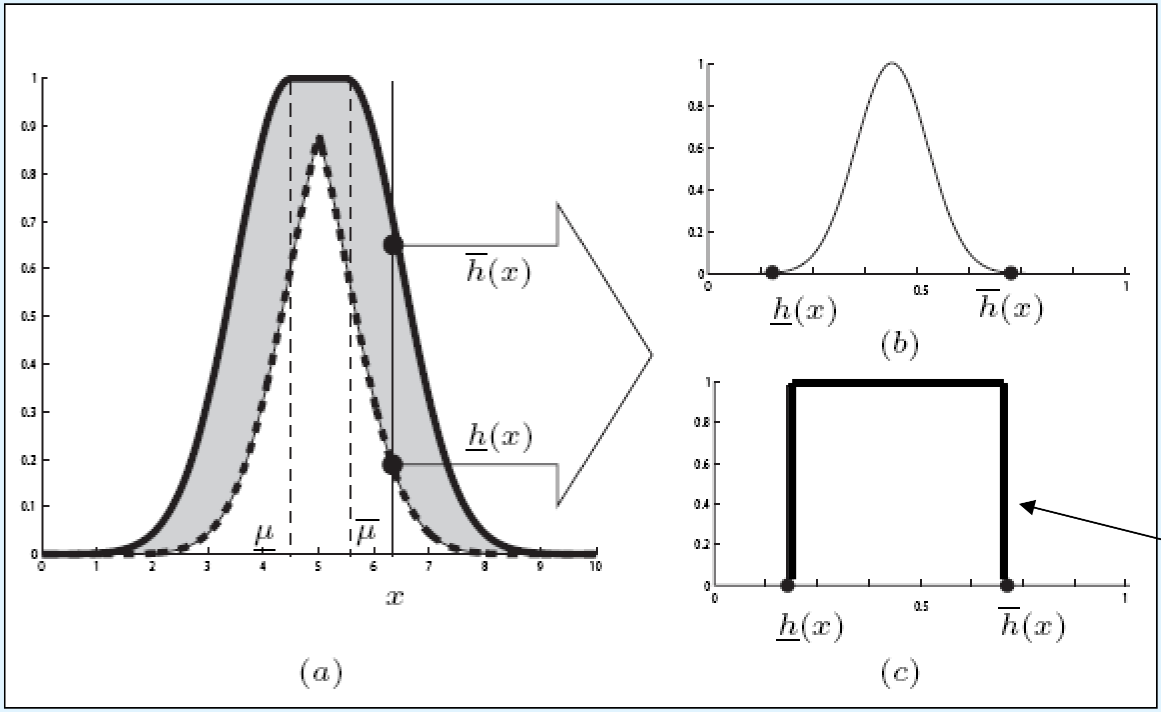
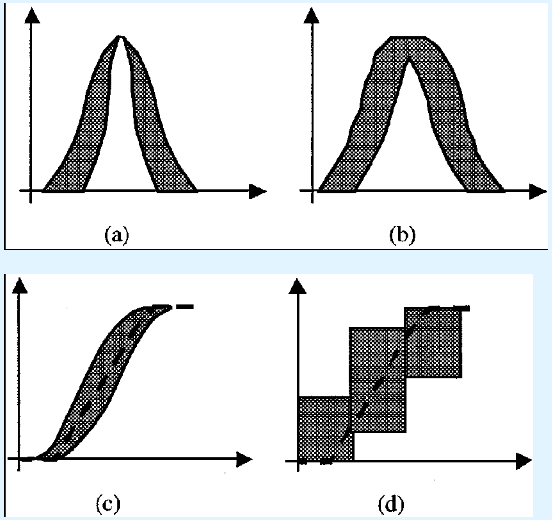
Adaptive Online Fuzzy Inference System (AOFIS) – Type 2

