Sisteme Inteligente

Introducere

Universitatea
Transilvania
din Brașov

Inteligența artificială este un domeniu din ştiința calculatoarelor care urmăreşte crearea de maşini inteligente care sunt capabile să lucreze şi să reacționeze similar ca oamenii.

Problemele fundamentale ale inteligenței artificiale includ programe de calculator pentru teme cum ar fi:

- Percepția,
- Cunoştințele,
- Raționarea/Analiza,
- Învățarea,
- Rezolvarea problemelor,
- Planificarea,
- Abilitatea de a manipula şi muta obiecte.

Nu contează dacă inteligența artificială utilizează modelele şi mecanismele comportamentului inteligent uman, importantă este capacitatea sistemelor de calcul de a rezolva aceleaşi probleme cu performanțe similare cu cele ale oamenilor.

Paradigme în Inteligența Artificială

Paradigma Logic-simbolică presupune mecanisme de reprezentare simbolică a cunoştințelor şi utilizarea diferitelor modele logice pentru a deduce noi cunoştințe din faptele memorate în baza de cunoştințe a sistemului.

Paradigma Conexionistă a introdus un nou concept de calcul - *calculul neuronal* - generalizând realizări concrete cunoscute sub numele de *rețele neuronale (neurale) artificiale*.

Paradigma logic-simbolică

- Se bazează de cele mai multe ori pe reguli de tipul *IF ... ELSE*;
- Sistemele fuzzy care se bazează pe mulțimile şi pe logica fuzzy, sunt parte a acestei paradigme;
- Mulțimile fuzzy sunt înzestrate cu o relație de apartenență gradată, adică un element aparține unei mulțimi cu o anumită probabilitate;
- În logica fuzzy, setul tradițional al variabilelor – adevărat şi fals – este înlocuit cu un set de forma – adevărat, fals, “foarte adevărat”, “destul de adevărat”, ... ;
- Din cauza erorilor care afectează măsurătorile în sistemele de reglare devine utilă transformarea valorilor măsurate în valori fuzzy.

Paradigma conexionistă

- Informația nu mai este memorată în zone bine precizate, ca în cazul calculatoarelor standard, ci este memorată difuz în toată rețeaua;

- Memorarea se face stabilind valori corespunzătoare ale ponderilor conexiunilor sinaptice dintre neuronii rețelei;

Machine Learning

Domeniu de studiu care crează/dă calculatoarelor abilitatea de a învăța fără a fi explicit programate pentru a face aceasta (Arthur Samuel, 1959);

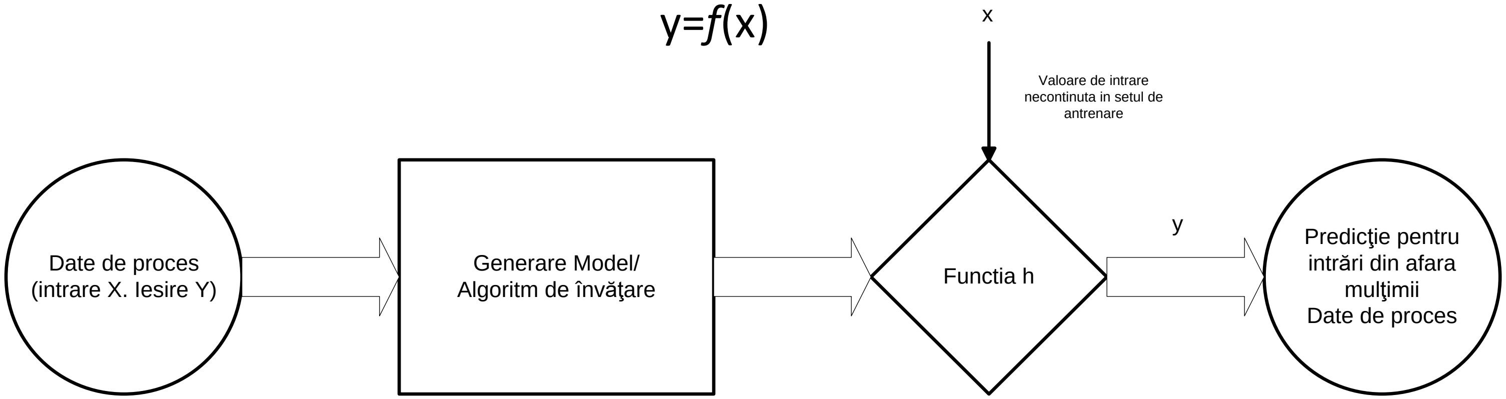
Învățarea poate fi:

- Supervizată;
- Nesupervizată.

