

Gépi tanulás

Pohl Gábor

pohl@itk.ppke.hu

2007. április 11.



Tartalom

- Gépi tanulás
 - mi? miért?
- Módszerek osztályozása
 - lényegi különbségek
- Fontos fogalmak
 - mit tanuljunk, hogyan tanuljunk és mennyire jó az eredmény témakörökben
- Hogyan használjuk a gépi tanulómódszereket?
- Néhány módszer



Távolról indulva: tanulás

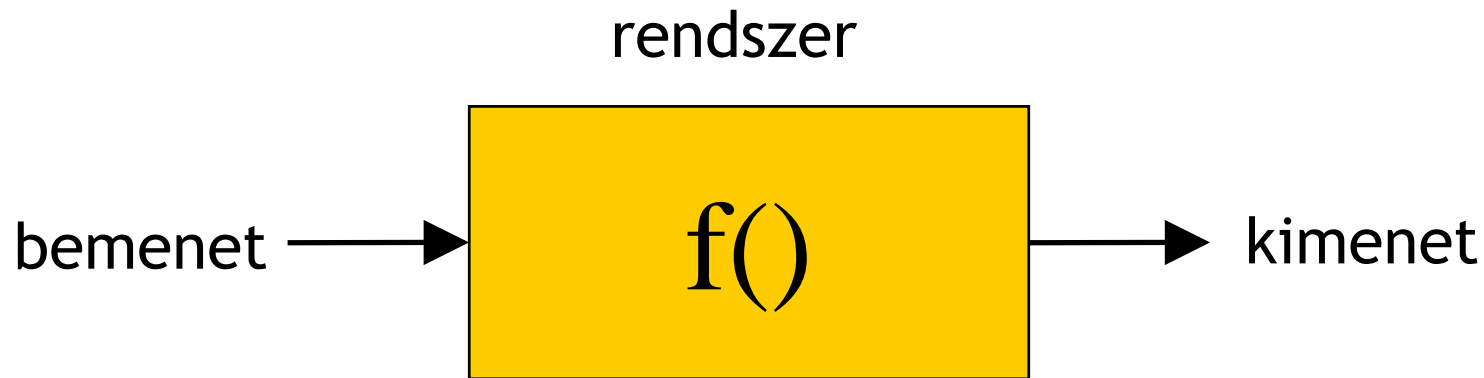
- tanulás
 - ismeret, készség, tudás elsajátítása



Gépi tanulás

- túl általánosan:
 - a gép korábbi tapasztalataiból
szerez/épít tudást
- mi a gépi tanulás? (mérnöki
szempontból)
 - direkt algoritmus helyett a feladat
megoldását gépi algoritmusokra bízzuk

Gépi tanulás rendszerszemlélettel



- $f()$ nem specifikált
- gépi módszerekkel határozzuk meg

Miért?

- nem ismerünk direkt módszert
- az ismert direkt módszerek túl költségesek, olcsóbb közelítés kell



Alapvető feladattípusok

- függvényapproximáció
 - az értékkészlet általában folytonos
 - az értékek között rendezési reláció ($<$)
- (minta) osztályozás
 - az értékkészlet diszkrét (osztályok)
 - az egyes osztályok között általában nincs rendezési reláció
 - pl. főnév, melléknév, ige, ...

A módszerek osztályozása a tanítás módja szerint

- induktív tanulás minták alapján
 - felügyelt (supervised) tanulás
 - bemenet-kimenet párok a tanítóminták
 - nemfelügyelt (unsupervised) tanulás
 - csak bemeneti minták
 - hasznossági függvény
- deduktív tanulás
 - tudásbázisban lévő logikai állításokból újakat vezet le, majd ezek helyességét ellenőrzi
- megerősítésem tanulás
- ...

