Facultatea de Electronică,
Telecomunicații și
Tehnologia Informației

SISTEME INTELIGENTE DE SUPORT DECIZIONAL

Ș.l.dr.ing. Laura-Nicoleta IVANCIU

Curs 6 – Clasificare. Machine Learning pentru sisteme de decizie.

Cuprins

- Clasificare – definire, tipuri
- Etape ale clasificării
- Machine Learning – definire, algoritmi, utilizare, limitări

Previously on SISD (C4)

Predictive Data Mining (P)

- Clasificare
- Regresie
- Serii temporale

Descriptive Data Mining (D)

- Detecție de anomalii
- Clustering
- Sumarizare (summarizing)
- Association rule learning

Previously on SISD (C4)

Clasificare (P)

- binară/non-binară (multi-clasă)

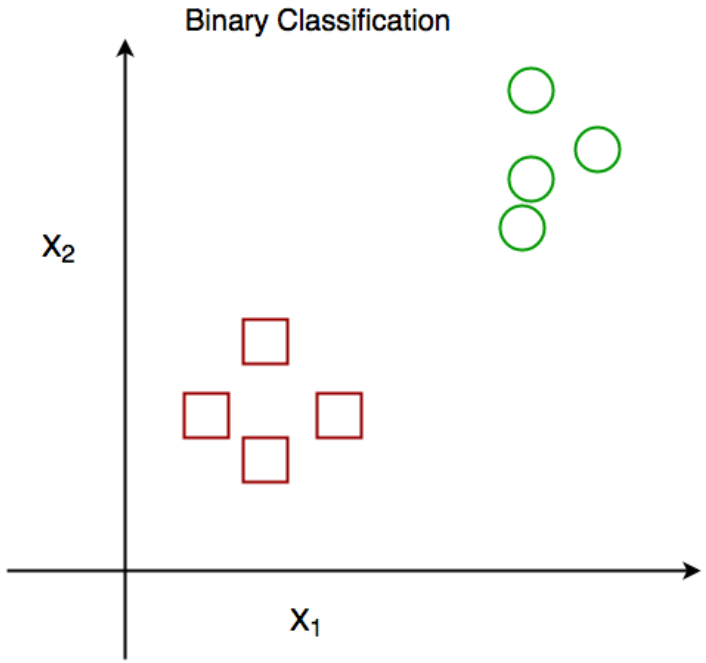
Ex. spam/non-spam, mașină/camion/motocicletă/bicicletă

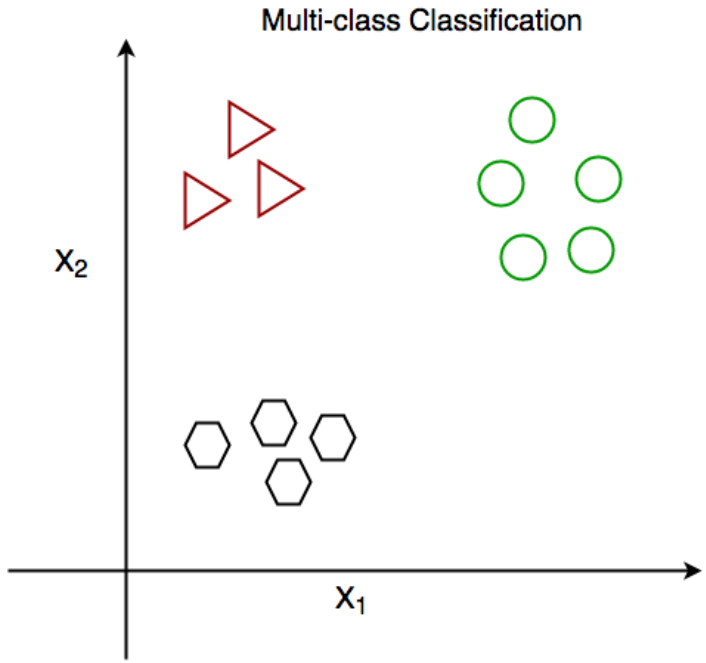
- împărțire pe categorii/clase, pe baza unor observații, proprietăți, trăsături (*explanatory variables, features*)

- algoritm de clasificare = clasificator

Previously on SISD (C4)

Clasificare (P)

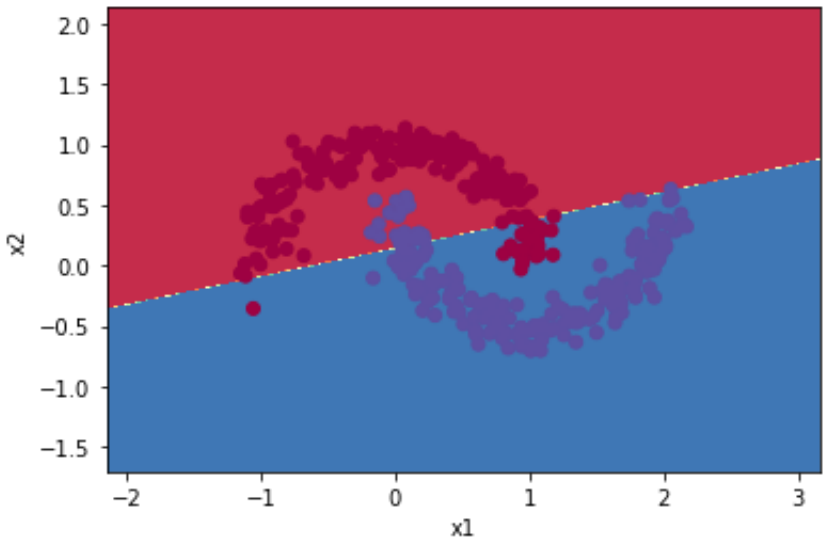


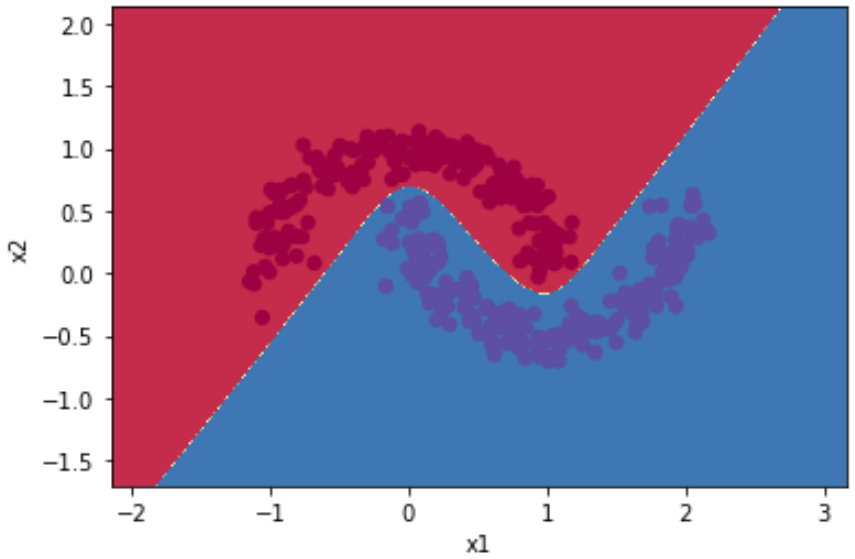


Sursă

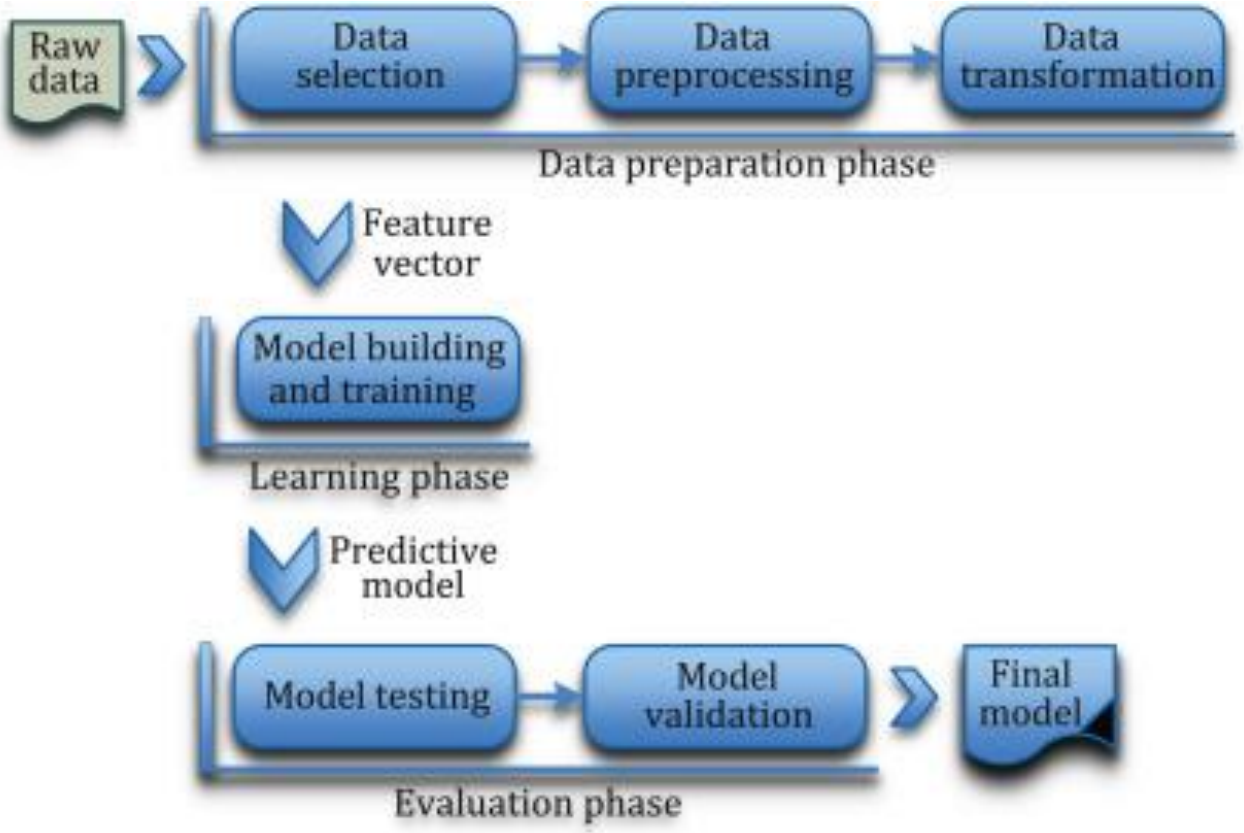
Previously on SISD (C4)

Clasificare liniară/neliniară



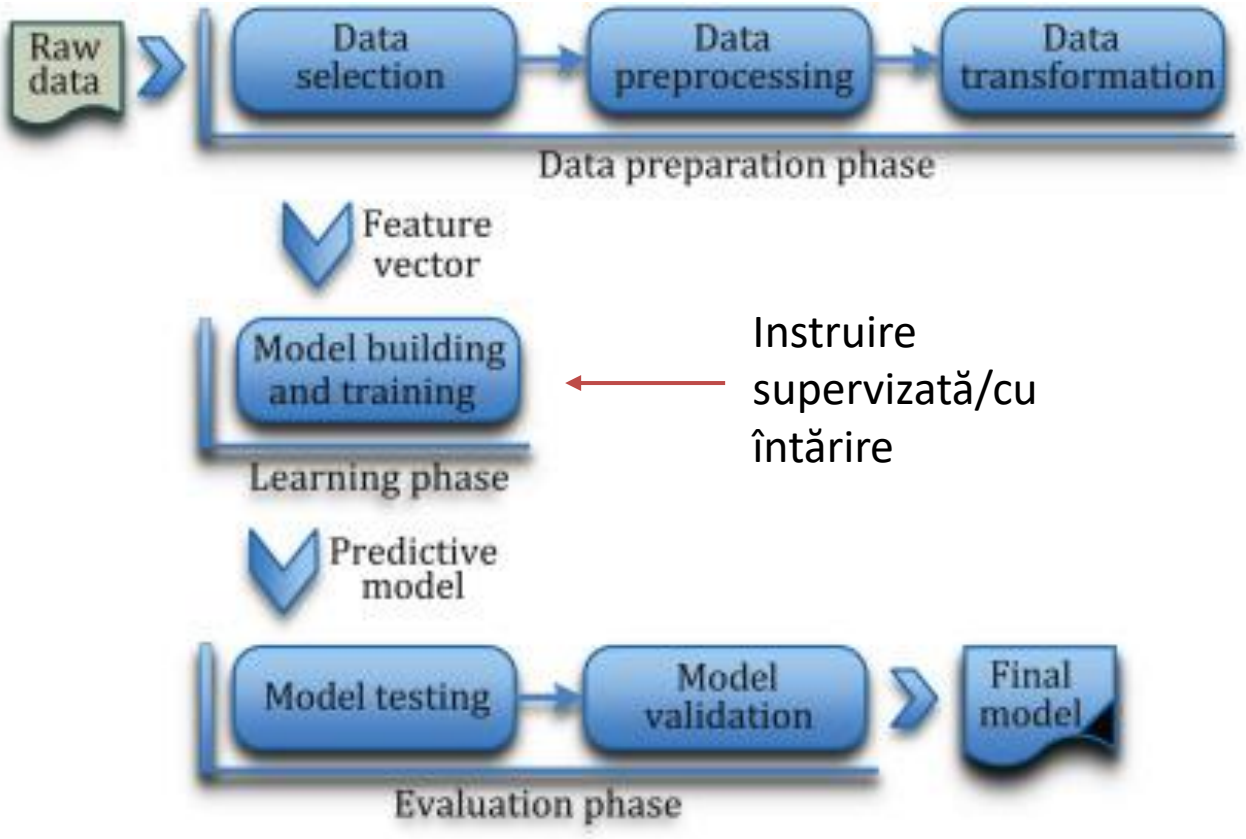


Etape ale clasificării



Sursă

Etape ale clasificării



Instruire supervizată/cu întărire

Metrici de performanță

Sursă

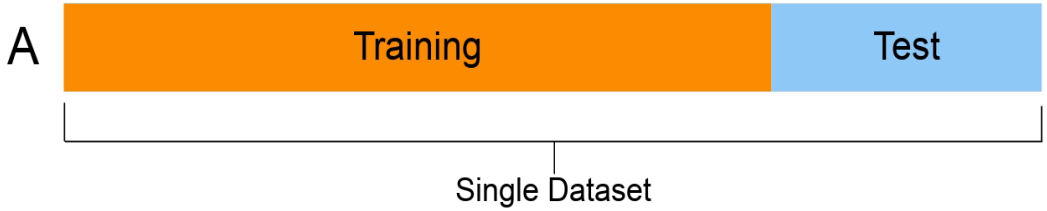
Etape ale clasificării

➢ Pregătirea datelor

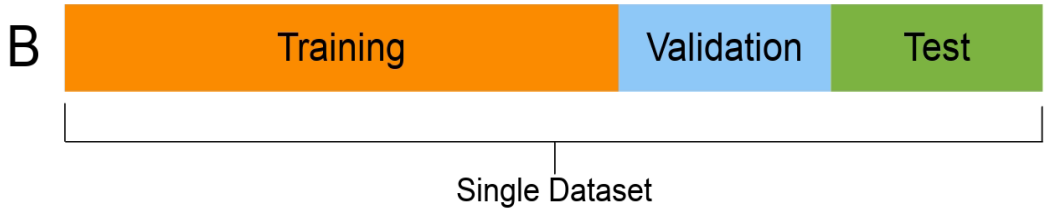
- poate implica tehnici de Data Mining de tip descriptiv (sumarizare, detecție de anomalii, association rule learning)
- setul de date final este pregătit pentru utilizare la instruire, prin divizare în subseturi

Posibile variante de subseturi:

80% Train + 20% Test



70% Train + 15% Valid + 15% Test

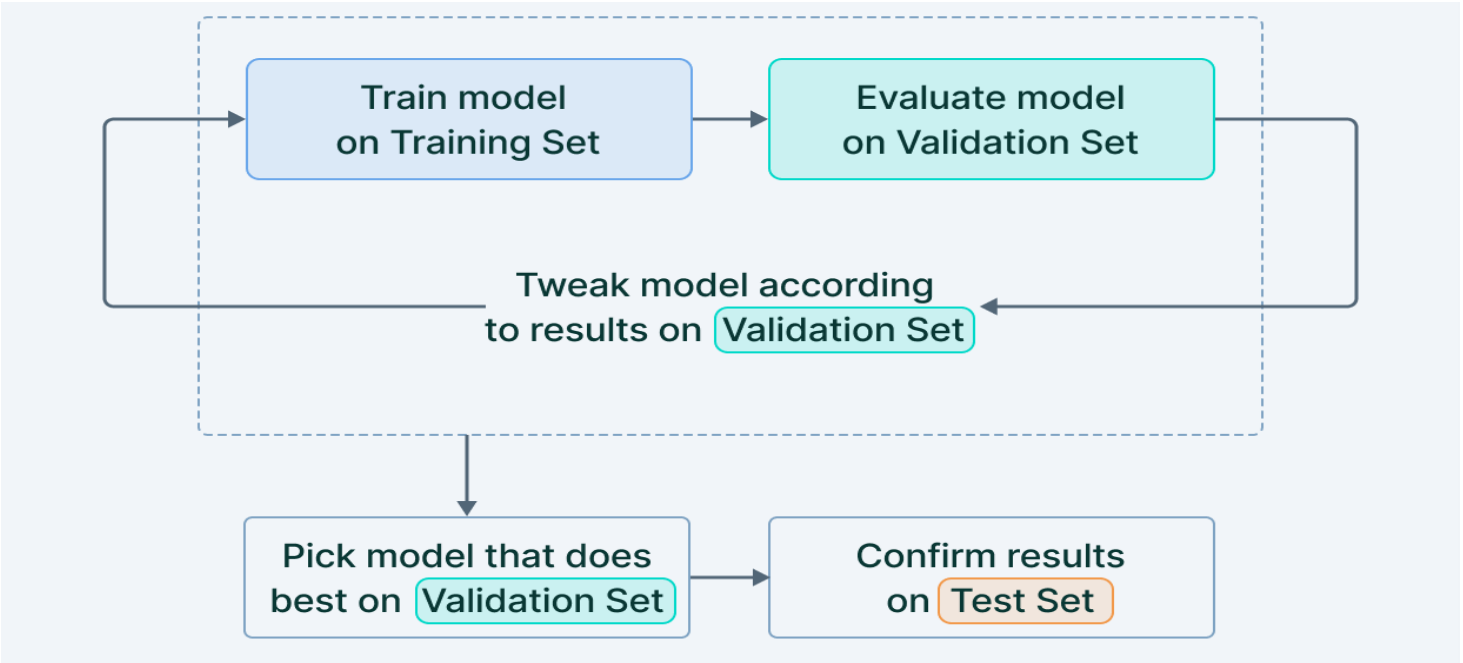


Sursă

Etape ale clasificării

- Pregătirea datelor

Subseturile de antrenare/validare/testare



Sursă

Etape ale clasificării

- Pregătirea datelor

Subseturile de antrenare/validare/testare

Observații:

- datele de validare + testare nu sunt incluse în procesul de instruire (modelul nu le "vede" pe durata instruirii)

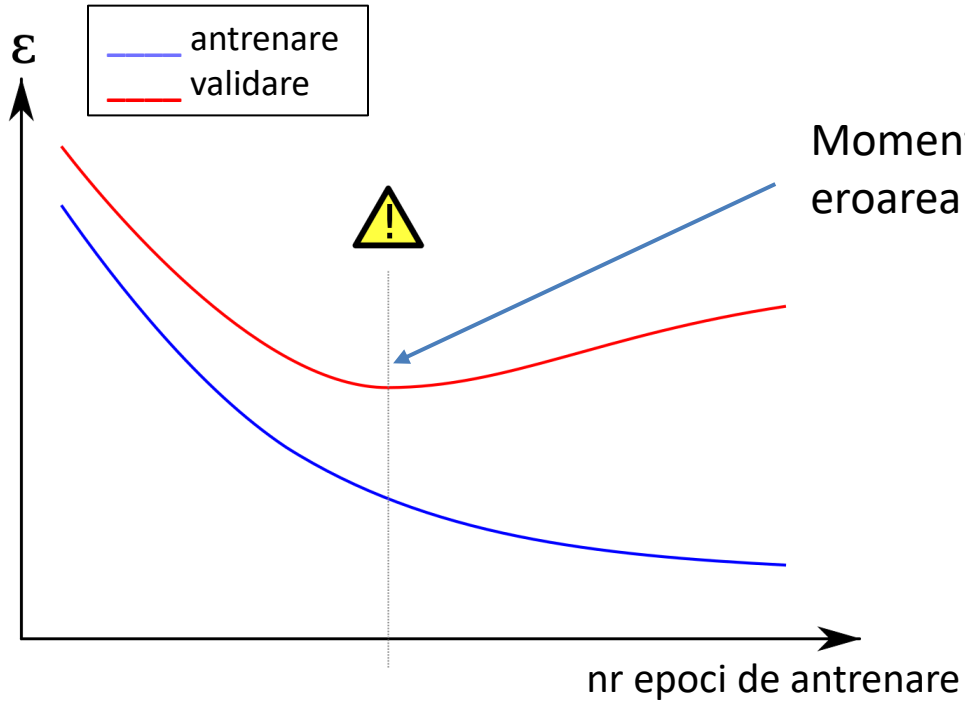
- subsetul de validare previne apariția suprapotrivirii (overfitting)

- subsetul de testare evaluează performanța modelului

Etape ale clasificării

- Pregătirea datelor

Subseturile de antrenare/validare/testare



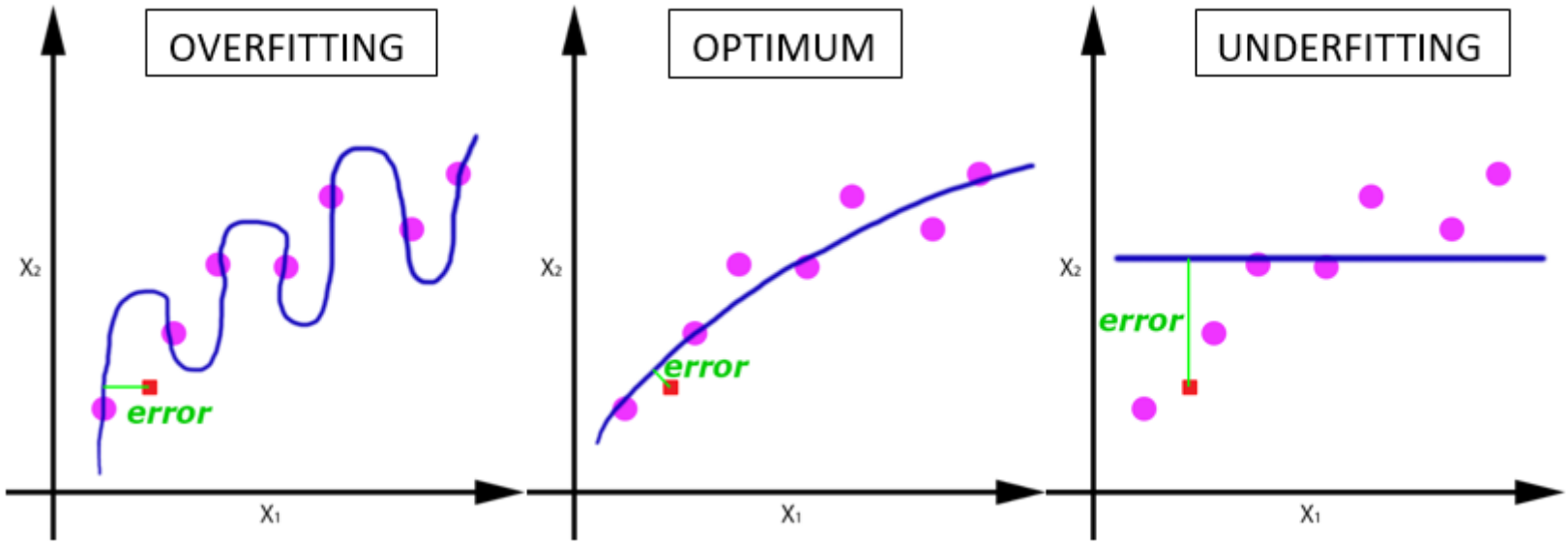
Momentul apariției suprapotrivirii, eroarea începe să crească

Sursă

Etape ale clasificării

- Pregătirea datelor

Subseturile de antrenare/validare/testare



Sursă

Etape ale clasificării

➢ Instruirea modelului

- epoci de instruire

Condiții de oprire: număr finit de epoci, eroare mai mică decât o valoare predefinită, număr de epoci consecutive fără îmbunătățiri

Epocă/iterație/batch

Epocă de instruire: întreg setul de date este trecut prin model
Batch (lot): o parte a setului de date
Batch size: dimensiune batch; determină frecvența de actualizare a parametrilor modelului
Iterație: un batch este trecut prin model

Etape ale clasificării

➢ Instruirea modelului

Epocă/iterație/batch

*Dimensiunea setului de date = nr. batch * batch_size*

Nr. de iterații necesare pentru a parcurge întreg setul de date = nr. batch

Nr. epoci = nr. iterații când batch_size = dimensiunea setului de date (nr. batch = 1)

Ex_1. Fie un set de date de 3000 de înregistrări.

Dacă *batch_size* = 500, de câte iterații este nevoie pentru o epocă de instruire?

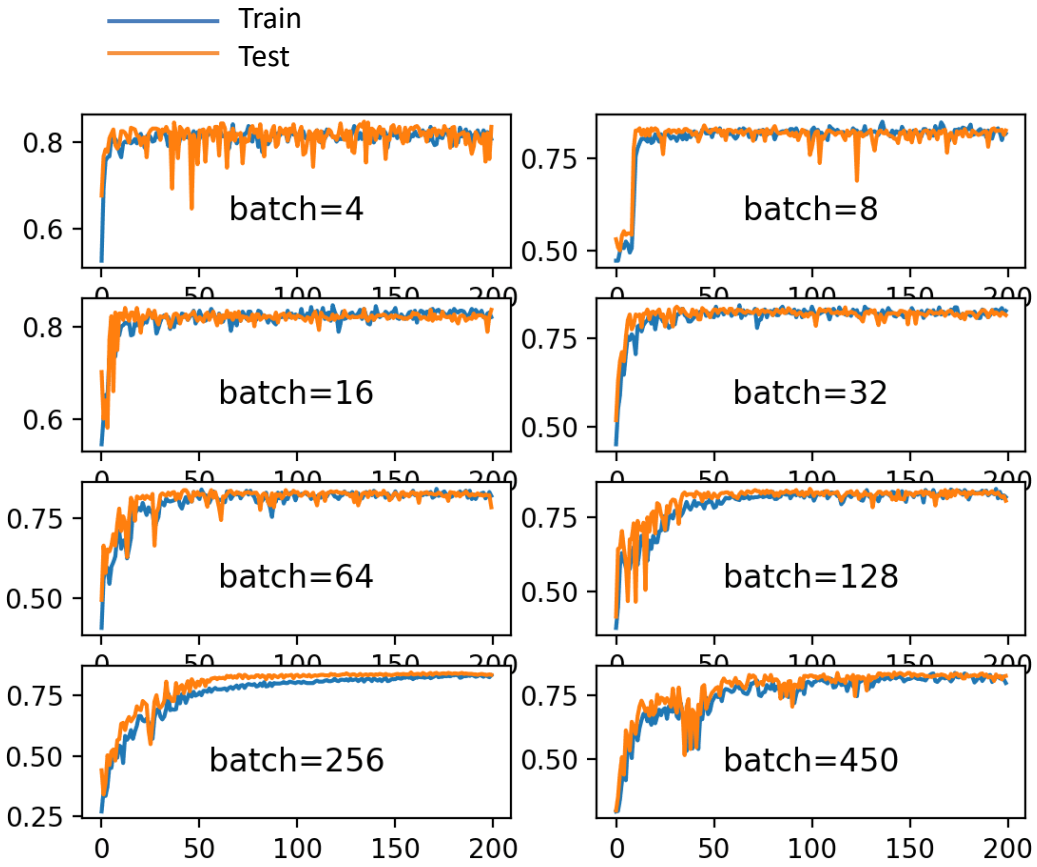
Ex_2. Dacă *batch_size* = 50 și este nevoie de 12 iterații/epocă, care este dimensiunea setului de date?

Etape ale clasificării

➢ Instruirea modelului

Epocă/iterație/batch

- Optimum batch size?
- De ce sunt necesare mai multe epoci de instruire?



Classification Accuracy on Train and Test Datasets With Different Batch Sizes Sursă

Etape ale clasificării

➢ Evaluarea performanțelor modelului

- pe setul de date de test (care nu a fost inclus în instruire)

Pe baza matricii de confuzie, se determină:

TP, TN, FP, FN, accuracy, precision, recall, F1-score

		Valori cunoscute (ground truth)			
		Clasa 1	**Clasa 2**	**...**	**Clasa *n***
Valori estimate (predicted)	**Clasa 1**	5	2	...	1
	Clasa 2	1	7	...	1
	...	...	...	...	...
	Clasa n	0	1	...	4

Etape ale clasificării

➢ Evaluarea performanțelor modelului

TP = adevăr pozitiv – un exemplar care aparține clasei a fost detectat ca aparținând clasei

- se calculează pentru fiecare clasă

TP pentru clasa 1 = 5
TP pentru clasa 2 = 7

		Valori cunoscute (ground truth)			
Valori estimate (predicted)		**Clasa 1**	**Clasa 2**	**...**	**Clasa *n***
	Clasa 1	5	2	...	1
	Clasa 2	1	7	...	1
	...	...	...	...	...
	Clasa n	0	1	...	4

Etape ale clasificării

➢ Evaluarea performanțelor modelului

TN = adevăr negativ – un exemplar care nu aparține clasei nu a fost detectat ca aparținând clasei

- se calculează pentru fiecare clasă

TN pentru clasa 1 = 7
TN pentru clasa 2 = 5

TN este echivalent cu clasificarea corectă pentru clasa opusă

		Valori cunoscute (ground truth)			
Valori estimate (predicted)		**Clasa 1**	**Clasa 2**	**...**	**Clasa *n***
	Clasa 1	5	2	...	1
	Clasa 2	1	7	...	1
	...	...	...	...	...
	Clasa n	0	1	...	4

Etape ale clasificării

➢ Evaluarea performanțelor modelului

FP = fals pozitiv – un exemplar care nu aparține clasei a fost detectat ca aparținând clasei

- se calculează pentru fiecare clasă

FP pentru clasa 1 = 2
FP pentru clasa 2 = 1

		Valori cunoscute (ground truth)			
		Clasa 1	**Clasa 2**	**...**	**Clasa *n***
Valori estimate (predicted)	**Clasa 1**	5	2	...	1
	Clasa 2	1	7	...	1
	...	...	...	...	...
	Clasa n	0	1	...	4

Etape ale clasificării

➢ Evaluarea performanțelor modelului

FN = fals negativ – un exemplar care aparține clasei nu a fost detectat ca aparținând clasei (non-detecție)

- se calculează pentru fiecare clasă

FN pentru clasa 1 = 1
FN pentru clasa 2 = 2

		Valori cunoscute (ground truth)			
		Clasa 1	**Clasa 2**	**...**	**Clasa *n***
Valori estimate (predicted)	**Clasa 1**	5	2	...	1
	Clasa 2	1	7	...	1
	...	...	...	...	...
	Clasa n	0	1	...	4

Etape ale clasificării

➢ Evaluarea performanțelor modelului

Accuracy = măsura clasificărilor corecte

$$Accuracy = \frac{nr.clasificări\ corecte}{nr.total\ de\ date}$$

		Valori cunoscute (ground truth)			
Valori estimate (predicted)		**Clasa 1**	**Clasa 2**	**...**	**Clasa *n***
	Clasa 1	5	2	...	1
	Clasa 2	1	7	...	1
	...	...	...	...	...
	Clasa n	0	1	...	4

Etape ale clasificării

➢ Evaluarea performanțelor modelului

Precision = măsura falselor clasificări

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

FP = 0 rezultă *Precision* = 100%

Recall = măsura non-detecțiilor

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

FN = 0 rezultă *Recall* = 100%

		Valori cunoscute (ground truth)			
		Clasa 1	**Clasa 2**	**...**	**Clasa *n***
Valori estimate (predicted)	**Clasa 1**	5	2	...	1
	Clasa 2	1	7	...	1
	...	...	...	...	...
	Clasa n	0	1	...	4

Etape ale clasificării

➢ Evaluarea performanțelor modelului

F1 score

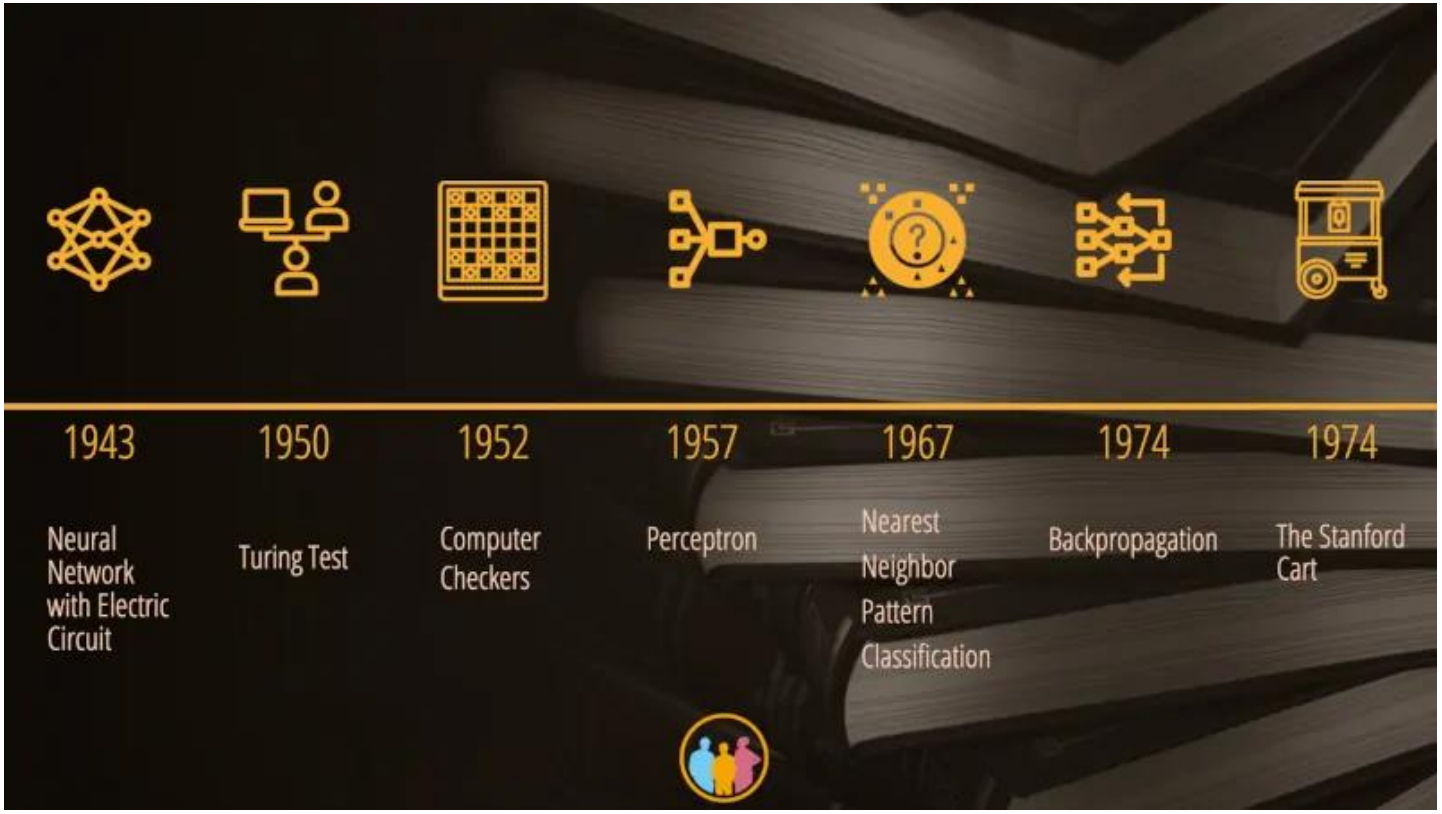
$$F1 = 2 * \frac{Precision * Recall}{Precision + Recall}$$

Care metrică este cea mai potrivită?

		Valori cunoscute (ground truth)			
Valori estimate (predicted)		Clasa 1	Clasa 2	...	Clasa *n*
	Clasa 1	5	2	...	1
	Clasa 2	1	7	...	1
	...	...	...	...	...
	Clasa n	0	1	...	4

Machine Learning

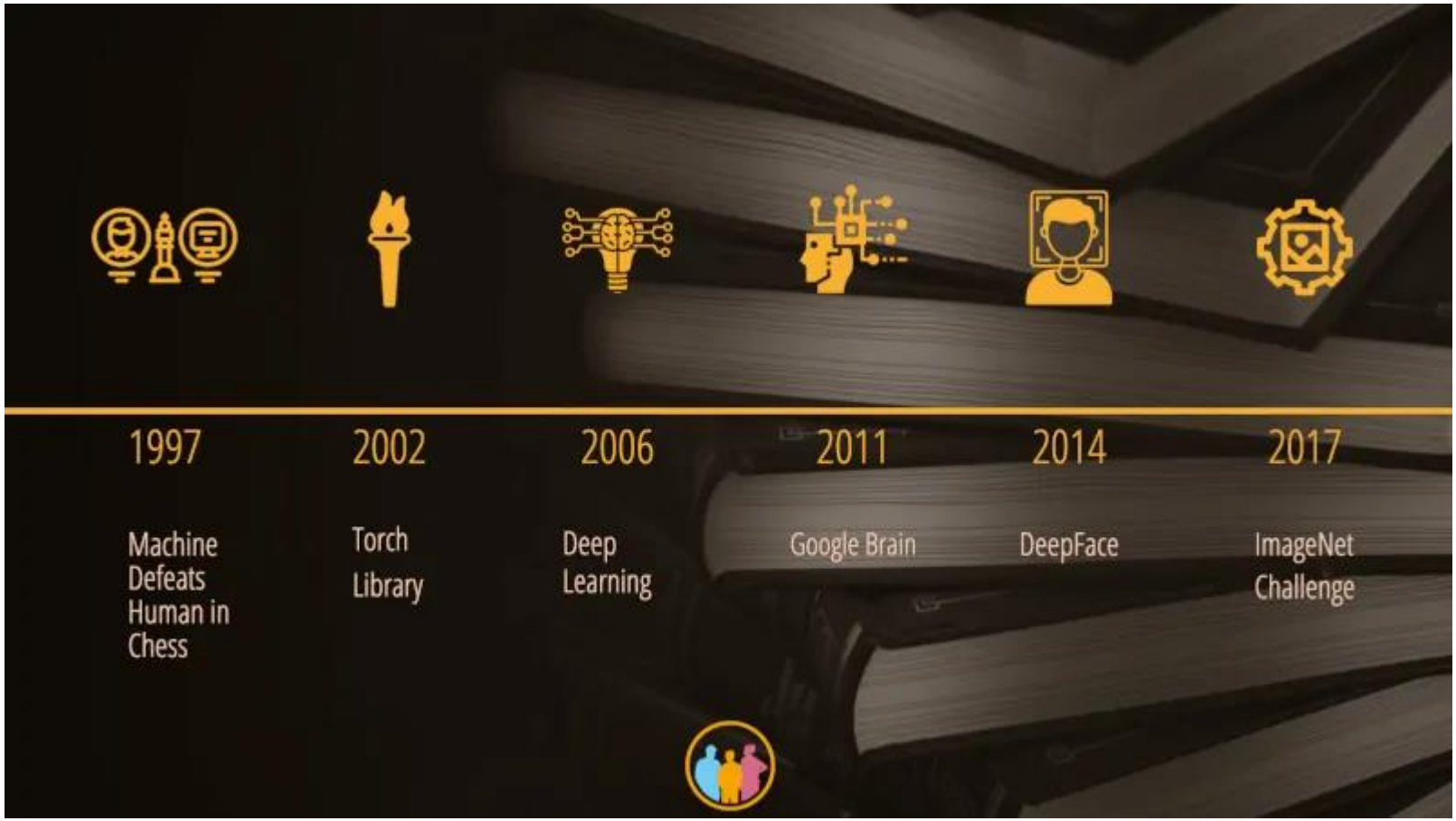
- învățare automată (*învățarea mașinilor*)
- 1959, Arthur Samuel (IBM)



Sursă

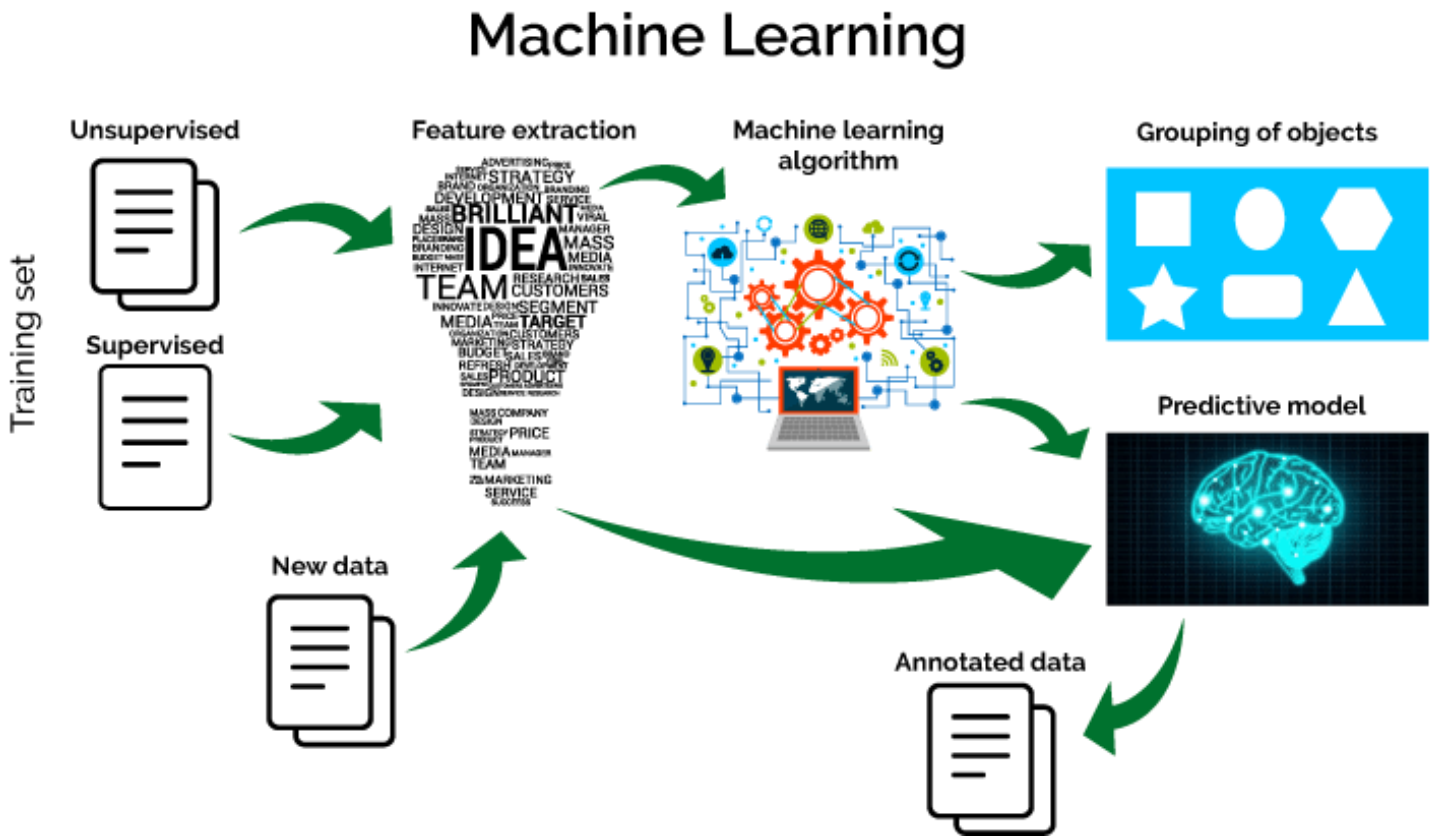
Machine Learning

- Moore’s Law
- AI winter (acum suntem în AI Spring)



Sursă

Machine Learning

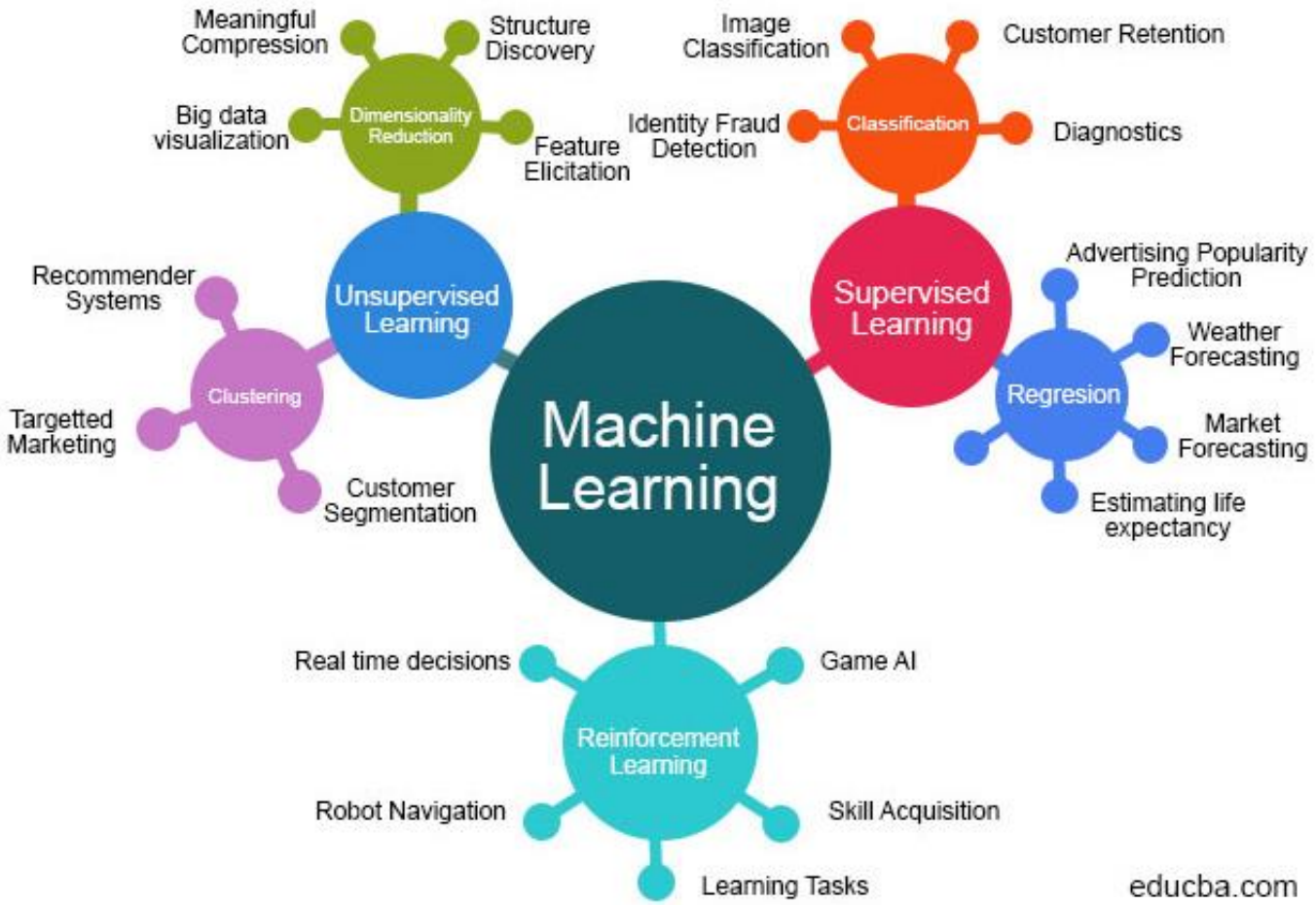


Sursă

Cine face extragerea trăsăturilor?

Machine Learning

- Aplicații



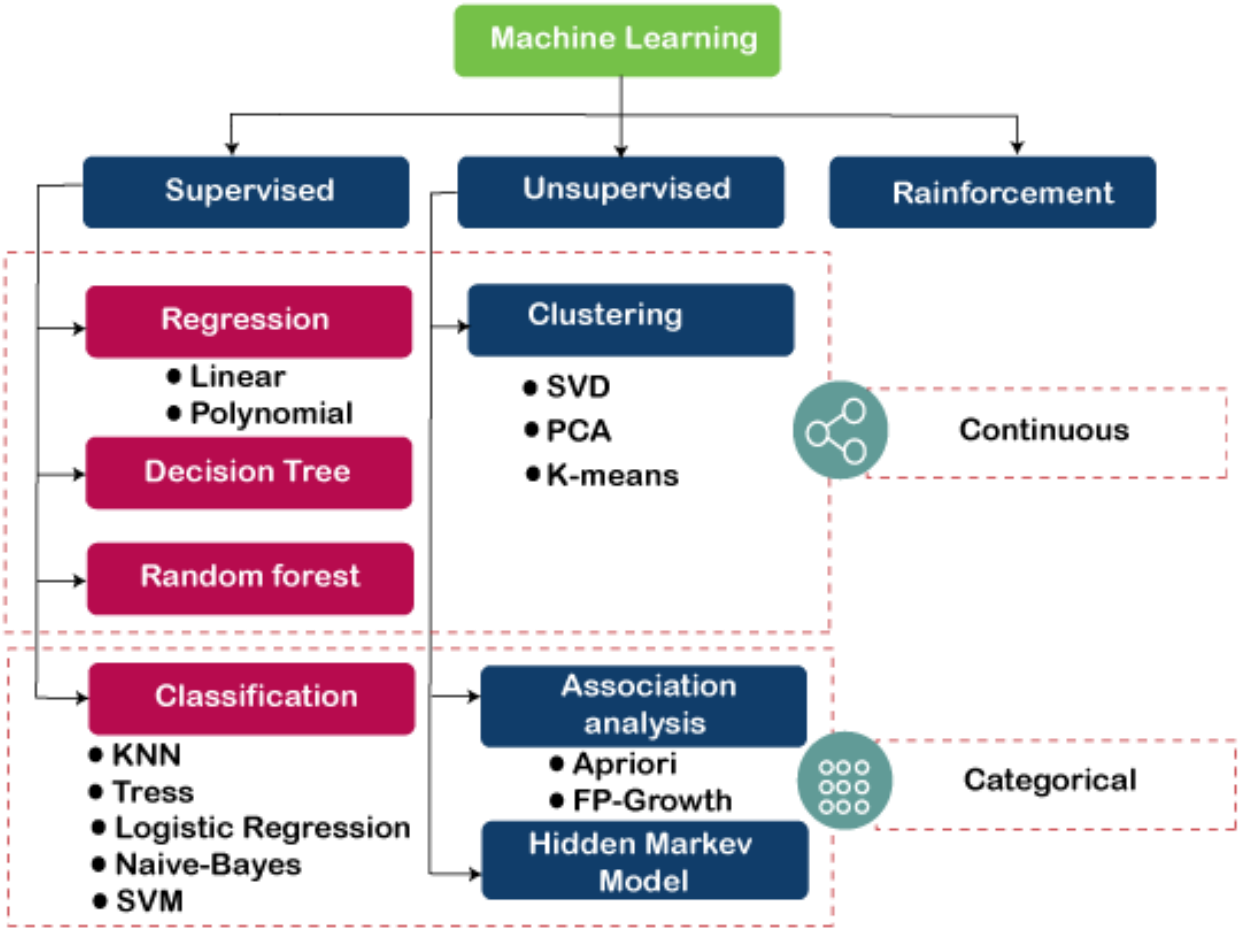
Sursă

Clasificare
– date categorice

Regresie
– date continue

Machine Learning

- Algoritmi



KNN – K Nearest Neighbour
SVM – Support Vector Machine
SVD – Singular Value Decomposition
PCA – Principal Component Analysis

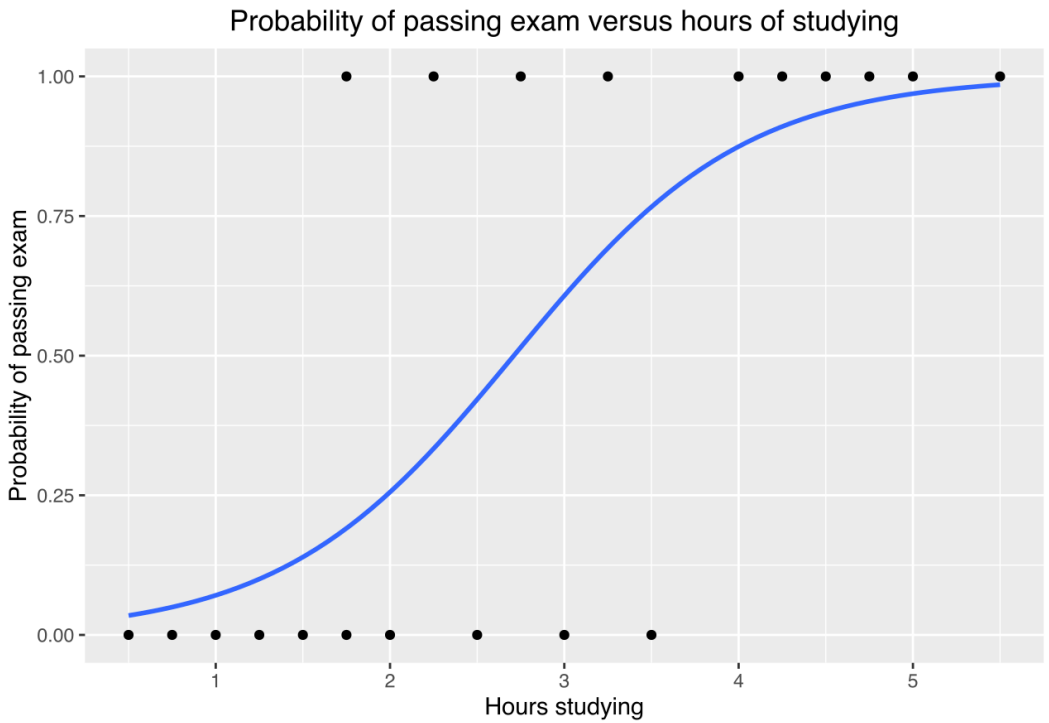
Sursă

Machine Learning

- Algoritmi – Logistic Regression

- pentru clasificare binară

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

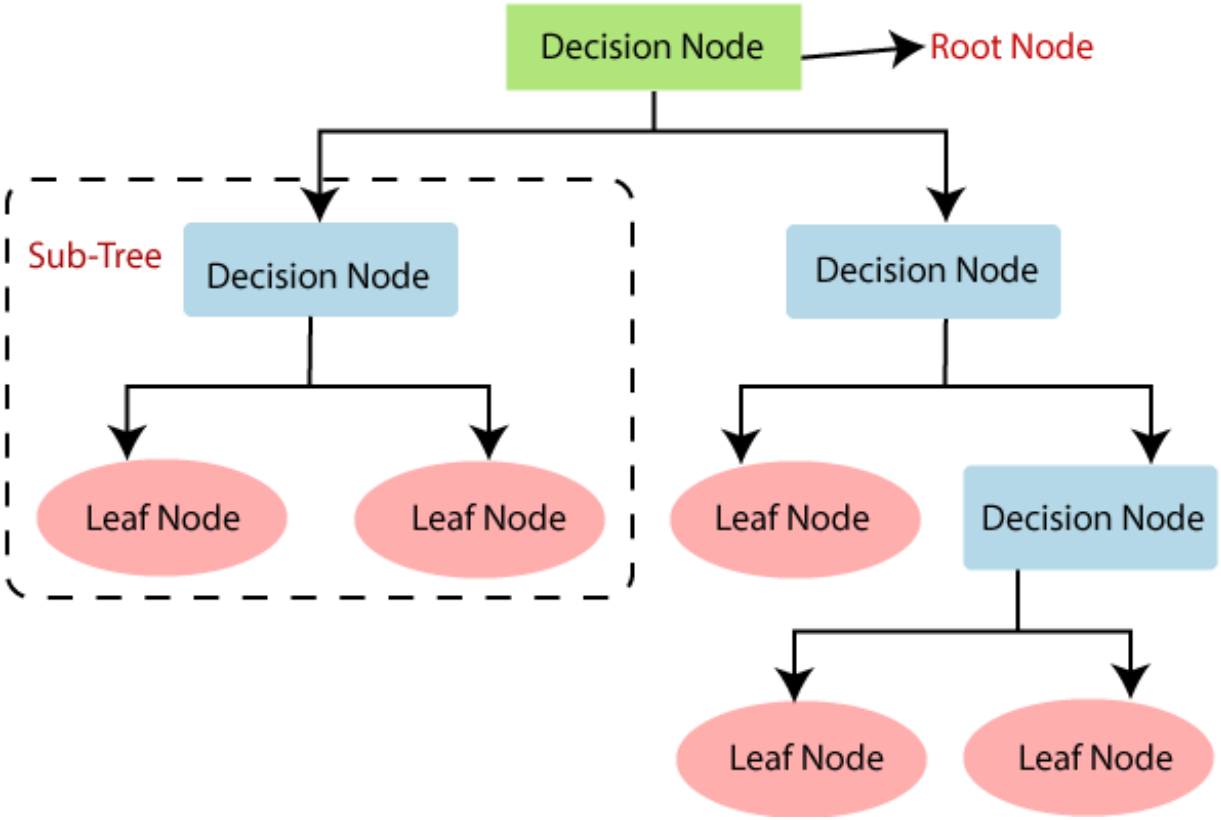


Hours (x_k)	0.50	0.75	1.00	1.25	1.50	1.75	1.75	2.00	2.25	2.50	2.75	3.00	3.25	3.50	4.00	4.25	4.50	4.75	5.00	5.50
Pass (y_k)	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	1	1	1	1	1

Sursă

Machine Learning

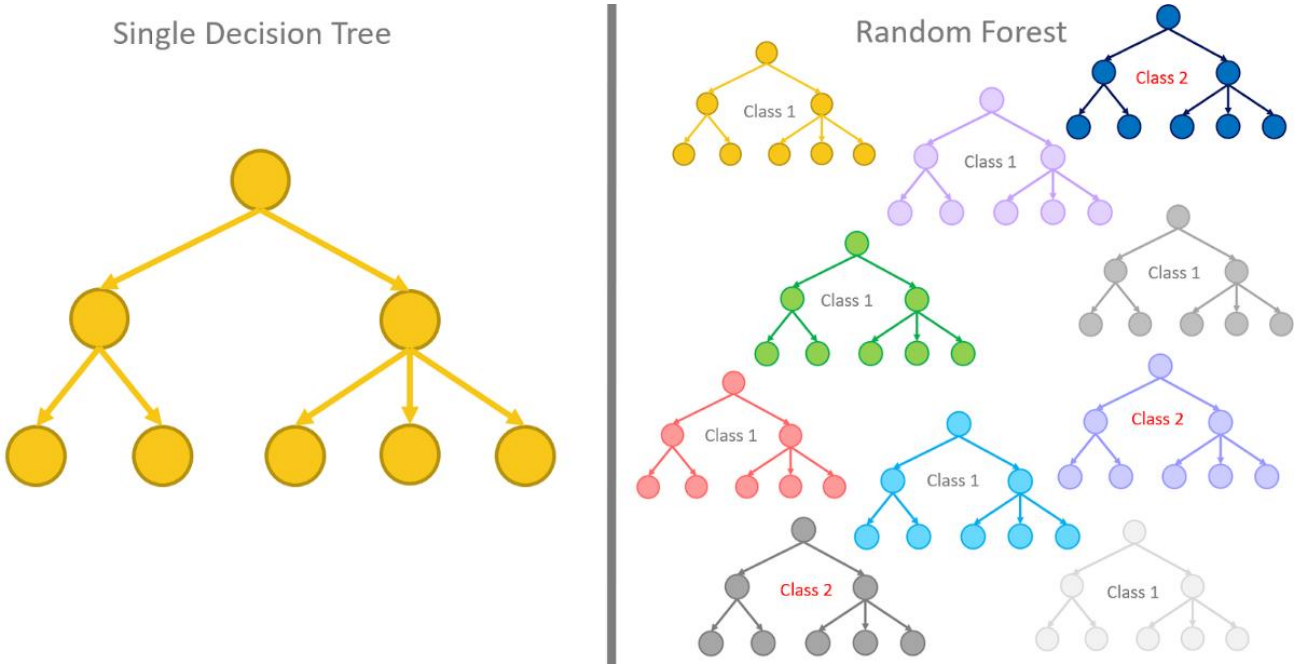
- Algoritmi – Decision Tree



Sursă

Machine Learning

- Algoritmi – Random Forest



- N arbori de decizie sunt antrenați ușor diferit, iar ieșirea fiecăruia este luată în calcul pentru decizia finală
- predicția rezultată este mai precisă decât la arbori unici.

Sursă

Machine Learning

- Algoritmi – Naive Bayes

- clasificare probabilistică
- pentru fiecare obiect, se consideră că trăsăturile (*features*) contribuie independent la alocarea unui obiect la o clasă

Ex. Obiect = măr

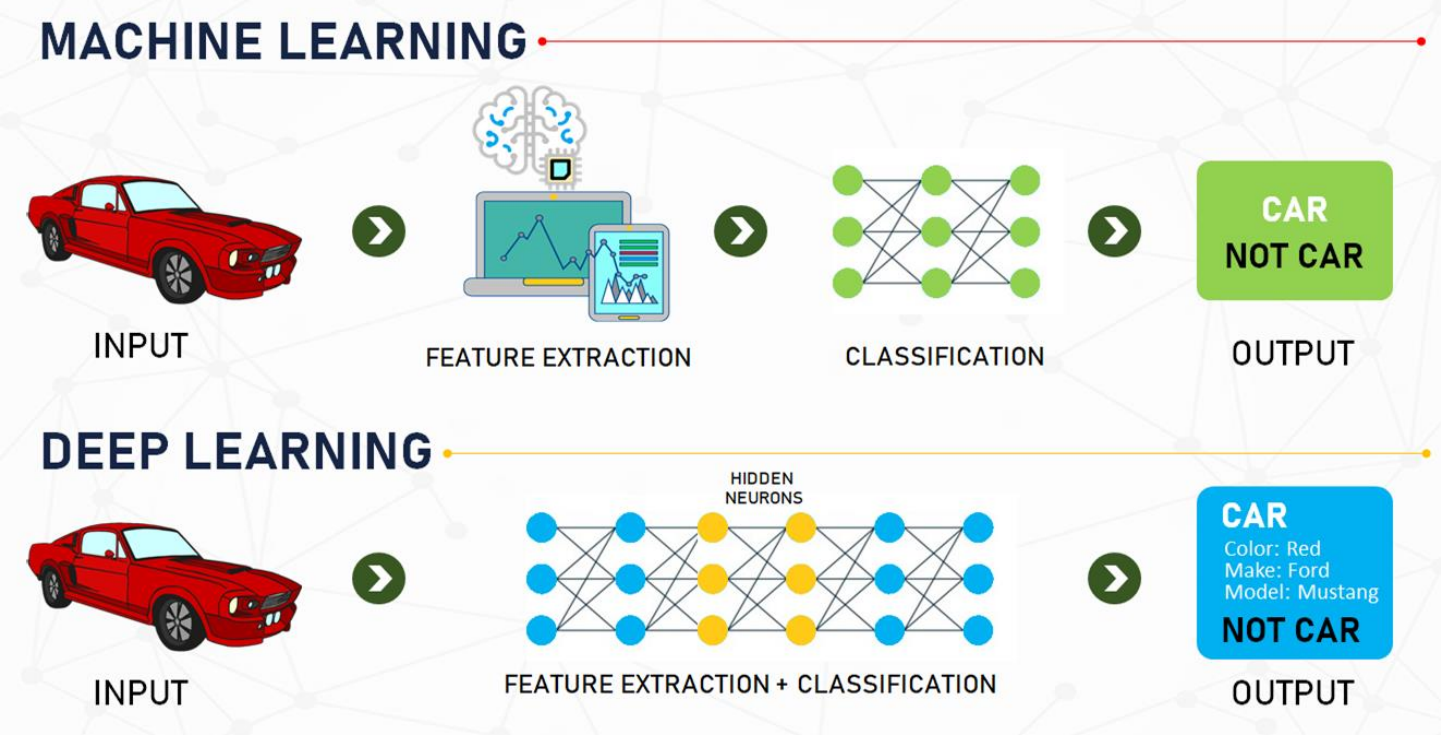
Trăsături: roșu, rotund, diametru 8 cm

Algoritmul Naive Bayes presupune că cele 3 trăsături nu sunt corelate.

Sursă

Machine Learning

- Limitări



- intervenție umană la etichetarea datelor

Sursă

Machine Learning

- Limitări

Sursă

- dimensiunea setului de date și calitatea acestora

Ex. Sistem de recrutare automată la Amazon (oprit în 2017)
- recomanda cu precădere candidați de sex masculin

Sumar

- Clasificare – definire, tipuri ✓
- Etape ale clasificării ✓
- Machine Learning – definire, algoritmi, utilizare, limitări ✓

În episodul următor: Inteligența Artificială – fundamente, terminologie, paradigme