An Incremental Adaptive Life Long Learning Approach for Type-2 Fuzzy

Hosszú távú bizonytalanságok





IT2 FS – interval type 2 fuzzy set

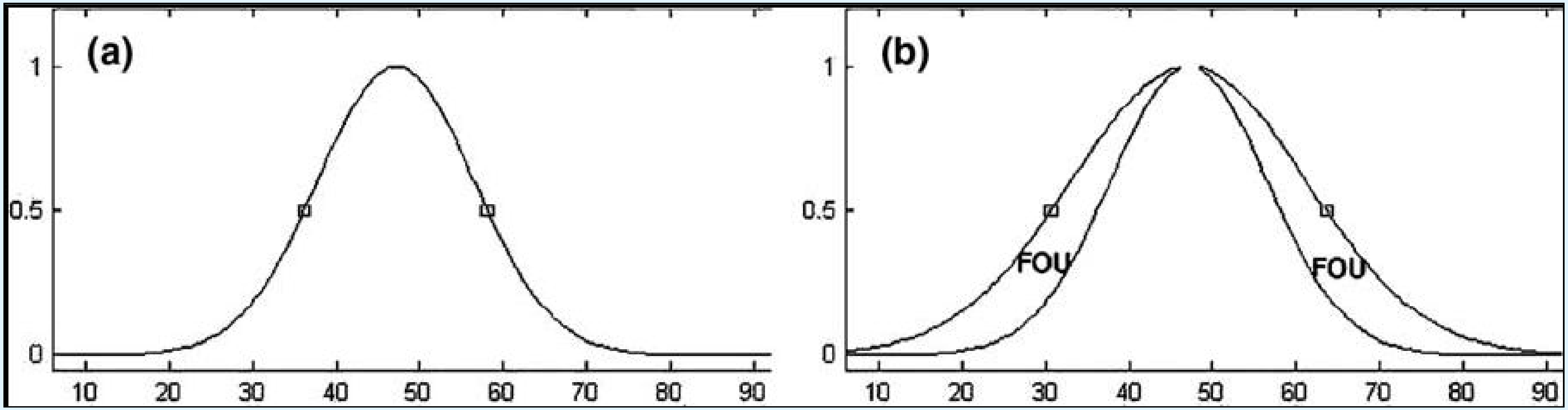
FOU – Foot Print of Uncertainty

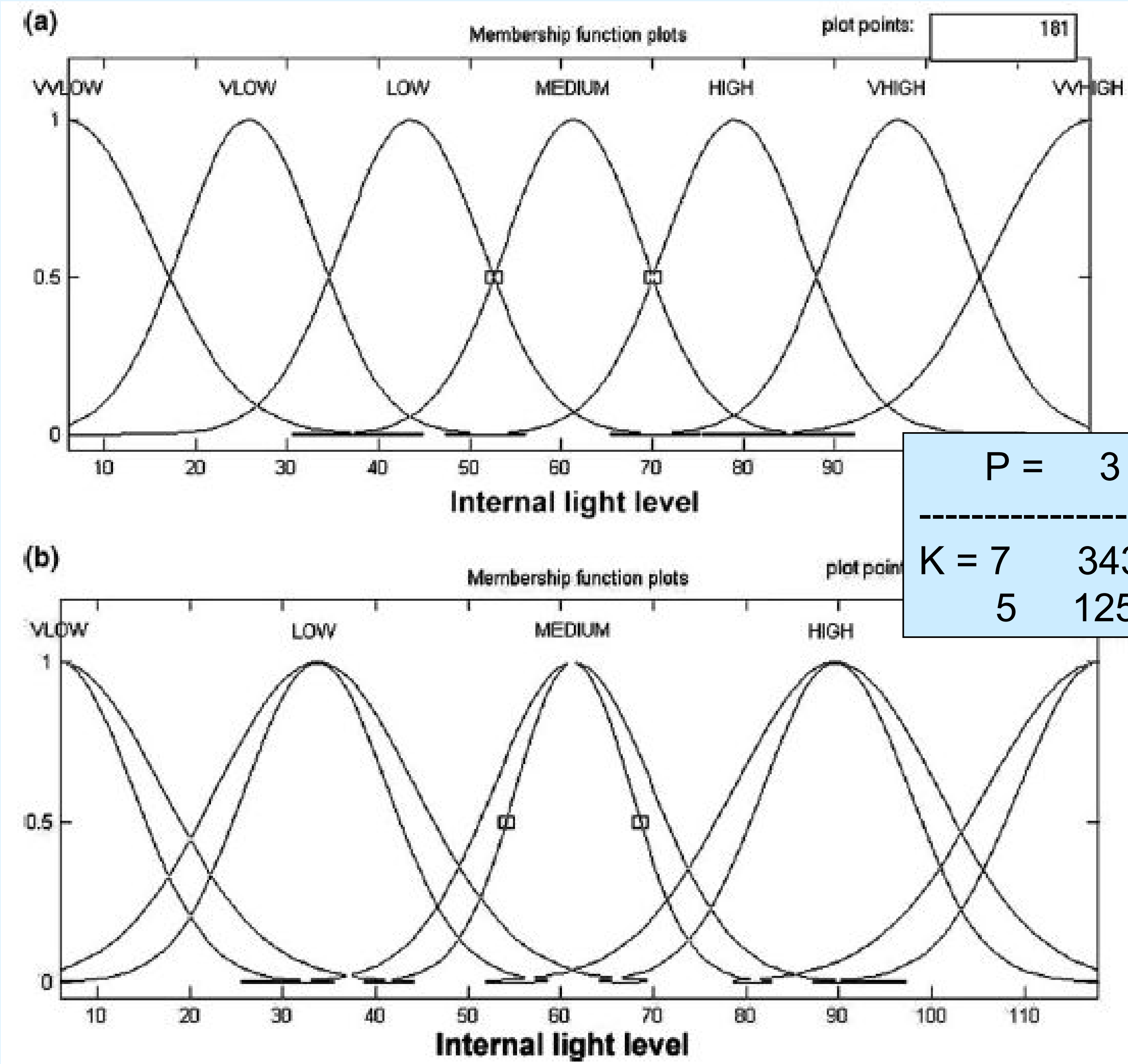
primer tagsági fv. – 2. tip,
szekunder tagsági fv. – 1. tip.

2-tip. fuzzy halmazok – mitől lehetnének jobbak?

- 2-tip.: numerikus és lingvisztikai bizonytalanságok – **potenciálisan hatékonyabb reprezentáció.**
- Szabálybázis volumenének redukálása, kevesebb fuzzy címke 2-tip.-nál.
- Az adatokat produkáló rendszer idő-variáns, de ennek matematikája ismeretlen.
- Mérési zajok, torzítások nem stacionáriusok, és ennek matematikája ismeretlen/ kezelhetetlen.
- A tudás forrása több szakértő, akik bizonytalan fogalmakkal dolgoznak.

Használt modell:
- Gauss
- maximumban nincs bizonytalanság (középérték biztos)
- FOU = $\sigma_1 - \sigma_2$





	P = 3	5	10
K = 7	343	16807	283m
5	125	3125	9m

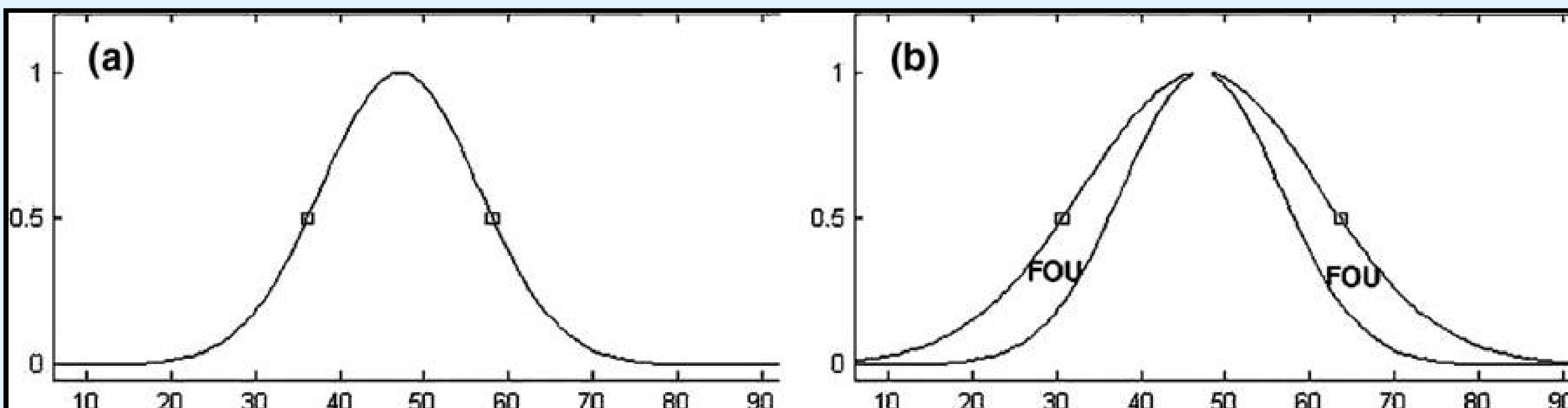
P = premissza tagszáma
K = felbontás (FH-k száma univerzumok felett)

Hogyan jutunk el a 2-tip. fuzzy halmazokhoz? (I-es út)

(a) Double Clustering =
Fuzzy-C-Means (FCM) + agglomerative hierarchical clustering

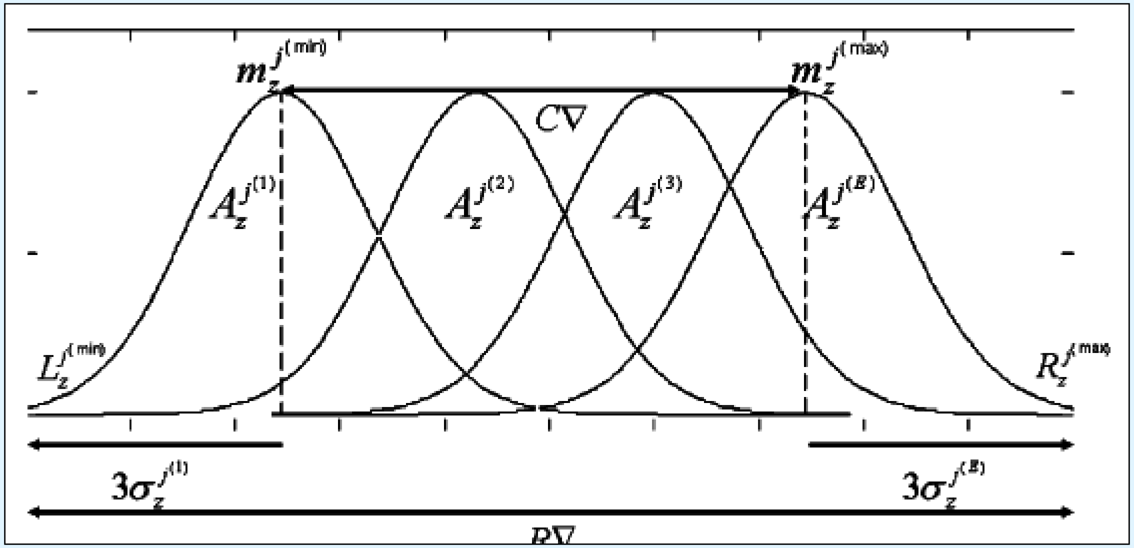
(b) Kiterjesztés: FOU = σ_1 - σ_2

$$\mu_{\tilde{A}_z^j}(x) = \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-m_z^j}{\tilde{\sigma}_z^j}\right)^2\right\} \quad \tilde{\sigma}_z^j \in [\sigma_{z_1}^j, \sigma_{z_2}^j]$$