A módszerek osztályozása a rendszer belső modellje alapján

- Sztochasztikus
 - a kimenetet valószínűségi eloszlások határozzák meg
- Szimbolikus / logikai modell
 - szimbólumokat és kapcsolataikat leíró, logikai értelmezésre alkalmas szabályokat tartalmazó modell
- Szubszimbolikus modell
 - a rendszer nem a szakterület szemantikájának megfeleltethető szimbólumokat „manipulálja”
 - a reprezentáció a szimbólumoknál alacsonyabb szintű.
 - pl. neurális hálók

Fontos fogalmak



tulajdonság / jegy / mező (feature / attribute / field)

- a tanítómintából kinyert, a modell bemenetét képező értékek:
 - **nominális**
 - „galamb”, „sas”, „keselyű”
 - **lineáris**
 - sorba rendezhető diszkrét/folytonos értékek, pl. egész számok vagy a [0-1] intervallum értékei),
 - **fa struktúrába rendezhető**
 - pl. gerinces/emlős/...

Elfőfeldolgozás

- a tanítómintákat a tanulóalgorithmus számára megfelelő formára kell hozni
- kérdés, hogy milyen jegyeket (*feature*) válasszunk az algorithmus bemenetéül?
 - a jegyek függetlenek?
- hogyan normalizáljuk az értékeket?



Tanulás

- taníthalmaz = {tanítópontok}
- bootstrapping
 - a tanítóminták kis részével tanítunk többször egymás után, a kapott modellek összehasonlíthatók, interpolálhatók
- held-out data
 - a tanítóminták egy kis részét félretesszük a modell optimalizálására
- túltanulás (overlearning / overtaraining / overfitting)
 - A rendszer a minták speciális tulajdonságait tanulja meg
- learning bias

Kiértékelés (1)

- külön kiértékelőhalmaz (testing set)
- keresztkiértékelés (cross-validation)
 - a minták halmazát előre meghatározott arányban többször véletlenszerűen tanító és kiértékelő halmazokra bontjuk
 - az egyes esetekben külön elvégezzük a tanítást és a kiértékelést, az eredményeket átlagoljuk
 - a megfelelő tanulómódszer kiválasztására

Kiértékelés (2)

- pontosság (precision)
- fedés (recall)
- F-mérték (F-measure)
$$F = 2PR / (P+R)$$
- tévesztési mátrix (confusion matrix)

		az osztályozó szerint		
		kutya (5)	macska (8)	egér (8)
valójá- ban	kutya (6)	5	1	0
	macska (5)	0	5	0
	egér (10)	0	2	8

Néhány módszer(család)



Döntési fák

- a tanulás eredménye egy fa
 - csomópontokban döntéseknek megfelelő ágak
 - barkohba játékhoz hasonlóan
- szimbolikus modell
- bináris osztályozó



Neuron/nemlineáris hálók

- szubszimbolikus módszerek
- elemi neuronok + súlyozott élek → hálózat
- minimum két réteg
- többféle hálótípus és tanítási módszer:
 - MLP, RBF, CMAC
 - backprop, LMS, ...)
- lehetnek visszacsatolt és visszacsatolás nélküli rétegek

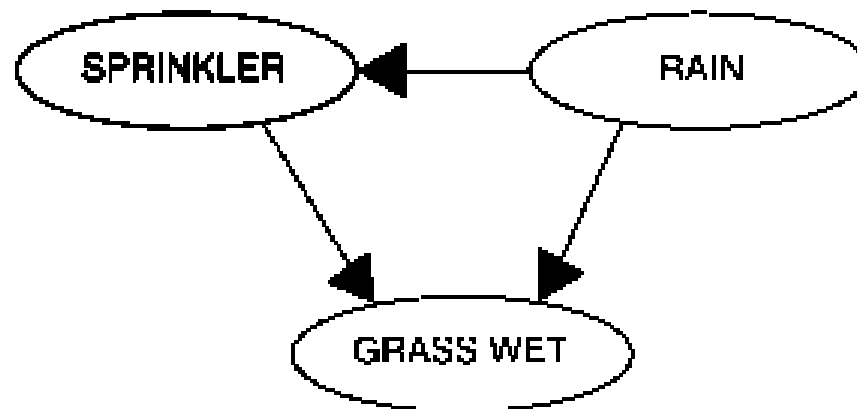
Bayes hálók (1)