Învățarea supervizată şi algoritmi

- Procesul de învățare are ca scop găsirea unei funcții *f* care să aproximeze cǎt mai bine ieşirea y a unui sistem cǎnd se aplică pe intrare valoarea x, pornind de la o mulțime de date (X,Y) –numită mulțimea de date antrenare(“training”) ;

$y=f(x)$



Algoritmi:

- Regresia liniară;
- Regresie logistică/Clasificare;
- Rețea neuronală;
- ....

Învățare nesupervizată şi algoritmi

Scopul este ca pornind de la setul de date (neetichetate) de la proces să fie identificată o structură a acestor date cu scopul de a învăța suplimentar despre proces:

- Clustering(grupare) – identificarea datelor din set ce pot fi grupate pe categorii;
- Asociere – identificare de reguli care descriu largi porțiuni din setul de date;

Algoritmi:

- K-means pentru “Clustering”;
- PCA(Principal Component Analysis);
- ....

Logica & Control Fuzzy

Universitatea
Transilvania
din Brașov

Reprezentarea mulțimilor clasice

MF={Maria, Magdalena, Marcela}

$T=\{x \in Z \mid x \geq 0\}$

$T=\{x \mid P(x)\}$ unde $P(x)=x \in Z \,\&\, x \geq 0$

$$\mu_A = \begin{cases} 1 & \text{daca } x \in A \\ 0 & \text{daca } x \notin A \end{cases}$$

unde μ_A: $X \rightarrow \{0,1\}$

Operații cu mulțimile clasice

Operaţie	Forma cu predicat	Forma cu funcţie indicator
Complement al mulţimii A	A'={x|x∉A}	$\mu_{A'}(x) = 1 - \mu_A(x)$
Intersecţia dintre A si B	A∩B={x | x∈A & x∈B}	$\mu_{A\cap B}(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x))$
Reuniunea dintre A si B	A∪B={x | x∈A || x∈B}	$\mu_{A\cup B}(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x))$

Funcția de apartenență

Funcția de apartenență μ_F a mulțimii fuzzy *F* este o funcție:

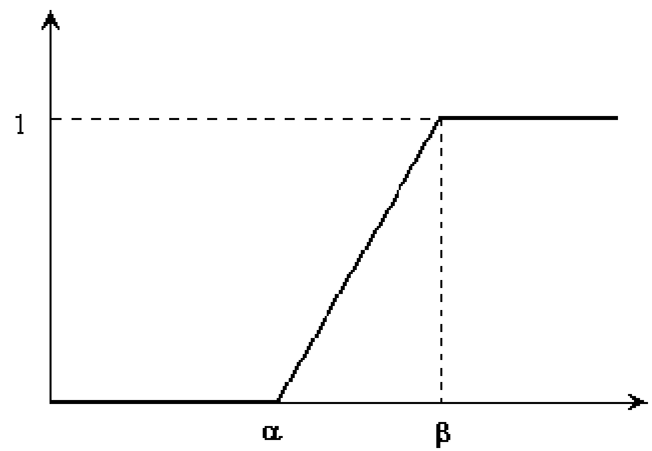
$$\mu_F : U \rightarrow [0,1]$$

Enumerarea elementelor unei mulțimi fuzzy se face sub formă de perechi, o pereche fiind constituită din elementul mulțimii şi valoarea corespunzătoare a funcției de apartenență:

$$F = \{ (u, \mu_F (u)) \mid u \in U \}$$

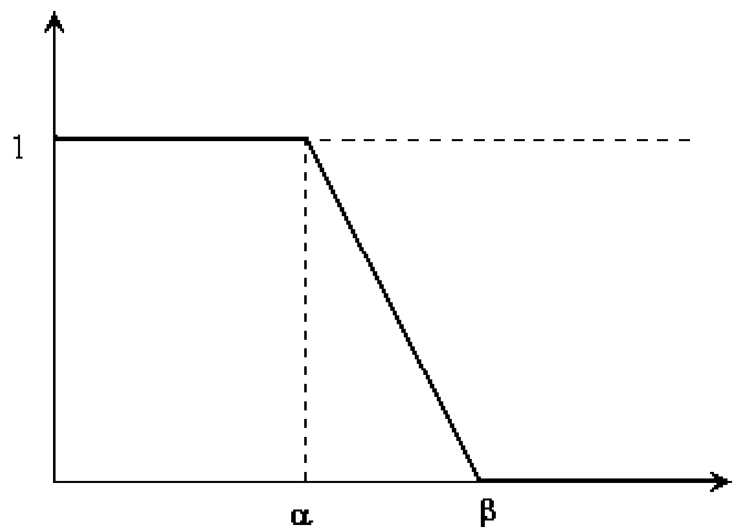
Funcția de apartenență Γ

$$\Gamma(u;\alpha,\beta)=\begin{cases}0 & u<\alpha\\ \dfrac{u-\alpha}{\beta-\alpha} & \alpha\le u\le\beta\\ 1 & u>\beta\end{cases}$$



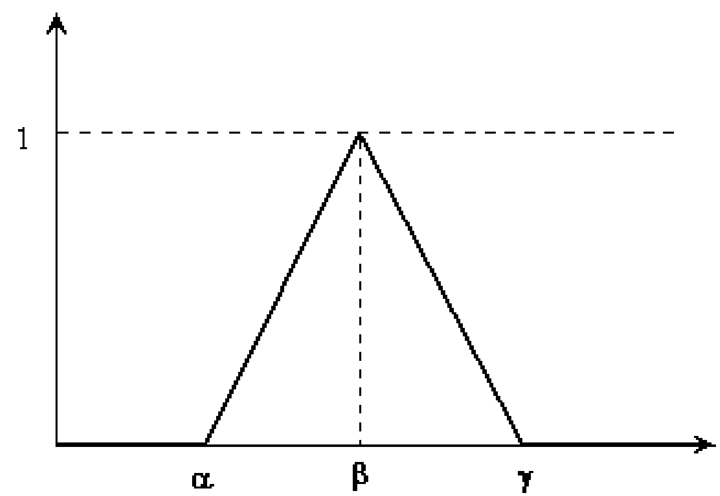
Funcția de apartenență L

$$L(u;\alpha,\beta)=\begin{cases}1 & u<\alpha\\ \dfrac{\beta-u}{\beta-\alpha} & \alpha\le u\le\beta\\ 0 & u>\beta\end{cases}$$



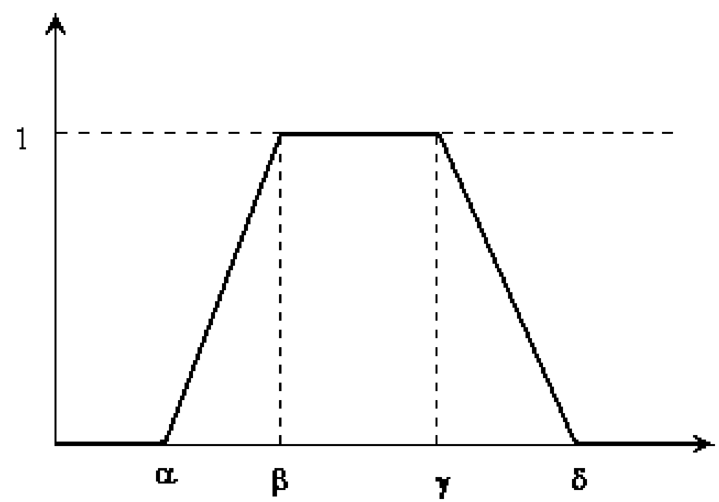
Funcția de apartenență Λ

$$\Lambda(u;\alpha,\beta,\gamma)=\begin{cases}0 & u<\alpha\\ \dfrac{u-\alpha}{\beta-\alpha} & \alpha\le u\le\beta\\ \dfrac{\gamma-u}{\gamma-\beta} & \beta\le u\le\gamma\\ 0 & u>\gamma\end{cases}$$