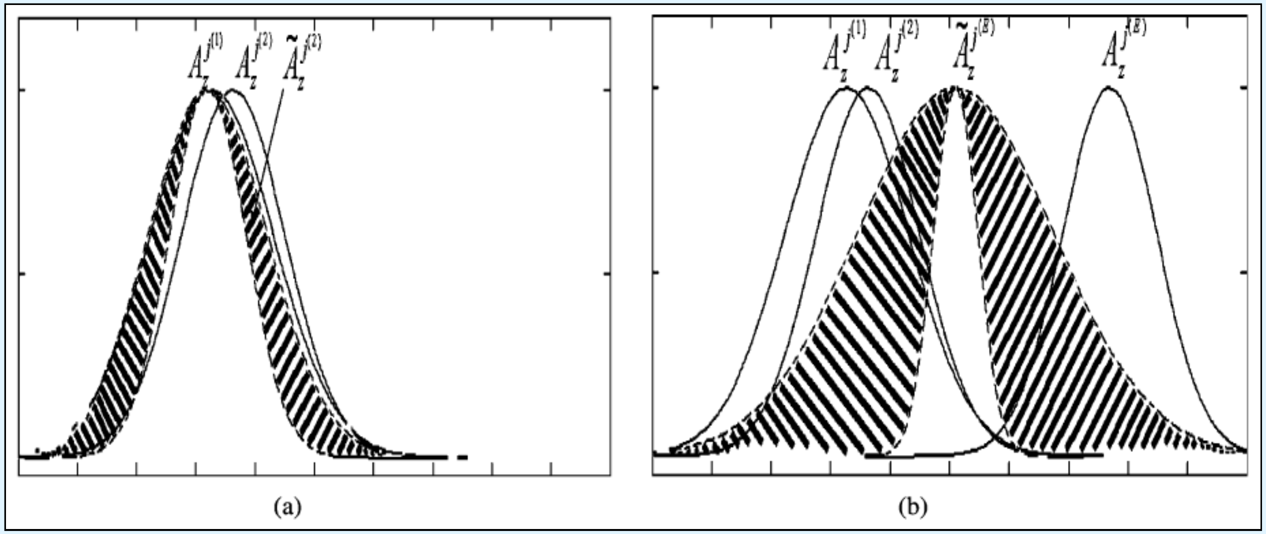


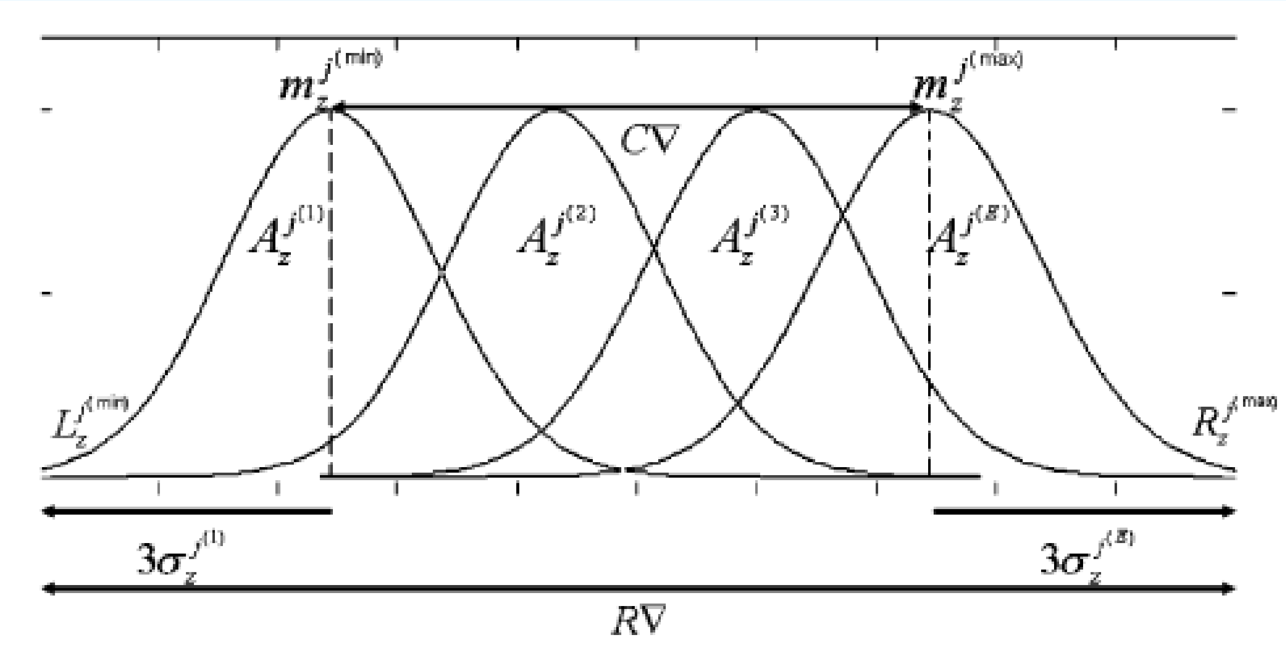
Hogyan jutunk el a 2-tip. fuzzy halmazokhoz? (II-es út)

Kumulált bizonytalanság – megfigyelések alapján származtatott (és divergáló) 1 tip. fuzzy halmazok fúziója



Kis (rövid távú), nagy (hosszú távú) bizonytalanság kumulálása típus váltással (C∇)





$$C\nabla = m_z^{j^{(\max)}} - m_z^{j^{(\min)}}$$

$$R\nabla = \left(R_z^{j^{(\max)}} - L_z^{j^{(\min)}}\right)$$

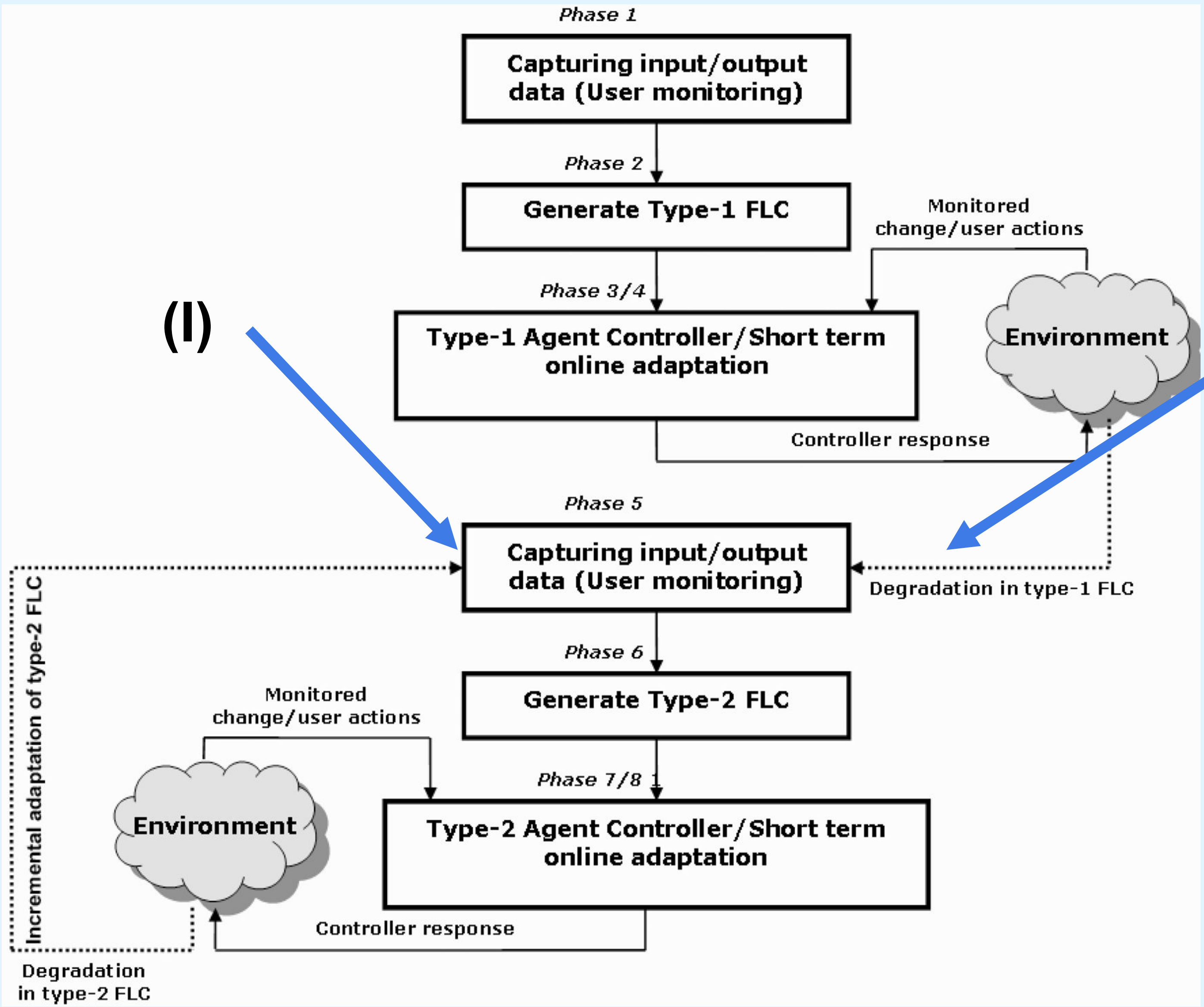
$$\tilde{m}_z^j = \begin{cases} \left(L_z^{j^{(\min)}} + R_z^{j^{(\max)}}\right) \big/ 2, & \text{Nonboundary MFs} \\ \left(m_z^{j^{(\min)}} + m_z^{j^{(\max)}}\right) \big/ 2 & \text{Boundary MFs.} \end{cases}$$

