Curs 1:

Introducere în Data Mining

Preliminarii

Cum aţi traduce Data Mining?

1. Analiza datelor
2. Explorarea datelor
3. Exploatarea datelor
4. Extragerea de cunoştinţe din date
5. Mineritul datelor

Preliminarii

- De ce Data Mining? – o scurtă motivaţie
- Ce este Data Mining? – concepte de bază
- Ce nu este Data Mining? – tematici corelate
- Categorii de date
- Principalele tipuri de prelucrări
- Organizarea cursului şi criterii de evaluare

De ce Data Mining?

La ora actuală se colectează şi devine accesibil un volum foarte mare de date de diferite tipuri şi provenind din diferite surse:

- tranzacţii comerciale (ex: hipermarket-uri)
- tranzacţii financiare (ex: bancomate)
- utilizarea unor resurse web (ex: comerţ electronic, alte servicii web)
- interacţiuni sociale(ex: reţele sociale)
- date satelitare (ex: date privind Pământul şi atmosfera colectate folosind senzori plasaţi pe sateliţi)
- date genomice (ex: date referitoare la nivelul de exprimare a genelor colectate folosind dispozitive de tip microarrays)
- date medicale (ex: înregistrări medicale în format electronic)
- documente în format electronic (ex: documente scanate – în biblioteci, arhive electronice etc.)

…

De ce Data Mining?

- Toate aceste date încorporează o mulţime de cunoştinţe care ar trebui extrase în diferite scopuri:

  - Generare de recomandări (ex: pentru a ghida activitatea de marketing, pentru a sugera produse clienţilor)
  - Detectarea comportamentului anormal (ex: acces fraudulos la un cont bancar)
  - Predicţie (ex: în meteorologie, evoluţia pieţei/ preţurilor)
  - Identificarea de tipare (ex: identificarea rolului unei gene)
  - Asistarea deciziei medicale (ex: furnizarea unor sugestii / recomandări privind diagnosticul potenţial)

De ce Data Mining?

Exemplu 1: **Date referitoare la fertilizarea in vitro**

[Witten, Frank, Hall – Data Mining. Practical Machine Learning Tools and Techniques - http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/book.html]

Se porneşte de la: embrioni descrişi prin 60 de caracteristici

Problema: selectarea acelor embrioni care au şanse de supravieţuire

Date: înregistrări istorice cu caracteristici ale embrionilor şi informaţii privind viabilitatea lor (fertilizare cu succes sau fără succes)

Exemplu 2: **Procesarea aplicaţiilor pentru împrumut**

Se porneşte de la: chestionar cu informaţii financiare şi personale (ex: vârsta, date privind locul de muncă, starea de sănătate, starea financiară etc.)

Problema: decizia dacă se acordă împrumutul sau nu

Date: înregistrări istorice conţinând informaţii personale şi financiare precum şi privind rambursarea acestuia (dacă a fost rambursat la timp sau au existat probleme)

De ce Data Mining?

Exemplu 3: **Predicţia încărcării unei reţele de distribuţie a energiei electrice** (estimarea cererii viitoare de energie electrică – util pentru companiile distribuitoare)

Se cunoaşte: un model de încărcare a reţelei în cazul unor condiţii climatice normale

Problema: predicţia încărcării minime/ maxime la anumite momente (de exemplu din oră în oră)

Date: înregistrări istorice privind condiţiile meteo (temperatura, umiditatea, viteza vântului, gradul de acoperire a cerului) şi gradul de încărcare a reţelei

Exemplu 4: **Analiza coşului de cumpărături**

Date: bază de date cu tranzacţii (o tranzacţie conţine informaţii despre produsele cumpărate de către fiecare client)

Problema: identificarea grupurilor de produse care apar frecvent împreună în aceeaşi tranzacţie (ex: pâine şi lapte)

De ce Data Mining?

