## 1: Prezentare generală

- Titlu: "Învățare supervizată regresie"
- Obiective:
  - Conceptul de regresie
  - Modele de regresie (Liniară, Polinomială și Arbori)
  - O Supraadaptare (overfitting) și tehnici de regularizare
  - O Metricile de evaluare (R<sup>2</sup>, MSE, MAE)
  - Exemple de utilizare în lumea reală

## 2: INTRODUCERE ÎN REGRESIE

- Ce este regresia?
  - O Prezicerea unei valori numerice continue pe baza variabilelor de intrare
  - În contrast cu clasificarea (unde ieșirile sunt discrete)
- Utilizări în lumea reală:
  - Prognoza vânzărilor
  - O Prezicerea prețurilor locuințelor
  - O Estimarea costurilor de producție
- Exemplu: Prezentaţi un scenariu scurt despre prezicerea preţurilor locuinţelor pe baza suprafeţei, locaţiei etc.

### 3: BAZELE REGRESIEI LINIARE

### Concept:

- Forma modelului: ( y = \_0 + \_1 x\_1 + + \_n x\_n )
- O Presupune o relație liniară între predictori și țintă

### Terminologie:

- Coeficienţi (ponderi)
- Ordinată la origine (intercept)
- O Reziduuri (erori)

### Metoda pătratelor minime (OLS):

- O Minimizarea sumei pătratelor reziduurilor
- Exemplu: Set de date simplu cu o singură caracteristică (ex. ore de studiu) si o tintă (scor la examen), ilustrând linia de regresie

## 4: REGRESIA POLINOMIALĂ

- Când liniarea nu este suficientă:
  - O Relația dintre variabile poate fi neliniară
- Forma modelului:
  - O Introduce termeni polinomiali (ex. (x^2, x^3)) pentru o potrivire mai bună
- Atenţie:
  - O Gradele polinomiale superioare pot duce la supraadaptare
- Exemplu: Diagramă cu puncte care formează o relație curbată (ex. viteza mașinii vs. distanța de frânare), demonstrând o potrivire polinomială

## 5: ARBORI DE REGRESIE

### • Conceptul arborilor de decizie:

- Împarte datele în funcție de praguri pe caracteristici
- O Produce predicții constant-pas cu pas (piecewise-constant)

### Avantaje:

- Uşor de interpretat
- Manevrează bine neliniaritatea și interacțiunile

### Dezavantaje:

- O Se pot supraadapta dacă se cresc prea adânc
- Exemplu: Paşii unui arbore de regresie pentru prezicerea preţului unei locuinţe:
  mai întâi împarte după locaţie, apoi după numărul de camere, apoi suprafaţa etc.
- Articol

## 6: SUPRAADAPTARE & REGULARIZARE

- Definiția supraadaptării (Overfitting):
  - Modelul are performanțe bune pe datele de antrenament, dar slabe pe date nevăzute
- Cauze comune:
  - O Prea multe caracteristici
  - O Regularizare insuficientă
  - Complexitate (ex. un polinom de grad foarte înalt)
- Exemplu: <u>Vizualizarea unui polinom de grad înalt care se</u> <u>potrivește perfect punctelor zgomotoase dar ratează tendința</u> <u>generală</u>

## 7: REGULARIZARE LASSO & RIDGE

- Scopul regularizării: Controlul complexității modelului, reducerea varianței
- Regularizare Ridge (L2):
  - O Adaugă un termen penalizant ( \_i^2 )
  - O Micsorează coeficienții dar rareori îi reduce complet la zero
- Regularizare Lasso (L1):
  - O Adaugă un termen penalizant ( |\_i| )
  - O Poate reduce unii coeficienți la zero (selecție de caracteristici)
- Ajustarea Hiperparametrilor:
  - O Alegerea lui () (forța regularizării)
- Exemplu: Demonstrați cum același set de date poate duce la valori diferite ale coeficientilor cu Lasso fată de Ridge

## 8: METRICI DE EVALUARE

- Scorul R<sup>2</sup> (Coeficientul de determinare):
  - O Măsoară proporția de variație explicată de model
  - Se situează între 0 și 1 (mai mare este mai bine)
- Eroarea pătratică medie (MSE):
  - O Media pătratelor diferențelor dintre predicții și valorile reale
  - Sensibilă la valori extreme (outliers)
- Eroarea absolută medie (MAE):
  - Media diferențelor absolute
  - O Mai puțin sensibilă la outliers decât MSE
- Exemplu: Comparaţi R², MSE şi MAE pe un set mic de date cu preţuri de locuinţe prezise vs. reale
- Articol

# 9: APLICAȚII ÎN LUMEA REALĂ

### Exemple:

- Finanțe: Estimarea prețului acțiunilor sau a riscului
- O Sănătate: Prezicerea ratelor de readmisie la spital sau a costurilor medicale
- O Marketing: Prognoza vânzărilor sau a valorii pe viață a clientului
- Inginerie: Prognoza cererii, controlul calității

### • Idei principale:

- Selectați modelele în funcție de forma și complexitatea datelor
- Validați întotdeauna cu metrici corespunzătoare
- Exemplu: <u>O scurtă demonstrație a folosirii unui set de date real (ex. cheltuieli de publicitate online vs. vânzări) pentru a construi un model de regresie</u>

# 10: K-NEAREST NEIGHBORS (KNN) PENTRU REGRESIE

### Concept

- În mod de regresie, kNN prezice o valoare prin **media** valorilor țintă ale celor (k) vecini cei mai apropiați din spațiul caracteristicilor.
- Metricile de distanță (ex. Euclidiană) determină care vecini sunt "cei mai apropiați".

### • Pași cheie

- 1. Alegeți (k) (numărul de vecini).
- 2. Calculați distanțele dintre eșantionul nou și toate eșantioanele de antrenament.
- 3. Selectați cei (k) cei mai apropiați puncte.
- 4. Faceți media valorilor țintă pentru a obține predicția.

# 11: K-NEAREST NEIGHBORS (KNN) PENTRU REGRESIE

### Avantaje

- Simplu şi intuitiv.
- O Funcționează bine cu relații neliniare.
- Fără fază explicită de antrenare (învăţare "leneşă").

### Dezavantaje

- O Poate fi lent pentru seturi de date mari (calcule de distantă).
- O Performanța depinde mult de alegerea lui (k) și de metrica de distanță.
- O Sensibil la scalarea caracteristicilor și la caracteristicile irelevante.
- Exemplu: Prezicerea prețurilor locuințelor pe baza prețurilor celor mai apropiate locuințe în spațiul caracteristicilor (ex. dimensiune similară, locație etc.) prin media prețurilor
- Articol

## 12: CONCLUZII & ÎNTREBĂRI

### Concluzii:

- Regresia prezice valori continue
- Abordările Liniară, Polinomială și bazate pe Arbori au fiecare avantaje/dezavantaje
- Supraadaptarea poate fi gestionată prin regularizare (Lasso/Ridge)
- O Modelele se evaluează cu ajutorul R², MSE și MAE

### Note Finale:

- O Încurajați experimentarea cu diverse modele
- O Subliniați importanța validării corespunzătoare

### • Întrebări?