Funcția de apartenență Π

$$\Pi(u;\alpha,\beta,\gamma,\delta)=\begin{cases}0 & u<\alpha\\ \dfrac{u-\alpha}{\beta-\alpha} & \alpha\le u\le\beta\\ 1 & \beta\le u\le\gamma\\ \dfrac{\delta-u}{\delta-\gamma} & \gamma\le u\le\delta\\ 0 & u>\delta\end{cases}$$



Proprietățile seturilor fuzzy (1)

Suportul unei mulțimi fuzzy A este format din elementele universului de discurs *U* ce au funcția de apartenență mai mare decât 0:

$$\mathbf{S(A)} = \{ u \in U \mid \mu A(u) > 0 \}$$

Lățimea unei mulțimi A care este caracterizată de suportul **S(A)** este definită astfel:

$$\mathbf{width(A)} = \sup(\mathbf{S(A)}) - \inf(\mathbf{S(A)})$$

unde:

sup(**S(A)**) poate fi definit astfel: dacă $\alpha = \sup(\mathbf{S(A)})$ atunci

Proprietățile seturilor fuzzy (2)

inf(**S(A)**) poate fi definit astfel: dacă β = inf(**S(A)**) atunci

$$(\forall)\ \ x \in \mathbf{S}(\mathbf{A}),\ \ x > \beta,\ \ \mu_A(x) > 0$$

Nucleul unei mulţimi fuzzy *A* este format din toate elementele care au funcţia de apartenenţă egală cu 1.

nucleu(A) = { *u* ϵ *U* | *μA* (*u*) = 1}

Înălţimea unui set fuzzy *A* este definită de relaţia:

$$hgt(\mathbf{A}) = \sup_{u \in X} \mu_A(x)$$

$$daca\ \ \alpha = \sup_{u \in X} \mu_A(u)\ \ atunci\ \ (\forall) x \in \mathbf{S}(\mathbf{A}),\ \ \mu_A(x) \le \alpha$$

Caracteristicile unei variabile lingvistice

Prin ***variabilă lingvistică*** înțelegem o variabilă a cărei valoare este reprezentată de cuvinte sau propoziții într-un limbaj natural sau artificial.

$$\langle X, LX, \boldsymbol{X}, Mx \rangle$$

unde:

- X este numele simbolic al variabilei lingvistice: vârstă, înălțime, temperatură, eroare, variația erorii;
- LX este setul de valori lingvistice pe care-l poate lua X;
- ***X*** este domeniul de valori clasice în care variază variabila lingvistică;
- Mx este funcția care face legătura între valorile lingvistice fuzzy cu valorile cantitative.

$$Mx : LX \rightarrow LX$$

unde *LX* este funcția ce defineşte fiecare valoare lingvistică.

Valori lingvistice uzuale în controlul proceselor

NB – **N**egative **B**ig

NM – **N**egative **M**edium

NS – **N**egative **S**mall

ZE – **Z**ero

PS – **P**ositive **S**mall

PM – **P**ositive **M**edium

PB – **P**ositive **B**ig

Propoziții şi fraze fuzzy

E este NB

dacă ⟨propoziție fuzzy⟩ atunci ⟨propoziție fuzzy ⟩

dacă e este NB şi $\dot{e}$ este PB atunci u este NS

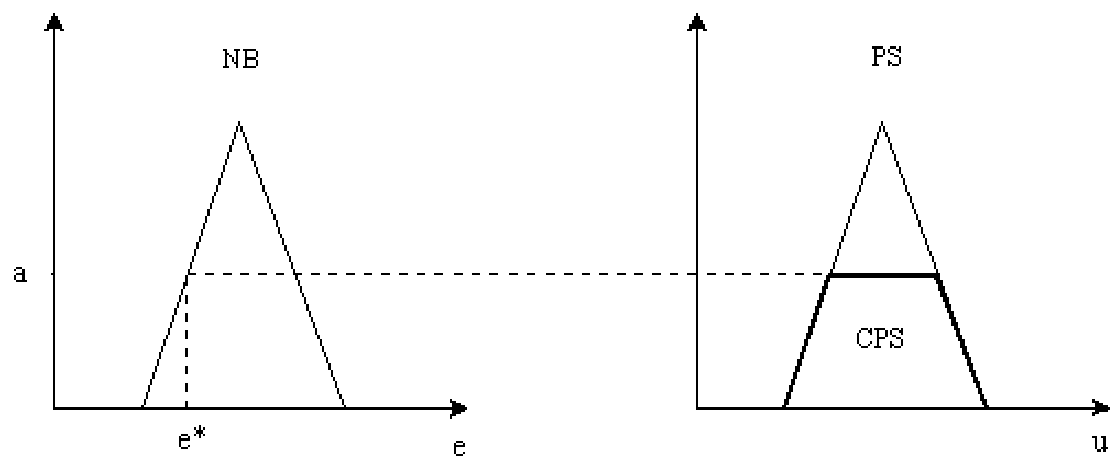
Implicația Mandami (1)

