Metody sztucznej inteligencji w systemach wytwarzania i intralogistyce

Podstawy uczenia maszynowego (Machine Learning, ML)

dr inż. Tomasz Mączka
tmaczka@prz.edu.pl / MS Teams
F205

Politechnika Rzeszowska & Europa Systems



Plan wykładu

01 Czym jest sztuczna inteligencja

02 Czym jest uczenie maszynowe

03 Rodzaje uczenia

04 Od klasycznego ML do foundation models

05 Proces tworzenia, ocena i wyjaśnialność modeli ML

06 Praktyka przemysłowa i demo

? Pytanie do sali

Który z tych systemów to sztuczna inteligencja?

Kalkulator

Wykonuje działania arytmetyczne

Nawigacja GPS

Wyznacza trasę do celu

Diagnostyka maszyn

Ustala przyczynę awarii według reguł ekspertów

Filtr spamu

Odsiewa niechciane wiadomości

Rozpoznawanie twarzy

Odblokowuje telefon

Chatbot, np. ChatGPT

Odpowiada na pytania tekstem

Prawie wszystkie korzystają z metod AI, ale różnych

Kalkulator

Wykonuje działania arytmetyczne

Nie – stały algorytm

Nawigacja GPS

Wyznacza trasę do celu

AI - metody przeszukiwania

Diagnostyka maszyn

Baza wiedzy ekspertów + mechanizm wnioskowania

AI – system ekspertowy

Filtr spamu

Odsiewa niechciane wiadomości

AI – uczenie maszynowe

Rozpoznawanie twarzy

Odblokowuje telefon

AI – uczenie maszynowe

Chatbot, np. ChatGPT

Odpowiada na pytania tekstem

AI – uczenie maszynowe

Sztuczna inteligencja to szersza dziedzina niż uczenie maszynowe.

Czym jest AI?

> Jedno z ujęć AI koncentruje się na projektowaniu racjonalnych agentów: systemów, które postrzegają otoczenie i wybierają działania prowadzące do celu.

Na podstawie: S. Russell, P. Norvig, „Artificial Intelligence: A Modern Approach”

System AI działa w pętli



Analogia ze sterowania: czujnik → regulator → element wykonawczy → obiekt.

Często pętlę zamyka człowiek (Human In The Loop, HIL): model podpowiada, a decyzję podejmuje i wykonuje operator.

Trzy główne podejścia do budowy systemów AI

Wiedza i wnioskowanie

„Co wynika z posiadanej wiedzy?”

Diagnoza awarii na podstawie reguł, wnioskowanie z alarmów PLC

Przeszukiwanie i planowanie

„Jak osiągnąć cel?”

Trasa robota AMR, plan manipulacji

Uczenie maszynowe

„Czego możemy nauczyć się z danych?”

Kontrola jakości, predictive maintenance

Ten wykład dotyczy uczenia maszynowego, ale w praktyce systemy często łączą wszystkie trzy podejścia.

Optymalizacja a AI

„Które rozwiązanie jest najlepsze?”

Optymalizacja to osobna, ogromna dziedzina matematyki i badań operacyjnych, ale mocno przenika się z AI.

Heurystyki i metaheurystyki są często wykorzystywane w AI, planowaniu i optymalizacji: przeszukiwanie lokalne, algorytmy ewolucyjne, symulowane wyżarzanie, roje cząstek.

Harmonogram produkcji

Kolejność i przydział zleceń do maszyn

Przydział zleceń do AMR

10 robotów, 50 zleceń: który robot, które zlecenie, jaką trasą?

Rozmieszczenie towarów (slotting)

Gdzie składować towary, żeby skrócić drogę kompletacji?

Jeden robot AMR, wszystkie podejścia

Percepcja · ML	Kamera lub LiDAR rozpoznaje otoczenie
Wiedza i wnioskowanie	Strefa X jest niedostępna dla tego typu ładunku
Planowanie	Znajdź trasę do celu
Optymalizacja	Wybierz najlepszego spośród 20 robotów i minimalizuj czas realizacji
Model językowy	Operator mówi: „Zawieź paletę z dostawy 145 na stanowisko montażu 3”, a system przekazuje zadanie plannerowi

Co zmienia uczenie maszynowe

Programowanie klasyczne

reguły + dane → odpowiedzi

Uczenie maszynowe (najczęstszy przypadek: uczenie nadzorowane)

dane + odpowiedzi → reguły

Inżynier nie pisze reguł – dostarcza przykłady, a algorytm sam znajduje zależność.

Na podstawie: F. Chollet, J. J. Allaire, *Deep Learning with R*, wyd. 2 (2022)

Czym jest uczenie maszynowe

> *„Learning is any process by which a system improves performance from experience.”*
>
> Herbert Simon

Uczenie maszynowe to badanie algorytmów, które poprawiają swoją skuteczność **P** w zadaniu **T** dzięki doświadczeniu **E**. Dobrze zdefiniowane zadanie uczenia to trójka ⟨P, T, E⟩.