$$\tilde{\sigma}_{z_1}^j = \tilde{\sigma}_{z_2}^j - C\nabla \text{ For small } C\nabla \text{ values.}$$

$$\tilde{\sigma}_{z_1}^j = \tilde{\sigma}_{z_2}^j / C\nabla \text{ For large } C\nabla \text{ values.}$$

$$\tilde{\sigma}_{z_2}^j = \left\{ \begin{matrix} \left(R_z^{j^{(\max)}} - \tilde{m}_z^j\right) \big/ 3 \\ \left(\tilde{m}_z^j - L_z^{j^{(\min)}}\right) \big/ 3 \end{matrix} \right\} \begin{matrix} \text{Nonboundary MFs \& Left boundary MFs} \\ \text{Right boundary MFs} \end{matrix}$$

Adaptive Online Fuzzy Inference System (AOFIS) – Type 2



Szabályok generálása algoritmikus különbségek:

$$\bar{\mu}_{\tilde{A}_s^q}\left(x_s^{(t)}\right) \qquad \underline{\mu}_{\tilde{A}_s^q}\left(x_s^{(t)}\right)$$

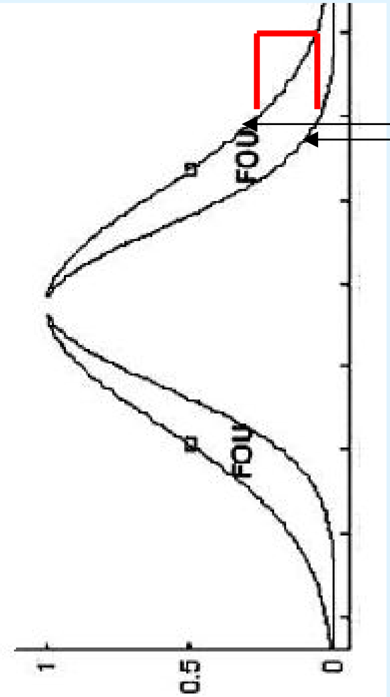
$$\mu_{\tilde{A}_s^q}^{cg}\left(x_s^{(t)}\right) = f_{x_s^{(t)}}^{cg}\left(\tilde{A}_s^q\right) = \frac{1}{2}\left[\bar{\mu}_{\tilde{A}_s^q}\left(x_s^{(t)}\right) + \underline{\mu}_{\tilde{A}_s^q}\left(x_s^{(t)}\right)\right]$$

(szekunder TF-k súlyponti koordinátái)

$$\mu_{\tilde{A}_s^{q*}}^{cg}\left(x_s^{(t)}\right) \geq \mu_{\tilde{A}_s^q}^{cg}\left(x_s^{(t)}\right)$$

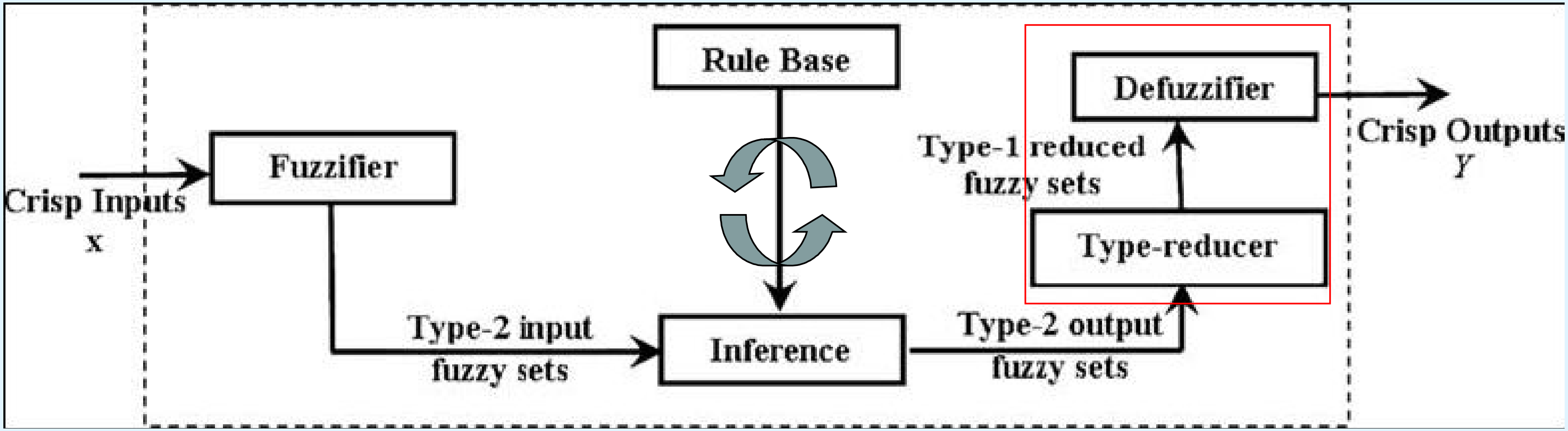
$$wi^{(t)} = \prod_{s=1}^{n} \mu_{\tilde{A}_s^q}^{cg}(x_s(t)).$$

$$\mu_{\tilde{B}^{h*}}^{cg}\left(av^{(l)}\right) \geq \mu_{\tilde{B}^h}^{cg}\left(av^{(l)}\right)$$