Exemplu 5: **Detectarea anomaliilor**

Date: date privind tranzacţii financiare

Problema: identificarea unei schimbări în comportamentul utilizatorilor

Exemplu 6: **Identificarea profilelor utilizator**

Date: fişiere cu date de conectare la un server web (log files)

Problema: identificarea unor profile de utilizatori (grupuri de utilizatori caracterizaţi prin comportament similar)

127.0.0.1 - frank [10/Oct/2000:13:55:36 -0700] "GET /apache_pb.gif HTTP/1.0" 200 2326

Ce este Data Mining?

Există diferite definiţii:

Data mining = “colectarea, curăţirea, procesarea, analiza datelor şi extragerea de informaţii sau cunoştinţe utile din ele” [C.Aggarwal – Data Mining. The Textbook, 2015]

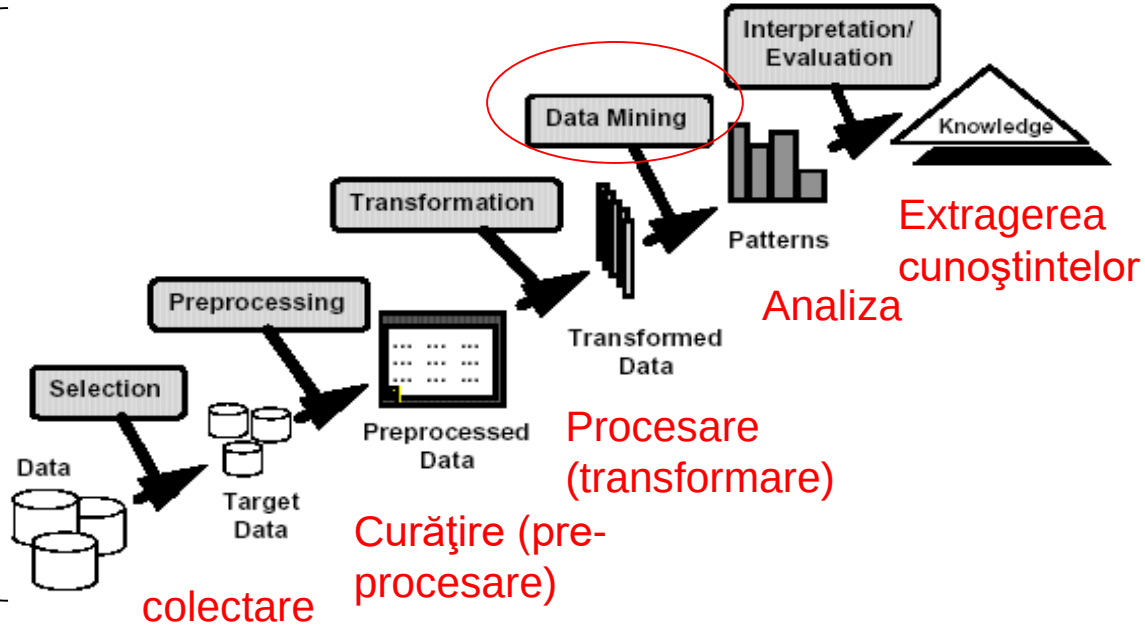
- Colectare: există diferite surse de date (senzori, documente scrise, servere web, dispozitive de tip microarray etc)
- Curățire: eliminarea zgomotului (a inconsistenţelor sau a datelor eronate) şi tratarea valorilor absente
- (pre)Procesare: transformarea datelor într-un format standardizat
- Analiza: identificarea tiparelor, a regularităţilor, a asocierilor sau a relaţiilor existente în date
- Extragere cunoştinţe: formularea unor reguli concise (ușor de interpretat) şi aplicabile (care ar putea fi folosite de către utilizatori)

Ce este Data Mining?

Există diferite definiţii:

Data mining = “extragerea din date a cunoştinţelor implicite, anterior necunoscute şi potenţial utile” [http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/book.html] sau “explorarea şi analiza, prin mijloace automate sau semi-automate, a unei cantităţi mari de date cu scopul de a identifica tipare utile/ relevante” [Tan, Steinbach, Kumar – Introduction to Data Mining, 2004]

Uneori acest proces este denumit descoperirea cunoştinţelor iar termenul data mining referă doar o etapă a acestui proces



Ce nu este Data Mining?