Tom Mitchell

T – zadanie

Klasyfikacja detali: OK / NOK

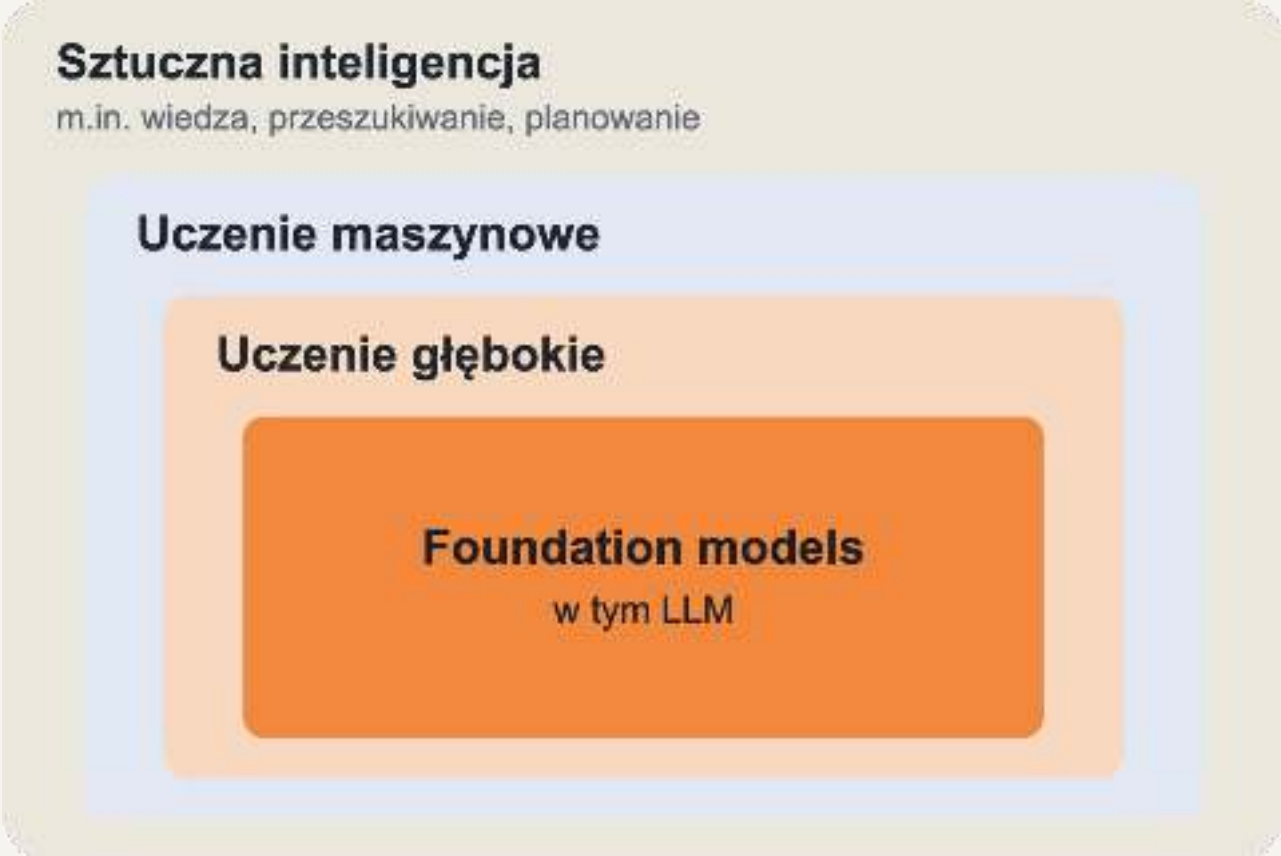
P – miara skuteczności

Odsetek poprawnie sklasyfikowanych detali

E – doświadczenie

Zdjęcia detali z etykietami OK / NOK

Mapa pojęć



To uproszczenie

Mapa pokazuje, gdzie jest uczenie maszynowe, a nie że reszta AI jest przestarzała.

Nawigacja w telefonie wciąż korzysta z przeszukiwania, nie z sieci neuronowych.

„Uczenie” to dopasowywanie parametrów

1

Model

Wzór z parametrami, np. y = a·x + b

2

Miara błędu

Jak bardzo przewidywania odbiegają od danych

3

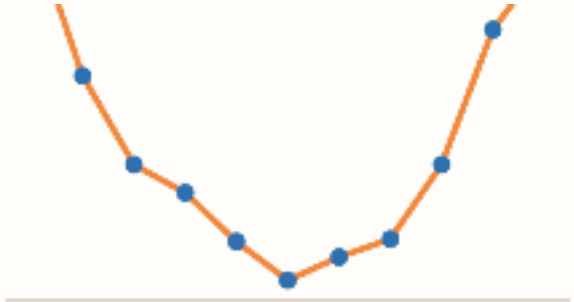
Optymalizacja

Zmieniamy a i b tak, by błąd był jak najmniejszy

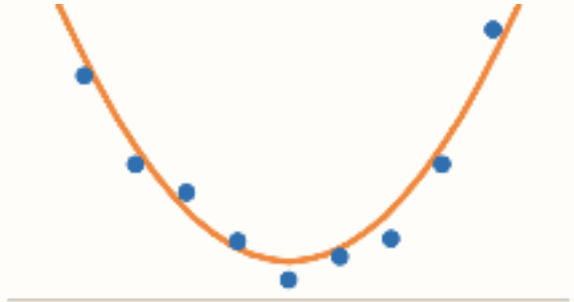
? Pytanie do sali

Który model wdrożylibyście na linii?

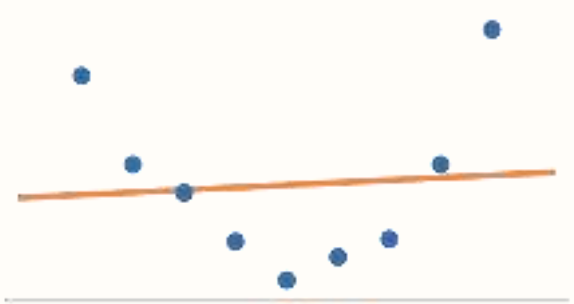
A



B



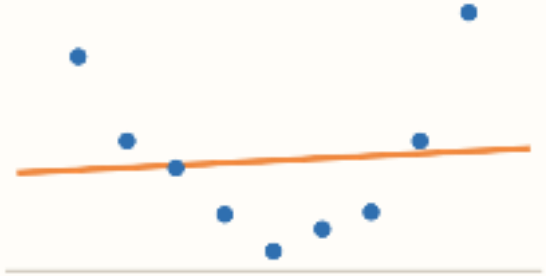
C



Każdy model widział te same dane uczące. Uzasadnijcie wybór.

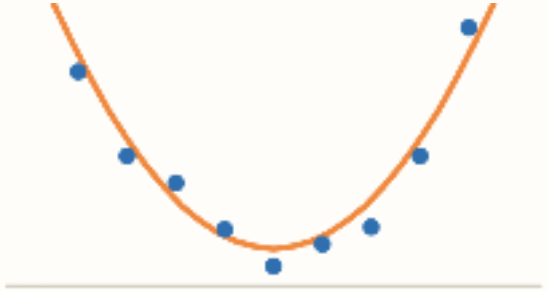
Generalizacja

Dane uczące → **Model** → **Nowe, niewidziane dane**



Niedouczenie

underfitting: model zbyt prosty



Dobre dopasowanie

oddaje ogólny kształt zależności



Przeuczenie

overfitting: model „zapamiętał” szum

Model oceniamy na danych, których nie widział podczas uczenia.

Kiedy stosuje się uczenie maszynowe

Ludzka ekspertyza nie istnieje

np. Nawigacja łazika na Marsie

W przemyśle: Nowa linia: nikt jeszcze nie zna sygnatur awarii

Ekspertyzy nie da się opisać regułami

np. Rozpoznawanie mowy

W przemyśle: Wizualna ocena wad przez doświadczonego kontrolera jakości

Model trzeba dopasować do konkretnego przypadku

np. Medycyna spersonalizowana

W przemyśle: Model drgań dostrojony do konkretnej maszyny

Danych jest za dużo, by analizować je ręcznie

np. Genomika

W przemyśle: Strumienie danych z czujników i sterowników PLC

Uczenie nie zawsze jest potrzebne: nie trzeba się niczego „uczyć”, żeby policzyć listę płac.

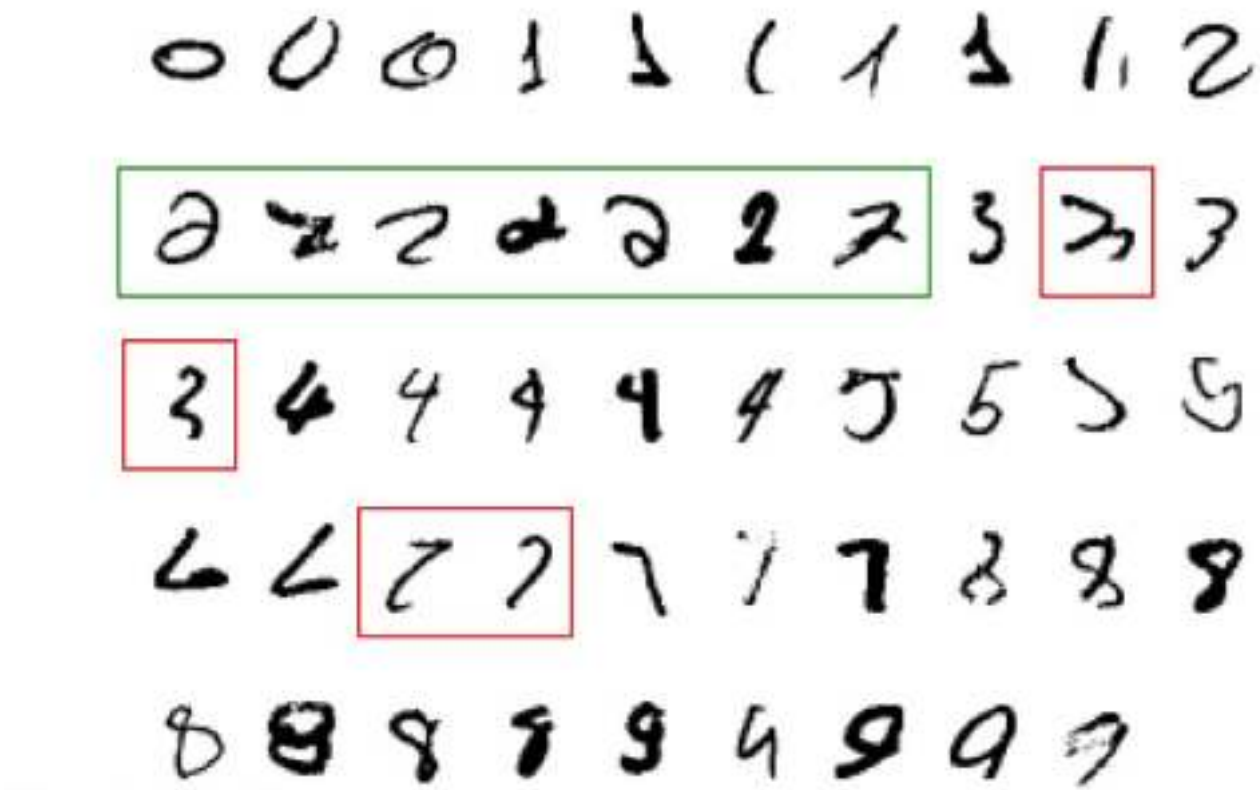
? Pytanie do sali

Napiszcie reguły, które rozpoznają odręcznie napisaną cyfrę 7.



Dwie minuty. Ile warunków wymyślicie i ile wyjątków znajdziecie?

Typowe zadanie ML: rozpoznawanie cyfr



Slide credit: Geoffrey Hinton

Typy zadań uczenia maszynowego

Typ zadania	Przykład ogólny	Przykład przemysłowy
Klasyfikacja	kot / pies	detal OK / NOK
Detekcja obiektów	obiekt na zdjęciu	wykrycie palety, paczki, operatora
Segmentacja	obrys obiektu na obrazie	segmentacja części na stanowisku
Regresja	przewidywanie wartości	pozostały czas życia (RUL), czas cyklu
Wykrywanie anomalii	nietypowe transakcje	nietypowe drgania silnika
Klasteryzacja	grupowanie klientów	grupowanie profili pracy maszyny
Uczenie ze wzmocnieniem	gry	sterowanie robotem (manipulacja)
Generowanie treści	generowanie tekstu	analiza instrukcji, raportów, alarmów

Główne rodzaje uczenia

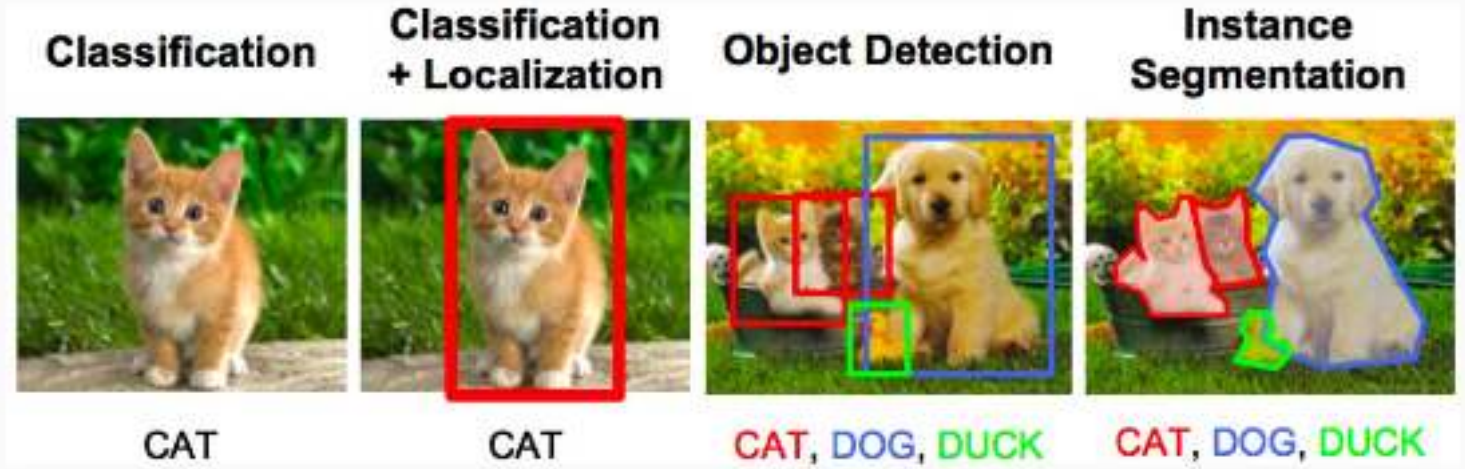
Rodzaj	Na czym polega	Typowe zadania	Przykład
Nadzorowane	Uczymy się na przykładach z poprawnymi odpowiedziami	Klasyfikacja, regresja	Zdjęcie detalu → „wada / brak wady”
Nienadzorowane	Szukamy struktury w danych bez etykiet	Klasteryzacja, detekcja nowości, redukcja wymiarowości	Grupowanie profili pracy maszyny
Ze wzmocnieniem	Agent uczy się metodą prób i błędów na podstawie nagród	Sterowanie, gry, alokacja zasobów	Robot uczący się chwytania

Samonadzorowane (self-supervised): sygnał uczący wyprowadzony z samych danych, bez ręcznych etykiet.
Półnadzorowane (semi-supervised): łączy niewiele danych oznaczonych z wieloma nieoznaczonymi.

Uczenie nadzorowane

Given data tuples $(X_1, y_1), (X_2, y_2), \ldots, (X_N, y_N)$, find a function F such that:

$$F(X) = y$$



Uczenie nadzorowane: regresja

- Given $(x_1, y_1), \ldots, (x_n, y_n)$, learn a function that predicts y given x
- **Regression:** Labels y are real-valued



