METODE INTELIGENTE DE REZOLVARE A PROBLEMELOR REALE

Laura Dioşan
Tema 9

Învățare semi-supervizată

- De ce?
- Problema învățării
- Algoritmi (câțiva)

Învățare semi-supervizată

- De ce?
  - Datele ne-adnotate sunt ieftine
  - Datele adnotate sunt greu de obținut/creat
    - Adnotarea de către oameni este o activitate plictisitoare
    - Etichetarea necesită
      - profesioniști/experți în domeniul respectiv
      - Dispozitive speciale
    - Studentul este în vacanță :D
    - Exemple greu de etichetat
      - Analiza vorbirii
        - Transcrierea conversațiilor (telefonice)
        - O oră de vorbit = 400 ore de adnotat
      - Parsarea limbajului natural
    - Exemple mai puțin dificile
      - Categorizare de imagini – google image

Învățare semi-supervizată

- Problema învățării
  - Antrenarea unor modele utilizând atât date adnotate, cât și date ne-adnotate
  - Date de antrenare:
    - Etichetate (adnotate) $(X_l, Y_l) = \{(x_{1:l}, y_{1:l})\}$
    - Ne-etichetate $X_u = \{x_{l+1:n}\}$ cu $l << n$
  - Model
    - $f : X \rightarrow Y$
  - Date de testare:
    - $X_t = \{x_{n+1:\ldots}\}$

Învățare semi-supervizată

- Algoritmi
  - Auto-antrenare
  - Modele generative
  - Mașini cu Suport Vectorial semi-supervizate
  - Algoritmi bazați pe grafe

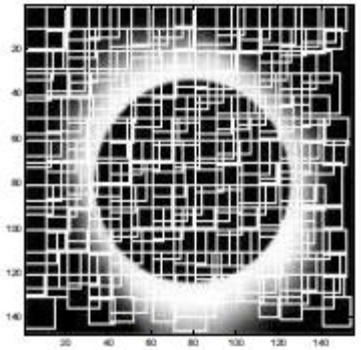
Învățare semi-supervizată

- Algoritmi: Auto-antrenare (self-training)
  - Ideea de bază

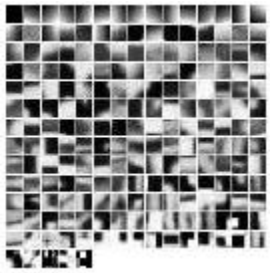
1. Antrenarea modelului *f* pe datele (X_l, Y_l)
2. Folosirea modelului pentru a eticheta un $x \in X_u$
3. Adăugarea $(x, f(x))$ la setul de date etichetate
4. Repetarea pașilor 1-3

Învățare semi-supervizată

- Algoritmi: Auto-antrenare
  - Exemple
    - Clasificarea imaginilor
      - O imagine este împărțită în mai multe regiuni (normalizate)



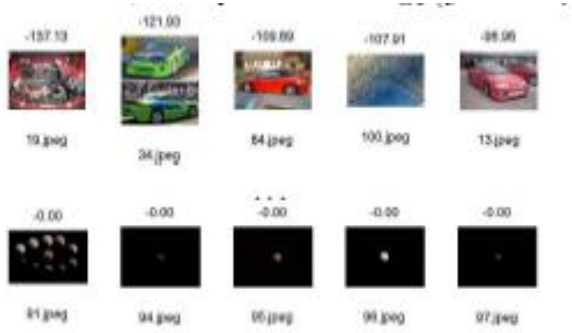
      - Se definește un dicționar de ”cuvinte vizuale” (centroizi ai clusterizării)



      - Se reprezintă fiecare regiune prin indexul celui mai apropiat ”cuvânt vizual”

Învățare semi-supervizată

- Algoritmi: Auto-antrenare
  - Exemple - Clasificarea imaginilor
    1. Se antrenează un clasificator pe imagin adnotate



