

أنواع التعلم الآلي

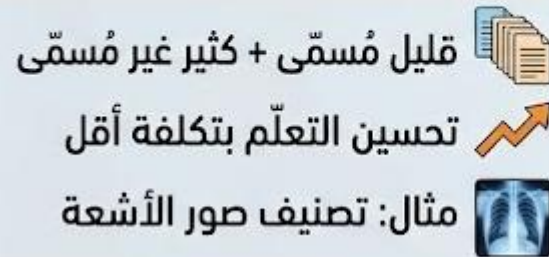
تعلم المُوجّه



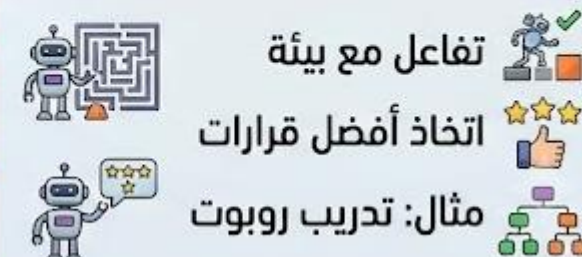
غير المُوجّه



شبه المُوجّه



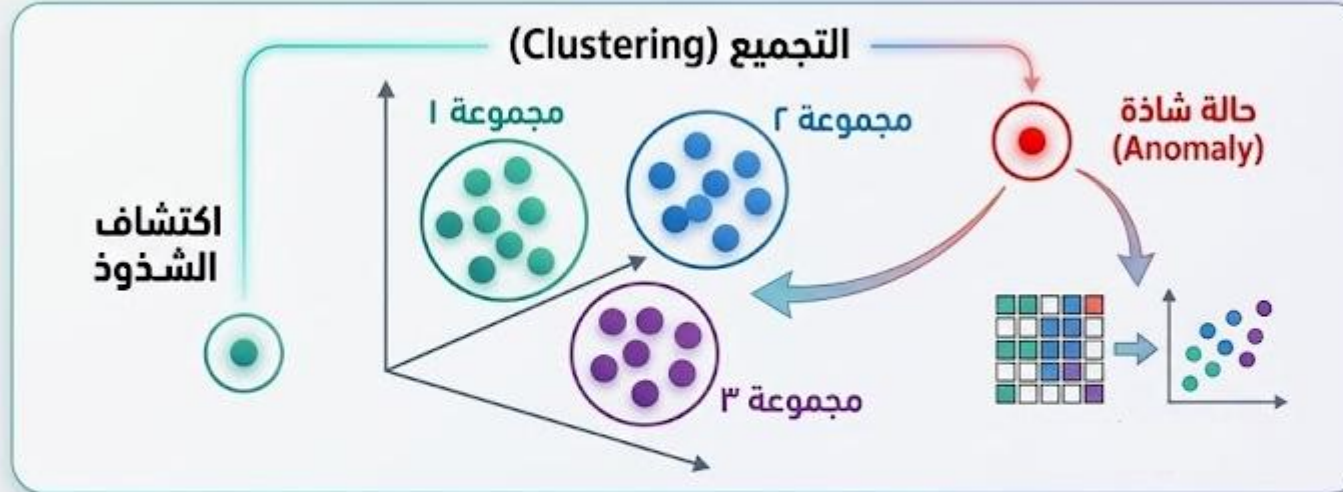
التعلم المعزّز



التعلم غير المُوجَّه: Unsupervised Learning

التعلم غير المُوجَّه (Unsupervised Learning)

النص: يحلل النموذج بيانات لا تحتوي على إجابات مسبقة، ثم يبحث عن أوجه التشابه والاختلاف والأنماط الخفية الموجودة فيها.



أمثلة تطبيقية

1 **التجميع**
تنظيم المقالات والكتب حسب الموضوع.

2 **المرضى**
اكتشاف مجموعات مختلفة من المرضى.

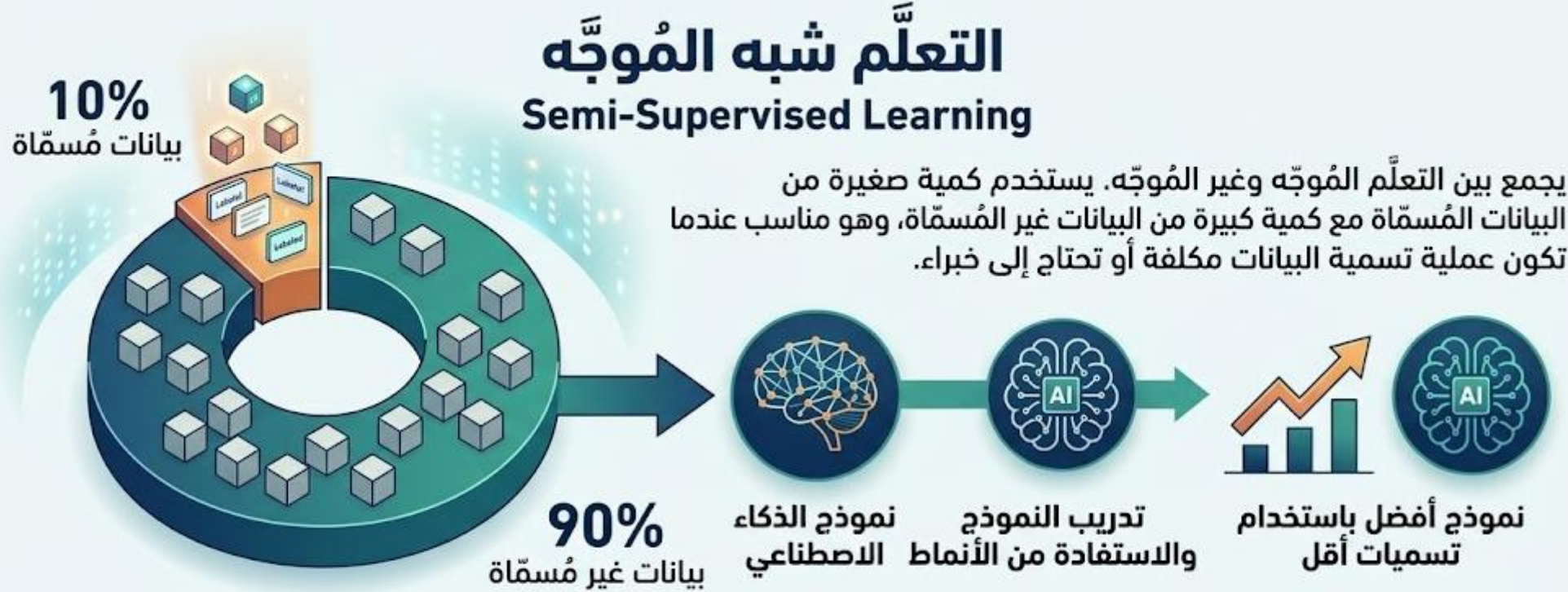
3 **تحليل**
تحليل أنماط الشراء.

4 **كشف**
كشف العمليات المالية غير المعتادة.

المهمة	وظيفتها	مثال
التجميع Clustering	تكوين مجموعات متشابهة	تقسيم العملاء
اكتشاف الشذوذ	كشف الحالات غير الطبيعية	اكتشاف اختراق شبكي
تقليل الأبعاد	تبسيط البيانات المعقدة	عرض البيانات الجينية

📌 الأنماط التي يكتشفها النموذج تحتاج إلى تفسير وتحقق بشري.

