

MULȚIMI FUZZY. LOGICA FUZZY

MULȚIMI FUZZY

O mulțime fuzzy este o mulțime a cărei graniță nu este evidentă, bine definită. În general, o mulțime fuzzy conține elemente despre care se poate spune că aparțin (sau nu aparțin) parțial acelei mulțimi. O mulțime fuzzy A , definită pe o mulțime X , este formată din perechi ordonate $(x; m_A(x))$, unde x este un element din mulțimea X , iar $m_A(x)$ este un element care poate lua valori în intervalul $[0,1]$ și descrie măsura în care elementul x aparține sau nu mulțimii A . Astfel, se poate scrie:

$$A = \{x; \mu_A(x)\}, \quad x \in X; \quad \mu_A(x) \in [0,1]$$

$m_A(x)$ este *funcția caracteristică* sau *funcția de apartenență* asociată mulțimii fuzzy A , iar valoarea acestei funcții se numește *grad de apartenență*. O singură pereche de forma $(x; m_A(x))$ se numește *singleton fuzzy*, astfel încât întreaga mulțime fuzzy A poate fi tratată ca reuniunea tuturor *singleton-urilor* fuzzy din care este formată. De exemplu, în cazul unui univers de discurs finit, enumerabil, mulțimea fuzzy A poate fi reprezentată ca un vector de *singleton-uri*:

$$[A] = \{\mu_A(x_1), \mu_A(x_2), \dots, \mu_A(x_n)\}$$

Mulțimea în care variabila x poate lua valori, notată X , se numește *univers de discurs*. Pentru aplicațiile care se adaptează cel mai bine abordării fuzzy universul de discurs nu poate fi definit simplu folosind valori numerice. Asemenea situații pot interveni, de exemplu, atunci când ne referim la gust sau la impactul estetic al unor obiective. În asemenea situații se folosesc *valorile* sau *categoriile lingvistice*, cum ar fi (acru, dulce, amar, sărat,...) în cazul gustului sau (urât, neplăcut, indiferent, atrăgător, frumos ...) în cazul impactului estetic.

Dacă în cazul unei *variabile algebrice* se folosesc ca valori numerele (de exemplu, tensiunea într-un nod al rețelei poate avea valori ca 105,7 kV sau 117,2 kV), în cazul *variabilelor lingvistice*, valorile folosite sunt *cuvinte*, *expresii* sau chiar *propoziții*. De exemplu, variabila lingvistică „gust” poate lua valori cum ar fi *acru* sau *dulce*, în timp ce variabila lingvistică „impact estetic” poate lua valori cum ar fi *neplăcut* sau *frumos*.

Abordarea lingvistică reprezintă de fapt una din caracteristicile fundamentale ale mulțimilor fuzzy. De aceea, chiar și atunci când universul de discurs poate fi descris pe cale numerică, se preferă asocierea la această descriere și a unor categorii lingvistice. În acest caz, valorile lingvistice folosite joacă rolul variabilelor sau constantelor *domeniu* folosite în limbajele de programare uzuale, respectând și o anumită ordine. De exemplu, pentru valoarea tensiunii într-un nod al rețelei se pot folosi valori lingvistice cum ar fi (foarte-mică, mică, medie, mare, foarte - mare). Fiecăreia din aceste valori lingvistice, tratată ca o mulțime fuzzy, îi este asociat un anumit domeniu numeric de variație a tensiunii.

Apartenența la o mulțime fuzzy

Mulțimile fuzzy descriu întotdeauna proiecția universului discursului sau a unei părți a acestuia pe intervalul $[0,1]$, denumit și *spațiu de apartenență*. Această proiecție se realizează prin intermediul *funcției de apartenență* $m_A : X \rightarrow [0,1]$, a cărei valoare $m_A(x)$ descrie *gradul de apartenență* al valorii x la mulțimea fuzzy A . O valoare $m_A(x) = 1$ reprezintă apartenența completă a elementului x la mulțimea A ; valoarea $m_A(x) = 0$ reprezintă non-apartenența completă a lui x la A ; în sfârșit, o valoare intermediară a funcției caracteristice, $m_A(x) \in (0,1)$, descrie un grad de apartenență intermediar. Acestei definiții i se poate asocia reprezentarea grafică din Fig. 1.