$$\mu_{CNS}(\dot{u}) = \min\left(\left(\min\frac{\mu_{NB}(e), \mu_{PB}(\dot{e})}{(e, \dot{e})}\right), \mu_{NS}(\dot{u})\right)$$

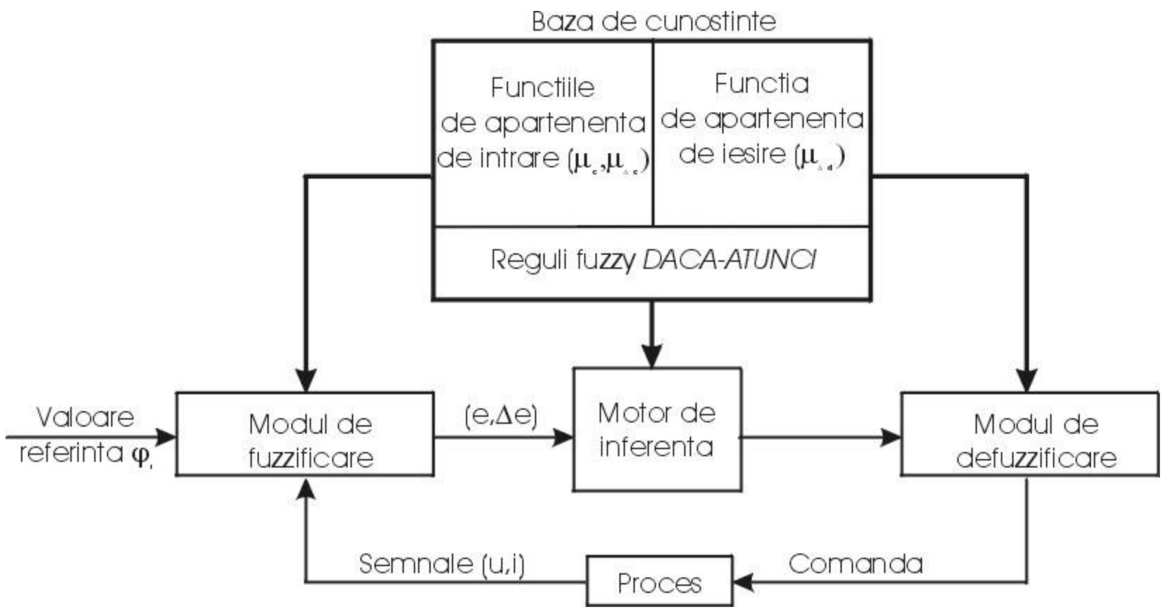
Implicația Mandami (2)