Exemplu: se consideră o bază de date ce conţine informaţii despre clienţii unei bănci:

- Căutarea tuturor clienţilor ce locuiesc într-un oraş specificat nu este o prelucrare specifică pentru data mining
- Determinarea numărului de clienţi care au în cont o sumă mai mică sau mai mare decât o valoare specificată nu este o prelucrare specifică pentru data mining

… astfel de probleme se rezolvă prin interogări simple ale bazei de date

Pe de altă parte:

- Identificarea clienţilor cărora li se poate acorda un împrumut
- Identificarea operaţiunilor anormale într-un cont

… sunt probleme care necesită expertiză umană şi/sau instrumente de data mining

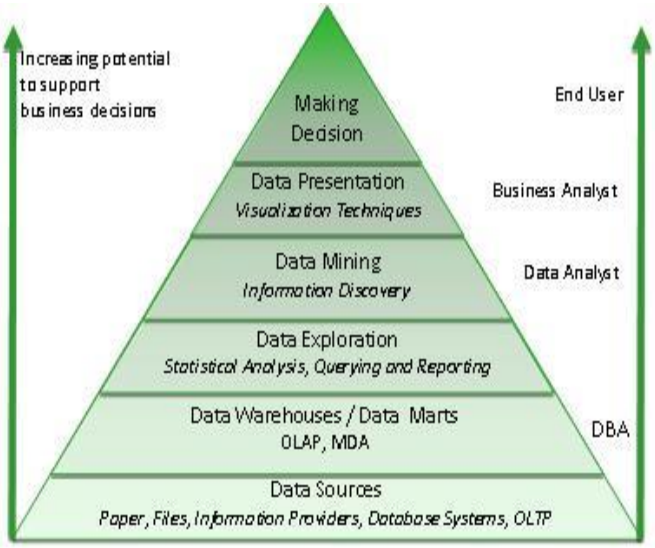
Domenii înrudite

Data mining este un domeniu înrudit cu:

- Statistica – unele tehnici din data mining au rădăcini şi se bazează pe metode statistice
- Invăţare automată = extragerea de modele din date printr-un proces de învăţare – cele mai multe modele din data mining se bazează pe metode de învăţare
- Baze de date – cele mai multe date sunt stocate în baze de date
- Alte domenii:
  - Vizualizare: instrumente pentru vizualizarea datelor
  - Optimizare: multe procese de extragere a modelelor din date se bazează pe optimizarea unor criterii
  - Algebră liniară: datele sunt frecvent organizate în matrici, a.i. sunt frecvent folosite prelucrări asupra matricilor

Alţi termeni corelaţi: data science, big data

Altă definiţie
Data mining = Aplicarea metodelor de învăţare automată pentru extragerea de cunoştinţe din date



Categorii de date

Date structurate = set de înregistrări/instanţe/articole conţinând un număr fix de câmpuri/ atribute/caracteristici

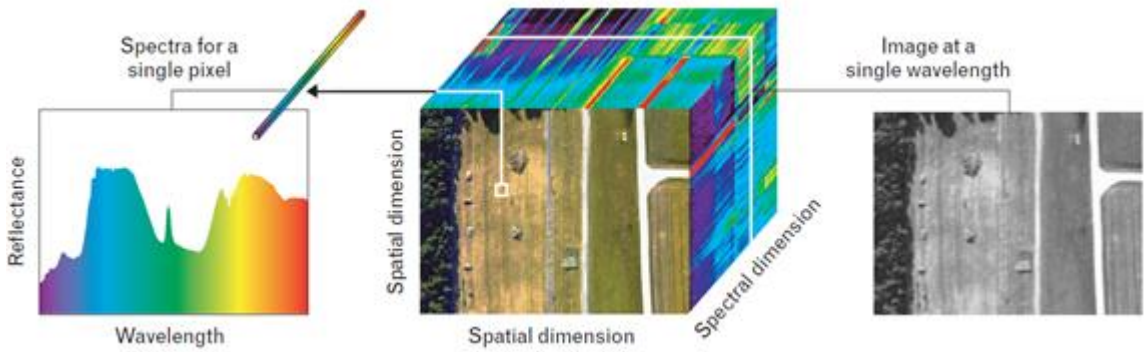
Obs:

- Fiecare instanţă corespunde unui obiect/entitate de analizat (ex: client, pacient, tranzacţie, zi etc.)
- Fiecare atribut corespunde unei caracteristici măsurabile a obiectului (ex: vârsta, greutate, venit, temperatură etc.)