التعلم شبه المُوجّه: Semi-Supervised Learning

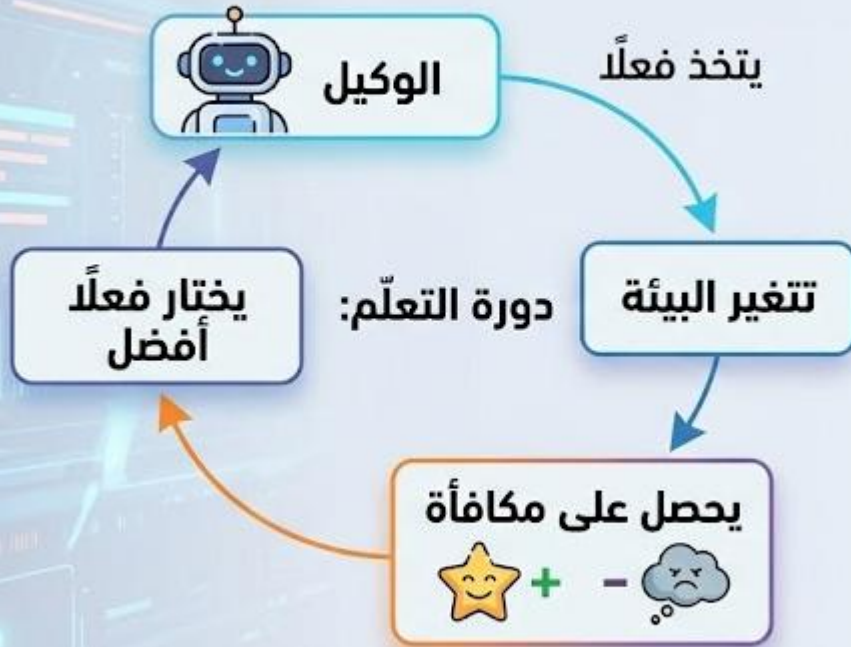


العنصر	التوضيح	الاستخدام	مثال	التحدي
الفائدة	تقليل الوقت وتكلفة تسمية البيانات	الصور الطبية، الوجوه، النصوص والكلام	صور أشعة قليلة شخصها مع آلاف الصور غير المُسمّاة	التسميات غير الدقيقة قد تنقل أخطاء إلى النموذج

التعلم المعزز: Reinforcement Learning

التعلم المعزز (Reinforcement Learning)

يتعلم الوكيل من التفاعل مع بيئة حقيقية أو افتراضية. يجرب أفعالاً مختلفة، ويحصل على مكافأة للقرارات الجيدة ونتيجة سلبية للقرارات غير المناسبة، ثم يطور استراتيجيته مع الوقت.



العنصر	المعنى	مثال لعبة فيديو
الوكيل Agent 	متخذ القرار	شخصية اللعبة 
البيئة Environment 	مكان التفاعل	مستوى اللعبة 
الفعل Action 	القرار المنفذ	الحركة أو القفز 
المكافأة Reward 	تقييم القرار	نقاط أو خسارة 

التطبيقات: الروبوتات  الألعاب  إشارات المرور  إدارة الطاقة  المحاكاة المستخدمة في المركبات ذاتية القيادة 

البيانات: وقود الذكاء الاصطناعي



أنواع البيانات التي يستخدمها الاصطناعي

البيانات هي الوقود الذي يعتمد عليه الذكاء الاصطناعي للتعلم والتوقع واتخاذ القرارات. ويحدد نوع البيانات طريقة تخزينها ومعالجتها وتحليلها.

نوع البيانات	خصائصها	أمثلة
البيانات المهيكلة	منظمة في صفوف وأعمدة، ويسهل تحليلها	قواعد البيانات، سجلات Excel الطلاب والمرضى
البيانات شبه المهيكلة	تحتوي على مفاتيح أو وسوم، لكن لا تُخزَّن في جداول ثابتة	بيانات البريد الإلكتروني
البيانات غير المهيكلة	لا تمتلك هيكلًا ثابتًا وتحتاج إلى تقنيات متخصصة	النصوص، الصور، الأشعة، الصوت والفيديو

البيانات المهيكلة: Structured Data

هي بيانات منظّمة وفق هيكل ثابت على شكل صفوف وأعمدة، بحيث يمثل كل صف سجلاً، ويمثّل كل عمود متغيّراً محدّداً مثل الاسم أو العمر أو التاريخ.

خصائصها:

- منظّمة في صفوف وأعمدة
- لكل عمود اسم ونوع بيانات محدد .
- سهولة التخزين والبحث والتحليل .
- مناسبة للإحصاء وخوارزميات التعلّم الآلي التقليدية .

الاسم	العمر	المدينة	الراتب
أحمد	25	عمّان	600 دينار
سارة	30	إربد	750 دينار
محمد	22	الزرقاء	500 دينار

البيانات غير المهيكلة (Unstructured Data)

- ◆ التشبيه: "صندوق مليء بأوراق متناثرة، صور، وتسجيلات صوتية"
- ◆ الخصائص:

- ليس لها هيكل محدد أو جداول.
- تشكل نسبة كبيرة من بيانات العالم.
- تحتاج إلى تقنيات خاصة لفهمها.
- أصعب في المعالجة لكنها أغنى بالمعلومات.

نوع البيانات	أمثلة	التقنية المستخدمة
النصوص	المقالات، الرسائل، التعليقات والتقارير	معالجة اللغة الطبيعية NLP
الصور	الصور الشخصية، الأشعة الطبية والخرائط	الرؤية الحاسوبية Computer Vision
الفيديو	كاميرات المراقبة والمقاطع التعليمية	تحليل الفيديو والتعرف على الحركة
الصوت	المكالمات، التسجيلات والمساعدات الصوتية	معالجة الكلام والصوت Speech Processing

البيانات شبه المهيكلة: Semi-Structured Data

هي بيانات لا تُنظَّم داخل جداول ثابتة، لكنها تحتوي على مفاتيح أو وسوم أو بيانات وصفية تساعد الحاسوب على معرفة معنى كل جزء منها.

خصائصها:

- تقع بين البيانات المهيكلة وغير المهيكلة .
- تمتلك تنظيمًا واضحًا، لكن هيكلها مرن وقابل للتغيير .
- تسمح بإضافة حقول جديدة دون تعديل جدول كامل .
- مناسبة لتبادل البيانات بين التطبيقات والمواقع .

مقارنة بين أنواع البيانات

- يختلف كل نوع من حيث درجة التنظيم، سهولة التحليل، والأدوات اللازمة لمعالجته.
- ✓ لا يوجد نوع أفضل بصورة مطلقة، لكل نوع استخدام مناسب .
- ✓ نوع البيانات يحدد طريقة التخزين والمعالجة والنموذج المستخدم .
- ✓ الأنظمة الحديثة قد تجمع النصوص والصور والبيانات الجدولية في نموذج واحد.