    2. Se clasifică imaginile ne-etichetate (sortându-se pe baza unei măsuri de încredere)

    3. Cele mai reprezentative (de încredere) imagini (împreună cu etichetele lor) se adaugă în setul de imagini etichetate

    4. Se repetă pașii 1-3

MIRPR

Învățare semi-supervizată

- Algoritmi: Auto-antrenare
  - Avantaje
    - Metodă simplă
    - Metodă de tip wrapper, aplicată unor clasificatori existenți
    - Folosită des în task-uri reale (NLP)
  - Dezavantaje
    - Erorile timpurii pot fi consolidate și propagate ușor
      - Eliminarea etichetei unui exemplu cu încrederea sub un anumit prag
    - Puține informații despre convergență
      - În unele cazuri, auto-antrenare = maximizarea așteptărilor

Învățare semi-supervizată

- Algoritmi: Modele generative
  - Ideea de bază
    - Date etichetate (X_l,Y_l)
    - Se presupune că datele dintr-o clasă respectă o distribuție Gaussiană
    - Clusterizarea datelor X_l și X_u
    - Etichetarea datelor dintr-un cluster cu eticheta datelor etichetate majoritare

Învățare semi-supervizată

- Algoritmi: Mașini cu Suport Vectorial semi-supervizate (S3VMs = Transductive SVMs)
  - Ideea de bază
    - Maximizarea marginilor datelor ne-etichetate
    - Se enumeră toate cele k^u posibilități de a eticheta datele X_u
    - Se construiește un SVM clasic pentru fiecare posibilitate
    - Se alege SVM cu cea mai largă margine

Învățare semi-supervizată

- Algoritmi: Algoritmi bazați pe grafe
  - Ideea de bază
    - Noduri: X_l U X_u
    - Muchii: ponderi pentru similaritatea diferitelor atribute ale nodurilor
      - K-cel mai apropiat vecin (ponderi booleene)
      - Grafe complete (ponderi invers proporționale cu distanța între noduri)
    - Stabilirea similarității pe toate căile
  - Algoritmi
    - *Mincut*
    - *Harmonic functions*

    } *Transductive learning*

    - Consitență locală și globală
    - Regularizare manifold

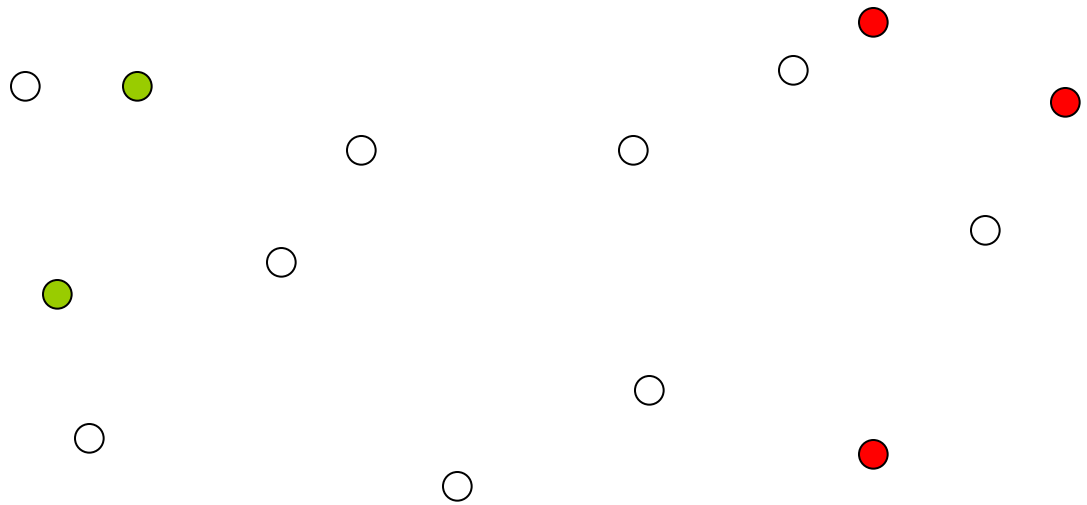
    } *Inductive learning*

Învățare semi-supervizată

- Algoritmi: Algoritmi bazați pe grafe - *Mincut*
  - Pp că exemplele similare trebuie să fie adnotate (etichetate) similar