În general, pentru un anumit tip de problemă, nu se definește o singură mulțime fuzzy A , ci mai multe asemenea mulțimi A_i , care se întrepătrund: altfel spus, funcțiile de apartenență $m_A(x)$ sunt definite pe submulțimi ale universului X care au elemente comune. Exemplul care urmează ilustrează tocmai acest aspect. Este cunoscut faptul că, din punctul de vedere al programului de lucru, începutul fiecărei perioade din zi este foarte bine precizat. Acest fapt conduce la funcții de apartenență discontinue (Fig. 2a), care descriu de fapt un model boolean (*numai* dimineată, *numai* după-amiază, *numai* seară sau *numai* noapte).

Pe de altă parte, din punctul de vedere al condițiilor meteorologice, cum ar fi nebulozitatea sau gradul de insolație, trecerea de la o perioadă a zilei la alta nu se face brusc ci există intervale de timp în care se regăsesc condiții specifice ambelor perioade între care are loc tranziția. Pentru a descrie

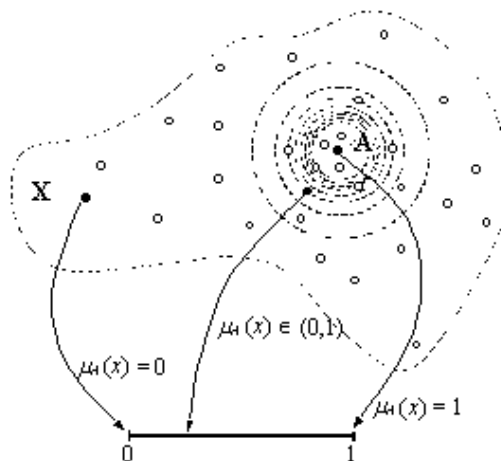


Fig.1 Apartenența la o mulțime fuzzy

o asemenea evoluție se pot folosi mulțimi fuzzy cum sunt cele din Fig. 2b. Astfel, ora 12 este în același timp o oră a dimineții și o oră a după-amiezei, la fel cum ora 22 este simultan oră de seară și oră de noapte. În plus, caracterul continuu al funcțiilor de apartenență în cazul reprezentării fuzzy asigură și o variație continuă a gradului de apartenență. De exemplu, nu tot intervalul 17 – 5 asigură tranziția între seară și noapte; de fapt, această tranziție are loc în ultimele ore ale serii și primele ore ale nopții.

