

A mesterséges intelligencia alapjai

valószínűségi következtetés

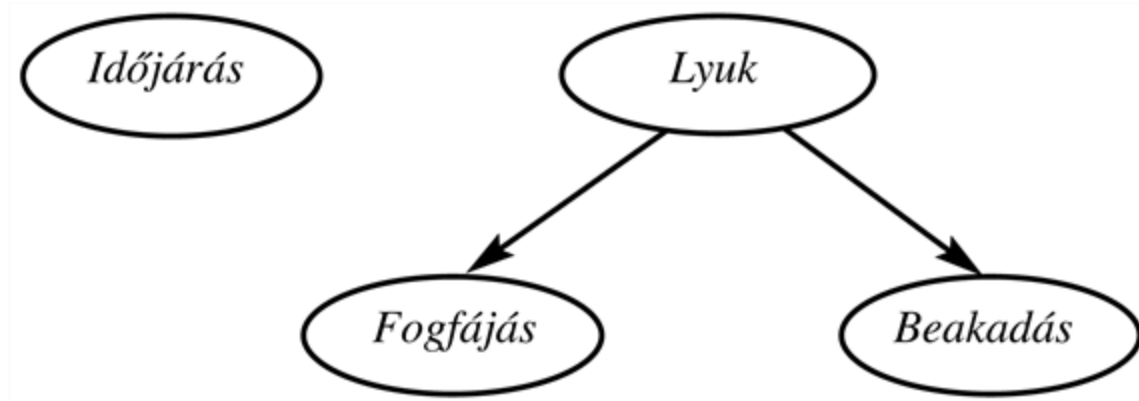
Áttekintés

- szintaxis
- szemantika
- egzakt következtetés felsorolással
- egzakt következtetés változó eliminációval

Bayes-háló

- irányított gráf, ahol minden csomóponthoz számszerű valószínűségi információk vannak hozzárendelve
- minden egyes csomópont egy valószínűségi változónak felel meg
- a hálózat topológiája (élek és csomópontok) megadja a tárgyterületen fennálló feltételes függetlenségi kapcsolatokat
- az X csomópontot az Y csomóponttal összekötő nyíl intuitív jelentése: X -nek közvetlen befolyása van Y -ra (azt mondjuk, hogy X szülője az Y -nak)
- minden X_i csomóponthoz tartozik egy $P(X_i | \text{Szülők}(X_i))$ feltételes valószínűségeloszlás, mely megadja a szülők hatását a csomóponti változóra
 - legegyszerűbb esetben ezt egy feltételes valószínűségi táblázat segítségével adjuk meg