dacă e este NB atunci u este PS

iar e=e* la momentul curent

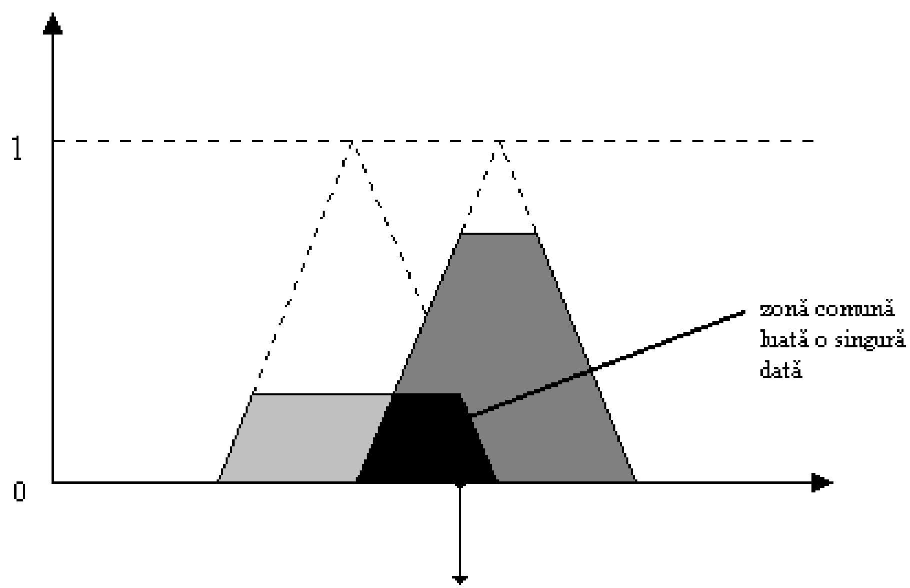


Structura unui regulator fuzzy



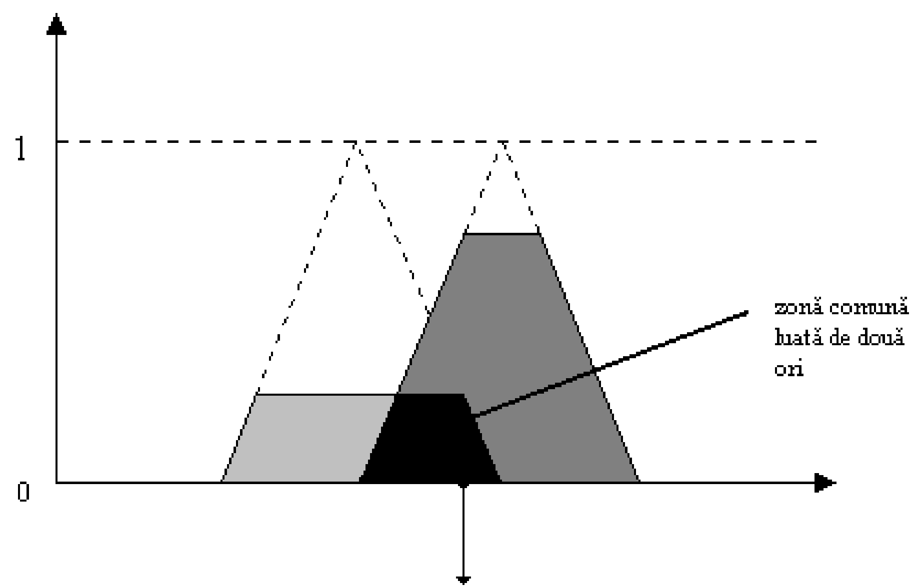
Defuzzificare - Metoda centrului de greutate

$$\dot{u} = \frac{\sum_{i=1}^{n} u_i \mu_{U\mu}(u_i)}{\sum_{i=1}^{n} \mu_{U\mu}(u_i)} = \frac{\sum_{i=1}^{n} u_i \max_k \mu_{U_{C\mu}(k)}(u_i)}{\sum_{i=1}^{n} \max_k \mu_{U_{C\mu}(k)}(u_i)}$$