الخاصية	البيانات المهيكلة	البيانات شبه المهيكلة	البيانات غير المهيكلة
طريقة التنظيم	هيكل ثابت من صفوف وأعمدة	تنظيم مرن باستخدام مفاتيح أو وسوم	لا تمتلك هيكلًا ثابتًا
سهولة التحليل	أسهل وأسرع	متوسطة	أكثر تعقيدًا
مرونة البنية	محدودة بهيكل الجدول	عالية المرونة	عالية المرونة
أمثلة	قواعد بيانات	البريد الإلكتروني	الصور، النصوص، الصوت والفيديو
تقنيات التحليل	الإحصاء والتعلّم الآلي	أدوات تحليل وقواعد	الرؤية الحاسوبية ومعالجة الصوت

جمع البيانات ووسمها: Data Collection & Labeling

يتعلّم الذكاء الاصطناعي من الأمثلة، لذلك يجب جمع بيانات مرتبطة بالمشكلة، متنوعة، دقيقة، ومصرّح باستخدامها، وفي التعلّم المُوجّه تُضاف إلى كل مثال إجابة أو معلومة صحيحة تسمّى الوسم (Label)

مراحل إعداد البيانات: تحديد الهدف ← اختيار المصادر ← جمع البيانات ← إزالة التكرار والأخطاء ← الوسم ← مراجعة الجودة

الوسم: هو إضافة معلومة تساعد النموذج على فهم ما تمثّله البيانات.

شكل الوسم	نوع البيانات	مثال
اسم الفئة	صورة	قطعة، كلب أو طائر
مربع أو منطقة محددة	صورة طبية	تحديد مكان الورم داخل الأشعة
تصنيف المشاعر	نص	إيجابي، سلبي أو محايد
تفريغ نصي	صوت	تحويل التسجيل إلى كلمات
قيمة رقمية	بيانات منزل	250,000 دينار

من يقوم بالوسم؟

- أفراد مدربون: للصور والنصوص العامة .
- خبراء متخصصون: للبيانات الطبية والقانونية .
- خوارزميات مساعدة: تقترح الوسوم ثم يراجعها الإنسان.

طرق جمع البيانات: Data Collection Methods

تُختار طريقة جمع البيانات بناءً على هدف المشروع، التكلفة، الوقت، جودة البيانات، التمثيل، والقيود القانونية.

الطريقة	آلية الجمع	مثال	أبرز القيود
البيانات المتاحة	استخدام مجموعات منشورة مسبقًا	الصور والأسئلة والأجوبة	قد لا تناسب المشكلة، ويجب مراجعة الترخيص والجودة
الجمع اليدوي	جمع البيانات مباشرة بواسطة فريق المشروع	تصوير منتجات مصنع لاكتشاف العيوب	تحتاج إلى وقت وتكلفة وموافقة المشاركين
الجمع التلقائي	جمع مستمر باستخدام البرامج والأجهزة	أجهزة الاستشعار، السجلات الرقمية، ومواقع الإنترنت المسموح بها	قد تحتوي على أخطاء أو بيانات شخصية، وتخضع لشروط الاستخدام
البيانات الاصطناعية	توليد بيانات تحاكي خصائص البيانات الحقيقية	محاكاة حوادث القيادة أو إنشاء صور طبية اصطناعية	قد لا تعكس الواقع بالكامل ويجب التحقق منها ببيانات حقيقية

قبل البدء بالجمع، اسأل: هل البيانات مرتبطة بالمشكلة وتمثل الفئة المستهدفة؟ هل توجد موافقة أو رخصة تسمح باستخدامها؟

هل تحتوي على معلومات شخصية أو حساسة؟ هل يمكن التحقق من جودتها ومصدرها؟

تنبيه: توفر البيانات على الإنترنت لا يعني أن استخدامها مسموح. يجب احترام الخصوصية وحقوق الملكية.

خصوصية البيانات وأخلاقياتها: Data Privacy & Ethics

البيانات الشخصية أمانة وليست موردًا مفتوحًا. قد تشمل الاسم، الموقع، الصور، البيانات الصحية والمالية، ويمكن أن يؤدي استخدامها غير المسؤول إلى التمييز أو الضرر أو كشف هوية الأفراد.

المبدأ	ماذا يعني؟	مثال عملي
المشروعية والموافقة	وجود موافقة أو أساس قانوني يسمح بالمعالجة	نموذج موافقة واضح قبل جمع بيانات المرضى
تقليل البيانات	جمع أقل كمية ممكنة لتحقيق الهدف	جمع العمر والتشخيص فقط إذا كانا ضروريين
إخفاء أو ترميز الهوية	تقليل إمكانية التعرف على الشخص	حذف الاسم والرقم الوطني واستبدالهما برمز
تحديد الغرض	استخدام البيانات للغرض المعلن فقط	عدم استخدام بيانات الدراسة لأغراض تسويقية
الأمن والسرية	حماية البيانات من التسريب أو الوصول غير المصرح	تشفير الملفات وتحديد الأشخاص المسموح لهم بالدخول
الشفافية والمساءلة	تقديم معلومات واضحة ومفهومة	إخبار المستخدم بالبيانات التي جُمعت وكيف ستُستخدم

مهم: إخفاء الاسم وحده قد لا يمنع إعادة التعرف على الشخص عند دمج البيانات مع مصادر أخرى.
في الأردن ينظم هذه المسائل قانون حماية البيانات الشخصية رقم 24 لسنة 2023، بينما يطبق الاتحاد الأوروبي GDPR

جودة البيانات وتنظيفها: Data Quality & Cleaning

تعتمد جودة نموذج الذكاء الاصطناعي على دقة البيانات، اكتمالها، اتساقها وتمثيلها للواقع. فالخوارزمية المتقدمة لا تستطيع تعويض بيانات خاطئة أو غير مناسبة. **مدخلات رديئة = مخرجات رديئة**

خطوات التنظيف: فحص البيانات — تحديد المشكلات — اختيار المعالجة — تطبيقها — التحقق من النتائج

المشكلة	مثال	المعالجة المناسبة
القيم المفقودة	خانة العمر أو نتيجة الفحص فارغة	دراسة سبب الفقد، ثم الحذف أو التعويض بالوسيط أو المنوال أو طريقة مناسبة
التكرارات	تسجيل المريض نفسه مرتين	التحقق من أنها نسخ حقيقية قبل حذفها
الأخطاء والقيم الشاذة	العمر 150 سنة أو قراءة حساس غير منطقية	مراجعة المصدر وتحديد ما إذا كانت خطأ أم حالة حقيقية نادرة
التنسيق غير الموحد	تواريخ وصيغ قياس مختلفة	تحويل جميع القيم إلى صيغة ووحدة موحدة
الوسوم الخاطئة	صورة ورم حميد موسومة على أنها خبيثة	مراجعة عينة من الوسوم بواسطة أكثر من شخص أو خبير

تنبيهات مهمة:

- ✓ القيمة الشاذة ليست دائماً خطأ؛ فقد تمثل حالة نادرة ومهمة .
- ✓ لا تستخدم المتوسط لتعويض كل القيم المفقودة بصورة تلقائية .
- ✓ احتفظ بنسخة أصلية من البيانات ووثق جميع التعديلات.

الانحياز في البيانات: Data Bias

الانحياز هو خلل منهجي في جمع البيانات أو قياسها أو سمها، يجعل النموذج يتعلم صورة غير كاملة عن الواقع، وقد يؤدي إلى نتائج غير دقيقة أو غير عادلة لبعض الفئات.

◆ إذا شاهد الطفل طيورًا بيضاء فقط، فقد لا يتعرف على الغراب بوصفه طائرًا.