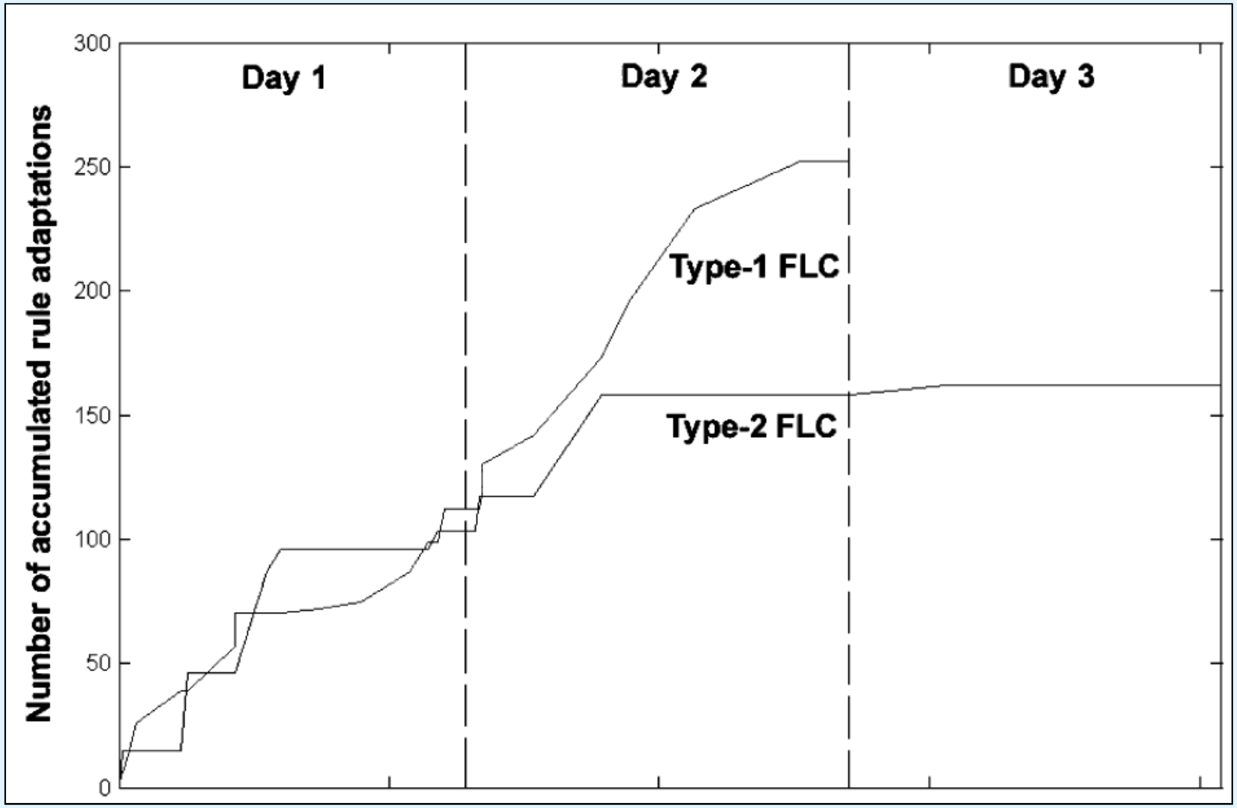


felső/alsó tagsági érték

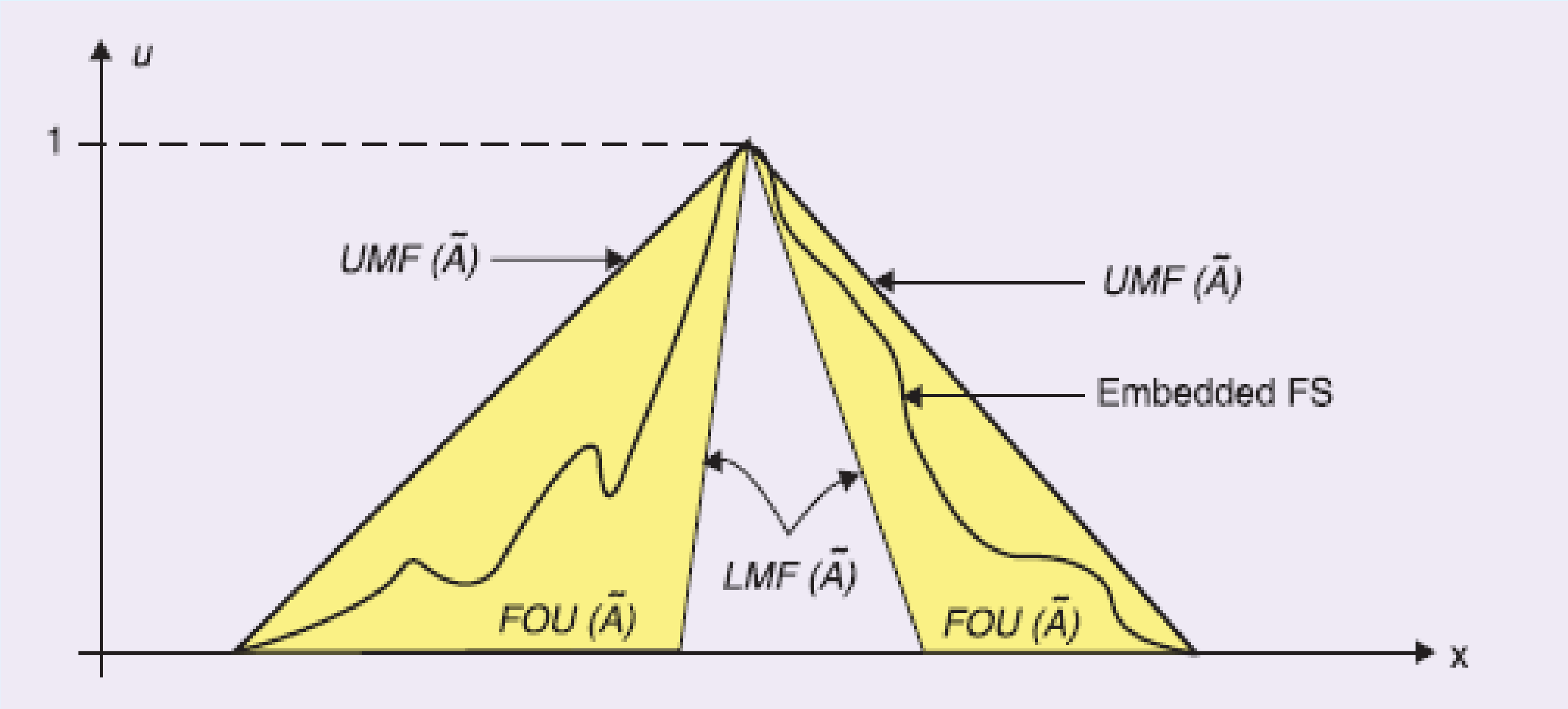
2-tip. FLC – Fuzzy Logic Controller

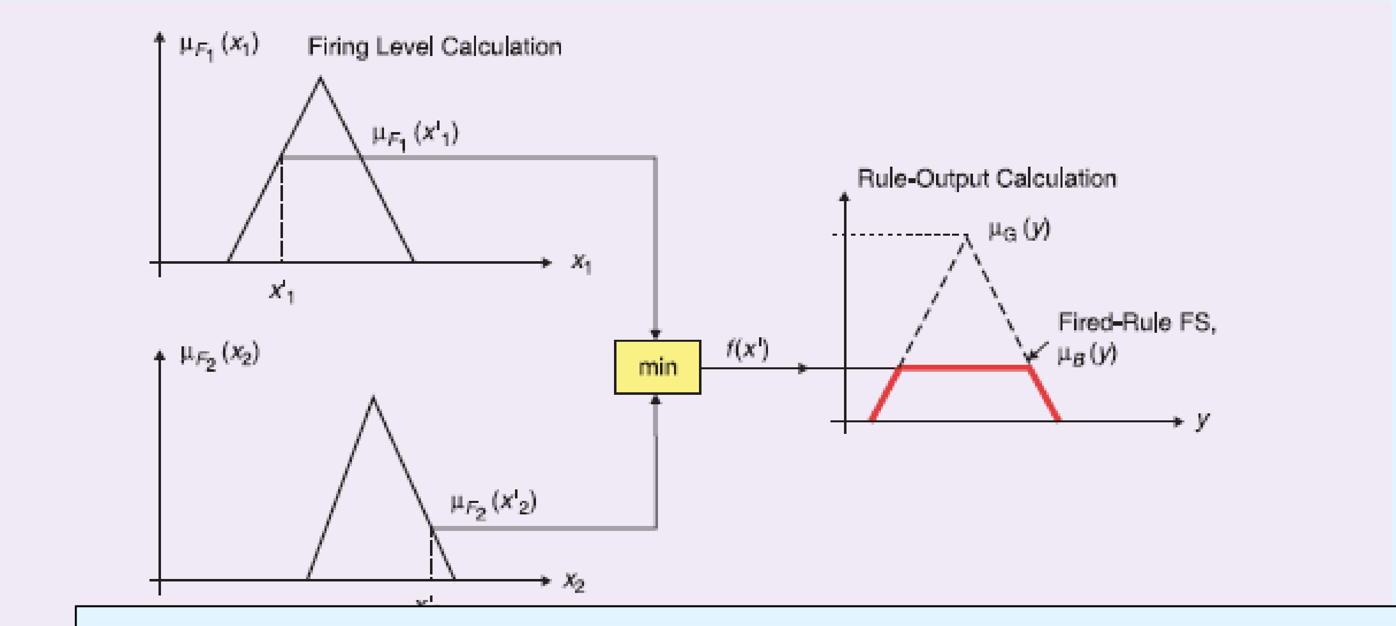


iDorm – kísérletek, Univ. of Essex