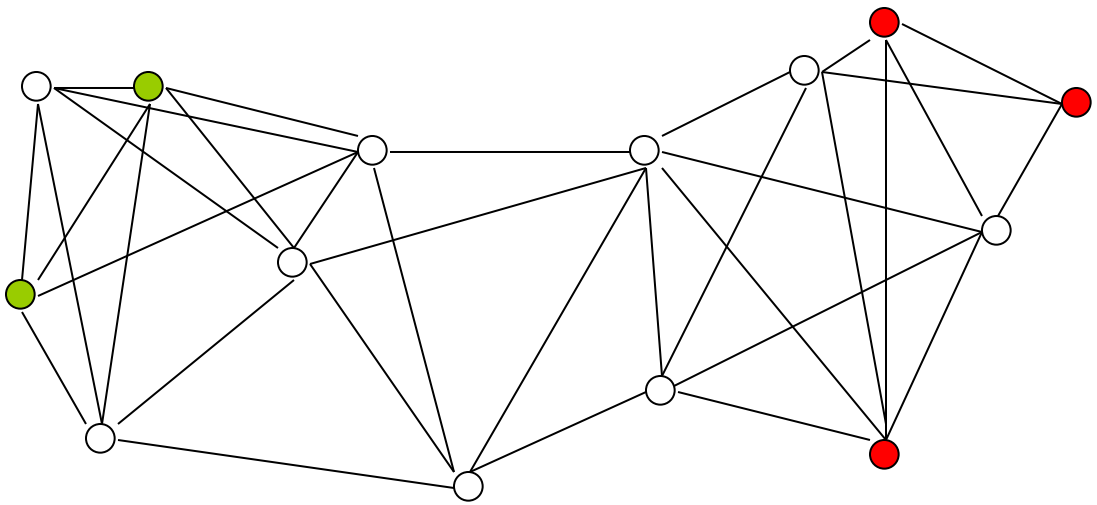
Învățare semi-supervizată

- Algoritmi: Algoritmi bazați pe grafe - *Mincut*
  - Plecăm de la un set de date $((X_l, Y_l), X_+)$



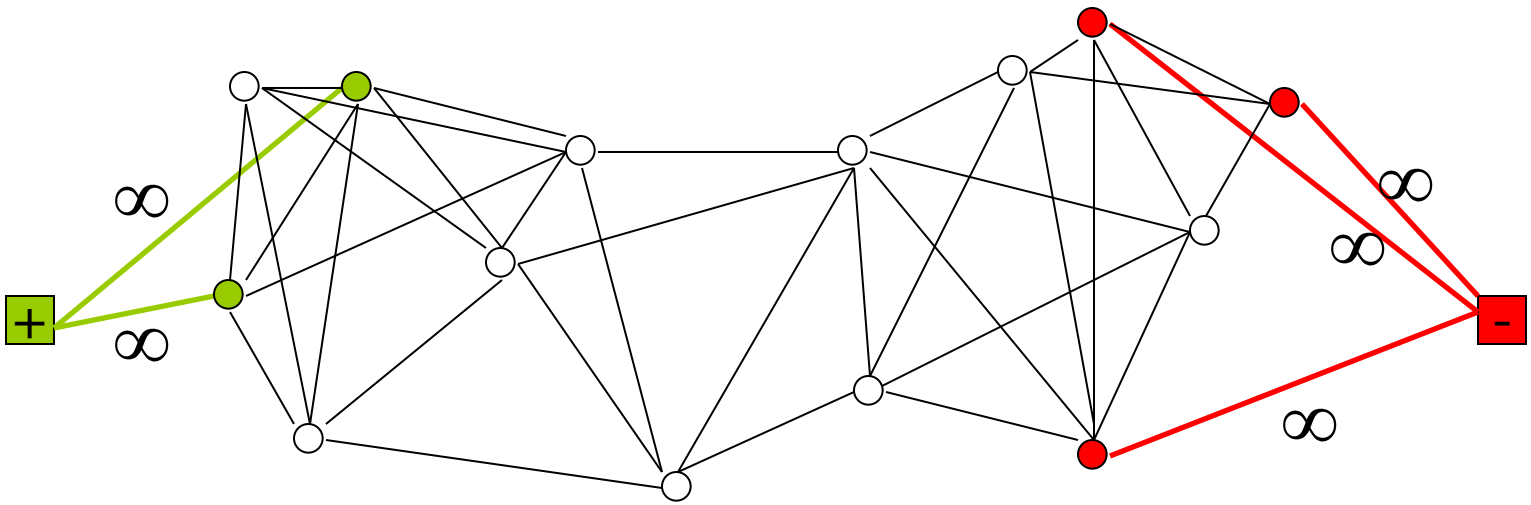
Învățare semi-supervizată

- Algoritmi: Algoritmi bazați pe grafe - *Mincut*
  - Plecăm de la un set de date $((X_l, Y_l), X_U)$
  - Construim un graf (ponderat/neponderat)