نوع الانحياز	كيف يحدث؟	مثال	النتيجة المحتملة
انحياز العينة	اختيار عينة لا تمثل المجتمع المستهدف	جمع بيانات الدخل من منطقة غنية فقط	نموذج لا يعمل جيدًا خارج المجموعة المختارة
انحياز التمثيل	نقص أو زيادة تمثيل بعض الفئات	قلة صور البشرة الداكنة في بيانات الأمراض الجلدية	أداء أضعف لدى فئات محددة
انحياز الوسم	تأثر الوسوم بالآراء أو التعليمات غير الواضحة	اختلاف المقيمين في تصنيف تعليق بأنه مسيء	تعلم النموذج آراء المؤسسين بدل الحقيقة
انحياز القياس	اختلاف طريقة قياس المتغيرات	قياسات أجهزة المستشفيات غير موحدة	اختلاف النتائج بين المؤسسات أو الأجهزة
الانحياز التاريخي	البيانات تعكس قرارات أو ممارسات سابقة	تدريب نظام توظيف على قرارات تاريخية متحيزة	استمرار التمييز الموجود سابقًا

كيف نخفف الانحياز؟ جمع بيانات تمثل المجتمع المستهدف بصورة مناسبة، وضع تعليمات وسم واضحة واستخدام أكثر من مُقيّم، توحيد طرق وأجهزة القياس قدر الإمكان، تقييم أداء النموذج لكل فئة، وليس بالدقة الكلية فقط، مراقبة النموذج بعد استخدامه وتحديث البيانات دوريًا. تساوي أعداد الفئات لا يعني تلقائيًا أن البيانات خالية من الانحياز، فقد يبقى انحياز القياس أو الوسم أو التاريخ.

الشبكات العصبية والتعلم العميق

كيف تفهم الشبكات العصبية البيانات؟

الشبكة العصبية لا تحفظ الصورة أو النص كما هو، بل تمرر البيانات عبر طبقات متتابعة. تتعلم كل طبقة مستوى أعمق من الأنماط، حتى تصل الشبكة إلى النتيجة النهائية.

مثال: تحليل صورة أشعة

صورة الأشعة



الطبقات الأولى: تكتشف الحواف والدرجات اللونية



الطبقات الوسطى: تتعرف على الأشكال والأنسجة



الطبقات العميقة: تكتشف الأنماط المعقدة



النتيجة: تقدير احتمال وجود حالة غير طبيعية

- CNN تتعلم الأنماط المكانية في الصور .
 - RNN تتعامل مع ترتيب المعلومات في النصوص والتسلسلات، وقد أصبحت Transformers أكثر شيوعًا في كثير من تطبيقات اللغة الحديثة .
 - التعلم العميق: استخدام طبقات متعددة لتعلم أنماط متدرجة التعقيد .
- الفكرة الأساسية: ما يميز الشبكات العصبية هو قدرتها على استخراج الخصائص المهمة تلقائيًا من البيانات الخام بدل تحديد جميع القواعد والخصائص يدويًا.

مقارنة بين أنواع الشبكات العصبية

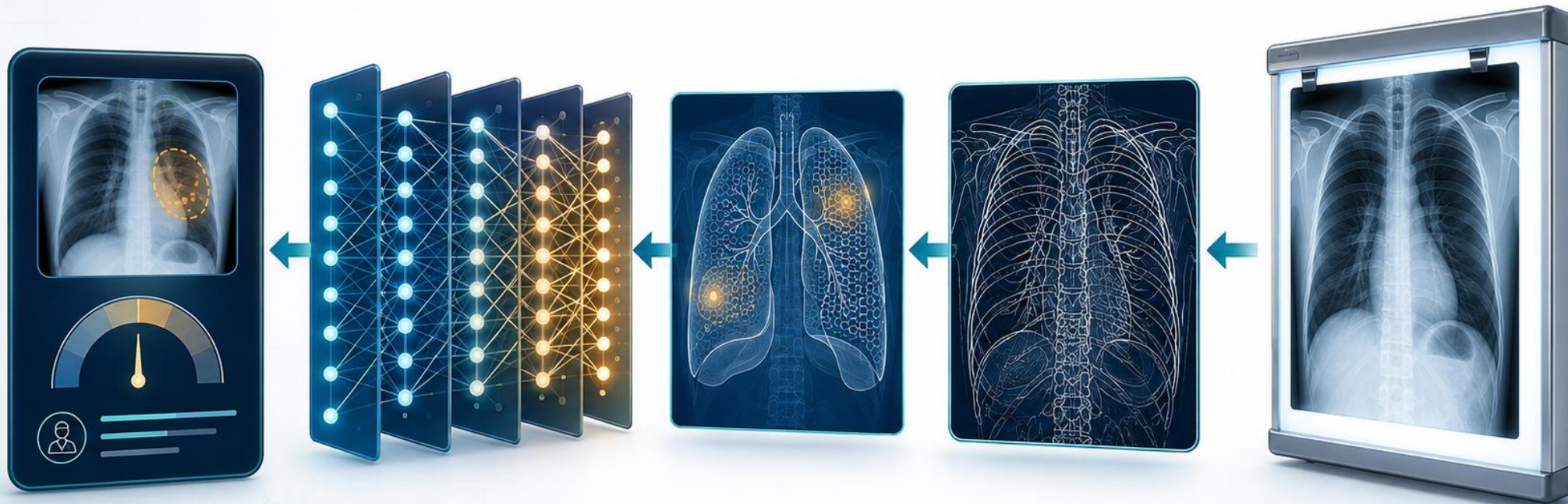
النوع	البيانات والاستخدام	الميزة الأساسية	أبرز التحديات
ANN	البيانات الجدولية والتصنيف والتنبؤ	بنية مباشرة ومرنة	لا تحتفظ بترتيب أو ذاكرة للبيانات
CNN	الصور والفيديو والأشعة الطبية	اكتشاف الأنماط المكانية تلقائيًا	قد تحتاج إلى بيانات كثيرة أو نماذج مدربة مسبقًا
RNN	النصوص والصوت والسلاسل الزمنية	معالجة المعلومات حسب ترتيبها الزمني	صعوبة الاحتفاظ بالسياق البعيد وبطء التدريب المتسلسل
LSTM	النصوص الطويلة والتنبؤات الزمنية	الاحتفاظ بالمعلومات لمدة أطول من RNN	أكثر تعقيدًا وتدريبها أبطأ
Transformers	نماذج اللغة والترجمة والتطبيقات متعددة الوسائط	فهم العلاقات البعيدة ومعالجة البيانات بالتوازي	تحتاج إلى بيانات وموارد حاسوبية كبيرة

العلاقة بين الأنواع:

- ANN: البنية العامة والأساسية .
- CNN: متخصصة في الأنماط المكانية .
- RNN و LSTM : متخصصة في البيانات المتتابة .
- Transformers : تعتمد على آلية الانتباه، وأصبحت الأكثر استخدامًا في نماذج اللغة الحديثة.

كيف يحوّل التعلم العميق صورة أشعة الصدر إلى تنبؤ بمساعدة الطبيب

يمرر النموذج الصورة عبر طبقات متتالية لتعلم الأنماط من البسيطة إلى المعقدة،
ثم يقدم تنبؤاً استرشادياً لمساعدة الطبيب في اتخاذ القرار.