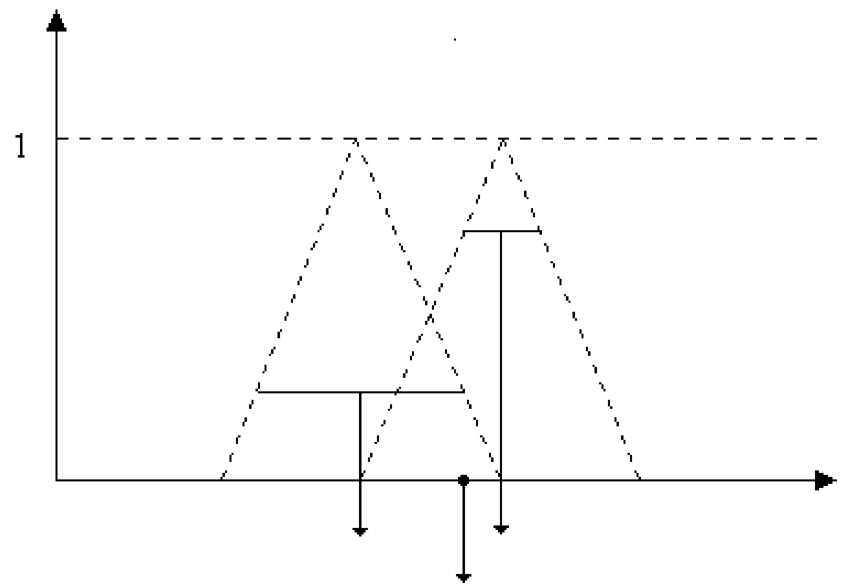
Defuzzificare - Metoda sumei

$$\dot{u} = \frac{\sum_{i=1}^{n} u_i \sum_{k=1}^{l} \mu_{U_{C\mu}(k)}(u_i)}{\sum_{i=1}^{n} \sum_{k=1}^{l} \mu_{U_{C\mu}(k)}(u_i)}$$

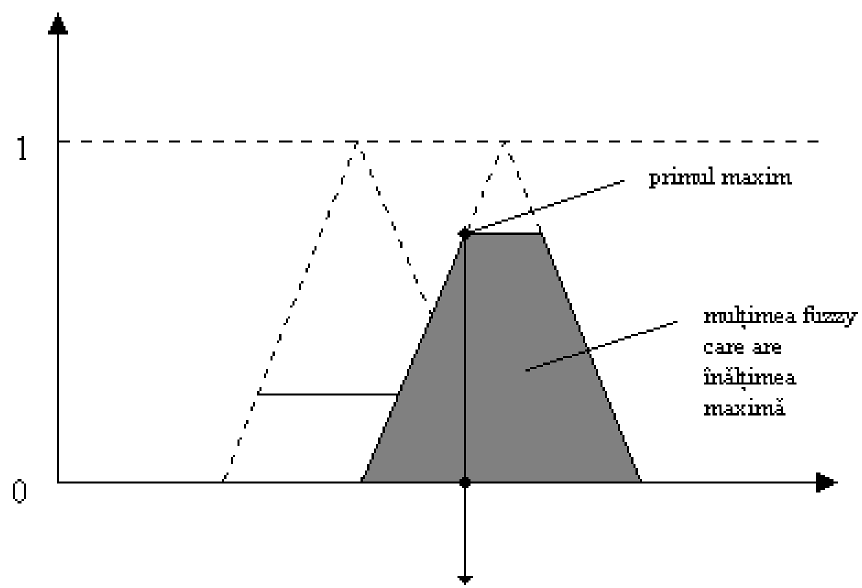


Defuzzificare - Metoda înălțimii

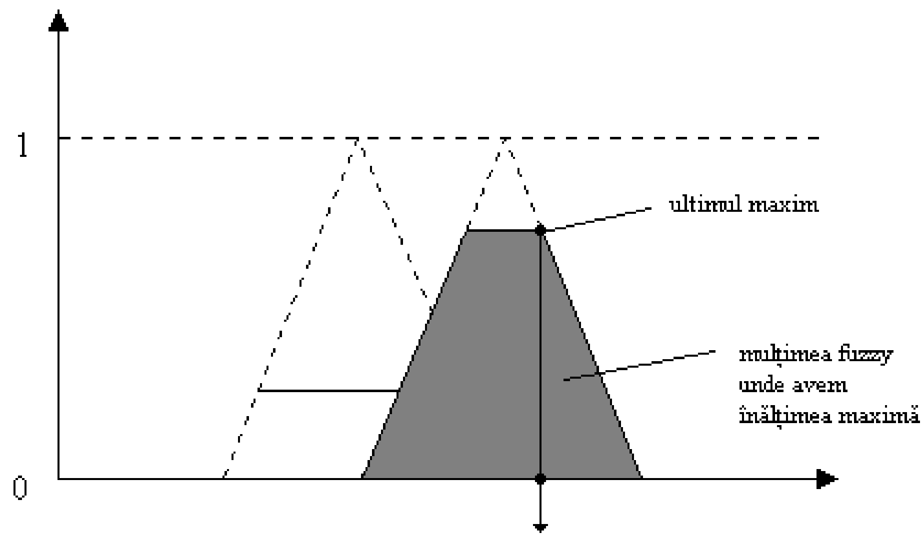
$$\dot{u} = \frac{\sum_{k=1}^{n} c^{(k)} f_k}{\sum_{k=1}^{n} f_k}$$