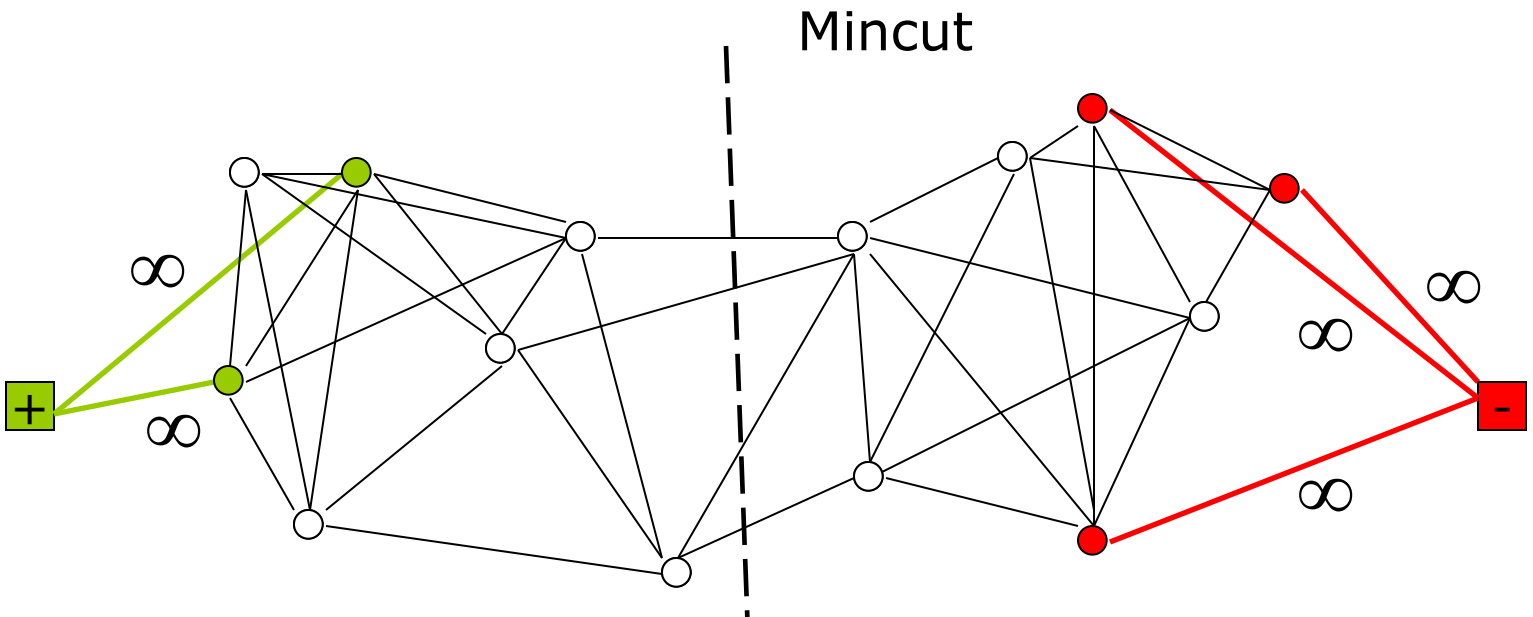
Învățare semi-supervizată

- Algoritmi: Algoritmi bazați pe grafe - *Mincut*
  - Plecăm de la un set de date $((X_l, Y_l), X_U)$
  - Construim un graf (ponderat/neponderat)
  - Adăugăm super-noduri auxiliare