التجهيز الزائد: Overfitting

يحدث التجهيز الزائد عندما يحفظ النموذج تفاصيل بيانات التدريب بدلاً من تعلّم أنماط عامة يمكن تطبيقها على بيانات جديدة.

♦ طالب حفظ إجابات الامتحان، لكنه فشل عندما تغيّرت الأسئلة.

كيف نكتشفه؟ قارن أداء النموذج على بيانات التدريب وبيانات التحقق. إذا كان أداء التدريب مرتفعاً جداً بينما ينخفض أداء التحقق، فقد يكون النموذج يعاني من Overfitting.

المؤشر	بيانات التدريب	بيانات الاختبار
الدقة	99%	60%
معدل الخطأ	أخطاء قليلة جداً	أخطاء كثيرة
النتيجة	أداء ممتاز	تعميم ضعيف

كيف نقلله؟

- زيادة كمية البيانات وتنوعها .
- تقسيم البيانات إلى تدريب وتحقيق واختبار .
- تبسيط النموذج وتقليل عدد الطبقات أو العقد .

الأداء الممتاز على بيانات التدريب لا يعني أن النموذج يعمل جيداً على بيانات جديدة.

الخصوصية في أنظمة الذكاء الاصطناعي : Privacy in AI Systems

تحتاج أنظمة الذكاء الاصطناعي إلى البيانات للتعلم، لكنها قد تكشف معلومات لم يشاركها الشخص صراحةً أو تعيد ربط البيانات بهويته، لذلك لا تكفي إزالة الاسم وحدها لحماية الخصوصية.

♦ نافذة المنزل تسمح برؤية الخارج، لكن يجب ألا تسمح للجميع برؤية ما بداخله.

خطر الخصوصية	كيف يحدث؟	مثال أو نتيجة محتملة
المراقبة الجماعية	جمع وتحليل بيانات عدد كبير من الأشخاص باستمرار	تتبع الأشخاص باستخدام كاميرات التعرف على الوجه
استنتاج المعلومات	ربط عدة متغيرات لاستخراج معلومات لم يصريح بها المستخدم	استنتاج الحالة الصحية من المشتريات أو البحث
إعادة التعريف	دمج بيانات أزيلت منها الأسماء مع مصادر أخرى	تحديد شخص من سجل موقعه وتحركاته
خرق البيانات	اختراق النظام أو ضعف التخزين والصلاحيات	كشف السجلات الصحية أو المالية للمستخدمين
تسريب البيانات عبر النموذج	حفظ النموذج تفاصيل أو عبارات من البيانات الأصلية	إعادة النموذج جزءًا من بيانات التدريب الحساسة

كيف نحد من المخاطر؟ جمع البيانات الضرورية فقط، تشفير البيانات وتقييد صلاحيات الوصول، إزالة أو ترميز المعلومات الشخصية، اختبار إمكانية إعادة التعرف وتسريب بيانات التدريب، استخدام تقنيات مثل الخصوصية التفاضلية والتعلم الاتحادي عند الحاجة.

الهدف ليس فقط منع سرقة البيانات، بل منع استخدامها أو استنتاج معلومات منها بطرق لم يتوقعها المستخدم.

تقنيات الحفاظ على الخصوصية: Privacy-Preserving Techniques

تساعد هذه التقنيات على الاستفادة من البيانات في تدريب أنظمة الذكاء الاصطناعي مع تقليل إمكانية كشف هوية الأفراد أو بياناتهم الحساسة.

التقنية	الفكرة الأساسية	مثال للاستخدام	أبرز التحديات
إخفاء وترميز الهوية	إزالة الهوية أو استبدالها برمز منفصل	مشاركة بيانات بحثية بعد إزالة المعرفات	قد تبقى إعادة التعرف ممكنة عند دمج البيانات بمصادر أخرى
الخصوصية التفاضلية	إضافة ضوضاء محسوبة تحدّ من تأثير بيانات أي شخص	نشر إحصاءات أو تدريب نموذج دون كشف مساهمة الفرد	الموازنة بين مستوى الخصوصية ودقة النتائج
التعلّم الاتحادي Federated Learning	إبقاء البيانات محليًا وإرسال تحديثات النموذج فقط	تدريب مشترك بين هواتف أو مستشفيات	قد تكشف تحديثات النموذج بعض المعلومات إذا لم تُحمَ
التشفير المتجانس	إجراء الحسابات على البيانات دون فك تشفيرها	تحليل بيانات مشفرة على خادم سحابي	تحتاج إلى وقت وموارد حاسوبية كبيرة

لا توجد تقنية واحدة تضمن الخصوصية بالكامل؛ غالبًا نحتاج إلى الجمع بين تقليل البيانات، التشفير، التحكم في الوصول وتقنيات الخصوصية المتقدمة.

التعلم الاتحادي: Federated Learning

التعلم الاتحادي (Federated Learning)

مشاركة المعرفة، لا البيانات الخام



مثال: تحسين اقتراحات لوحة المفاتيح



التحديثات قد تسرب معلومات؛
لذلك تُحمى بالتجميع الآمن
والخصوصية التفاضلية

اختيار الأدوات والمنصات: Tools & Platforms

لا توجد أداة مناسبة لجميع المشاريع، يعتمد الاختيار على المشكلة، نوع البيانات، خبرة الفريق، الموارد، الخصوصية وطريقة نشر النموذج.

♦ لا نستخدم مطرقة ثقيلة لتركيب مسمار صغير؛ الأداة الأفضل هي الأنسب للمهمة.

المعيار	الأسئلة التي يجب طرحها	القرار المحتمل
مستوى الخبرة	هل الفريق مبتدئ أم يمتلك خبرة في البرمجة؟	منصة بدون برمجة للمبتدئ، أو بيئة برمجية للمستخدم المتقدم
طبيعة المشروع	ما نوع المشكلة والبيانات المستخدمة؟	اختيار أدوات متخصصة للصور أو النصوص أو البيانات الجدولية
الحجم والأداء	ما حجم البيانات وسرعة المعالجة المطلوبة؟	تشغيل محلي للبيانات الصغيرة، أو موارد سحابية للبيانات الضخمة
الميزانية والموارد	ما تكلفة الاشتراك والتخزين والمعالجة؟	أداة مجانية أو مفتوحة المصدر، أو خدمة مدفوعة عند الحاجة
الخصوصية والأمان	هل البيانات شخصية أو طبية أو سرية؟	معالجة محلية أو منصة تلتزم بسياسات المؤسسة
التكامل والنشر	هل نحتاج إلى مشاركة المشروع أو دمج مع نظام آخر؟	اختيار أداة تدعم المشاركة وواجهات الربط والنشر

خطوات الاختيار:

حدّد الهدف — حدّد نوع وحجم البيانات — راجع الخصوصية والميزانية — جرّب نموذجًا أوليًا — اختر المنصة النهائية
القاعدة الذهبية: لا تختَر الأداة لأنها الأشهر؛ اخترها لأنها تحقق متطلبات مشروعك بأقل تعقيد وتكلفة ومخاطر.

منصات الذكاء الاصطناعي للمبتدئين: No-Code AI Platforms

تتيح هذه المنصات تجربة مفاهيم الذكاء الاصطناعي باستخدام واجهات مرئية دون الحاجة إلى كتابة التعليمات البرمجية.

