UNIVERSITATEA TITU MAIORESCU

FACULTATEA DE INFORMATICĂ

MASTER ȘTIINȚA DATELOR ȘI INTELIGENȚĂ ARTIFICIALĂ FUNDAMENTELE ȘTIINȚEI DATELOR

CURSUL 2 FUNDAMENTELE MATEMATICE ȘI STATISTICE ALE DATA SCIENCE

Autor:

Prof.univ.dr.ing.Titi PARASCHIV



CUPRINS

- ▶1. Matematica
- ▶2. Algebra liniară
- ▶3. Statistica
- ▶ 4. Calcul diferențial și integral
- ▶ 5. Algoritmi de optimizare
- ▶6. Teoria grafurilor
- ▶7. Teoria generală a sistemelor
- ▶8. Statistica pentru Data Science
- ▶9. Modelare statistică
- ▶ 10. Tehnici de optimizare
- ▶11. Tehnici de învățare automată
- ▶12. Concluzii

MATEMATICA ÎN DATA SCIENCE

- Cunoștințe esențiale: Algebra liniară, statistică, calcul diferențial și integral, algoritmi de optimizare, teoria grafurilor, teoria sistemelor.
- Importanță:

 Fundamentele
 matematice sunt
 esențiale pentru
 înțelegerea și aplicarea
 tehnicilor de Data

 Science.

ALGEBRA LINIARĂ

- Vectori: Definiție, adunare, produs scalar și vectorial.
- Matrici: Definiție, operații, proprietăți ale matricilor.
- Ecuații liniare: Soluții prin metode de substituție, eliminare și utilizarea matricilor.

STATISTICA

- Definiție: Colectarea, organizarea, analiza și interpretarea datelor.
- Indicatori: Tendinţa centrală (media, mediana, modulul), dispersia şi variabilitatea datelor.
- Analiză: Corelație, regresie, probabilitate, inferență statistică.

CALCULUL DIFERENȚIAL ȘI INTEGRAL

- Diferențiere: Calcularea ratei de schimbare a unei funcții.
- Integrare: Calculul ariei sub o curbă și determinarea primitivelor unei funcții.
- Aplicații: Fizică, economie, inginerie, științe sociale.

ALGORITMI DE OPTIMIZARE

- Tipuri de algoritmi:
 Gradient descendent,
 căutare pe linie, algoritmi
 genetici, căutare bazată
 pe judecată.
- Aplicabilitate: Probleme de optimizare în inginerie, economie, Data Science.

TEORIA GRAFURILOR

- Concepte: Noduri, muchii, grafuri orientate şi neorientate, arbori.
- Aplicabilitate: Rețele de comunicații, optimizarea traseelor, științe sociale.

TEORIA SISTEMELOR

- Definiție: Studiul sistemelor complexe și interacțiunilor dintre componentele acestora.
- Concepte: Feedback, emergenţă, modelare şi simulare.
- Aplicații: Biologie, economie, inginerie, sociologie.

STATISTICA ÎN DATA SCIENCE

- Particularități: Volumul și varietatea datelor, integrarea tehnologiei, abordarea interdisciplinară.
- Tehnici avansate:
 Rețele neuronale,
 învățare supervizată și
 nesupervizată, învățare
 prin transfer.

MODELARE STATISTICĂ ÎN DS

Construirea unui Model:

Modelarea începe prin definirea unui model statistic care descrie relația dintre VI (predictori) și VD (de interes).

Estimarea Parametrilor:

Următorul pas este estimarea parametrilor care controlează relațiile dintre variabile.

Evaluarea Modelului:

Se face prin metrici de evaluare, cum ar fi eroarea pătratică medie (MSE), coeficientul de determinare (R²), precizia,

Validarea și Îmbunătățirea Modelului:

Se face folosind un set de date independent pentru a testa capacitatea sa de generalizare.

Aplicarea Modelului:

Modelele statistice dezvoltate sunt apoi utilizate pentru a face predicții asupra datelor noi.

Tipuri de Modele Statistice în DS:

Regresia liniară;

Regresia logistică;

Arborele de decizie;

Clustering;

Modele de rețele neuronale.

TEHNICI DE OPTIMIZARE ÎN DS

Gradient Descent: (Căderea Gradientului) este una dintre cele mai populare tehnici de optimizare utilizate în machine learning și deep learning.

Conjugate Gradient este o metodă folosită pentru optimizarea funcțiilor neconstrânse de dimensiuni mari, fiind o tehnică de compromis între exactitate și viteză. Simulated Annealing este o metodă probabilistică de optimizare care imită procesul de răcire a materialelor în metalurgie.

Algoritmi Evolutivi si Genetici:

Algoritmii Genetici sunt metode de optimizare inspirate din procesele evoluției biologice, cum ar fi selecția naturală, încrucișarea și mutația.

Algoritmi Evolutivi extind ideile algoritmilor genetici și includ tehnici precum evoluția diferențială și algoritmii de enjambament (crossover).

Optimizarea Neliniară:

Programarea Liniară și Neliniară:

Metoda Monte Carlo:

Optimizarea funcțiilor de pierdere în învățarea automată;

Optimizarea hiperparametrilor;

Optimizarea proceselor.

TEHNICI DE ÎNVĂȚARE AUTOMATĂ

1. Învățare Supervizată (Supervised Learning)

Regresie Liniară: Folosită pentru a prezice valori numerice continue.

Regresie Logistică: Utilizată pentru clasificarea binară.

Arbori de Decizie (Decision Trees): Modele care fac predicții prin învățarea unor reguli decizionale simple.

Random Forest: Un ansamblu de arbori de decizie pentru a îmbunătăți acuratețea și generalizarea.

Suport Vector Machines (SVM): Utilizate pentru clasificarea liniară și neliniară.

Rețele Neuronale: Modele inspirate de structura creierului uman.

2. Învățare Nesupervizată (Unsupervised Learning)

Clustering (Clusterizare): Împărțirea datelor în grupuri bazate pe similaritate.

Analiza Componentelor Principale (PCA):

Asociații (Association Rules):

3. Învățare Semi-Supervizată (Semi-Supervised Learning)

Self-Training: Modelul se antrenează inițial pe datele etichetate, apoi folosește propriile predicții pentru a eticheta datele neetichetate.

Co-Training: Folosirea a două modele antrenate pe subseturi diferite de date.

4. Învățare prin Recompensă (Reinforcement Learning)

Q-Learning: Algoritm pentru învățarea unei politici care maximizează recompensa.

Online SVM: Adaptarea suport vector machines pentru actualizare continuă.

5. Învățare Profundă (Deep Learning)

CONCLUZIE

- Importanța Matematicii și Statisticii: Bazele teoretice pentru dezvoltarea și aplicarea tehnicilor de Data Science.
- Evoluţia: Continuu în contextul noilor tehnologii şi metode de analiză a datelor.