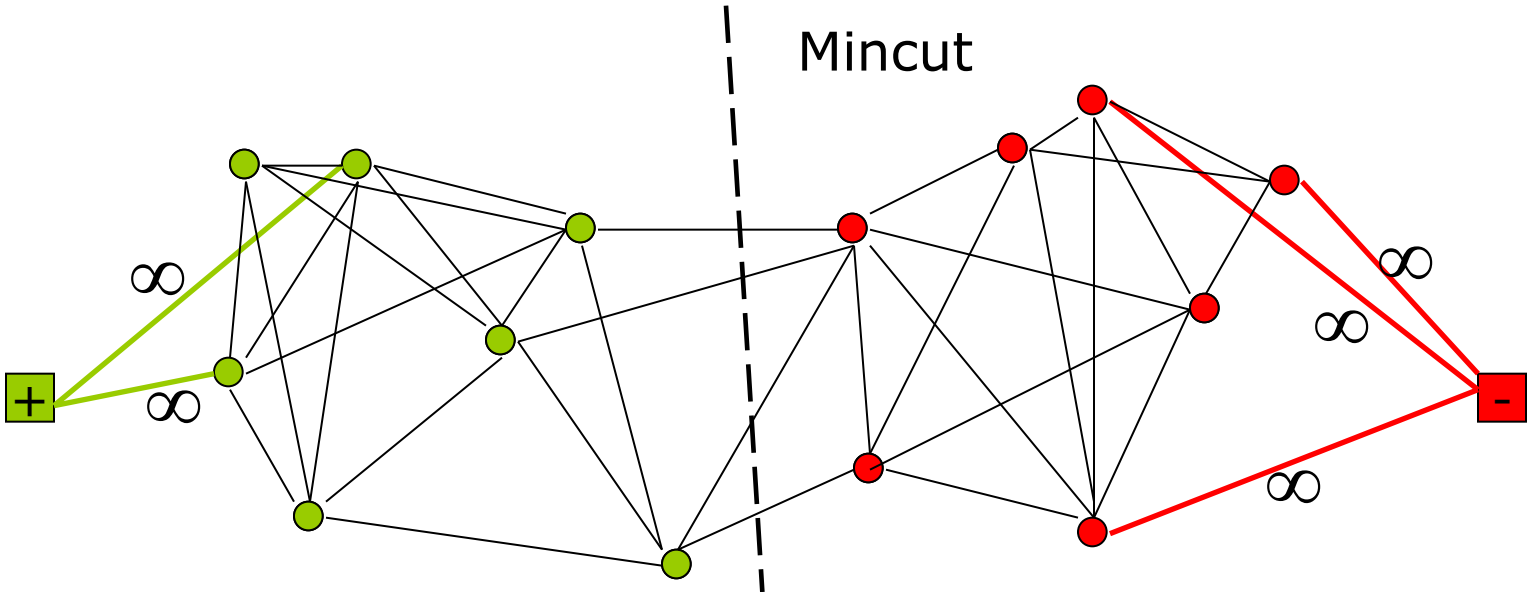
Învățare semi-supervizată

- Algoritmi: Algoritmi bazați pe grafe - *Mincut*
  - Plecăm de la un set de date $((X_l, Y_l), X_u)$
  - Construim un graf (ponderat/neponderat)
  - Adăugăm super-noduri auxiliare
  - Obținem o tăietură minimă



Învățare semi-supervizată

- Algoritmi: Algoritmi bazați pe grafe - *Mincut*
  - Plecăm de la un set de date $((X_l, Y_l), X_u)$
  - Construim un graf (ponderat/neponderat)
  - Adăugăm super-noduri auxiliare
  - Obținem o tăietură minimă
  - Clasificăm



Învățare semi-supervizată

- Algoritmi: Algoritmi bazați pe grafe – *Mincut*
  - Construcția grafului – metode
    - **k-NN**
      - Graful poate să nu aibă tăieturi echilibrate
      - Cum se învață k?
    - Conectarea tuturor punctelor sub o distanță prag δ
      - Pot apărea componente de-conectate
      - Cum se învață pragul δ?
    - Arbore de acoperire minimă
      - Fără parametri
      - Rezultă grafe conectate și rare
      - Funcționează bine pe multe dintre date