المنصة	طريقة العمل	الأنسب لها	مثال لمشروع بسيط
Teachable Machine	جمع الأمثلة ثم الضغط على التدريب	الصور، الأصوات وحركات الجسم	التمييز بين تفاحة وبرتقالة
Orange Data Mining	توصيل كتل مرئية على لوحة العمل	البيانات الجدولية وتحليلها	توقع نجاح طالب أو تقسيم العملاء
KNIME	إنشاء مسار عمل باستخدام عقد مترابطة	مشروعات تحليل البيانات الأكثر شمولاً	تحليل بيانات المبيعات وبناء نموذج تنبؤ
Machine Learning for Kids	تدريب نموذج ثم دمج مع مشروع تفاعلي	الأنشطة المدرسية والتعلم باستخدام Scratch	تصنيف النصوص والصور وبناء لعبة تعليمية

لا تستخدم بيانات شخصية أو طبية حقيقية في الأنشطة التدريبية؛ استخدم صوراً وبيانات عامة أو تجريبية.

تدريب النموذج واختباره: Model Training & Testing

الهدف من التدريب هو تعلّم الأنماط من البيانات، بينما يهدف الاختبار إلى قياس قدرة النموذج على التعامل مع بيانات جديدة لم يرها سابقًا.

♦ يتدرّب الرياضي في التمارين، يراجع أدائه مع المدرب، ثم يُقيّم في مباراة حقيقية.
تقسيم البيانات: النسب مثال شائع وليست قاعدة ثابتة.

وقت الاستخدام	الوظيفة	مجموعة البيانات
أثناء بناء النموذج	تعلّم الأوزان والأنماط	التدريب 70% - Training
أثناء تطوير النموذج	اختيار الإعدادات ومراقبة التجهيز الزائد	التحقق 15% - Validation
بعد اكتمال جميع التعديلات	قياس الأداء النهائي على بيانات جديدة	الاختبار 15% - Testing

مقاييس تقييم النماذج: Evaluation Metrics

لا يكفي معرفة عدد التوقعات الصحيحة؛ يجب اختيار المقياس بحسب نوع المهمة وتكلفة الخطأ.

المقياس	السؤال الذي يجيب عنه	متى يكون مهمًا؟
الدقة الكلية Accuracy	ما نسبة التوقعات الصحيحة من جميع الحالات؟	Accuracy وحدها قد تكون مضللة عند عدم توازن الفئات (Class Imbalance)
الإحكام Precision	من الحالات التي توقعها النموذج "مريضة"، كم حالة كانت مريضة فعلاً؟	عندما تكون الإنذارات الكاذبة مكلفة
الاستدعاء / Recall الحساسية	من جميع المرضى الحقيقيين، كم مريضاً اكتشفه النموذج؟	عندما يكون فقدان حالة إيجابية خطراً
مقياس F1	ما مستوى التوازن بين الإحكام والاستدعاء؟	عندما نحتاج إلى موازنة Precision و Recall

لماذا قد تكون Accuracy مضللة؟ إذا كان لدينا 95 شخصاً سليماً و 5 مرضى، وتوقع النموذج أن الجميع سليمون، فستكون الدقة 95% رغم أنه لم يكتشف أي مريض.

صياغة المشكلة كمهمة ذكاء اصطناعي: AI Problem Formulation

تحويل المشكلة إلى مهمة ذكاء اصطناعي يعني تحديد المستخدم، البيانات، النتيجة المطلوبة، طريقة القياس والقيود بصورة واضحة قبل اختيار النموذج.

المثال: نريد استخدام صور أوراق المحاصيل لتصنيفها إلى سليمة أو مصابة، بهدف مساعدة المزارع على الاكتشاف المبكر، وسنقيس الأداء باستخدام Recall و F1 لكل فئة، مع تشغيل النظام على الهاتف وإحالة الحالات غير المؤكدة إلى خبير.

العنصر	السؤال الأساسي	مثال: اكتشاف آفات المحاصيل
المشكلة والمستخدم	ما المشكلة؟ ومن سيستخدم الحل؟	مساعدة المزارع على اكتشاف الآفة مبكرًا
المدخلات	ما البيانات التي ستدخل إلى النظام؟	صور أوراق المحاصيل من كاميرا الهاتف
الوسوم	من يوفر الإجابة الصحيحة للتدريب؟	تشخيصات يحددها خبير زراعي
المخرجات	ما النتيجة التي سيُنتجها النظام؟	سليم، آفة حشرية أو مرض فطري
نوع المهمة	هل المهمة تصنيف أم انحدار أم تجميع أم توليد؟	تصنيف متعدد الفئات
معايير النجاح	كيف سنعرف أن النظام نجح؟	Recall مرتفع للصور المصابة مع اختبار الأداء لكل فئة
القيود	ما حدود التكلفة والسرعة والمخاطر؟	العمل على الهاتف، سرعة مناسبة، وإحالة الحالات غير المؤكدة إلى خبير

الأخطاء الشائعة في اختيار مشاكل الذكاء الاصطناعي

الخطأ	لماذا يُعدّ خطأً؟	التصحيح المناسب
استخدام AI لمشكلة بسيطة	يزيد التكلفة والتعقيد دون فائدة حقيقية؛ مثل استخدام نموذج لحساب متوسط الدرجات	ابدأ بمعادلة أو قاعدة أو برنامج بسيط
صياغة مهمة عامة وغامضة	عبارة مثل "نريد تحسين الحياة بالذكاء الاصطناعي" لا يمكن تنفيذها أو تقييمها	حدّد المستخدم والمدخلات والمخرجات ومقياس النجاح
البدء بالخوارزمية بدل المهمة	اختيار CNN أو منصة معينة قبل تحديد الهدف وتحليل البيانات قد يؤدي إلى حل تقني لا يناسب المهمة.	ابدأ بالمهمة والبيانات قبل اختيار النموذج
بيانات غير كافية أو غير ممثلة	العدد القليل أو التمثيل الضعيف قد ينتجان نموذجًا لا يعمل في الواقع	استخدم بيانات جاهزة أو اجمع بيانات متنوعة وموثوقة
اختيار مقياس نجاح غير مناسب	Accuracy المرتفعة قد تخفي ضعف اكتشاف الفئة المهمة	اختر مقاييس تناسب تكلفة كل نوع من الأخطاء
تجاهل الأخلاقيات والمخاطر	قد يسبب النظام ضررًا أو تمييزًا عند اتخاذ قرارات حساسة	قيّم الخصوصية والانحياز، وحدّد الرقابة البشرية
توقع أداء مثالي دون أخطاء	الأنظمة الواقعية تواجه بيانات وحالات جديدة باستمرار	حدّد مستوى أداء واقعيًا وخطة للتعامل مع الأخطاء

وجود 50 صورة ليس خطأ دائمًا؛ فقد تكفي لتجربة تعليمية أو عند استخدام نموذج مدرب مسبقًا، لكنها قد لا تكفي لبناء نظام موثوق للاستخدام الحقيقي.