Exemple:

- Tablouri bi-dimensionale (i.e. Matrice de date)
  - Baze de date relaţionale
  - Foi de calcul
- Tablouri multi-dimensionale
  - Imagini multi-spectrale

http://www.tankonyvtar.hu/en/tartalom/tamop425/0032_terinformatika/ch04s04.html



Categorii de date

Date structurate = set de înregistrări/instanţe/articole conţinând un număr fix de câmpuri/ atribute/caracteristici

Exemplu: Car Evaluation Database [http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets.html]

1728 instanţe 6 atribute

Scop: clasificarea unei maşini în una din patru categorii: inacceptabilă, acceptabilă, bună, foarte bună

Atribute

Instanţa	Preţ cumpărare	Preţ între-ţinere	Nr uşi	Capacita-te	Dim. bagaj	Siguranţa	Clasa
1	Very high	Very high	2	2	small	low	inaccept.
2	Very high	high	4	4	big	medium	inaccept.
3	Very high	medium	5more	4	big	medium	accept
4	low	low	5more	4	big	medium	bună

Categorii de date

Date semi - structurate = date care nu au o structură standard (i.e. nu toate instanţele au aceleaşi atribute); există totuşi unele elemente (e.g. tags) care ajută la identificarea unei structuri în date

Exemplu: fişier XML al unui CV [http://www.eife-l.org]

Scop: prelucrarea automată a CV-urilor cu scopul identificării expertizei (sarcină tipică pentru departamentele HR)

```
....
<Address type="Residence">
  <oa:AddressLine sequence="1">myaddress</oa:AddressLine>
  <oa:CityName>mycity</oa:CityName>
  <CountryCode>FR</CountryCode>
  <oa:PostalCode>29630</oa:PostalCode>
  <UserArea> <europass:CountryLabel
                    xml:lang="fr">France</europass:CountryLabel>
  </UserArea>
 </Address>
...
```

Obs: datele semi-structurate sunt de regulă transformate în date structurate înainte de a aplica tehnici de data mining – relativ uşor de parsat

Categorii de date

Date nestructurate = nu sunt organizate într-o manieră predefinită (nu există un model al datelor) – sunt de obicei texte în format liber şi scopul urmărit este extragerea de informaţii din text.

Exemplu: documente text

Prelucrări:

- sumarizarea documentelor (extragere cuvinte cheie, idei principale)
- Identificarea entităţilor cu nume (ex: nume de persoane, nume de instituţii, locuri geografice etc)

Dificultăţi:

- Datele pot fi ambigue (ex: Numele unei persoane poate apare în diferite variante: Ioan Popescu, I. Popescu, Popescu Ioan)
- Prelucrarea datelor de tip text necesită metode specifice prelucrării limbajului natural (ex: etichetarea părţilor de vorbire –substantive, verbe, adjective …)

Tipuri de prelucrări

Prelucrări predictive

Scop: predicţia unor valori necunoscute sau viitoare ale unor atribute pe baza valorilor celorlalte atribute

Variante:

- Clasificare = identificarea clasei (categoriei) căreia ar trebui să îi aparţină o anumită instanţă (pe baza valorilor atributelor ei)

  Exemple: datele referitoare la fertilizarea in vitro, la evaluarea cererilor de împrumut bancar

- Regresie = estimarea valorii unui atribut pe baza valorilor altor atribute

  Exemplu: predicţia încărcării reţelei de distribuţie a energiei electrice

Tipuri de prelucrări

Prelucrări descriptive

Scop: identificarea unor tipare interpretabile care permit descrierea sau explicarea datelor

Variante:

- Clustering (grupare) = identificarea unor grupuri naturale în date

  Exemplu: identificarea profilelor utilizator

- Asociere = descoperirea unor reguli de asociere între atribute

  Exemplu: analiza coşului de cumpărături

- Excepţii sau anomalii = identificarea entităţilor (instanţe) care par anormale într-un anumit sens (de obicei semnificativ diferite de celelalte)

  Exemplu: detecţia activităţii frauduloase

Clasificare

Ce se cunoaşte?