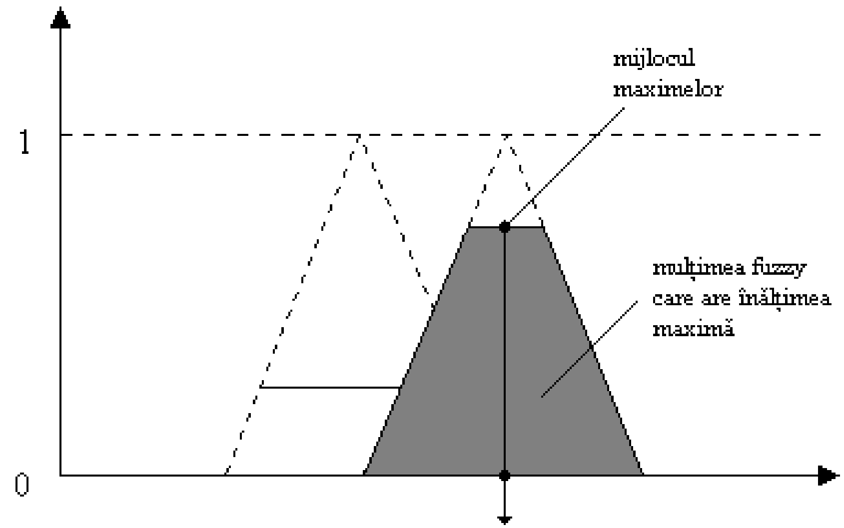
Defuzzificare - Metoda primului maxim



Defuzzificare - Metoda ultimului maxim



Defuzzificare - Metoda mijlocul maximelor



Regulator cu 2 intrări - 1 ieşire

e:

$$\mu_{NB}(u)=L(u,-18,-16),\ \mu_{NM}(u)=\Pi(u,-18,-16,-8.5,-5.5),$$
$$\mu_{NS}(u)=\Pi(u,-8.5,-5.5,-1,0),\ \mu_{ZE}(u)=\Lambda(u,-1,0,1),$$
$$\mu_{PS}(u)=\Pi(u,\ 0,1,5.5,8.5),\ \mu_{PM}(u)=\Pi(u,5.5,8.5,16,18),$$
$$\mu_{PB}(u)=\Gamma(u,16,18)$$

Δe:

$$\mu_{NB}(u)=L(u,-13,-11),\ \mu_{NM}(u)=\Pi(u,-13,-11,-6,-4),$$
$$\mu_{NS}(u)=\Pi(u,-6,-4,-0.5,0),\ \mu_{ZE}(u)=\Lambda(u,-0.5,0,0.5),$$
$$\mu_{PS}(u)=\Pi(u,\ 0,0.5,4,6),\ \mu_{PM}(u)=\Pi(u,4,6,11,13),$$
$$\mu_{PB}(u)=\Gamma(u,11,13)$$

Δy:

$$\mu_{NB}(u)=L(u,-19,-17),\ \mu_{NM}(u)=\Pi(u,-19,-17,-8,-7),$$
$$\mu_{NS}(u)=\Pi(u,-8,-7,-1,0),\ \mu_{ZE}(u)=\Lambda(u,-1,0,1),$$
$$\mu_{PS}(u)=\Pi(u,\ 0,1,7,8),\ \mu_{PM}(u)=\Pi(u,7,8,17,19),$$
$$\mu_{PB}(u)=\Gamma(u,17,19)$$

Tabela de inferență

e → **Δe** ↓	**NB**	**NM**	**NS**	**ZE**	**PS**	**PM**	**PB**
NB	PB	PB	PB	PB	PB	PM	PM
NM	PM	PM	PM	PM	PS	PS	PS
NS	PS	PS	PS	PS	PS	PS	PS
ZE	ZE	ZE	ZE	ZE	ZE	ZE	ZE
PS	NS	NS	NS	NS	NS	NS	NS
PM	NS	NS	NS	NM	NM	NM	NM
PB	NS	NS	NM	NM	NM	NM	NM