قائمة تحقق سريعة: هل المشكلة واضحة؟ → هل AI ضروري؟ → هل البيانات مناسبة؟ → هل النجاح قابل للقياس؟ → هل المخاطر مقبولة؟

ليس كل ما ينتجه الذكاء الاصطناعي صحيحًا

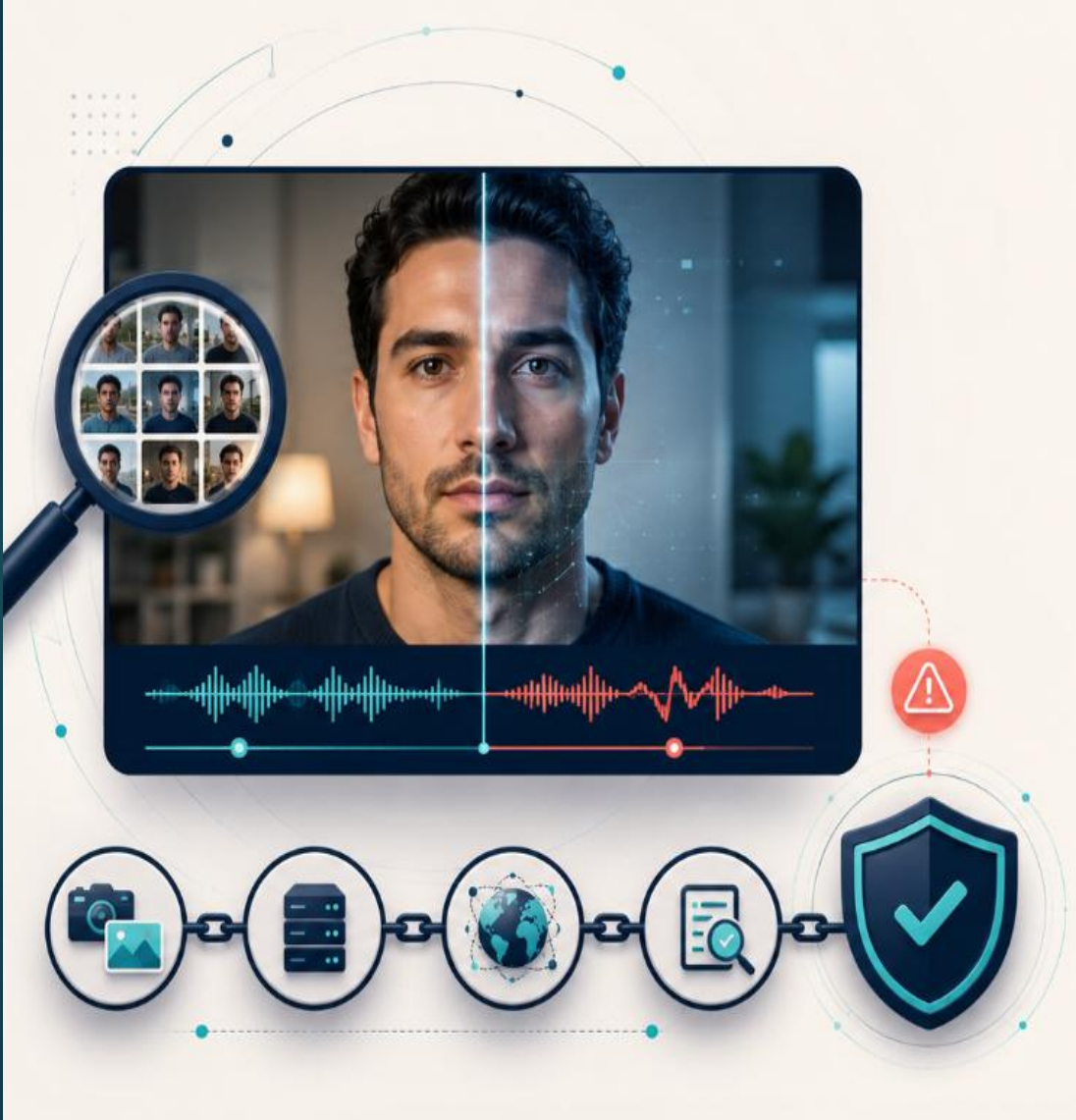
- ✓ قد ينتج إجابة واثقة ومقنعة، لكنها خاطئة أو مبنية على مراجع غير موجودة.
- ✓ افصل بين جودة الصياغة وصحة المعلومة.
- ✓ تحقق خصوصًا من الأسماء والأرقام والتواريخ والمراجع.

الإجابة قد تبدو مقنعة ومكتوبة باحتراف، لكنها قد تتضمن معلومات خاطئة.

ChatGPT can make mistakes. Check important info.



التزييف العميق: الدليل أهم من المظهر



- ✓ العيوب البصرية إشارات فقط، وليست حكمًا نهائيًا.
 - ✓ افحص المصدر والسياق وتزامن الصوت مع الصورة، تأكد أن المؤشرات مثل الإضاءة أو حركة الشفاه قد تساعد، لكنها لا تكفي وحدها.
 - ✓ استخدم البحث العكسي وتتبع أول ظهور للمحتوى.
- من نشره؟ وأين ظهر أول مرة؟ ومتى؟**

قبل أن تنشر: تحقق ثم افصح

توقف ← تحقق ← افصح ← انشر

- ✓ وضّح إن كان المحتوى مولّدًا أو معدّلاً بالذكاء الاصطناعي.
- ✓ احمِ الخصوصية وحقوق الملكية الفكرية.
- ✓ تبقى المسؤولية النهائية على الإنسان.

شارك المعرفة بمسؤولية

متى نكتب "مولّد بالذكاء الاصطناعي"؟



قاعدة التحقق في أربع خطوات

1. حدّد الادعاء القابل للتحقق
2. ارجع إلى المصدر الأصلي
3. افحص التاريخ والسياق
4. قارن بمصدرين موثوقين