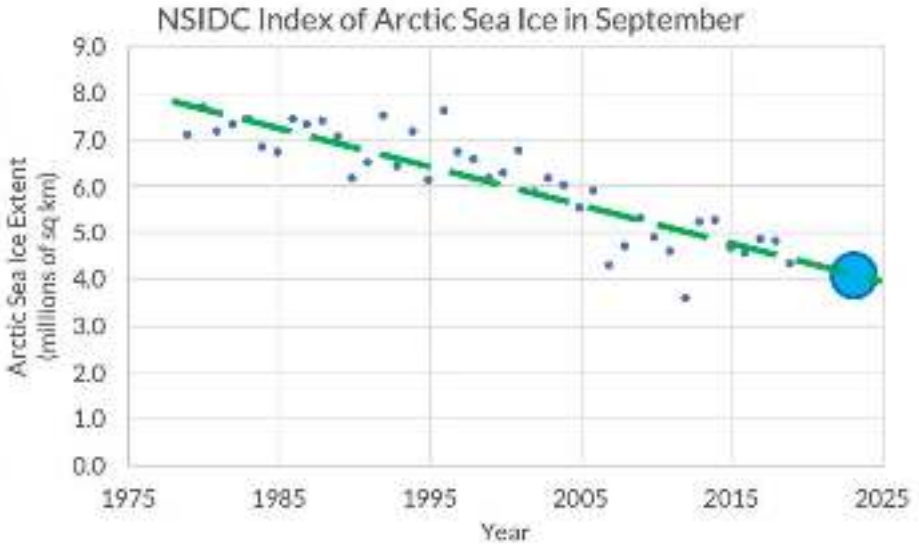
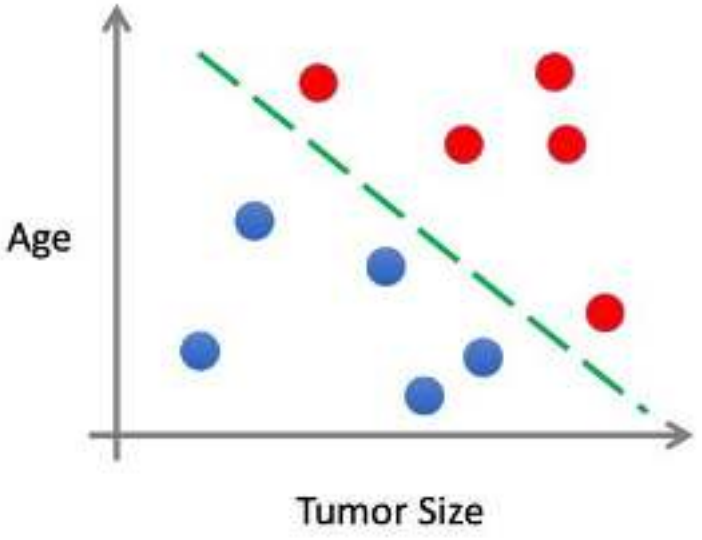


Image: https://www.flickr.com/photos/gsfc/5937599688/
Data from https://nsidc.org/arcticseaicenews/sea-ice-tools/

Uczenie nadzorowane: klasyfikacja

- Given $(x_1, y_1), \ldots, (x_n, y_n)$, learn a function that predicts y given x
- Inputs x can be multi-dimensional

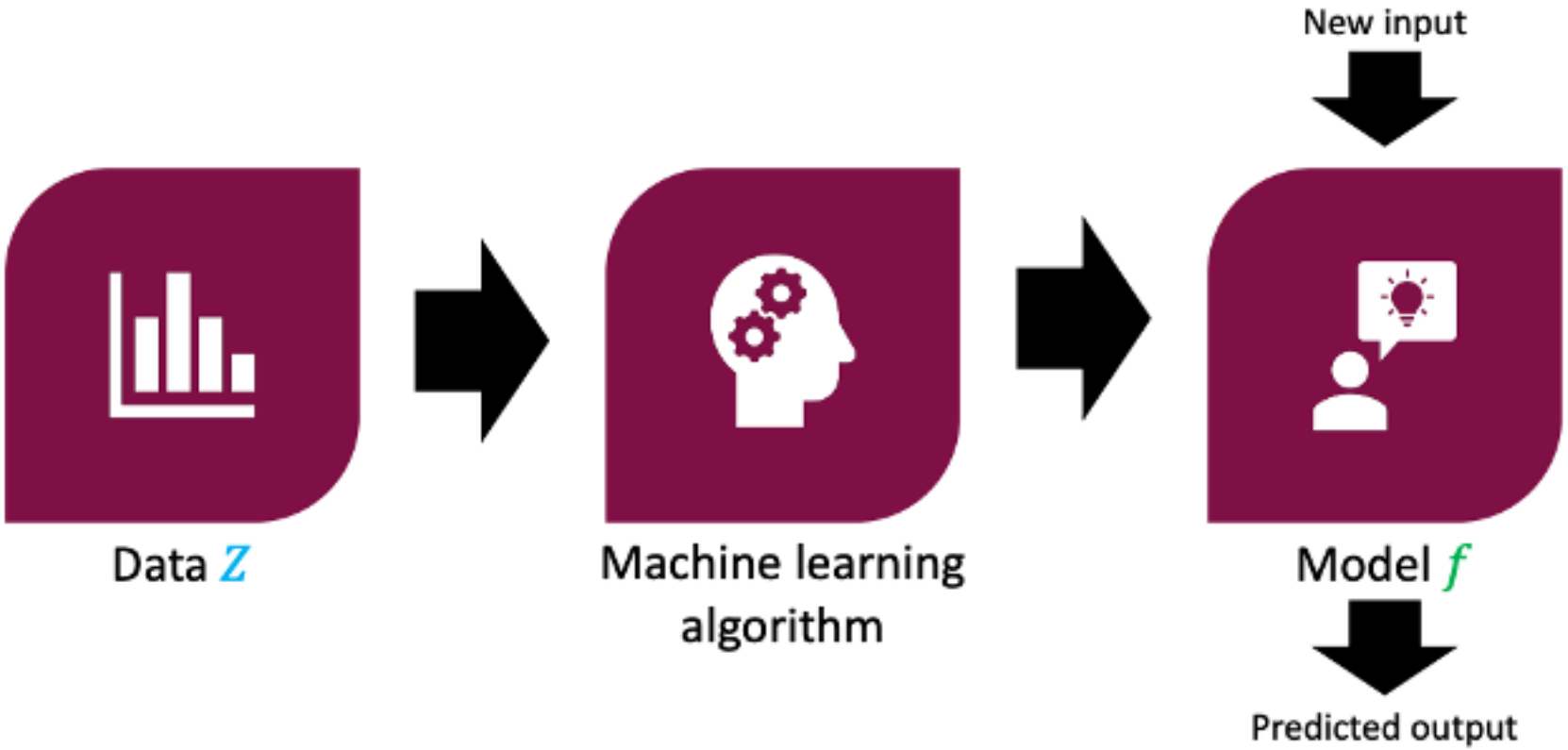


- Patient age
- Clump thickness
- Tumor Color
- Cell type
- …

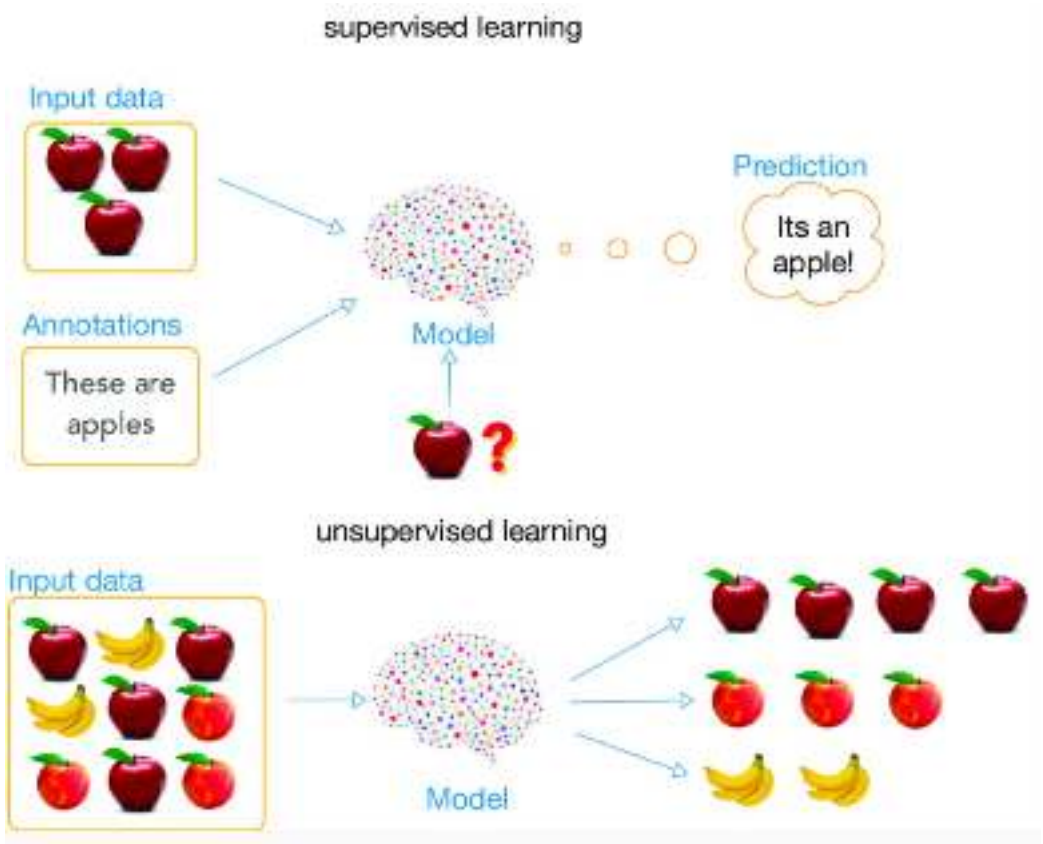


Image: https://eyecancer.com/uncategorized/choroidal-metastasis-test/

Idea uczenia nadzorowanego

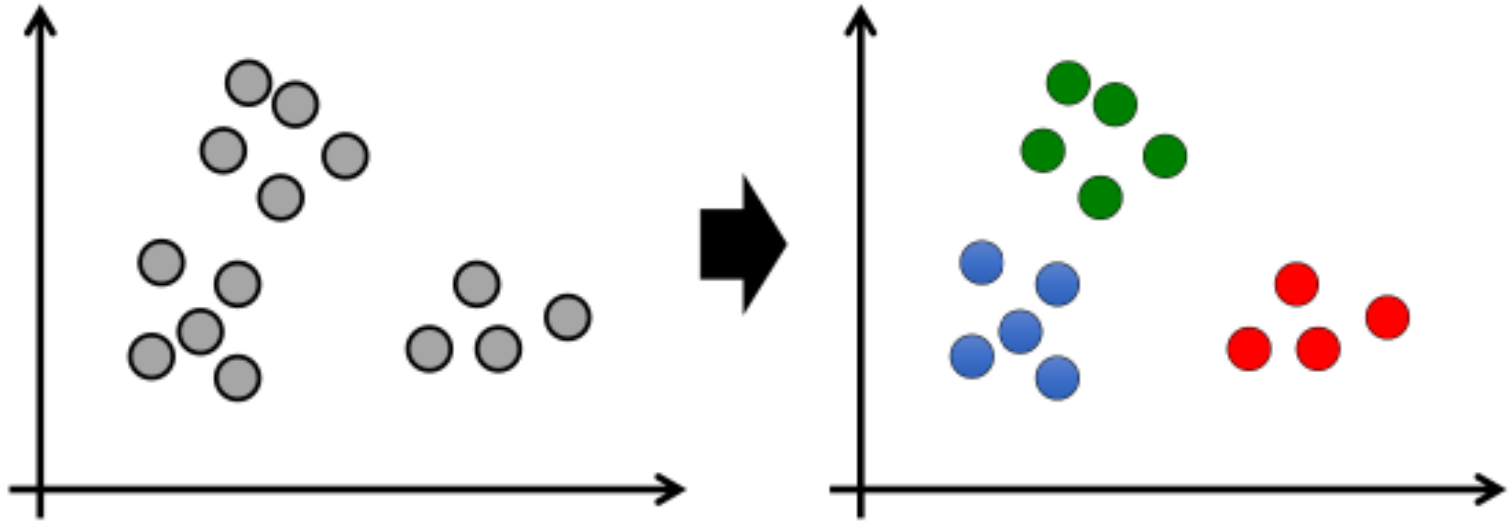


Uczenie nadzorowane a nienadzorowane



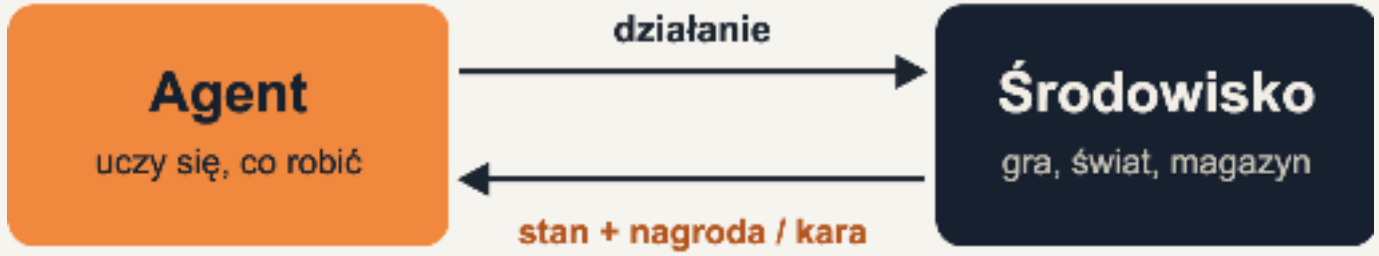
Uczenie nienadzorowane

- Given $x_1, \ldots, x_n$ (no labels), output hidden structure in x's
  - E.g., clustering



Uczenie ze wzmocnieniem

Agent uczy się wykonywać zadanie przez **interakcję ze środowiskiem**: podejmuje działanie, obserwuje jego skutki i otrzymuje nagrodę (lub karę). Nikt nie podaje mu poprawnych odpowiedzi.



Przykład: chwytanie

+1	udany chwyt
−1	upuszczenie obiektu
−10	kolizja
−0,01	każda sekunda działania

Gra w szachy

interakcja z grą

Robot chwytający obiekt

interakcja ze światem fizycznym

Alokacja zapasów

interakcja z systemem magazynowym

Klasyczne ML a uczenie głębokie

Klasyczne ML

np. regresja, drzewa decyzyjne, SVM, boosting

- zwykle ręcznie definiowane cechy
- bardzo dobre dla danych tabelarycznych
- często mniejsze wymagania obliczeniowe
- często łatwiejsza interpretacja

Uczenie głębokie

sieci neuronowe o wielu warstwach

- automatycznie uczy się reprezentacji
- szczególnie skuteczne dla obrazu, tekstu, audio i innych danych wysokowymiarowych
- zwykle większe wymagania obliczeniowe
- umożliwiło rozwój foundation models

Kto wybiera cechy: człowiek czy model?

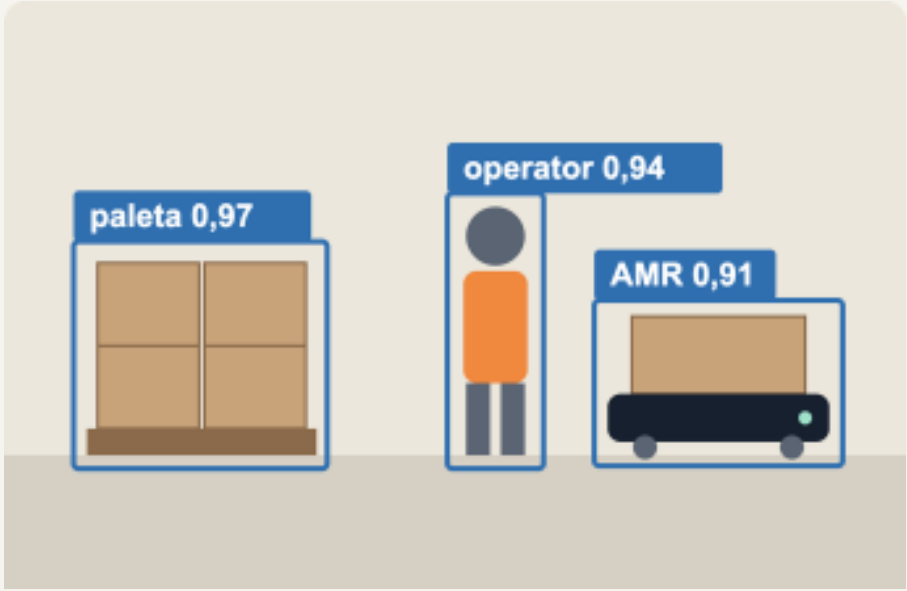
Cechy od człowieka

Każda kolumna to cecha nazwana przez człowieka. Model uczy się zależności między cechami a etykietą.

Typ	T powietrza [K]	T procesu [K]	Obroty [rpm]	Moment [Nm]	Zużycie [min]	Awaria
M	298,1	308,6	1551	42,8	0	0
L	298,2	308,7	1408	46,3	3	0
L	299,0	309,4	1724	30,1	118	0
H	300,8	310,2	1386	51,7	174	0
L	298,9	309,1	1282	60,7	216	1

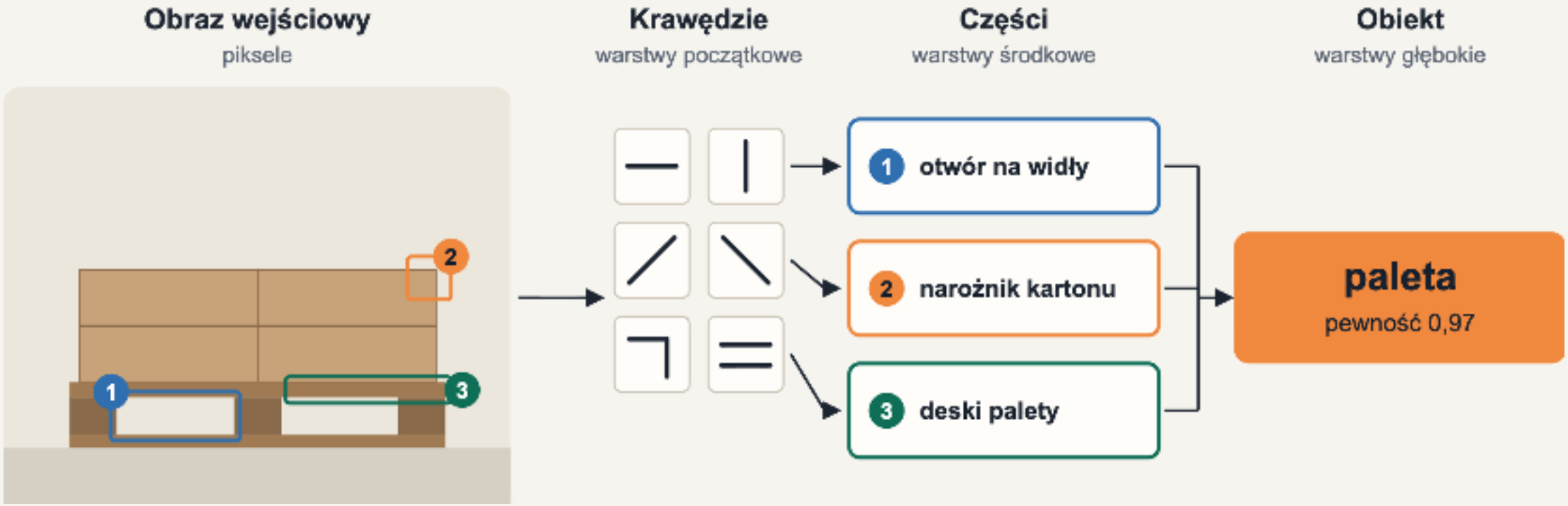
Cechy wyuczone

Są tylko piksele. Model sam uczy się, które wzory są istotne.



Wiersze tabeli ilustracyjne, w formacie zbioru AI4I 2020 (UCI). Scena, ramki i pewności detekcji ilustracyjne.

Jak sieć głęboka rozpoznaje obiekt



Kolejne warstwy składają proste wzorce w coraz bardziej złożone: od krawędzi, przez charakterystyczne części, po cały obiekt.

Schemat poglądowy: pokazuje ideę działania. W prawdziwej sieci cechy są rozproszone i rzadko odpowiadają dokładnie nazwanym częściom obiektu.

Od uczenia głębokiego do foundation models

01

Szerokie dane

Wcześniej: Dane z jednego zadania lub zbioru

Teraz: Pre-training na szerokich danych, zwykle samonadzorowany

02

Jeden model, wiele zadań

Wcześniej: Osobny model dla każdego zadania

Teraz: Pre-training raz, potem adaptacja do wielu zadań

03

Skala

Wcześniej: Model dopasowany do jednego zbioru

Teraz: Pre-training w bardzo dużej skali danych i obliczeń

Uczenie głębokie nauczyło nas uczyć reprezentacji. Foundation models – uczyć je raz i używać wielokrotnie.

Foundation models

Model trenowany na szerokich danych, zwykle samonadzorowanie i w dużej skali, który można adaptować do wielu różnych zadań. **LLM jest jednym z rodzajów foundation models.**



Przykłady foundation models

Tekst (LLM)

GPT, Claude, Gemini, Llama, Bielik

analiza instrukcji, raportów i alarmów

Obraz: rozumienie

CLIP, DINOv2, SAM

segmentacja części, wyszukiwanie podobnych wad

Obraz: generowanie

Stable Diffusion

syntetyczne zdjęcia rzadkich wad do uczenia

Mowa i audio

Whisper

komendy głosowe operatora, transkrypcja zgłoszeń

Szeregi czasowe

TimesFM, Chronos

prognozy na podstawie danych z czujników

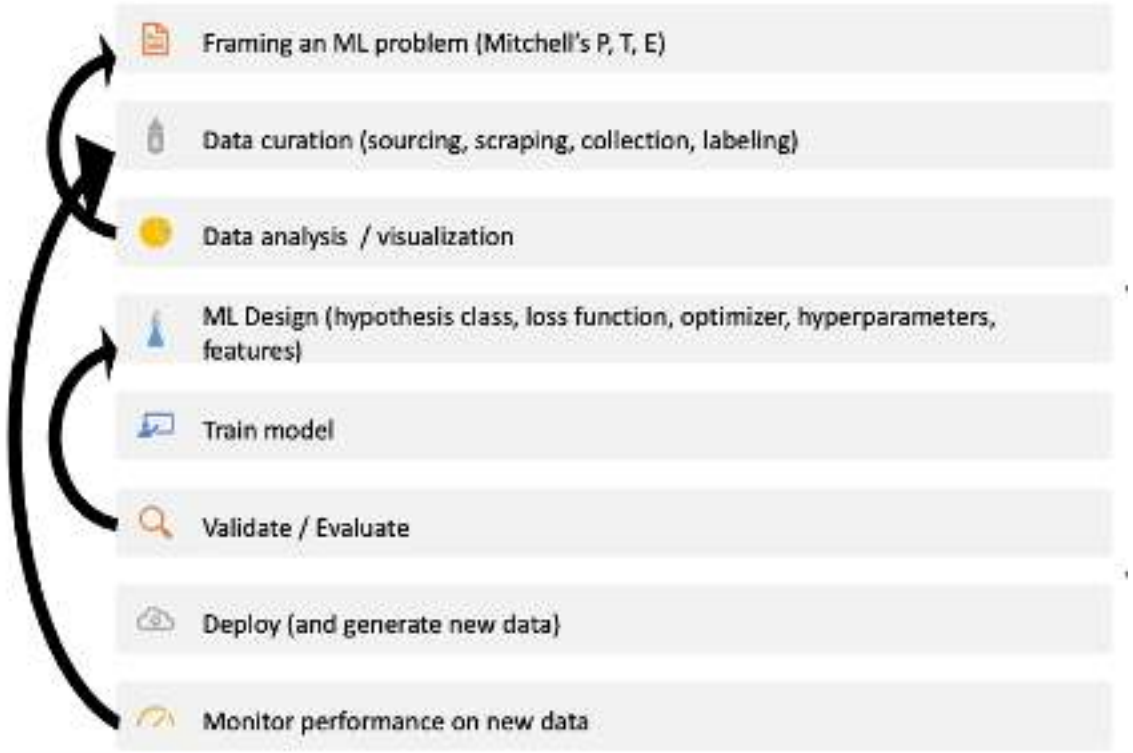
Robotyka

RT-2, π0

manipulacja na podstawie poleceń w języku naturalnym

Wybrane przykłady (2026). Adaptacja i walidacja na danych z konkretnej instalacji są zawsze konieczne.

Typowy proces ML



Na co uważać

- jakość danych
- wyciek danych (data leakage)
- zmiana rozkładu danych w czasie (drift)

Garbage in → garbage out

? Pytanie do sali

99%

Klasyfikator wad ma dokładność 99%. Czy to dobry model?

Co jeszcze chcielibyście wiedzieć, zanim odpowiecie?

Pułapka dokładności

99%

dokładności

1000 detali, w tym 10 wadliwych. Model, który **zawsze** mówi „OK”, ma dokładność 99% – i jest bezużyteczny.

Co jest gorsze: zatrzymać linię przez fałszywy alarm czy przepuścić wadliwy produkt?

Ocena klasyfikatorów

Macierz pomyłek

	Przewidywana 0	**Przewidywana 1**
Rzeczywista 0	TN	FP
Rzeczywista 1	FN	TP

0 – klasa negatywna (stan normalny)

1 – klasa pozytywna (stan odmienny od normalnego)

Dokładność (accuracy) – jaki odsetek decyzji jest trafny

(TP + TN) / (TP + TN + FP + FN)

Precyzja (precision) – ile alarmów było prawdziwych

TP / (TP + FP)

Czułość (recall) – ile prawdziwych wad wykryliśmy

TP / (TP + FN)

F1 – jedna liczba łącząca precyzję i czułość

2 · P · R / (P + R)

Przy rzadkich wadach precyzja i czułość mówią o modelu znacznie więcej niż dokładność.

Interpretowalność modeli

← bardziej interpretowalne

mniej interpretowalne →

Regresja liniowa

Małe drzewo decyzyjne

Zespół modeli (ensemble)

Głęboka sieć, foundation model

Biała skrzynka (white-box)

Model sam jest zrozumiały: regresja liniowa lub logistyczna, małe drzewo decyzyjne, prosty system reguł.

Czarna skrzynka (black-box)

Złożony model wyjaśniany po fakcie (post-hoc): ważność cech, SHAP, LIME, a dla obrazów mapy istotności, np. Grad-CAM.

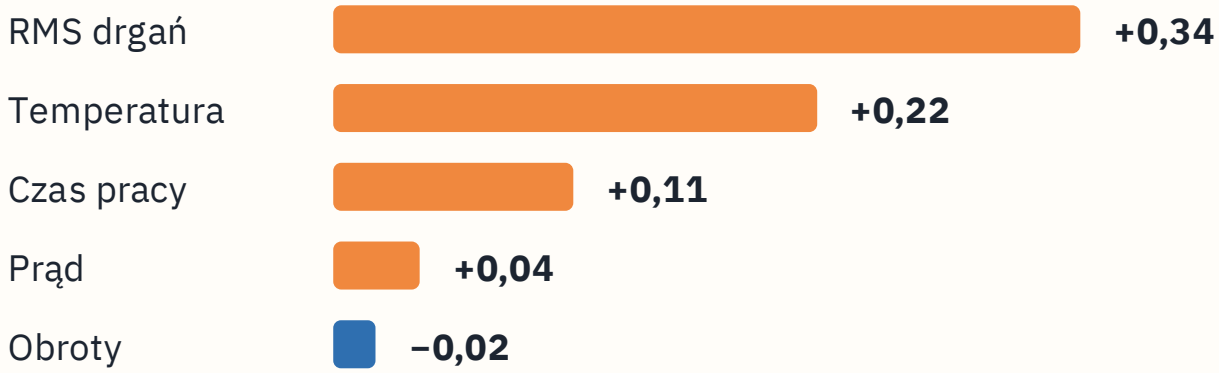
Wyjaśnialna AI (XAI): dlaczego model alarmuje?

Dane wejściowe

Temperatura	**82°C**
RMS drgań	**7,3 mm/s**
Prąd	**14,2 A**
Obroty	**1450 rpm**
Czas pracy	**6230 h**

P(awaria) = 0,91

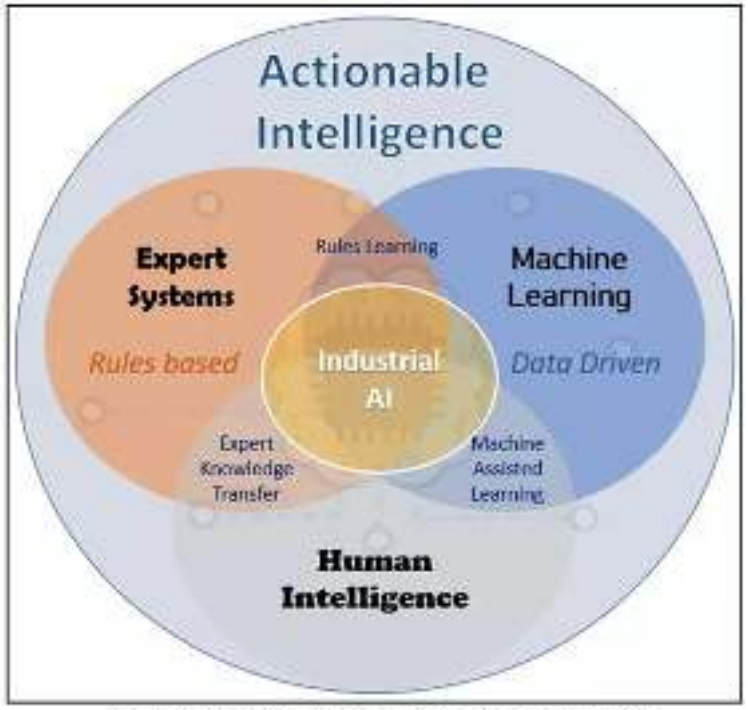
Wpływ cech na ryzyko (wyjaśnienie lokalne)



Wartości ilustracyjne: wkład cechy w wynik modelu względem wartości bazowej, a nie zmiana prawdopodobieństwa.