- O colecţie de instanţe (înregistrări) pentru care se cunoaşte clasa căreia îi aparţin (set de antrenare)
- Fiecare dintre instanţe conţine un set de atribute, iar unul dintre aceste atribute este eticheta clasei

Ce se doreşte?

- un model care captează legătura dintre atributul clasă şi celelalte atribute (modelul este extras pornind de la setul de antrenare printr-un proces numit învăţare supervizată)

Care este scopul final?

- Să se folosească modelul extras din date pentru a identifica clasa căreia îi aparţine o instanţă nouă (care nu face parte din setul de antrenare)

Observaţie: un model util trebuie să fie caracterizat printr-o bună capacitate de predicţie (acurateţe); acurateţea modelului poate fi estimată utilizând date pentru care se cunoaşte clasa căreia îi aparţin dar care nu au fost utilizate în extragerea modelului (set de testare)

Clasificare

Exemplu:

- Diagnoza medicală = asociază unei înregistrări medicale o clasă (prezenţa sau absenţa unei boli)

Exemplu subset dintr-un set de date (breast-cancer-wisconsin - format arff– vezi Lab 1)

```
@relation wisconsin-breast-cancer
@attribute Clump_Thickness integer [1,10]
@attribute Cell_Size_Uniformity integer [1,10]
@attribute Cell_Shape_Uniformity integer [1,10]
@attribute Marginal_Adhesion integer [1,10]
@attribute Single_Epi_Cell_Size integer [1,10]
@attribute Bare_Nuclei integer [1,10]
@attribute Bland_Chromatin integer [1,10]
@attribute Normal_Nucleoli integer [1,10]
@attribute Mitoses integer [1,10]
@attribute Class { benign, malignant}
@data
5,1,1,1,2,1,3,1,1,benign
5,4,4,5,7,10,3,2,1,benign
3,1,1,1,2,2,3,1,1,benign
8,10,10,8,7,10,9,7,1,malignant
1,1,1,1,2,10,3,1,1,benign
```

Clasificare

Exemplu:

- Filtru anti-spam = identificarea clasei (ilegitim=spam/legitim=ham) unui mesaj (e-mail sau SMS)

Exemplu subset date (SMS spam collection dataset din UCI Machine Learning Repository)

ham What you doing?how are you?
ham Ok lar... Joking wif u oni...
ham dun say so early hor... U c already then say...
ham MY NO. IN LUTON 0125698789 RING ME IF UR AROUND! H*
ham Siva is in hostel aha:-.

spam FreeMsg: Txt: CALL to No: 86888 & claim your reward of 3 hours talk time to use from your phone now! ubscribe6GBP/ mnth inc 3hrs 16 stop?txtStop

spam Sunshine Quiz! Win a super Sony DVD recorder if you can name the capital of Australia? Text MQUIZ to 82277. B

spam URGENT! Your Mobile No 07808726822 was awarded a L2,000 Bonus Caller Prize on 02/09/03! This is our 2nd attempt to contact YOU! Call 0871-872-9758 BOX95QU

….

Regresie

Ce se cunoaşte?

- O colecţie de instanţe caracterizate prin atribute numerice (set de antrenare)

Ce se urmăreşte?

- Un model al dependenţei între unul dintre atribute (atributul răspuns) şi celelalte atribute (atribute predictori)

Care este scopul final?

- Să se prezică valoarea atributului răspuns pe baza valorilor cunoscute ale celorlalte atribute.

Observaţie

- se poate presupune de la început că modelul de regresie satisface anumite proprietăţi (este liniar sau neliniar); modelul poate fi fixat, ca în regresia statistică, sau poate fi flexibil (ca în cazul reţelelor neuronale sau a altor modele din inteligenţa computaţională)

Regresie

Exemple:

- Predicţia volumului de vânzări a unui produs nou în funcţie de cheltuielile pentru publicitate.
- Predicţia vitezei vântului în funcţie de temperatură, umiditate, presiunea aerului etc.
- Predicţia evoluţiei în timp a indicilor bursieri.