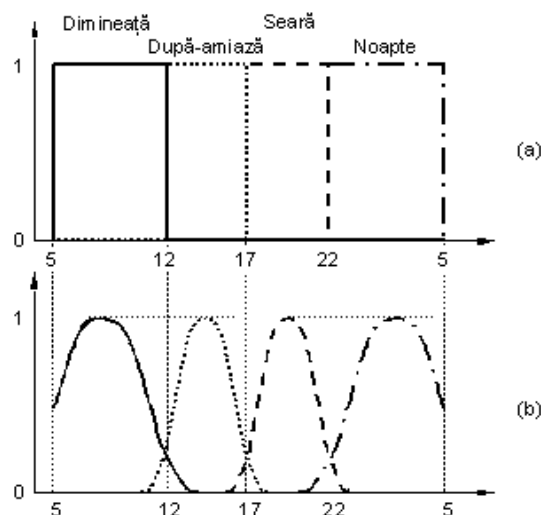


Fig. 2 Variante de mulțimi fuzzy

Un aspect care reflectă forța abordării fuzzy o reprezintă libertatea lăsată utilizatorului în construirea mulțimilor fuzzy și a funcțiilor de apartenență. Astfel, nicăieri în literatura de specialitate cititorul nu va întâlni o rețetă formală pentru calculul gradului de apartenență și aceasta deoarece chiar dacă gradul de apartenență are la un moment dat o valoare bine determinată, el rămâne o *măsură subiectivă* care reflectă *modul subiectiv* în care interacționează utilizatorul cu contextul problemei. Cel mai relevant exemplu în acest sens este cel al aprecierii vârstei unei persoane. Astfel, o persoană de 45 ani va fi considerată *tână* de către altcineva care are 90 ani, în timp ce aceeași persoană va fi considerată *în vârstă* de un tânăr de numai 15 ani.

Funcții de apartenență

Funcțiile de apartenență reprezintă mijlocul prin care se realizează legătura dintre universul discursului și măsura posibilității. Alegerea funcției de apartenență este o chestiune dependentă de problemă, singura condiție pe care trebuie să o îndeplinească fiind cea de a lua valori în intervalul $[0,1]$. În rest, această operație se desfășoară de cele mai multe ori pe baze euristice și / sau empirice și este influențată în bună măsură de subiectivismul celui care face alegerea. O serie de măsuri ale oportunității alegerii unei anumite funcții de apartenență pot fi gradul de adaptare la problemă, simplitatea modelului de calcul rezultat, viteza de calcul și eficiența.

Principalele criterii după care se poate realiza clasificarea funcțiilor de apartenență sunt următoarele:

- clasificarea după modul de reprezentare în calculator; funcții *continue* și *discrete*. În forma continuă, funcția de apartenență este o funcție matematică cu o expresie analitică clară sau o funcție complexă descrisă de o procedură. În forma discretă, funcția de apartenență este definită prin puncte, fie folosind un tabel de definiție, fie o funcție originară, continuă.
- clasificarea după natura funcțiilor folosite pentru generarea lor: funcții de apartenență generate de *funcții liniare pe porțiuni*, *funcții gaussiene*, *funcții sigmoidale* și *funcții polinomiale*. Aceste funcții sunt, în general, funcții continue, dar unele dintre ele pot fi generate și ca funcții discrete.
- clasificarea după formă: *funcții triunghiulare*, *funcții trapezoidale*, *funcții gaussiene simple sau complexe*, *funcții sigmoidale*, *funcții în formă de clopot* etc. Funcțiile triunghiulare și cele trapezoidale sunt generate pe baza funcțiilor liniare pe porțiuni; funcțiile sigmoidale și în formă de clopot sunt generate fie pe baza funcțiilor sigmoidale, fie pe baza funcțiilor polinomiale (pătratice sau cubice).

Câteva dintre funcțiile de apartenență menționate sunt prezentate în Fig. 3:

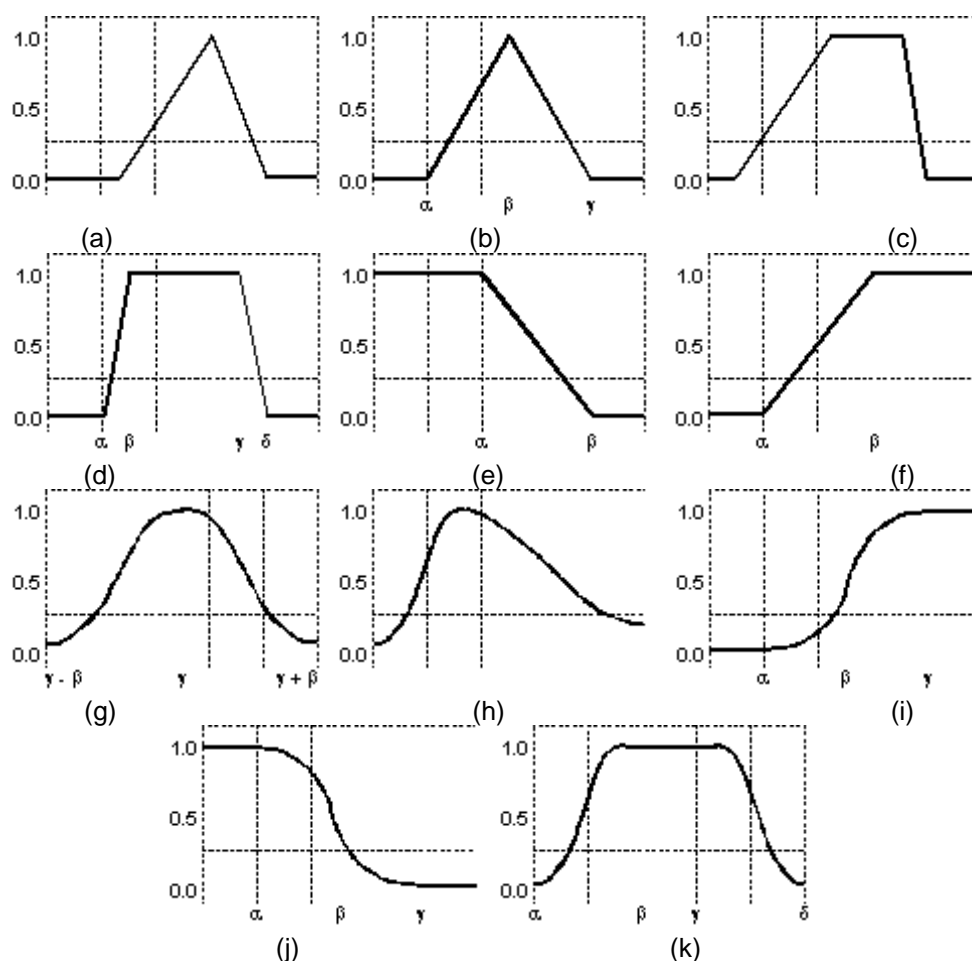


Fig. 3 Tipuri de funcții de apartenență: (a) triunghiulară asimetrică; (b) triunghiulară simetrică; (c) trapezoidală asimetrică; (d) trapezoidală simetrică; (e) funcția rampă-stânga; (f) funcția rampă-dreapta; (g) gaussiană; (h) gaussiană complexă; (i) sigmoidală-S; (j) sigmoidală-Z; (k) în formă de clopot.

Operații fundamentale cu mulțimi fuzzy

După cum s-a amintit deja, operațiile cu mulțimi fuzzy care intervin mai des în diferite aplicații practice sunt *negarea*, *reuniunea* și *intersecția*. Pentru aceste operații, extinderea definițiilor folosite în teoria clasică a mulțimilor este îngreunată în oarecare măsură de caracterul continuu al funcțiilor de apartenență. Pentru depășirea acestui impediment Zadeh propune folosirea *complementului față de unu* pentru negare, operatorul *max* pentru reuniune și operatorul *min* pentru intersecție.

Cea mai simplă dintre cele 3 operații este *negarea*. Astfel, pentru o mulțime fuzzy A caracterizată de funcția de apartenență $\mu_A(x)$, mulțimea fuzzy complementară, notată \bar{A} , va avea funcția de apartenență:

$$\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x) \quad \forall x \in X$$

Reprezentarea grafică asociată operației de negare este cea din Fig. 4a.