Példa Bayes-hálóra

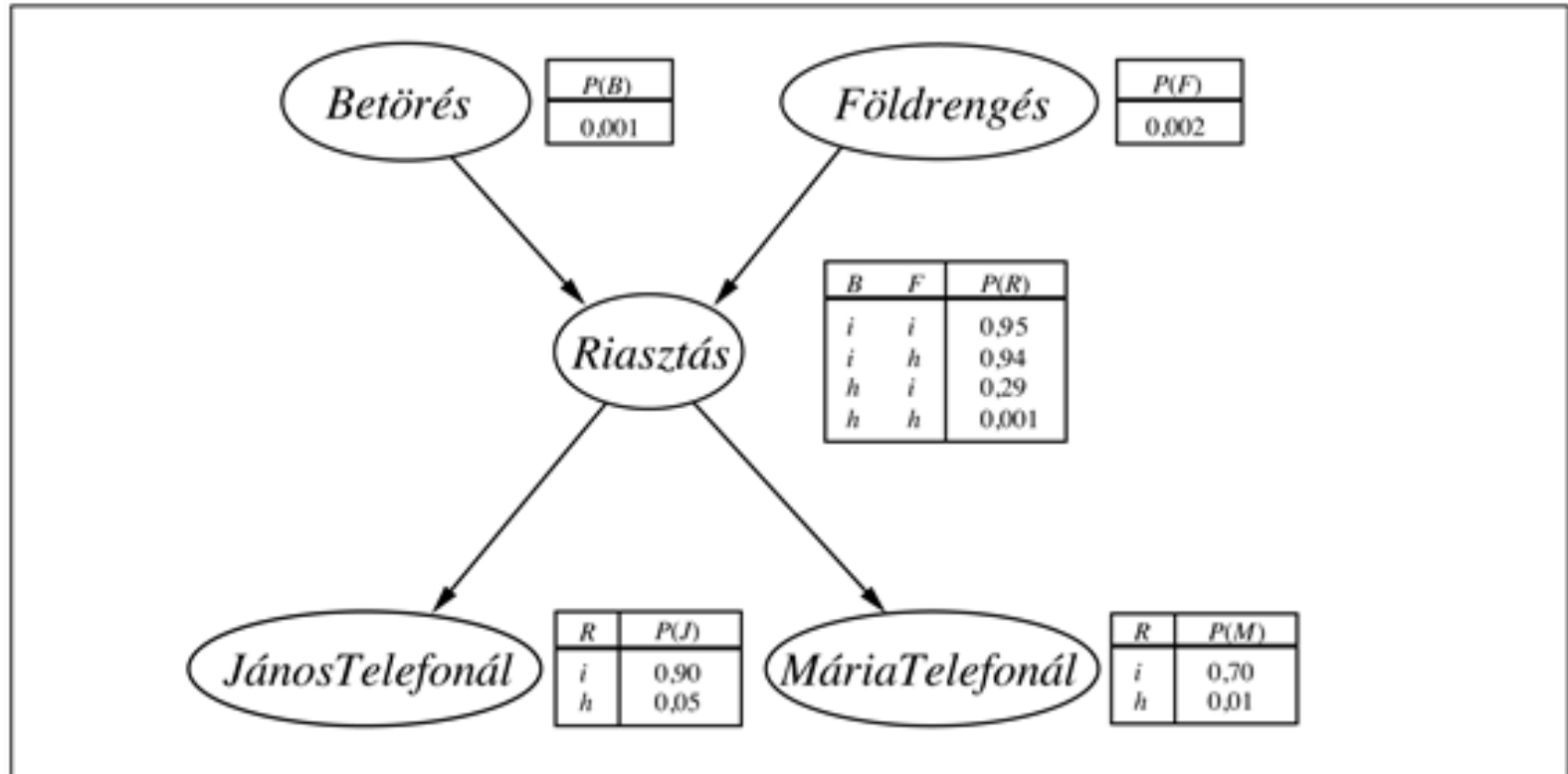


- az Időjárás független a többi változózól
- a Fogfájás és Beakadás feltételesen függetlenek a Lyuk ismeretében
- a Lyuk közvetlen oka a Fogfájásnak és a Beakadásnak
- nincs direkt kapcsolat a Fogfájás és Beakadás között

Földrengés példa

- A munkahelyen felhív János, hogy megszólalt a riasztóm, viszont Mária nem telefonál. Néha egy kisebb földrengés is elindítja a riasztót. Van betörő a lakásomban?
- Változók: Betörés, Földrengés, Riasztás, JánosTelefonál, MáriaTelefonál
- A háló topológiája tartalmazza az okozati ismereteinket:
 - a betörés beindíthatja a riasztót
 - a földrengés beindíthatja a riasztót
 - a riasztó miatt Mária telefonálhat
 - a riasztó miatt János telefonálhat

Teljes Bayes-háló (feltételes valószínűségekkel)



Tömörség

- a logikai, k logikai szülő X_i valószínűségi változó feltételes valószínűségi táblázatában 2^k sor van (minden lehetséges kombináció esetére)
- minden sorban szükséges egy p valószínűség $X_i = \text{igaz}$ esetére ($X_i = \text{hamis}$ esetén a valószínűség $1-p$)
- ha egyik változónak nincs k -nál több szülője, akkor a teljes hálóban $O(n \times 2^k)$ számra van szükség
- a teljes együttes eloszlás $O(2^n)$ számot igényel, a háló pedig lineáris n -ben
- a betörés táblázatában $1+1+4+2+2=10$ számra van szükség, nem pedig 31-re

Együttes valószínűség-eloszlás

- $P(X_1=x_1, \dots, X_n=x_n)$ helyett csak $P(x_1, \dots, x_n)$ -et írunk
- $P(x_1, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n P(x_i | \text{szülők}(X_i))$
 - szorzatszabály felhasználásával, ahol megfelelő sorrendjét kell venni a változóknak
- például $P(j \wedge m \wedge r \wedge \neg b \wedge \neg f) = P(j|r)P(m|r)P(r|\neg b, \neg f)P(\neg b)P(\neg f) = 0,9 \times 0,7 \times 0,001 \times 0,999 \times 0,998 \simeq 0,00063$

Valószínűségi következtetés

- Alapfeladat: kiszámítja a célváltozók egy halmazának a posteriori valószínűség-eloszlását egy adott megfigyelt esemény esetén, azaz bizonyítékváltozók egy halmazához történő értékhozzárendelés esetén
- egyszerű kérdések: $P(X_i|E = e)$
 - $P(\text{NincsBenzin}|\text{Mutató=üres}, \text{Áram=van}, \text{Indul} = \text{nem})$
- $P(X_i, X_j|E = e) = P(X_i|E = e)P(X_j|X_i, E = e)$
- Optimális döntés: döntési háló, hasznosságértékekkel
 - valószínűségi következmény szükséges a $P(\text{kimenet}|\text{művelet}, \text{tény})$ meghatározásához
- Információ értéke: melyik tényt kell megvizsgálni?
- érzékenység vizsgálat: mely valószínűségi érték a legkritikusabb?
- magyarázat: miért kell egy új önindító?