Set de date: predicţia consumului de combustibil în funcţie de caracteristicile maşinii (UCI Machine Learning Repository)

@relation autoMpg
@attribute cylinders { 8, 4, 6, 3, 5} @attribute displacement real
@attribute horsepower real @attribute weight real @attribute acceleration real
@attribute model { 70, 71, 72, 73, 74, 75, 76, 77, 78, 79, 80, 81, 82}
@attribute origin { 1, 3, 2}
@attribute MilesPerGallon real
@data
8,307,130,3504,12,70,1,18
8,350,165,3693,11.5,70,1,15
8,318,150,3436,11,70,1,18
8,304,150,3433,12,70,1,16
….

Clustering

Ce se cunoaşte?

- Un set de date (nu neapărat structurate)
- O măsură de similaritate/disimilaritate între date (este specifică problemei)

Ce se urmăreşte?

- Identificarea unui model care descrie modul în care pot fi grupate datele în clustere astfel încât datele aparţinând aceluiaşi cluster sunt mai similare între ele decât datele aparţinând unor clustere diferite

Care este scopul final?

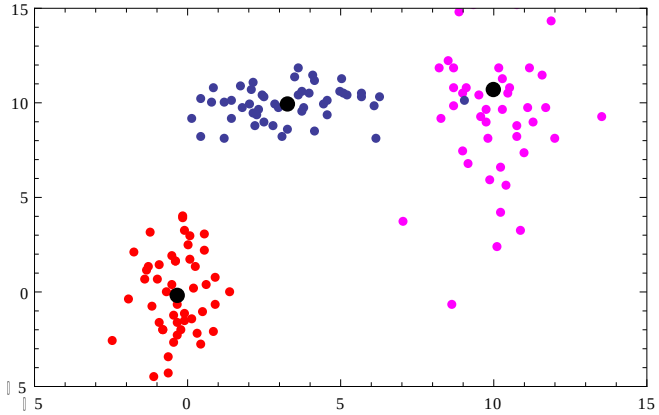
- Să se poată verifica dacă două date aparţin aceluiaşi cluster sau nu
- Să se identifice clusterul adecvat unei date
- Să se identifice/vizualizeze modul în care se grupează datele

Observaţie: pentru unele metode de grupare nu e necesar să se cunoască datele primare fiind suficient să se cunoască matricea de (di)similaritate

Clustering

Exemple:

- Gruparea clienţilor = identificarea de grupuri de clienţi cu obiceiuri similare de cumpărare
- Sumarizarea datelor / gruparea documentelor = identificarea de grupuri de documente pe baza conţinutului
- Extragerea profilelor de utilizatori = identificarea grupurilor de utilizatori ai unui serviciu web caracterizaţi prin comportament similar
- Segmentarea imaginilor = identificarea de regiuni omogene în imagini



Analiza excepţiilor

Ce se cunoaşte?

- Un set de data (nu neapărat structurate)
- O măsură de similaritate/disimilaritate între date (este specifică problemei)

Ce se urmăreşte ?

- Identificarea unui model care corespunde comportamentului normal

Care este scopul final?

- Identificarea excepţiilor, adică a datelor care se abat semnificativ de la model (valori atipice)

Observaţie: este oarecum complementară grupării datelor

Analiza excepţiilor

Exemple:

- Sisteme de detecţie a intruşilor
  - Apeluri sistem anormale sau trafic anormal în reţea pot sugera prezenţa unei activităţi maliţioase
- Fraudă bancară
  - Un comportament neobişnuit în utilizarea unei cărţi de credit (e.g.utilizarea cardului din locaţii geografice neobişnuite sau la ore neobişnuite) poate sugera o posibilă activitate frauduloasă
- Diagnoza medicală
  - Structuri anormale observate pe imagini MRI (magnetic resonance imaging), PET (positron emission tomography) sau secvenţe EKG pot indica prezenţa unor patologii

Reguli de asociere

Ce se cunoaşte?

- Un set de înregistrări, fiecare conţinând obiecte (entităţi) dintr-o colecţie

Ce se urmăreşte?

- Să se gasească un model care să permită estimarea prezenţei unui obiect în ipoteza prezenţei altor obiecte

Care este scopul final?

- Identificarea unor tipare de asociere între obiecte

Reguli de asociere

Exemplu: analiza coşului de cumpărături (fiecare instanţă corespunde unei tranzacţii = listă de produse cumpărate)

T1: {lapte, pâine, carne, apă}
T2: {pâine, apă}
T3: {pâine, unt, carne, apă}
T4: {apă}

Rezultate:

- Itemset frecvent: {pâine, apă} - suport 75% (perechea de produse apare în 3 din 4 tranzacţii) – se poate spune că "pâinea şi apa sunt cumpărate frecvent împreună"

- Regulă de asociere: pâine->apă (100% nivel de încredere: în toate cazurile atunci când este cumpărată pâine este cumpărată şi apă)

Structura cursului

Tematici

1. Introducere (acest curs)
2. Pre-procesarea datelor
3. Tehnici de clasificare
4. Tehnici de grupare
5. Reguli de asociere
6. Regresie şi analiza seriilor temporale
7. Analiza excepţiilor
8. Meta-modele şi tehnici de tip ansamblu
9. Tehnici specifice (text mining, web mining, network analysis)

Materiale: http://staff.fmi.uvt.ro/~daniela.zaharie/dm2020/RO

- slide-uri curs
- exerciţii laborator

Structura laboratorului

1. Seturi şi colecţii de date. Introducere în Rattle (R), Scikit-learn (Python)

2. Pre-procesarea datelor (curăţare, transformare, reducere dimensiune)

3. Clasificarea datelor (clasificatori bazaţi pe instanţe, arbori şi reguli de decizie)
4. Clasificarea datelor (modele probabiliste, reţele neuronale, vectori suport)

5. Gruparea datelor (algoritmi partiţionali, ierarhici, bazaţi pe densitate)
6. Reguli de asociere. Modele de regresie.
7. Analiza seriilor temporale. Metode de tip ansamblu. Text mining.

Bibliografie

- C.C. Aggarwal, *Data Mining – The Text Book*, Springer, 2015
- M. H. Dunham. *Data Mining. Introductory and Advanced Topics*, Pearson Education 2003
- F. Gorunescu, *Data Mining. Concepts, Models and Techniques*, Springer, 2011
- C. D. Manning, P. Raghavan and H. Schütze, *Introduction to Information Retrieval*, Cambridge University Press. 2008.
- I.H. Witte, E. Frank, M.A. Hall. *Data Mining – Practical Machine Learning Tools and Techniques*, Morgan Kaufmann Publishers, 2011

Evaluare

- Examen cu acces la materiale bibliografice (20%) – 20 întrebări/ 90 minute

- Proiect (60%):
  - Raport (6-12 pagini)
  - Aplicaţie (în R, Python, Weka sau alt limbaj de programare)
  - Slide-uri pt prezentarea de la examen (cca 10 minute)

- Activitate laborator (20%)
  - participare
  - teme

Exemple de aplicaţii

(Store Product Placement) A merchant has a set of d products together with previous transactions from the customers containing baskets of items bought together. The merchant would like to know how to place the product on the shelves to increase the likelihood that items that are frequently bought together are placed on adjacent shelves.

Ce prelucrare este adecvată?

(Product Recommendations) A merchant has an n × d binary matrix D representing the buying behavior of n customers across d items. It is assumed that the matrix is sparse, and therefore each customer may have bought only a few items. It is desirable to use the product associations to make recommendations to customers.

Ce prelucrare este adecvată?

Exemple de aplicaţii

(Store Product Placement) A merchant has a set of d products together with previous transactions from the customers containing baskets of items bought together. The merchant would like to know how to place the product on the shelves to increase the likelihood that items that are frequently bought together are placed on adjacent shelves.