Wyjaśnienie ≠ przyczynowość: model wykorzystał cechę do przewidywania, co nie znaczy, że ona powoduje awarię.

Praktyka przemysłowa



Industrial Artificial Intelligence adds measurable value to manufacturing operations

NIST – National Institute of Standards and Technology

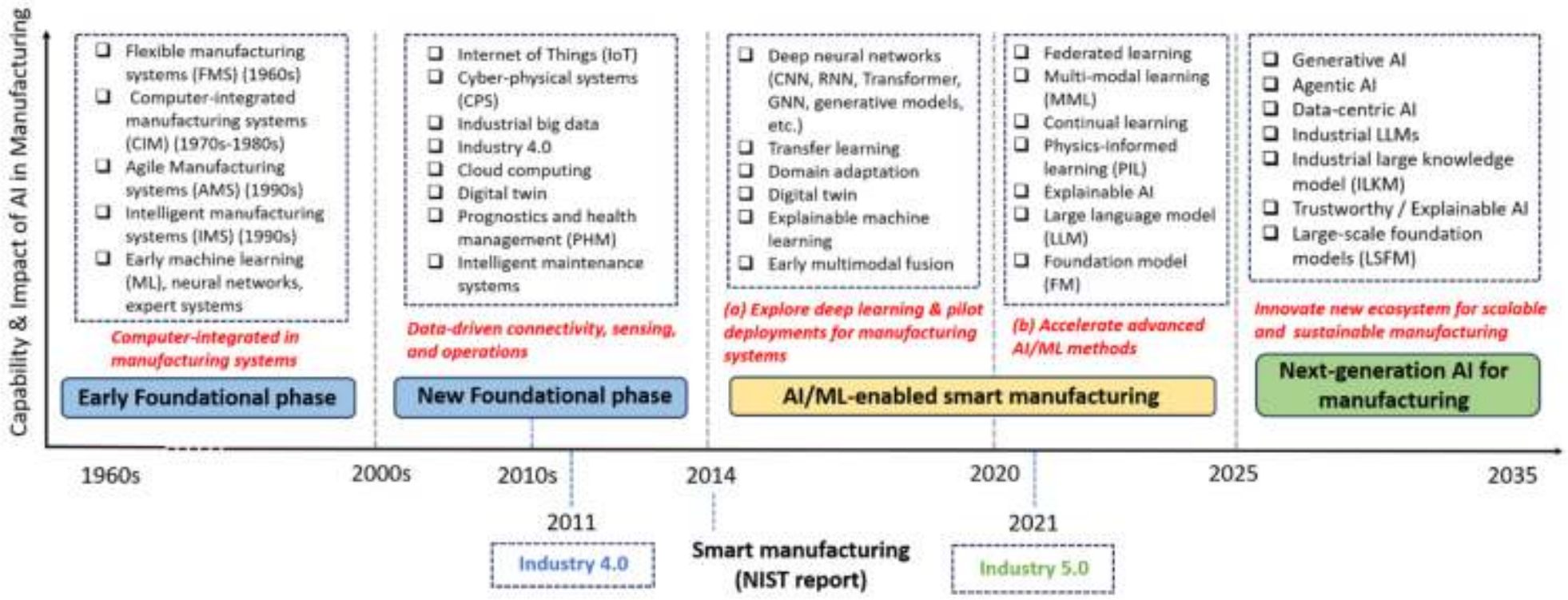
Amerykański narodowy instytut norm i technologii, agencja federalna przy Departamencie Handlu USA. Rozwija wzorce pomiarowe, standardy i wytyczne, m.in. ramy zarządzania ryzykiem AI (AI RMF) oraz programy dla inteligentnej produkcji.

Przemysłowa AI łączy systemy ekspertowe, uczenie maszynowe i wiedzę ludzi

Kluczowe pytanie: jak znaleźć właściwą równowagę danych w przemysłowym systemie AI?

NIST Manufacturing Innovation Blog: How to find the right balance of data for your industrial AI system

Roadmapa NIST 2026: AI w produkcji



[NIST: 2026 Roadmap for Artificial Intelligence and Machine Learning in Smart Manufacturing]

Nakładające się trendy w AI w 2026 r.

Klasyczne ML

regresja, drzewa, SVM, boosting

Uczenie głębokie

obrazy, sygnały, sekwencje

Generatywna AI

tekst, obraz, kod, dane syntetyczne

Foundation models

duże modele uczone na szerokich zbiorach i adaptowane do wielu zadań

Agenci AI

modele + narzędzia + planowanie + działanie

Physical AI

percepcja → decyzja → działanie w świecie fizycznym

Pięć rzeczy do zapamiętania

1. Sztuczna inteligencja to szersza dziedzina niż uczenie maszynowe.
2. W ML zamiast pisać reguły, uczymy model na danych.
3. „Uczenie” to w gruncie rzeczy optymalizacja parametrów modelu.
4. Model oceniamy na danych, których nie widział podczas uczenia.
5. Wysoka dokładność nie kończy projektu: liczą się koszty błędów, dane i wyjaśnialność.

Demo: Python

Proces ML

- wczytanie danych i pogląd na strukturę
- czyszczenie i przygotowanie
- budowa modeli klasyfikacyjnych
- ocena jakości: podział na zbiór uczący i testowy, k-krotna walidacja krzyżowa

Agent kodujący (np. Codex) to naturalne narzędzie pracy: opisujemy zadanie, agent pisze i uruchamia kod, a my weryfikujemy.











Cel zajęć praktycznych

Potrafię sformułować problem ML, zlecić implementację agentowi, zrozumieć wygenerowany kod, wykryć błędy metodologiczne i ocenić, czy wynik ma sens.

Źródła

- CIS 4190/5190: Applied Machine Learning (UPenn)
- CIS 419/519: Introduction to Machine Learning, Eric Eaton (UPenn)
- CME 250: Introduction to Machine Learning, Sherrie Wang (Stanford)
- EE376a: Information Theory meets Machine Learning, Kedar Tatwawadi (Stanford)
- S. Russell, P. Norvig: Artificial Intelligence: A Modern Approach
- F. Chollet, J. J. Allaire: *Deep Learning with R*, wyd. 2, Simon and Schuster, 2022
- NIST: 2026 Roadmap for AI and ML in Smart Manufacturing