Egzakt következtetés felsorolással

- Ez előző fóliasorozat bemutatta, hogy bármely feltételes valószínűség kiszámítható a teljes együttes eloszlás tagjainak összegzésével.
- $P(B|j,m) = P(B,j,m)/P(j,m) = \alpha P(B,j,m) = \alpha \sum_f \sum_r P(B,f,r,j,m)$
- teljes együttes eloszlások átírása a táblázatok elemeit felhasználva:
- $P(B|j,m) = \alpha \sum_f \sum_r P(B)P(f)P(r|B,f)P(j|r)P(m|r) = \alpha P(B) \sum_f P(f) \sum_r P(r|B,f)P(j|r)P(m|r)$
- mélységi rekurziós kiértékelés esetén $O(n)$ hely- és $O(d^n)$ időbonyolultság

Felsorolás algoritmus – 1

function Enumeration-Ask(X , e , bn): returns X input feletti eloszlás

X : kérdés változója

e : E változók megfigyelt értékei

bn : $X \cup E \cup Y$ változójú Bayes-háló

$Q(X) := X$ feletti eloszlás, kezdetben üres

for each $x_i \in X$ do

extend e with x_i for X

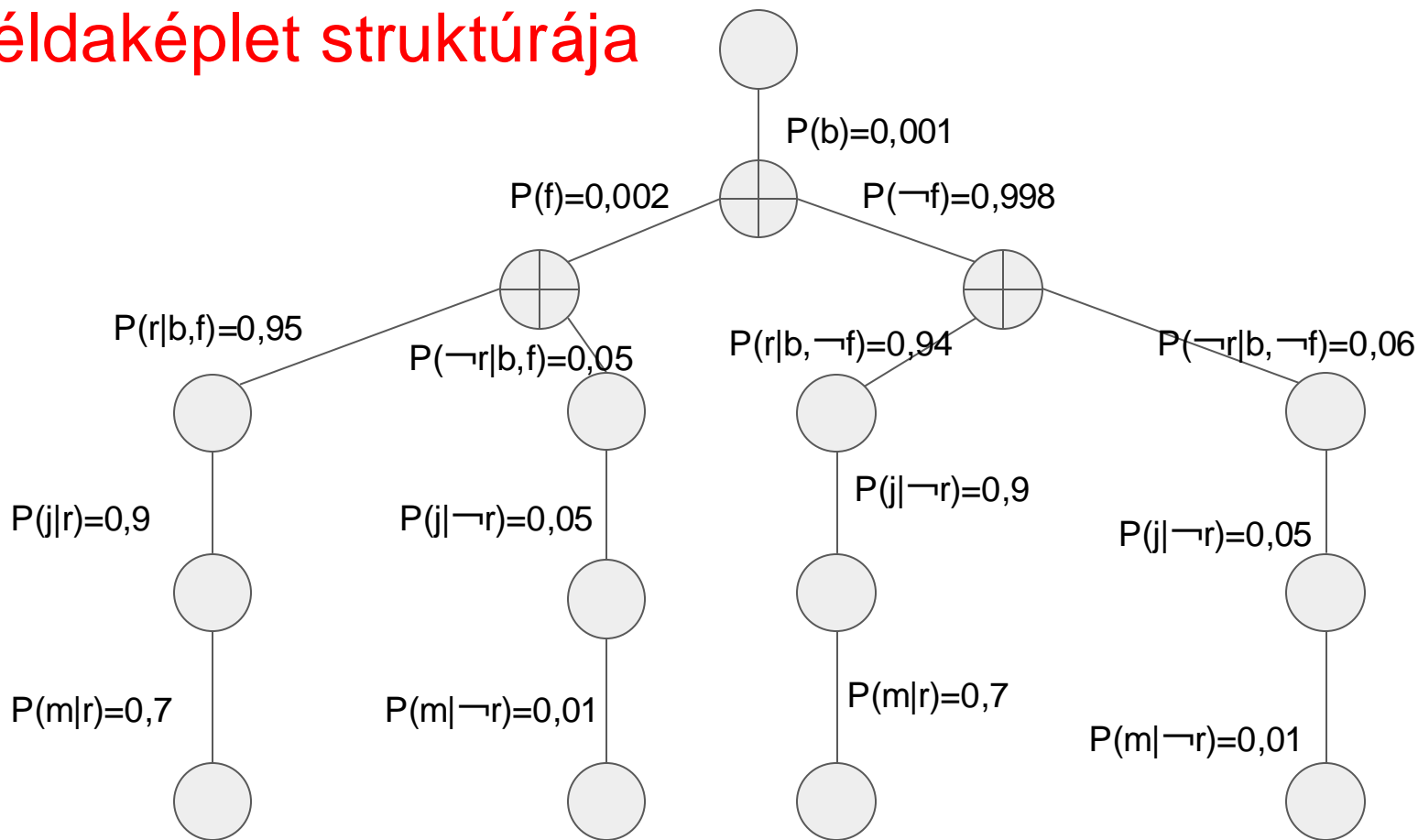
$Q(x_i) := \text{Enumerate-All}(\text{Vars}[bn], e)$