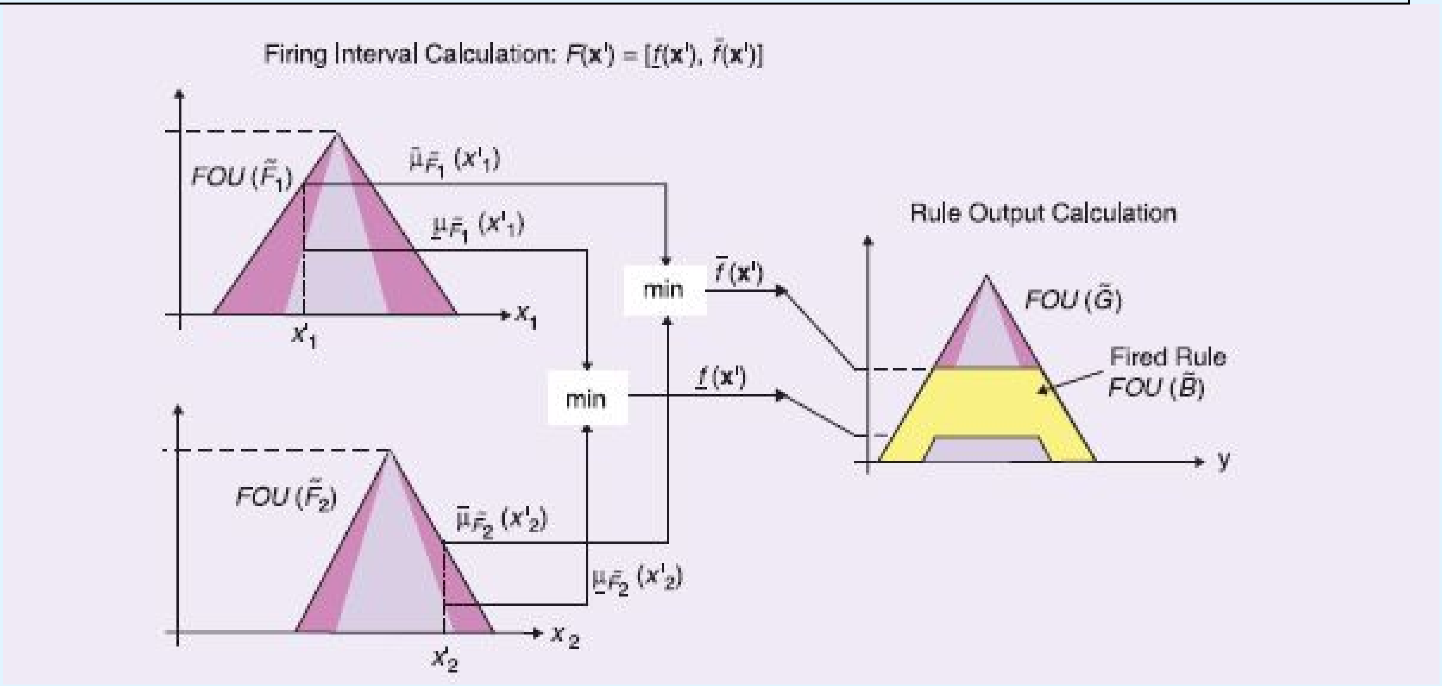
2-tip. fuzzy halmazok megadása

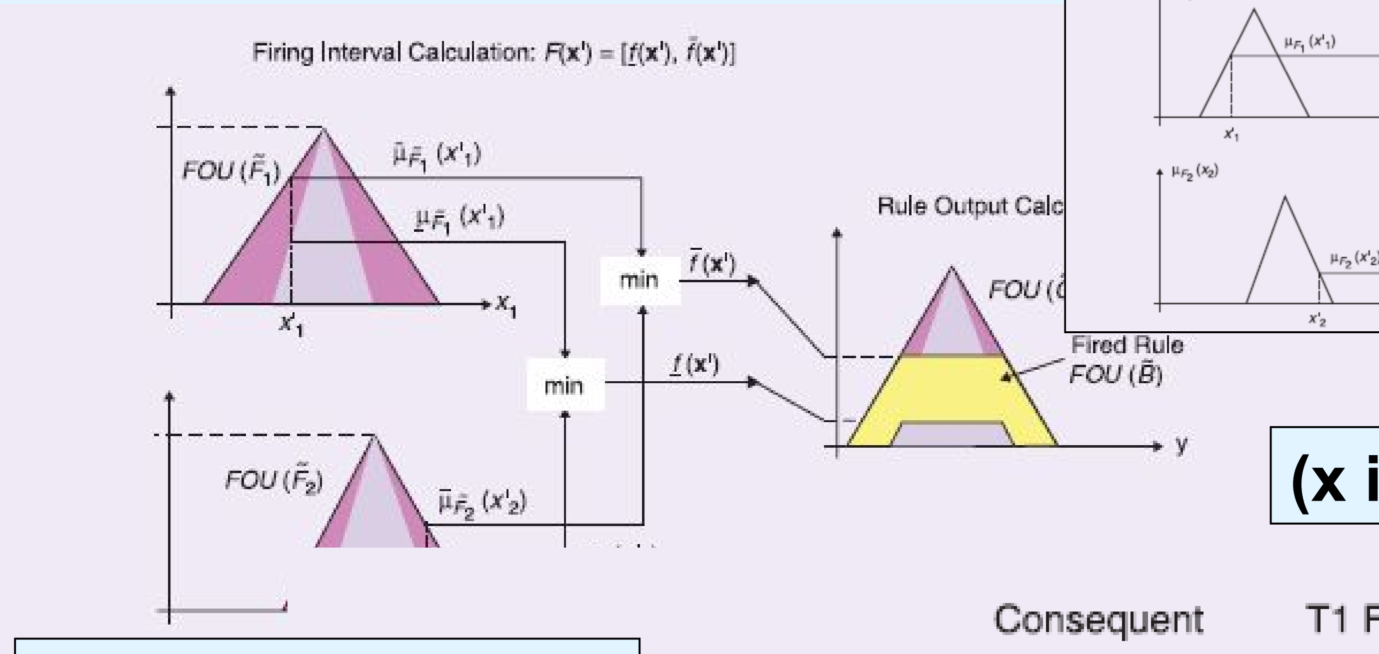


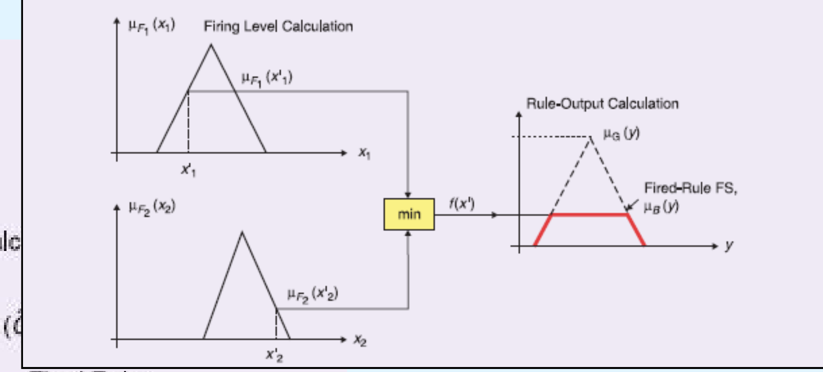


1-tip. / 2-tip. szabály-kiértékelés (kimeneti fuzzy halmaz számítása, IT2 FS)

szingleton fuzzifikálás

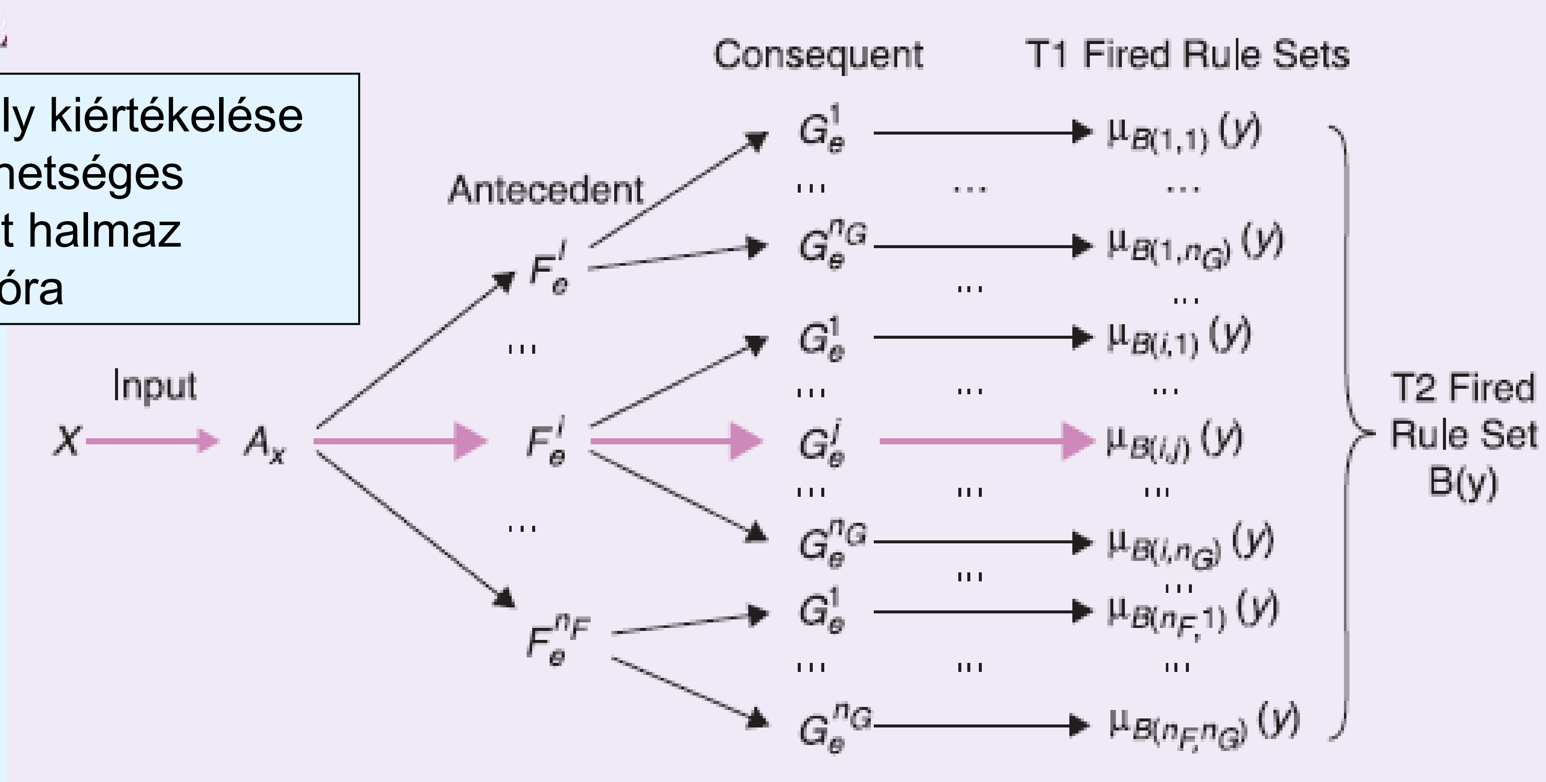




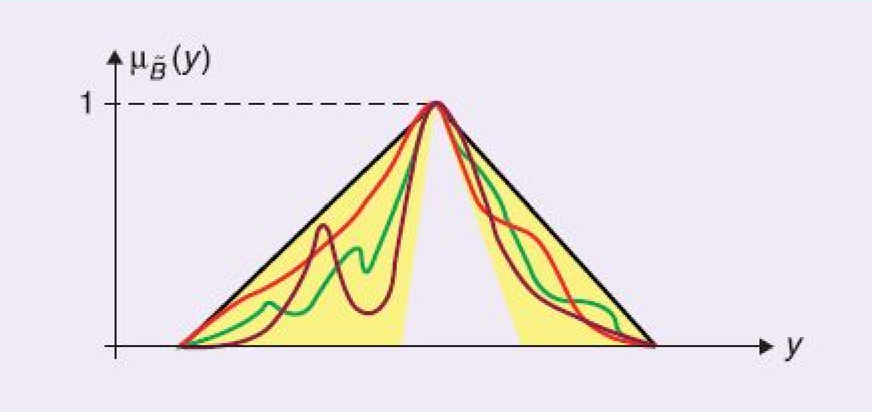


(x is F) → (y is G)

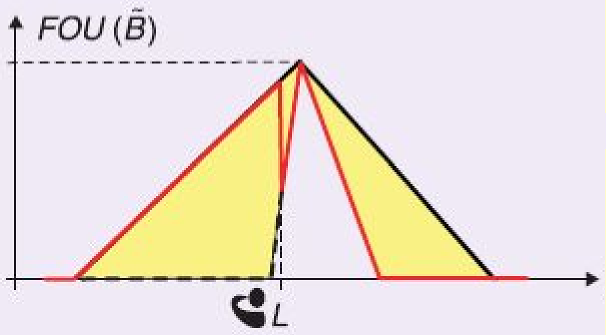
2-tip. szabály kiértékelése
- minden lehetséges beágyazott halmaz kombinációra



2-tip. szabály kiértékelése
- kimeneti centroid explicit számítása

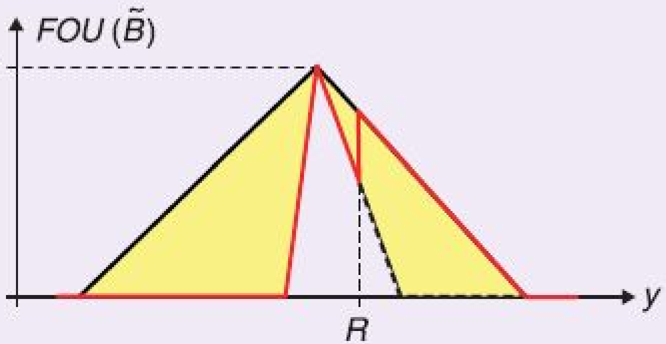


$$C(\tilde{B}) = [c_l(\tilde{B}), c_r(\tilde{B})].$$



$$c_l = c_l(L) = \frac{\sum_{i=1}^{L} y_i UMF(\tilde{B}|y_i) + \sum_{i=L+1}^{N} y_i LMF(\tilde{B}|y_i)}{\sum_{i=1}^{L} UMF(\tilde{B}|y_i) + \sum_{i=L+1}^{N} LMF(\tilde{B}|y_i)}$$

$$c_r = c_r(R) = \frac{\sum_{i=1}^{R} y_i LMF(\tilde{B}|y_i) + \sum_{i=R+1}^{N} y_i UMF(\tilde{B}|y_i)}{\sum_{i=1}^{R} LMF(\tilde{B}|y_i) + \sum_{i=R+1}^{N} UMF(\tilde{B}|y_i)}$$