- valószínűségi háló
 - az adatokról alkotott hipotézisek között valószínűségi összefüggéseket határoz meg a modell
- SPAM szűrés, MS Windows nyomtató hibakeresés, orvosi diagnosztika, ...

$$\Pr(X_1, \dots, X_N) = \prod_{i=1}^N \Pr(X_i \mid \text{parents}(X_i)).$$

Bayes hálók (2)

RAIN	SPRINKLER	
	T	F
F	0.4	0.6
T	0.01	0.99



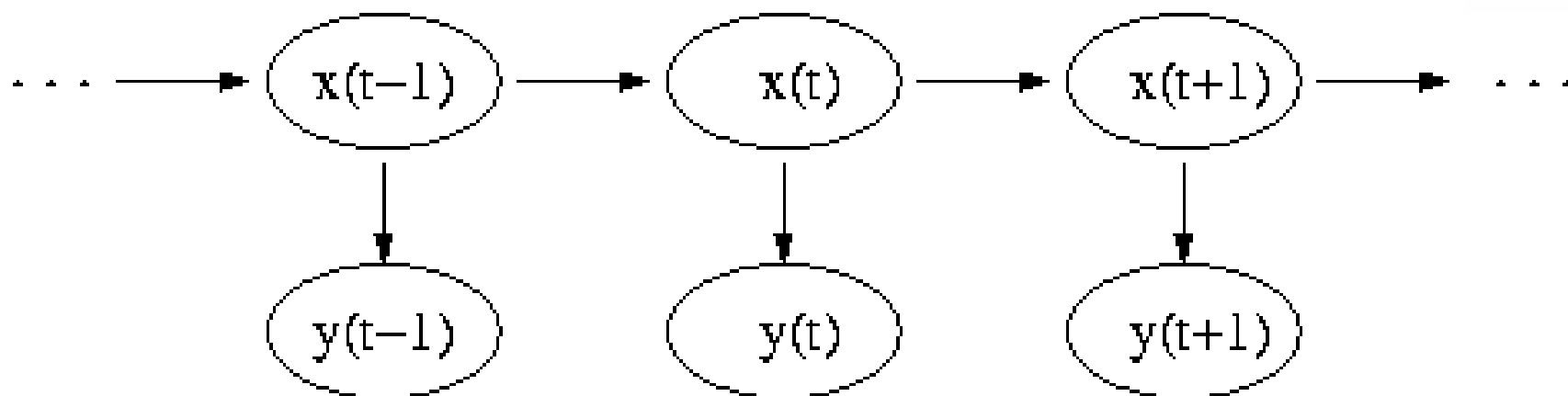
	RAIN	
	T	F
	0.2	0.8

		GRASS WET	
SPRINKLER	RAIN	T	F
F	F	0.0	1.0
F	T	0.8	0.2
T	F	0.9	0.1
T	T	0.99	0.01

Rejtett Markov-modell (1)

- A modellezett rendszert Markov-folyamatnak tekintjük
 - egy olyan sorozatot modellezünk, ahol a jövő csak a jelenen keresztül függ a múlttól
 - a folyamatot állapotátmenetek sorának tekintjük, az egyes lehetséges átmenetekhez valószínűségeket rendelünk.
- Rejtett Markov-modellben az állapotokat közvetlenül nem lehet megfigyelni, viszont megfigyelhetők az állapottól függő változók (valószínűségi összefüggés).

Rejtett Markov-modell (2)



$X = x(0), x(1), \dots, x(L - 1)$, rejtett állapotok

$Y = y(0), y(1), \dots, y(L - 1)$, megfigyelhető kimenetek

$$P(Y) = \sum_X P(Y | X) P(X)$$

Gépi tanulás alkalmazása

- tanító/kiértékelőminták készítése
 - tulajdonságok (feature) kiválasztása, a automatikus kinyerésükre program készítése
- tanulóalgoritmusok kiválasztása
- kísérletek a különböző algoritmusokkal
 - keresztkiértékelés
- a legjobb modell alkalmazása
- kísérletező GUI-val rendelkező tanulórendszerek
 - WEKA, YALE