return Normalize($Q(X)$)

Felsorolás algoritmusa – 2

```
function Enumerate-All(vars, e): egy valós szám  
  if Empty?(vars) then return 1.0  
   $Y := \text{First}(\text{vars})$   
  if Y has value y in e  
    return  $P(y|\text{Parent}(Y)) * \text{Enumerate-All}(\text{Rest}(\text{vars}), e)$   
  else return  $\text{sum\_y } P(y|\text{Parent}(Y)) * \text{Enumerate-All}(\text{Rest}(\text{vars}), e\_y)$   
    where  $e\_y$  is e extended with  $Y=y$ 
```

Példaképlet struktúrája



Számítás

- végighaladva az összes ágon $P(b|j,m) = \alpha 0,0005922$
- hasonló táblázattal $P(\neg b|j,m) = \alpha 0,0014919$
- ezért $P(B|j,m) = \alpha (0,0005922; 0,0014919) = (0,284; 0,716)$
 - azaz a betörés valószínűsége 28%

Változó elimináció

- a számolást jobbról-balra végezzük, és tároljuk a köztes eredményeket

- $P(B|j,m) = \alpha P(B) \sum_f P(f) \sum_r P(r|B,f) P(j|r) P(m|r)$

- $= \alpha P(B) \sum_f P(f) \sum_r P(r|B,f) P(j|r) f_M(r)$

- $= \alpha P(B) \sum_f P(f) \sum_r P(r|B,f) f_J(r) f_M(r)$

- $= \alpha P(B) \sum_f P(f) \sum_r f_r(r,b,f) f_J(r) f_M(r)$

- $= \alpha P(B) \sum_f P(f) f_{rJM}(b,f)$

(r kiszummázása)

- $= \alpha P(B) f_{frJM}(b)$

(f kiszummázása)

- $= \alpha f_B(b) f_{frJM}(b)$

Változó elimináció – műveletek

- változó **kiszummázása** a faktorok szorzatából
 - minden konstans faktort vigyünk a szummán kívülre
 - az összegzés mátrixoknak **pontokénti szorzásával** történik
- $f_M(R) = (P(m|r); P(m|\neg r))^T = (0,7; 0,01)^T$
- $f_J(R) = (P(j|r); P(j|\neg r))^T = (0,9; 0,05)^T$
- $f_R(R,B,F) = ((0,95;0,94;0,29;0,001);(0,05;0,06;0,71;0,999))$
- $f_{rJM}(B,F) = (0,5985; 0,5922; 0,1830; 0,0012)$
- $f_{frJM}(B) = (0,5922; 0,0015)$

Változó elimináció algoritmus

function Elimination-Ask(X , e , bn): X feletti eloszlás

X : kérdés változója,

e : evidencia (mint esemény)

bn : Bayes-háló, mely megadja a $P(X_1, \dots, X_n)$ együttes eloszlást

factors := [], vars := Reverse(Vars[bn])

for each var in vars do

factors := [Make-Factor(var, e) | factors]

if var is a hidden variable then factors := Sum-Out(var, factors)

return Normalize(Pointwise-Product(factors))

További lehetőségek

- nagy, többszörösen összekötött hálóban nehézkes az egzakt következtetés
 - közelítő módszerek, pl. **Monte Carlo**
- minta generálása az a priori együttes eloszlásból
- a válasz a minta megszámlolásán alapul
- **elutasító mintavételezés**
 - elutasítjuk azokat a mintákat, melyen nem illeszkednek az evidenciához
- **valószínűségi súlyozás**
 - evidenciát rögzíti, csak a maradék változókat generálja
- **MCMC algoritmus**
 - véletlen bolyongás