Reguli de asociere

(Product Recommendations) A merchant has an n × d binary matrix D representing the buying behavior of n customers across d items. It is assumed that the matrix is sparse, and therefore each customer may have bought only a few items. It is desirable to use the product associations to make recommendations to customers.

Clustering

Exemple de aplicaţii

(Medical ECG Diagnosis) Consider a set of ECG time series that are collected from different patients. It is desirable to determine the anomalous series from this set.

Ce prelucrare este adecvată?

(Web Log Anomalies) A set of Web logs is available. It is desired to determine the anomalous sequences from the Web logs.

Ce prelucrare este adecvată?

Exemple de aplicaţii

(Medical ECG Diagnosis) Consider a set of ECG time series that are collected from different patients. It is desirable to determine the anomalous series from this set.

(Web Log Anomalies) A set of Web logs is available. It is desired to determine the anomalous sequences from the Web logs.

Detecţie anomalii

Clasificare

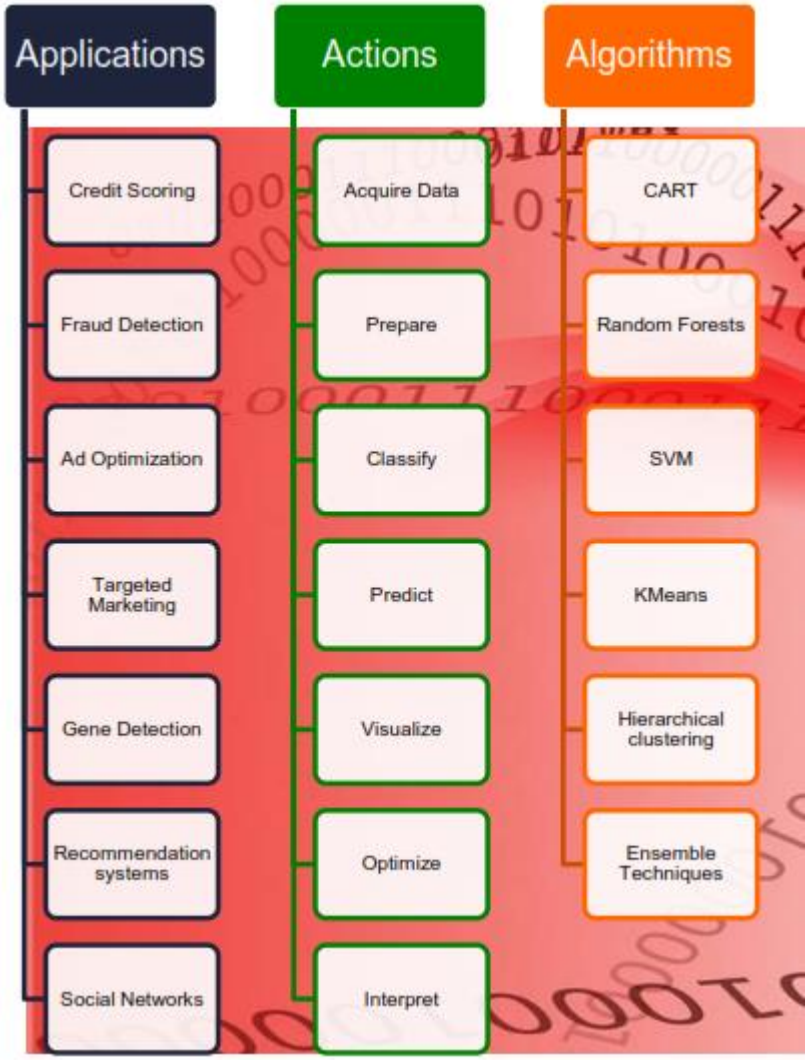
Sumar

Data mining:

- Aplicaţie
- Task (acţiune)
- Metoda (algoritm)

Elemente cheie:

- Stabilirea întrebării adecvate
- Identificarea datelor adecvate
- Pregătirea datelor
- Selectarea algoritmilor adecvaţi
- Interpretarea rezultatelor



Sumar: a roadmap for a data scientist

"A data scientist is a person who is better at statistics than any software engineer and better at software engineering than any statistician."