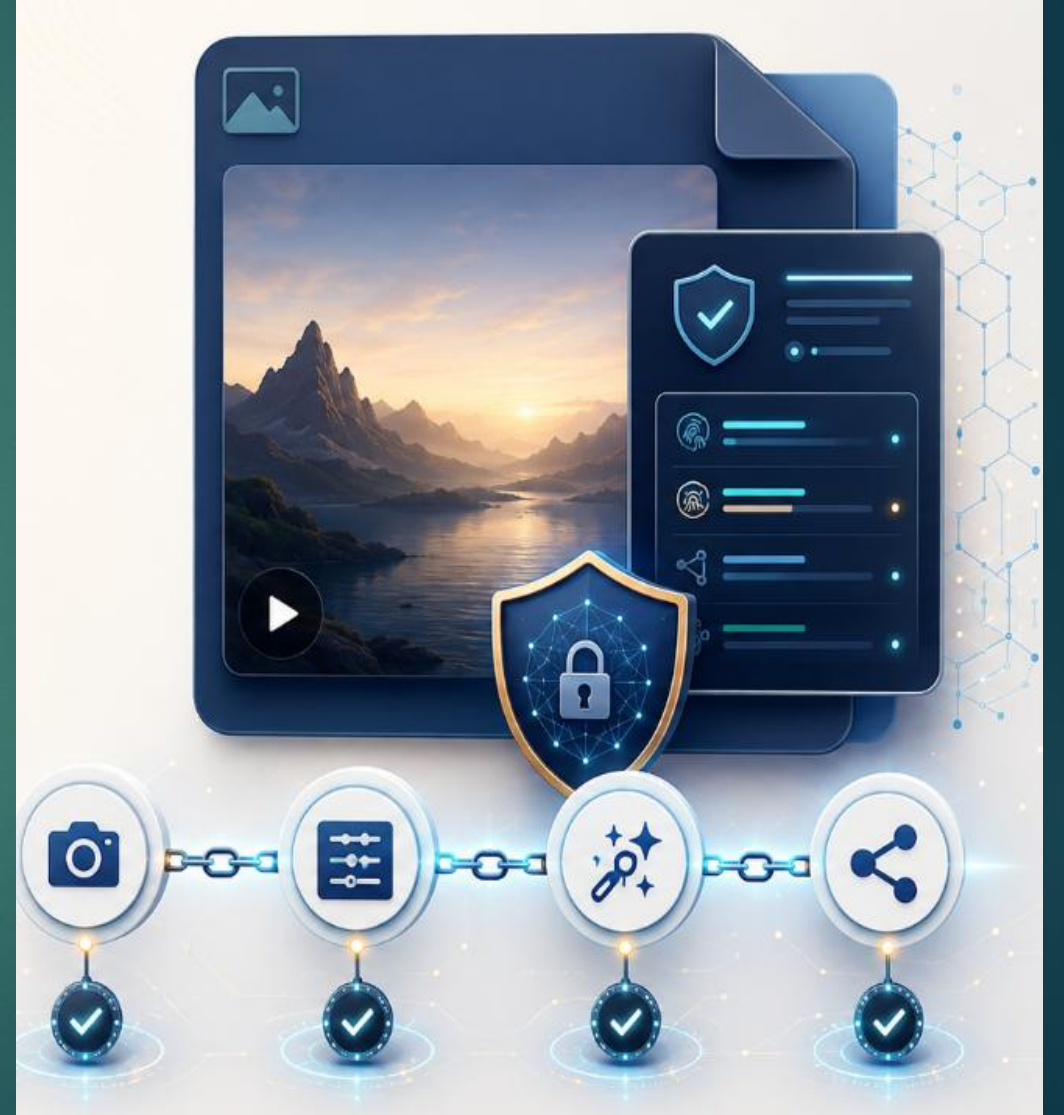
لا تنتقل الإجابة قبل التحقق



بطاقة هوية رقمية للمحتوى

- ✓ تسجل بيانات اعتماد المحتوى — عند توفرها — أصل الملف والأدوات والتعديلات واستخدام الذكاء الاصطناعي.
- ✓ وجودها يساعد على فهم تاريخ المحتوى.
- ✓ غيابها لا يعني أن المحتوى مزيف.
- ✓ وجودها لا يثبت أن الادعاء صحيح.

تثبت المسار... لا الحقيقة



هلوسة الذكاء الاصطناعي هي ظاهرة تحدث عندما تنتج نماذج الذكاء الاصطناعي، وخاصة النماذج اللغوية الكبيرة (LLMs)، مخرجات غير دقيقة أو مضللة أو مختلقة تمامًا، ولكنها تبدو مقنعة وواضحة.

لماذا تحدث الهلوسة؟

- ✓ بيانات التدريب: تعتمد النماذج اللغوية على كميات هائلة من البيانات، وقد تحتوي هذه البيانات على أخطاء، وتحيزات، ومعلومات غير دقيقة. عندما يواجه النموذج موضوعًا لم يتم تدريبه عليه بشكل كافٍ، فقد يخلق معلومات بناءً على الأنماط التي تعلمها.
- ✓ بنية النموذج: تُبنى النماذج من شبكات عصبية معقدة، وتؤثر طريقة تصميمها على كيفية تفاعلها مع البيانات والتعليمات. قد تتسبب تغييرات طفيفة في البنية في حدوث أخطاء غير متوقعة.
- ✓ طريقة التوليد: تولد النماذج النص بناءً على احتمالات التوكنات التالية، وقد تؤدي بعض استراتيجيات التوليد إلى مخرجات غير دقيقة أو مختلقة.
- ✓ نقص السياق: قد تفتقر النماذج إلى فهم السياق الحقيقي للمعلومات، مما يؤدي إلى افتراضات واستنتاجات خاطئة.

هلوسة الذكاء الاصطناعي

أمثلة على الهلوسة:

- ✓ أخطاء واقعية: مثل ذكر سنة خاطئة لحدث معين، أو عاصمة دولة غير صحيحة.
- ✓ محتوى مختلق: مثل اختلاق قصص، أو روابط غير موجودة، أو مكتبات برمجية وهمية.
- ✓ معلومات مضللة: مثل توصية غير صحيحة، أو معلومة خاطئة تمامًا.
- ✓ لماذا تعتبر الهلوسة مشكلة؟
- ✓ فقدان الثقة: قد تؤدي الهلوسة إلى فقدان الثقة في نماذج الذكاء الاصطناعي وتطبيقاتها.
- ✓ خسائر مالية: قد تتسبب الهلوسة في خسائر مالية للشركات التي تعتمد على الذكاء الاصطناعي.
- ✓ نشر معلومات مضللة: قد تؤدي الهلوسة إلى نشر معلومات مضللة وضارة.

كيف يمكن الحد من الهلوسة؟

- ✓ اختيار منصات موثوقة: استخدام منصات ذكاء اصطناعي موثوقة ومجربة.
- ✓ إضافة توليد معزز بالاسترجاع: استخدام تقنيات **RAG** للتحقق من المعلومات من مصادر خارجية.
- ✓ صياغة تعليمات دقيقة: تقديم تعليمات دقيقة وواضحة للنموذج.
- ✓ إشراك إشراف بشري: التحقق من مخرجات الذكاء الاصطناعي من قبل البشر.

تعد هلوسة الذكاء الاصطناعي مشكلة حقيقية تتطلب اهتمامًا ومتابعة مستمرة. من خلال فهم أسبابها واتخاذ الإجراءات اللازمة، يمكن الحد من تأثيرها السلبي والاستفادة من قدرات الذكاء الاصطناعي بشكل آمن ومسؤول.

دور الذكاء الاصطناعي في مراكز عمليات الأمن السيبراني (SOC)

التحول من الدفاع التقليدي التفاعلي إلى الأمن الاستباقي الذكي لمواجهة التهديدات السيبرانية المتقدمة.
أبرز مجالات التطبيق :

✓ الأتمتة والاستجابة التلقائية: تسريع الاستجابة للإنذارات الروتينية دون تدخل بشري، تقليل زمن الاحتواء والتصدي للتهديدات.

✓ تحليل السلوك واكتشاف الشذوذ: بناء نماذج مرجعية لسلوك المستخدمين والأجهزة كشف الأنشطة المشبوهة بدقة عالية، التنبؤ بتهديدات اليوم الصفر والفرص الاستغلالية الجديدة.

✓ تصفية الإنذارات وتقليل الإيجابيات الكاذبة: ترتيب أولوية التنبيهات بناءً على مستوى الخطورة الحقيقي، حماية المحللين من "إجهاد التنبيهات".

✓ إثراء البيانات والأدلة الجنائية: ربط التنبيهات بمؤشرات الاختراق العالمية فور حدوثها، جمع الأدلة الرقمية تلقائياً وتتبع المسار الهجومي.

بعد دمج الذكاء الاصطناعي	قبل استخدام الذكاء الاصطناعي
أتمتة ذكية وتصفية فورية	تحليل يدوي مجهد للإنذارات
احتواء الهجمات خلال ثوانٍ أو دقائق	زمن استجابة يتراوح بين ساعات إلى أيام
كشف استباقي يعتمد على النماذج التنبؤية	تغطية محدودة للتهديدات الناشئة

الأثر التشغيلي: