Beágyazott int. rsz.

B413

Minden páratlan Csüt. 10 - 12 (mégse)

ZH. 11. hét Csüt. (Nov 17.)

Vizsga dec 20
jan 10 kedd
jan 17

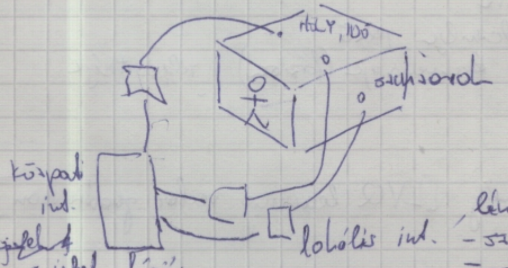
Beágyazott rsz.: Általános célú számítástechnikai rsz. (PC)

- speciális cél
- mechanikus elemek
- valós idő (naptári nap óra stb)
- térbeli helyzet, pozíció

Pl: intelligens porszívó

ált. korlátozottabb számítástechnikai erőforrással
ált. elosztott rendszer

Valamilyen térrész
- porszívó típusú
- nagyobb intelligens terek, melyekben emberek élnek/dolgoznak stb



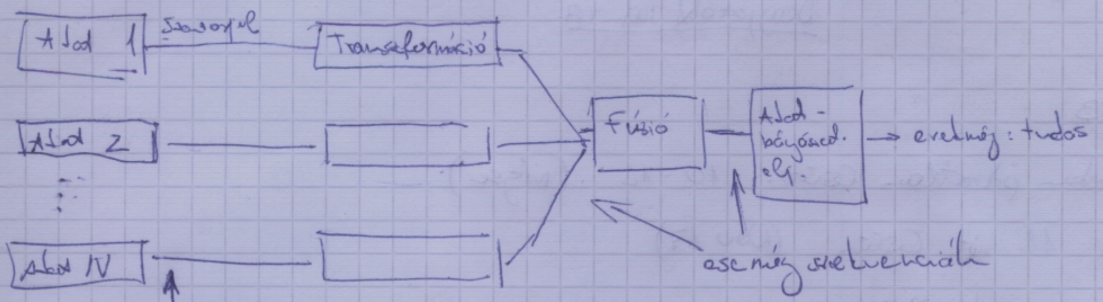
Kommunikáció
- vezetékes/vezeték nélküli
- protokoll
- topológia (csillag, hop-hop stb)

jellemzők
- jelek fúziója
tipikus mintázatok keresése
abnormális, kilógó (outlier) események

lényegkiemelés
- szűrés
- egyesítés

Példa: Idős, beteg emberek otthoni monitorozása

- milyen szinten vizsgáljuk a viselkedést?
- mit nevezünk tipikusnak?
- mennyire kell eltérni a szokásostól, hogy abnormálisnak nevezzük?
- hogyan vegyük figyelembe az időt? (klasszikus logika nem foglalkozik az idővel)
- milyen időfelbontást használjunk? [20 szenzor, 1sec mérés, 8 bit, 1 nap 1,7 Mb, 1 év 630 M]
- adatok reprezentálása



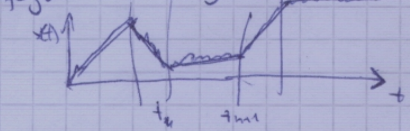
• tipikusan folytonos értékkészlet
• időben diszkrét pillanatokban mintavételezett
• idő és helyinformáció (címke, időbélyeg) a jelhez csatolva

Esemény: • kisszámú (diszkrét) értékkészlet
• idő és helyinfó

Transzformáció: • komplexitás csökkentés
• lényegkiemelés
• szegmentálás, címkézés

(1) Nincs transzformáció – RITKA
minimum egységesítés (normálás, időbeli mintavételek egységesítése

(2) „jagged time-series" } szakaszonkénti lin. approx.
fűrészfogú



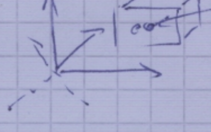
$\hat{x}(t) = a_k t + b_k (t - t_k)$

• eseményekre konvertálás
pl. konstans, emelkedő, süllyedő

t_k, t_{k+1}, a_k, b_k minden szakaszra

• zajszűrést is jelenthet

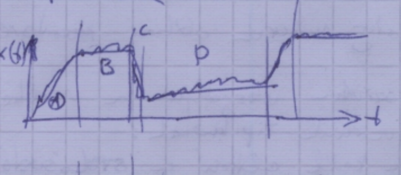
(3) Leképezés egy alkalmas N dimenziós térre
Sokszor frekvenciatartomány és abban valamilyen jellemző
pl. A 3 legnagyobb teljesítményű komponens frekvenciája (fázisa), teljesítménye
⇓
6 (9) dimenziós térre képezzük le.



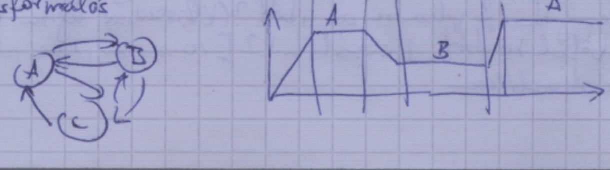
1 szimbólum / sejt [LVQ learning vector quantization]

(4) Nyelvi transzformáció
Összetett eseményeket nyelvtannal definiálunk

(5) Szekvenciába transzformálás



(6) Modellbe transzformálás



• állapotátmenet mod.
• Markov jellegű mod.
• Neurális
• Szabály alapú

Szegmentálás

(1) • Adott idősor legjobb közelítése k db. szegmenssel

• —||— úgy, hogy egyik szegmensben se legyen nagyobb a hiba, mint max-err. (valamilyen limit)

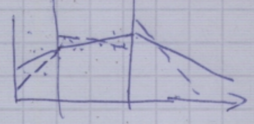
• —||— úgy, hogy a teljes (?) összegzett hibája legyen egy küszöb alatt.

• Egyforma (azonos) előírt szegmenshossza.

(2) Batch / Online

(3) Approximáció jellege → lineáris — interpoláció
regresszió

→ nemlineáris



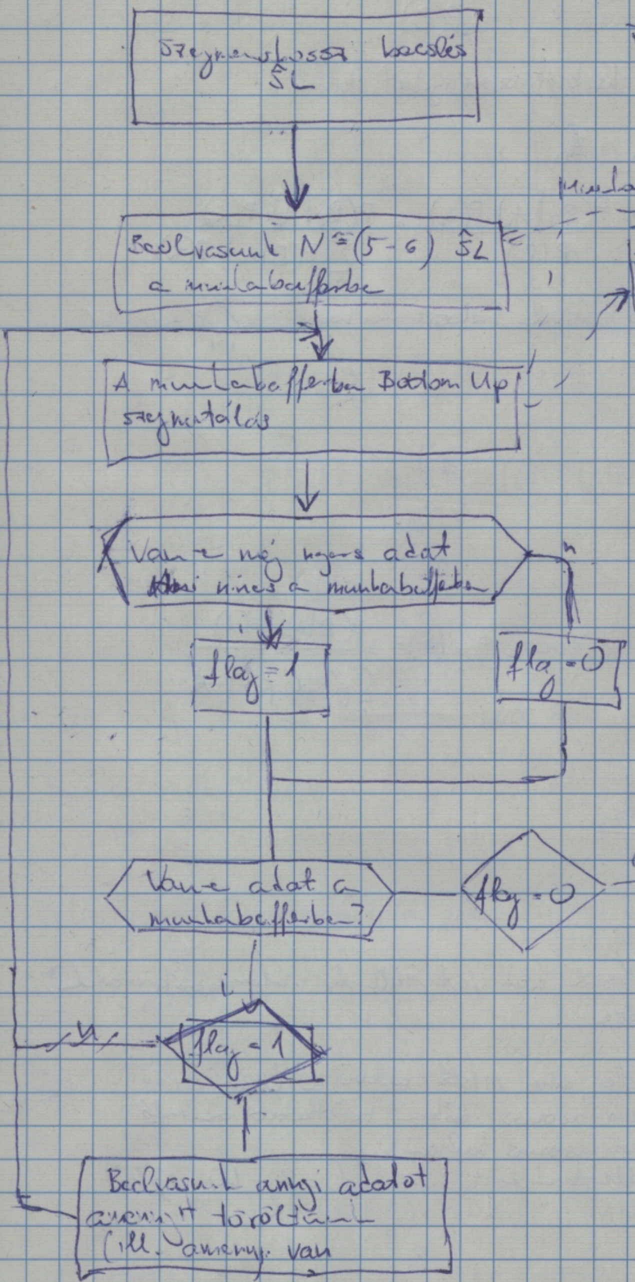
Bráj

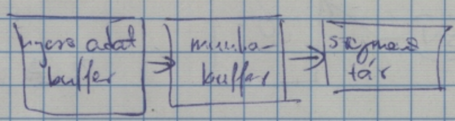
IX. 12.

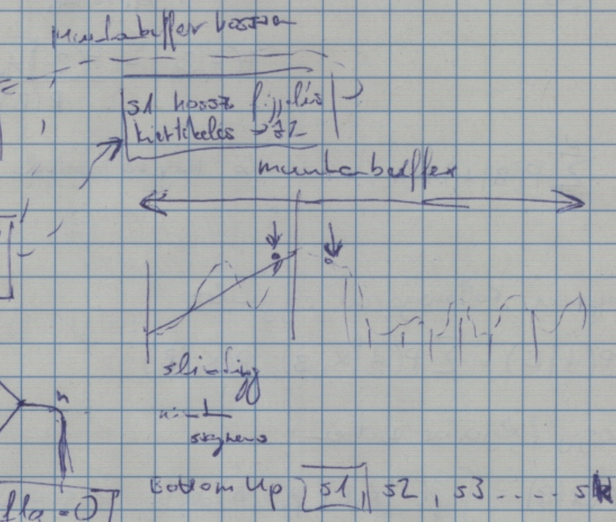
2. ea.

10.02

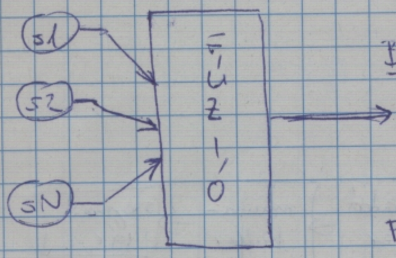
SWAB – Sliding window and Bottom Up







Szenzorfúzió



Bayes-fúzió

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)\cdot P(A)}{P(B)}$$

Pl: A diszkrét eseményeket takar

$A_1 \dots A_n$

$$P(A_i|B_k) = \frac{P(B_k|A_i)\,P(A_i)}{P(B)} = \frac{P(B_k|A_i)\,P(A_i)}{\sum_{i=1}^{N} P(B|A_i)\cdot P(A_i)}$$

$\sum_{i=1}^{N} P(B|A_i)\,P(A_i)$ = normáló tényező, amivel biztosítjuk, hogy $\sum_{i=1}^{N} P(A_i|B) = 1$

Chapman-Kolmogorov egyenlet:

$$P(A|B) = \sum P(A|x_i,B)\cdot P(x_i|B)$$

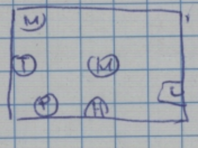
vagy folytonos esetben:

$$p(A|B) = \int_x p(A|x,B)\,p(x|B)\,dx \quad \text{illetve} \quad p(A|B) = \frac{p(B|A)\,p(A)}{\int_A p(B|A)\,p(A)\,dA}$$

IX.19. Beágy

3.ea **Adat-, jel-, szenzorfúzió**

Beágyazott környezet



Közvetlenül nem integrálható információforrások egyesítése

3 fő ok ami miatt kell a fúzió
- nem azonos időben keletkezett az infó
- nem azonos helyen
- jellegében mást mérünk (súly-hőmérséklet)

Bayes-fúzió

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)\,P(A)}{P(B)}$$

/ diszkrét eseményekből A_i amiy adja A-t

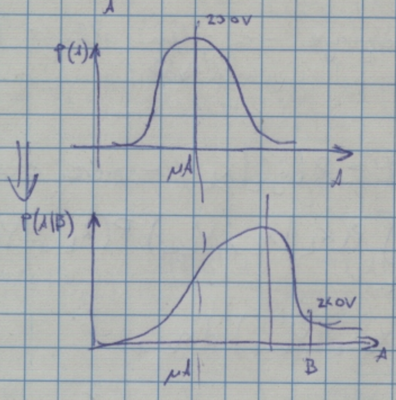
$A = \bigcup A_i$ és $A_i \cap A_j = 0$ ha $i \neq j$

$$P(A_i|B) = \frac{P(B|A_i)\,P(A_i)}{P(B)} = \frac{P(B|A_i)\,P(A_i)}{\sum_j P(B|A_j)\,P(A_j)}$$ — normálás

folytonos eset

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)\,P(A)}{\int_A P(B|A)\,P(A)\,dA}$$

Pl. B-t mértük



Segédeszköz: Chapman-Kolmogorov egyenlet

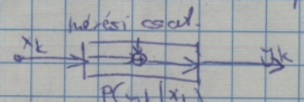
$$P(A|B) = \sum_{X_j} P(A|X_j,B)\cdot P(X_j|B)$$

$$P(A|B) = \int_X P(A|X)\cdot P(X|B)\,dX$$

Különböző időpontokban mért jelek fúziója

Feladat: x_k a keresett állapotjellemző ismeretlen értéke a k. időpontban

y_k a k. időpontban mért érték



$Y_k = [y_1, y_2 \dots y_k]$ mérési adatsor $1, 2 \dots k$ időpillanatokra vetítve

$$P(x_k|Y_k) = ?$$

Rekurzív összefüggésre szeretnénk jutni

pl: $\bar{X}(N) \quad \frac{x_1 + \dots + x_{N-1} + x_N}{N} = \frac{N-1}{N}\bar{x}(N-1) + \frac{x_N}{N}$

$$P(x_{k-1}|Y_{k-1}) \Rightarrow P(x_k|Y_k) = P(x_k|y_k, Y_{k-1})$$

Bayes tétel

$$P(A,B,C) = P(A|B,C)\cdot P(B,C) = P(A|B,C)\,P(B|C)\cdot P(C)$$

$$P(A,B,C) = P(B|A,C)\cdot P(A,C) = \underbrace{P(B|A,C)\,P(A|C)\cdot P(C)}$$

$$P(A|B,C) = \frac{P(B|A,C)\cdot P(A|C)}{P(B|C)}$$

$$P(x_k|Y_k) = P(x_k|y_k,Y_{k-1}) = \frac{P(y_k|x_k Y_{k-1})\;P(x_k|Y_{k-1})}{P(y_k|Y_{k-1})}$$

likelihood

← predikció az x_k-ra Y_{k-1} alapján

← normálás

Szűkítő feltételek

- a mérési zaj fehérzaj

$$x_k \xrightarrow{\text{bemenet}} \oplus \longrightarrow y_k \qquad (n_k \downarrow \oplus)$$

- x_k egy Markov folyamat eredménye - a jelen állapot minden infót tartalmaz a múltból

Likelihood: $P(y_k \mid x_k, Y_{k-1}) = P(y_k \mid x_k)$ - mérési csatorna karakterisztika

Prediktált sűrűség fv.: $$P(x_k \mid Y_{k-1}) = \int_{x_{k-1}} P(x_k \mid x_{k-1}, Y_{k-1})\, P(x_{k-1} \mid Y_{k-1})\, dx_{k-1} =$$

$$= \int_{x_{k-1}} P(x_k \mid x_{k-1})\, P(x_{k-1} \mid Y_{k-1})\, dx_{k-1}$$

Normálás $$P(y_k \mid Y_{k-1}) = \int_{x_k} P(y_k \mid x_k, Y_{k-1}) \cdot P(x_k \mid Y_{k-1})\, dx_k = \int_{x_k} P(y_k \mid x_k)\, P(x_k \mid Y_{k-1})\, dx_k$$

$$\boxed{P(x_k \mid Y_k) = \frac{p(y_k \mid x_k) \displaystyle\int_{x_{k-1}} P(x_k \mid x_{k-1})\, P(x_{k-1} \mid Y_{k-1})\, dx_{k-1}}{\displaystyle\int_{x_k} P(y_k \mid x_k)\, P(x_k \mid Y_{k-1})\, dx_k}}$$

Diszkrét x_k esetén:

$$\boxed{P(x_k \mid Y_k) = \frac{P(y_k \mid x_k) \displaystyle\sum_{x_{k-1}} P(x_k \mid x_{k-1})\, P(x_{k-1} \mid Y_{k-1})}{\displaystyle\sum_{x_k} P(y_k \mid x_k) \cdot P(x_k \mid Y_{k-1})}}$$

Két szenzor jeleinek fúziója

$y_k \to y_k^{(1)}, y_k^{(2)}$

$Y_k = [y_1 \dots y_k] \to Y_k^{(1)} = [y_1^{(1)} \dots y_k^{(1)}]$ és $Y_k^{(2)} = [y_1^{(2)} \dots y_k^{(2)}]$

$x_k \to x_k$

* $P(x_k \mid Y_k^{(1)}\, Y_k^{(2)}) = P(x_k \mid Y_{k-1}^{(1)}, y_k^{(1)}, Y_{k-1}^{(2)}, y_k^{(2)})$ Bayes tétel

$$P(x_k \mid Y_k^{(1)}\, Y_k^{(2)}) = \frac{P(y_k^{(1)}, y_k^{(2)} \mid x_k, Y_{k-1}^{(1)}, Y_{k-1}^{(2)}) \cdot P(x_k \mid Y_{k-1}^{(1)}\, Y_{k-1}^{(2)})}{P(y_k^{(1)}, y_k^{(2)} \mid Y_{k-1}^{(1)}, Y_{k-1}^{(2)})}$$

*

Tegyük fel, hogy a szenzorok függetlenül mérnek

$$P(y_k^{(1)}, y_k^{(2)} \mid x_k, Y_{k-1}^{(1)} Y_{k-1}^{(2)}) = P(y_k^{(1)} \mid x_k Y_{k-1}^{(1)}) \, P(y_k^{(2)} \mid x_k Y_{k-1}^{(2)})$$

$$P(x_k \mid Y_k^{(1)}, Y_k^{(2)}) = \frac{P(y_k^{(1)} \mid x_k Y_{k-1}^{(1)}) P(y_k^{(2)} \mid x_k Y_{k-1}^{(2)}) \cdot P(x_k \mid Y_{k-1}^{(1)} Y_{k-1}^{(2)})}{P(y_k^{(1)}, y_k^{(2)} \mid Y_{k-1}^{(1)} Y_{k-1}^{(2)})}$$

$$P(A \mid B, C) = \frac{P(B \mid A, C) \cdot P(A \mid C)}{P(B \mid C)}$$

n. szenzor $P(y_k^{(n)} \mid x_k, Y_{k-1}^{(n)}) = \frac{P(x_k \mid y_k^{(n)} Y_{k-1}^{(n)}) \cdot P(y_k^{(n)} Y_{k-1}^{(n)})}{}$

$$P(x_k \mid Y_k^{(1)}, Y_k^{(2)}) = \frac{P(x_k \mid Y_k^{(n)}) P(y_k^{(n)} \mid Y_{k-1}^{(n)})}{P(x_k \mid Y_{k-1}^{(n)})} \cdot \frac{P(x_k \mid Y_k^{(n)}) \cdot P(y_k^{(n)} \mid Y_{k-1}^{(n)})}{P(x_k \mid Y_{k-1}^{(n)})}$$

$$\cdot \frac{P(x_k \mid Y_{k-1}^{(1)}, Y_{k-1}^{(2)})}{P(y_k^{(1)} y_k^{(2)} \mid Y_{k-1}^{(1)} Y_{k-1}^{(2)})}$$

$$P(x_k \mid Y_k^{(1)} Y_k^{(2)}) = \frac{P(x_k \mid Y_k^{(1)}) P(x_k \mid Y_k^{(2)}) \cdot P(x_k \mid Y_{k-1}^{(1)}, Y_{k-1}^{(2)})}{P(x_k \mid Y_{k-1}^{(1)}) \; P(x_k \mid Y_{k-1}^{(2)})} \cdot \text{Normálás}$$

$$P(x_k \mid Y_{k-1}^{(1)} \; Y_{k-1}^{(2)}) \sum_{x_{k-1}} P(x_k \mid x_{k-1}) P(x_{k-1} \mid Y_{k-1}^{(1)} \; Y_{k-1}^{(2)})$$

$$P(x_k \mid Y_k^{(1)} Y_k^{(2)}) = \frac{P(x_k \mid Y_k^{(1)}) P(x_k \mid Y_k^{(2)}) \cdot \sum_{x_{k-1}} P(x_k \mid x_{k-1}) \, P(x_{k-1} \mid Y_{k-1}^{(1)} \; Y_{k-1}^{(2)})}{P(x_k \mid Y_{k-1}^{(1)}) \quad P(x_k \mid Y_{k-1}^{(2)})}$$

NDK
M

Példa: 3 féle repülő jármű L, F, C (Learjet, Falcon, Caravan) } x

2 szenzor végez megfigyeléseket (Nagyon Gyors, Gyors, Lassú) } $y_k^{(1)}$ $y_k^{(2)}$

$P(y_k^{(1)} \mid x)$	L	F	C
NGy	0,72	0,3	0,02
Gy	0,2	0,6	0,3
L	0,08	0,1	0,68

$P(y_k^{(2)} \mid x)$	L	F	C
NGy	0,8	0,3	0,3
Gy	0,1	0,6	0,3
L	0,1	0,1	0,4

$P(x=L|y_0^{(1)}) = 0,4$ $\quad$ $P(x=L|y_0^{(2)}) = 0,6$ $\quad$ $P(x=L|y_0^{(1)}, y_0^{(2)}) = 0,5$

$P(x=F|y_0^{(1)}) = 0,4$ $\quad$ $P(x=F|y_0^{(2)}) = 0,3$ $\quad$ $P(x=F|y_0^{(1)}, y_0^{(2)}) = 0,4$

$P(x=C|y_0^{(1)}) = 0,2$ $\quad$ $P(x=C|y_0^{(2)}) = 0,1$ $\quad$ $P(x=C|y_0^{(1)}, y_0^{(2)}) = 0,1$

$P(x_k \mid x_{k-1})$	x_{k-1}	L	F	C
x_k	L	1	0	0
	F	0	1	0
	C	0	0	1

IX 26.

4.ea

Beágy

$$P(x_k|Y_k) = \frac{P(y_k|x_k)\sum_{x_{k-1}} \left(P(x_k|x_{k-1})\, P(x_{k-1}|Y_{k-1}\right)}{\sum_k P(y_k|x_k)\, P(x_k|Y_{k-1})}$$, Időbeli Bayes fitró

$$P(x_k|Y_k^{(1)} Y_k^{(2)}) = \frac{P(x_k|Y_k^{(1)})\, P(x_k|Y_k^{(2)})\quad P(x_k|Y_{k-1}^{(1)}\, Y_{k-1}^{(2)})}{P(x_k|Y_{k-1}^{(1)})\, P(x_k|Y_{k-1}^{(2)})} \cdot \frac{1}{N}$$

Példa folyt.

$y_1^{(1)} = NGy \qquad y_1^{(2)} = NGy$

$$P(x_1 = L|Y_1^{(1)}) = \frac{\overset{0,72}{P(y_1^{(1)} = NGy|x_1 = L)} \cdot \left[\overset{1}{P(x_1=L|x_0=L)} \cdot \overset{0,4}{P(x_0=L|Y_0^{(1)})} + \overset{0}{P(x_1=L|x_0=F)} \cdot \overset{0,4}{P(x_0=F|Y_0^{(1)})}\right.}{N}$$

$$= \frac{0,288}{N} = 0,7$$

$$P(x_1=F|Y_1^{(1)}) = \frac{\overset{0,3}{P(y_1^{(1)} = NGy|x_1=F)} \cdot \left[\overset{1}{P(F|F)} \cdot \overset{0,4}{P(x_0=F|Y_0^{(1)})}\right]}{N} = \frac{0,12}{N} = 0,29$$

$$P(x_1=C|Y_1^{(1)}) = \overset{0,02}{P(y_1^{(1)} = NGy|x_1=C)} \cdot \left[\overset{1}{P(C|C)} \cdot \overset{0,2}{P(x_0=C|Y_0^{(1)})}\right] = \frac{0,004}{N} = 0,01$$

$N = 0,288 + 0,12 + 0,0004 = 0,412$

$P(x_1 = L|Y_1^{(2)}) = \frac{0,6 \cdot 1 \cdot 0,8}{N} = \frac{0,48}{N} = 0,8$

$P(x_1 = F|Y_1^{(2)}) = \frac{0,3 \cdot 1 \cdot 0,3}{N} = \frac{0,09}{N} = 0,15$

$P(x_1 = C|Y_1^{(2)}) = \frac{0,1 \cdot 1 \cdot 0,3}{N} = \frac{0,03}{N} = 0,05$ $\quad N = 0,6$

$$P(x_1=L \mid Y_1^{(1)} Y_1^{(2)}) = \frac{\overset{0{,}7}{P(x_1=L \mid Y_1^{(1)})} \cdot \overset{0{,}8}{P(x_1=L \mid Y_1^{(2)})} \, \overset{0{,}5}{P(x_1=L \mid Y_0^{(1)} Y_0^{(2)})}}{\underset{0{,}4}{P(x_1=L \mid Y_0^{(1)})} \cdot \underset{0{,}6}{P(x_1=L \mid Y_0^{(2)})}} \cdot \frac{1}{N} = \frac{1{,}167}{N} = \underline{0{,}888}$$

$$P(x_1 \mid Y_0^{(1)} Y_0^{(2)}) = \sum_{x_0} P(x_1 \mid x_0) \cdot P(x_0 \mid Y_0^{(1)} Y_0^{(2)})$$

$$P(x_1 \mid Y_0^{(1)}) = \sum \quad - \| - \quad \mid Y_0^{(1)})$$

$$P(x_1=f \mid Y_1^{(1)} Y_1^{(2)}) = \frac{0{,}29 \cdot 0{,}15 \cdot 0{,}4}{0{,}4 \cdot 0{,}2} = \frac{0{,}145}{N} = \underline{0{,}11}$$

$$P(x_1=C \mid Y_1^{(1)} Y_1^{(2)}) = \frac{0{,}01 \cdot 0{,}05 \cdot 1}{0{,}2 \cdot 0{,}1} = \frac{0{,}0025}{N} = \cancel{0{,}} \underline{0{,}002}$$

Dempster – Shafer fúzió

- próbáljuk modellezni az ismerethiányt (ignorance)

Elemi események voltak $E_1, E_2 \dots E_N$

$$P(E_i \cap E_j) = 0 \quad \text{ha } i \neq j$$

$$P\left(\bigcup_{i=1}^{N} E_i\right) = 1$$

Dempster – Shafer nem csak egymást kizáró csoportokkal dolgozik

$\{E_1\}$

$\{E_1, E_{17}\}$

$U = \{E_1 \dots E_N\}$ Unknown – Total ignorance

$$m_k(C) = \frac{\sum_{A \cap B = C} m_{s,k}(A) \, m_{k-1}(B)}{1 - \sum_{A \cap B = \emptyset} m_{s,k}(A) \, m_{k-1}(B)}$$

$m_{szenzor}$ = akt. méréshez tartozó bizalomtömeg

m_{k-1} = az eddigi bizalomtömeg

Két szenzor fúziója

$$m^{(1,2)}(C) = \frac{\sum_{A \cap B = C} m^{(1)}(A) \cdot m^{(2)}(B)}{1 - \sum_{A \cap B = \emptyset} m_k^{(1)}(A) \, m_k^{(2)}(B)}$$

Példa

	$m^{(1)}$	$m^{(2)}$
$\{J\}$	0,3	0,4
$\{F\}$	0,15	0,1
$\{C\}$	0,03	0,02
$\{J,F\}$	0,42	0,45
$\{J,F,C\}$	0,1	0,03

$$m^{(1,2)} = \frac{\sum_{A\cap B=C} m^{(1)}(A)\ m^{(2)}(B)}{1-\sum_{A\cap B=\emptyset} m^{(1)}(A)\ m^{(2)}(B)}$$

$$m^{(1,2)'}(J) = \underline{0,3\cdot 0,4 + \cancel{0,42\cdot 0,45} + 1\cdot 0,03} + 0,3\cdot 0,45 + 0,3\cdot 0,03 + 0,42\cdot 0,4$$

$$m^{(1)}(J)\cdot\left[m^{(2)}(J)+m^{(2)}(J,F)+m^{(2)}(J,F,C)\right] + \left[m^{(1)}(J,F)+m^{(1)}(J,F,C)\right]\cdot m^{(2)}(J)$$

$$0,3\cdot\left[0,4+0,45+0,03\right] + \left[0,42+0,1\right]\cdot 0,4 = 0,472$$

$m^{(1,2)'}(F) = 0,139$ $m^{(12)}(J) = 0,546$

$m^{(1,2)'}(C) = 0,0035$ $m^{12}(F) = 0,161$

$m^{(1,2)'}(J,F) = 0,2466$ $m^{12}(C) = 0,004$

$m^{(1,2)'}(U) = 0,003$ $m^{12}(J,F) = 0,285$

$m^{12}(U) = 0,003$

Nevező

$$N = 1-\sum_{A\cap B=\emptyset} m^{(1)}(A)\cdot m^{(2)}(B) = 0,472+0,139+0,0035+0,2466+0,003 = 0,8641$$