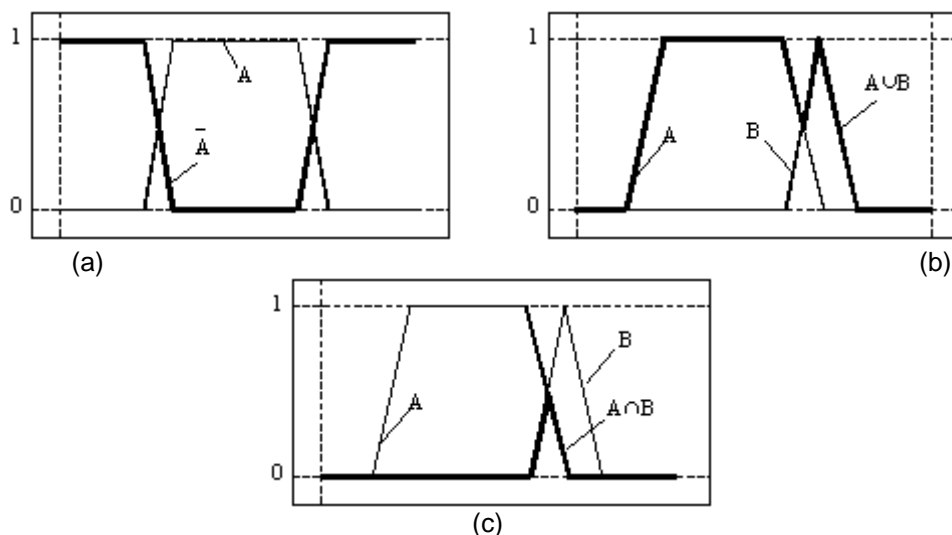


Fig. 4 Operații cu mulțimi fuzzy

Reuniunea a două mulțimi fuzzy A și B , caracterizate de funcțiile de apartenență $\mu_A(x)$ și $\mu_B(x)$ produce o nouă mulțime fuzzy $C = A \cup B$, a cărei funcție de apartenență se determină pe baza operatorului *max*, conform relației:

$$\mu_{A \cup B}(x) = \max_{x \in X}(\mu_A(x), \mu_B(x)) = \mu_A(x) \vee \mu_B(x)$$

unde \vee reprezintă o notație alternativă pentru operatorul *max*. Reprezentarea grafică asociată reuniunii a două mulțimi fuzzy este cea din Fig. 4b.

Intersecția mulțimilor fuzzy A și B produce mulțimea $C = A \cap B$, a cărei funcție de apartenență se determină pe baza operatorului *min*, și anume:

$$\mu_{A \cap B}(x) = \min_{x \in X}(\mu_A(x), \mu_B(x)) = \mu_A(x) \wedge \mu_B(x)$$

unde \wedge reprezintă o notație alternativă pentru operatorul *min*. În Fig. 4c se prezintă imaginea grafică asociată intersecției a două mulțimi fuzzy.

Numere fuzzy

Dacă *mulțimile fuzzy* se deosebesc de *mulțimile clasice* prin introducerea unui continuum de valori între extremele *adevărat* (sau 1) și *fals* (sau 0), atunci *numerele fuzzy* ar trebui să se deosebească de numerele tradiționale printr-o reprezentare care să folosească un continuum de valori ca aproximări posibile ale numărului exact.

Astfel, în teoria clasică a mulțimilor nota 8 obținută la un examen va fi clasificată ca aparținând *mulțimii notelor medii*. De partea cealaltă, în teoria mulțimilor fuzzy, modelul standard de reprezentare va considera notă 8 ca aparținând în proporție de 0.80 *mulțimii notelor medii* și în proporție de 0.2 *mulțimii notelor mari*.

Într-un spirit asemănător, putem vorbi de numerele 14.92 sau 15.21 ca fiind aproximări ale numărului exact 15. Mai mult decât atât, valoarea exactă 15 ar putea fi reprezentată printr-un așa-numit *interval de încredere*, de exemplu [14.7 ; 15.3], considerându-se că orice valoare din acest interval reprezintă o aproximare „la fel de exactă” a numărului exact 15.