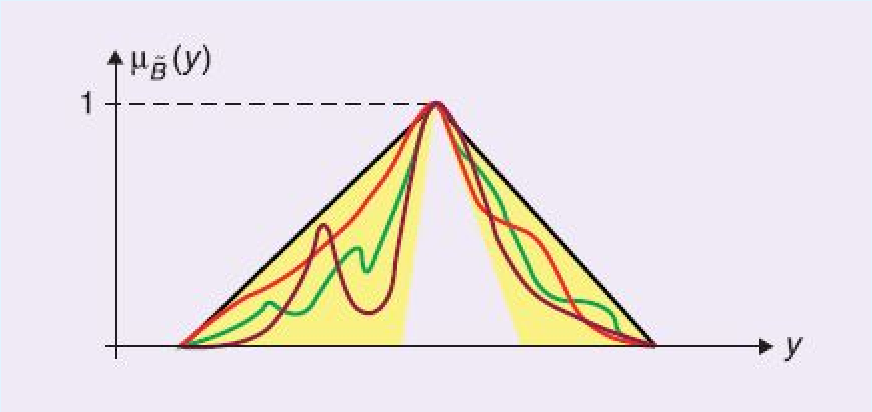


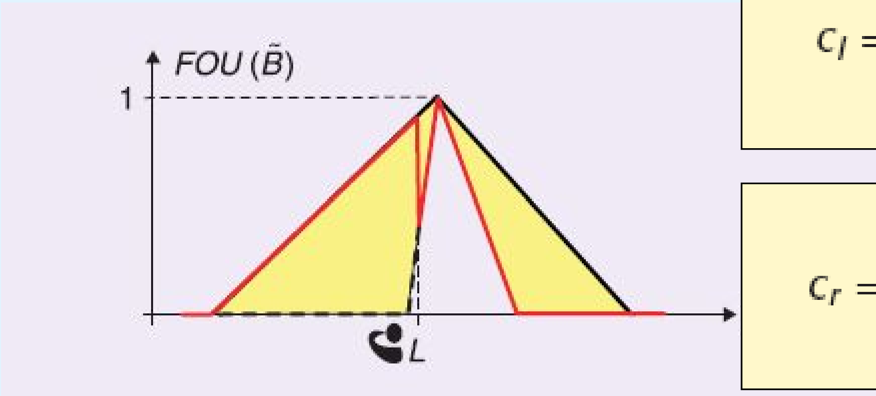
c_l = min {minden, FOU(*B*)-ben beágyazott 1-tip. FH centroidja}

c_r = max {minden, FOU(*B*)-ben beágyazott 1-tip. FH centroidja}

2-tip. szabály kiértékelése
- kimeneti centroid explicit számítása

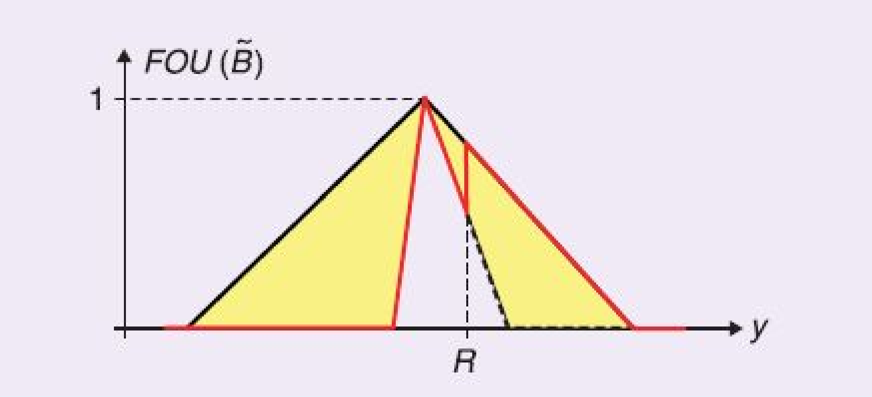
$$C(\tilde{B}) = [c_l(\tilde{B}), c_r(\tilde{B})].$$





$$c_l = c_l(L) = \frac{\sum_{i=1}^{L} y_i UMF(\tilde{B}|y_i) + \sum_{i=L+1}^{N} y_i LMF(\tilde{B}|y_i)}{\sum_{i=1}^{L} UMF(\tilde{B}|y_i) + \sum_{i=L+1}^{N} LMF(\tilde{B}|y_i)}$$

$$c_r = c_r(R) = \frac{\sum_{i=1}^{R} y_i LMF(\tilde{B}|y_i) + \sum_{i=R+1}^{N} y_i UMF(\tilde{B}|y_i)}{\sum_{i=1}^{R} LMF(\tilde{B}|y_i) + \sum_{i=R+1}^{N} UMF(\tilde{B}|y_i)}$$



c_l c_r zárt formában nem lehetséges – iteratív algoritmus, L, R forduló pontok számítása - Karnik-Mendel algoritmus

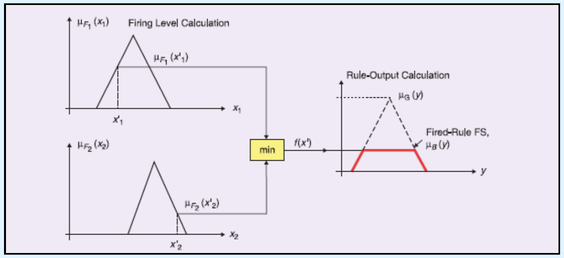
egyszerű, monoton,
szuper exponenciális, L, R független

Több szabályból adódó centroidok fúziója

1-tip.

Center-of-Sets (COS) Defuzzification, $y_{cos}(\mathbf{x})$

1. Compute the centroid of each rule's consequent T1 FS. Call it $c^l (l = 1, \ldots, M)$
2. Compute the firing level for each (fired) rule. Call it $f^l (l = 1, \ldots, M)$
3. Compute $y_{cos}(\mathbf{x}) = \sum_{l=1}^{M} c^l f^l \Big/ \sum_{l=1}^{M} f^l$



2-tip.

Center-of-Sets (COS) TR, $Y_{cos}(\mathbf{x})$

1. Compute the centroid of each rule's consequent IT2 FS, using the KM algorithms (see Box 6). Call it $[y_l^l, y_r^l]$ $(l = 1, \ldots, M)$
2. Compute the firing interval for each (fired) rule. Call it $\left[\underline{f}^l, \bar{f}^l\right]$ $(l = 1, \ldots, M)$
3. Compute $Y_{\cos}(\mathbf{x}) = [y_l(\mathbf{x}), y_r(\mathbf{x})]$, where $y_l(\mathbf{x})$ is the solution to the following minimization problem, $y_l(\mathbf{x}) =$ $\min_{\forall f^l \in [\underline{f}^l, \bar{f}^l]} \left[\sum_{l=1}^{M} y_l^l f^l \Big/ \sum_{l=1}^{M} f^l \right]$, that is solved using a KM Algorithm (Box 6), and $y_r(\mathbf{x})$ is the solution to the following maximization problem, $y_r(\mathbf{x}) = \max_{\forall f^l \in [\underline{f}^l, \bar{f}^l]} \left[\sum_{l=1}^{M} y_r^l f^l \Big/ \sum_{l=1}^{M} f^l \right]$, that is solved using the other KM Algorithm (Box 6).