$\mathrm{Belief}(A) = \sum_{E_k\subseteq A} m(E_k)$ pl: ~~Bel~~ $\mathrm{Belief}(\{J,F\}) = 0,3+0,15+0,42$

$\mathrm{Plaus}(A) = 1-\sum_{E_k\cap A=\emptyset} m(E_k) = \sum_{E_k\cap A\neq\emptyset}$ $\mathrm{Plaus}(\{J,F\}) = 1-0,03 = 0,3+0,15+0,42+0,1 = 0,97$

Dempster-Shafer elmélet konfliktushelyzetben

2 szakértő 3 féle betegség

	$m^{(1)}$	$m^{(2)}$	$m^{(1,2)}$
B1	0,99	0	0
B2	0,01	0,01	1
B3	0	0,99	0

$$m^{(12)}(B1) = \frac{\sum_{A\cap B=B1} m^{(1)}(A)\ m^{(2)}(B)}{N} = 0/N$$

$$m^{(12)}(B2) = \frac{\sum_{A\cap B=B2} m^{(1)}(A)\ m^{(2)}(B)}{N} = 10^{-4}/N$$

$m^{(12)}(B3)$ ... $= 0/N$

Yager

$$m^{(1,2)}(C) = \frac{\sum_{A\cap B=C} m^{(1)}(A)\, m^{(2)}(B)}{1-\sum_{A\cap B=\phi} m^{(1)}(A)\, m^{(2)}(B)} = \frac{\sum_{A\cap B=C} m^{(1)}(A)\, m^{(2)}(B)}{\sum_{A\cap B\neq\emptyset} m^{(1)}(A)\, m^{(2)}(B)}$$

Ground probability mass assignment (alap bizalomtömeg)

$$q'(C) = \sum_{A\cap B=C} m^{(1)}(A)\, m^{(2)}(B)$$

$$q'(\phi) = K = \sum_{A\cap B=\phi} m^{(1)}(A)\, m^{(2)}(B) > 0$$

ha Θ-val jelöljük a teljes ismerethiányt

$$q'(\Theta) = m^{(1)}(\Theta)\cdot m^{(2)}(\Theta) + q'(\phi)$$

Normálás

$$\sum q = 1 \qquad q = \frac{q'}{\sum q'}$$

	$m^{(1)}$	$m^{(2)}$	$m^{(1,2)}_{DS}$	q'_Y	q'_Y
B1	0,99	0	0	0	0
B2	0,01	0,01	1	10^{-4}	10^{-4}
B3	0	0,99	0	0	0
Θ	0	0	0	0,9999	0,9999

$$q'(\phi) = K = \overset{0,99}{m^{(1)}(B1)}\left[\overset{0,01}{m^{(2)}(B2)}\,\overset{0,99}{m^{(2)}(B3)}\right] + \overset{0,01}{m^{(1)}(B2)}\left[\overset{0}{m_2^{(2)}(B1)}\,\overset{0,99}{m^{(2)}(B3)}\right] + \overset{0}{m^{(1)}(B3)}\left[\overset{1}{m^{(1)}(B1)}\,\overset{0,01}{m^{(2)}(B2)}\right]$$

$$= 0,9999 \qquad q'(\Theta) = \phi + q'(\phi) = 0,9999$$

	B1	B2	B3	Θ
$m(x\mid S_{1})$	0,98	0,01	0	0,01
$m(x\mid S_{2})$	0	0,01	0,98	0,01

$$m^{DS}(B1) = \frac{0,0098}{1-0,98} = 0,49$$

$$m^{DS}(B2) = \frac{3\cdot 10^{-4}}{1-0,98} = 0,015$$

$$m^{DS}(B3) = 0,49$$

$$m^{DS}(\Theta) = 0,005$$

$$\left(\frac{\sum_{A\cap B=B1} m_1^{(1)}(A)\, m^{2}(B) = 0,0098}{1-\sum_{A\cap B\neq B1}}\right)$$

$m^{(1,2)}(x), DS$	0,49	0,015	0,49	0,005
$m^{(1,2)}(x), Y$	0,0098	0,0003	0,0098	0,9801