Următorul pas pentru trecerea către *numerele fuzzy* constă în introducerea caracterului vag al reprezentării aceluși număr. Astfel, cu cât o valoare este mai apropiată de numărul exact 15, cu atât putem considera că valoarea respectivă reprezintă mai bine acel număr. Dimpotrivă, cu cât o valoare este mai îndepărtată de numărul exact, cu atât putem considera că valoarea respectivă reprezintă mai

puțin bine acel număr. Aceste considerații ne duc imediat cu gândul la o reprezentare a numărului fuzzy 15 ca cea din Fig. 5.

În general, un număr fuzzy este un număr real definit pe un interval de încredere $[a, b]$ și descris de o funcție de apartenență care ia valori în intervalul $[0, 1]$. Reprezentarea din Fig. 5a sugerează că numărul fuzzy este de fapt o mulțime fuzzy definită pe \mathbb{R} .

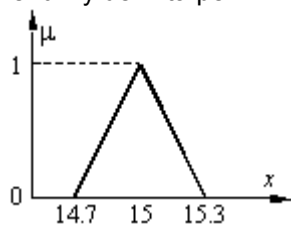


Fig. 5 Reprezentarea fuzzy a unui număr

LOGICĂ FUZZY

Logica fuzzy reprezintă o generalizare a logicii binare, care extinde conceptul de *valoare de adevăr* la cel de *valoare parțială de adevăr*. Deoarece se bazează pe informații imprecise, ambigue sau vagi, noul tip de logică este de fapt o logică aproximativă, care are însă marele merit de a reproduce destul de fidel modul în care oamenii iau decizii : pe baza unor informații aproximative și imprecise se pot stabili soluții precise.

Logica fuzzy este utilizată frecvent în aplicații specifice reglajului automat, unde modelele matematice tradiționale, deseori extrem de laborioase, pot fi înlocuite de un set de reguli fuzzy care descriu trecerea de la starea descrisă de mărimile de intrare, la starea în care se ajunge ca urmare a comenzii descrise de mărimile de ieșire. Asemenea sisteme sunt numite *sisteme fuzzy*.

Dezvoltarea oricărei aplicații care folosește logica fuzzy necesită parcurgerea a trei etape principale, și anume:

- *Fuzzificarea*, în cursul căreia mărimilor de intrare li se asociază funcții de apartenență selectate conform anumitor criterii și, pe baza acestora, se definesc valorile lingvistice corespunzătoare mărimilor de intrare și se trece de la reprezentarea *crisp* la cea *fuzzy*.
- *Aplicarea setului de reguli fuzzy* în vederea stabilirii gradului de adevăr pentru fiecare din regulile construite în prealabil, fie pe baza cunoștințelor unor experți umani, fie pe baza unor tehnici speciale de extragere a acestor reguli.
- *Defuzzificarea*, care folosește gradele de adevăr stabilite în etapa anterioară pentru fiecare regulă și le aplică consecințelor acestora pentru a reveni din domeniul specific mărimilor fuzzy în universul de discurs asociat variabilei sau variabilelor de ieșire.

În paragrafele următoare sunt descrise principalele particularități ale fiecăreia din cele trei etape menționate.

Fuzzificarea

În majoritatea aplicațiilor practice ale sistemelor fuzzy mărimile de intrare sunt descrise de valori *crisp* (caracterizate eventual de anumite imprecizii), definite pe un anumit univers al discursului. De cealaltă parte, mărimile de ieșire ce se doresc a fi obținute descriu mărimi proporționale cu gradele de adevăr fuzzy asociate regulilor ce se aplică. În acest context, prin *fuzzificare* se înțelege acel proces în cursul căruia se stabilesc categoriile lingvistice ce descriu universul discursului, funcțiile de apartenență asociate acestor mărimi și gradele de apartenență ale mărimilor de intrare la categoriile lingvistice corespunzătoare.

O componentă importantă și sensibilă a etapei de fuzzificare o reprezintă construirea funcțiilor de apartenență.

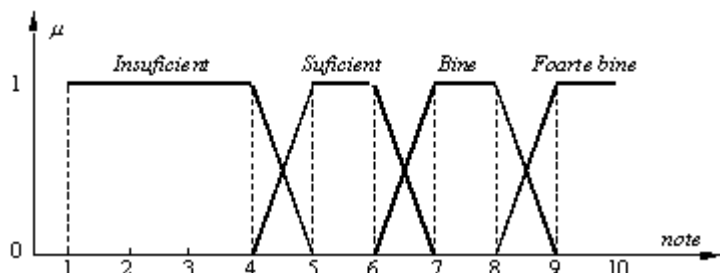


Fig. 6 Exemplu de construire a funcțiilor de apartenență

Următorul exemplu ilustrează modul în care se desfășoară procesul de fuzzificare. Se consideră cazul evaluării în paralel a cunoștințelor unei persoane folosind două sisteme de evaluare: note între 1 și 10, respectiv calificative (*insuficient*, *suficient*, *bine*, *foarte bine*). O posibilitate de modelare a acestor două alternative este cea din Fig. 6. Pentru acest exemplu, se folosesc patru mulțimi fuzzy asociate celor patru categorii lingvistice, pentru care funcțiile de apartenență au următoarele expresii:

$$\mu_{\text{Insuficient}}(x) = \begin{cases} 1 & x \in [1, 4) \\ 5 - x & x \in [4, 5] \\ 0 & x \in (5, 10] \end{cases}$$

$$\mu_{\text{Suficient}}(x) = \begin{cases} 0 & x \in [1, 4) \\ x - 4 & x \in [4, 5] \\ 1 & x \in (5, 6) \\ 7 - x & x \in [6, 7] \\ 0 & x \in (7, 10] \end{cases}$$

$$\mu_{\text{Bine}}(x) = \begin{cases} 0 & x \in [1, 6) \\ x - 6 & x \in [6, 7] \\ 1 & x \in (7, 8) \\ 9 - x & x \in [8, 9] \\ 0 & x \in (9, 10] \end{cases}$$

$$\mu_{\text{Foarte bine}}(x) = \begin{cases} 0 & x \in [1, 8) \\ x - 8 & x \in [8, 9] \\ 1 & x \in (9, 10] \end{cases}$$

Dacă nota obținută nu este mai mare ca 4, calificativul va fi *Insuficient*, pentru care funcția de apartenență ia valoarea 1, în timp ce pentru celelalte valori lingvistice gradele de apartenență sunt nule. Dacă persoana obține o notă între 4 și 5, evaluatorul va avea de ales între calificativele *Insuficient* și *Suficient*. Decizia evaluatorului va fi luată pe baza unei reguli (oricare ar fi aceasta) și a unor grade de apartenență:

$$\begin{aligned} \mu_{\text{Insuficient}}(4.70) &= 0.3 & \mu_{\text{Suficient}}(4.70) &= 0.7 \\ \mu_{\text{Bine}}(4.70) &= 0 & \mu_{\text{Foarte bine}}(4.70) &= 0 \end{aligned}$$

Pentru acest caz este foarte probabil că, pe baza regulilor stabilite de experți, evaluatorul va acorda calificativul *Suficient*.

Compunerea regulilor

Sistemele fuzzy complexe nu folosesc o singură regulă, ci un set de mai multe reguli, cum ar fi:

DACA (x este x₁) SI (y este y₁) SI ... SI (z este z₁) ATUNCI (A este A₁)

(conectiv)

DACA (x este x₁) SI (y este y₁) SI ... SI (z este z₁) ATUNCI (A este A₁)

(conectiv)

.....

DACA (x este x_n) SI (y este y_n) SI ... SI (z este z_n) ATUNCI (A este A_n)

Compunerea regulilor ce formează sistemul fuzzy se realizează cu ajutorul *conectivelor*. Conectivul cel mai des folosit este conectivul *SI* sau *DE ASEMENEA*. Sensul acestui conectiv nu este însă unic, ci se definește pentru fiecare aplicație în parte. Trebuie spus însă că de cele mai multe ori conectarea regulilor se face prin aplicarea operațiilor de reuniune (*conectarea prin maxim*), intersecție (*conectarea prin minim*) sau produs algebric (*conectarea prin produs*).

Pentru a ilustra cele trei moduri de compunere a regulilor vom considera cazul unui sistem fuzzy simplu format din două reguli:

R₁ : DACA (Tensiunea este Mare)

ATUNCI (Raportul de transformare este Mic)

R₂ : DACA (Tensiunea este Mica)

ATUNCI (Raportul de transformare este Mare)

pentru care funcțiile de apartenență sunt cele din Fig. 7:

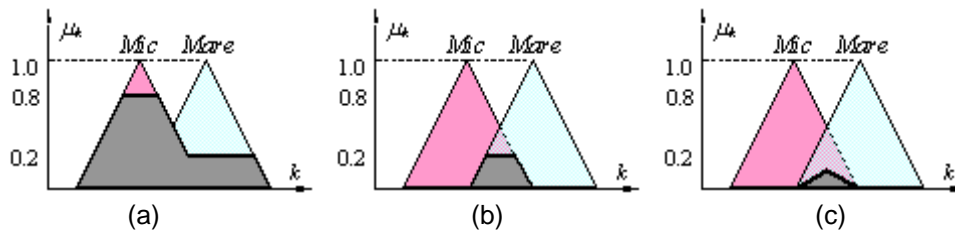


Fig. 7 Conectarea regulilor prin maxim (a), minim (b) sau produs (c).

Defuzzificarea

Utilizarea logicii fuzzy impune ca mărimile de intrare, care de regulă se prezintă sub formă *crisp*, să suporte un proces de fuzzificare. În etapa următoare are loc evaluarea regulilor ce guvernează sistemul fuzzy modelat iar rezultatul acestor evaluări are de asemenea caracter fuzzy (cu excepția sistemelor de tip Takagi – Sugeno – Kang), adică se prezintă sub forma unei mulțimi de valori ce pot fi atribuite simultan mărimii de ieșire. În practică însă sistemele tradiționale folosesc valori exacte, de tip *crisp*. Astfel, la finalul oricărui set de inferențe fuzzy este necesară aplicarea unui proces invers, de *defuzzificare*, care să producă o mărime *crisp* pe baza mulțimii (lor) fuzzy ce descrie (u) rezultatul.

Cea mai răspândită metodă de defuzzificare este *metoda centroidului*; alte metode utilizate uneori în studiul sistemelor fuzzy sunt *metoda înălțimii*, *metoda ariilor* sau *metoda ariei maxime*. Literatura de specialitate menționează de asemenea și alte metode alternative.

Defuzzificarea prin metoda centroidului

Metoda centroidului, numită și *metoda centrului de greutate*, determină valoarea crisp asociată ieșirii unui sistem fuzzy prin valoarea abscisei centrului de greutate al figurii geometrice care descrie mulțimea fuzzy asociată ieșirii sistemului.

Pentru a ilustra modul de aplicare a metodei centroidului, se consideră cazul generic al unui sistem descris de trei reguli simple:

$$(R_1) \quad \text{DACA } (x = X) \text{ ATUNCI } (o = A)$$

$$(R_2) \quad \text{DACA } (y = Y) \text{ ATUNCI } (o = B)$$

$$(R_3) \quad \text{DACA } (z = Z) \text{ ATUNCI } (o = C)$$

Sistemul conține trei mărimi de intrare (x , y și z) definite pe mulțimile fuzzy X , Y și Z , respectiv o singură mărime de ieșire (o) definită cu ajutorul a trei mulțimi fuzzy descrise de variabilele lingvistice A , B și C . Pentru mulțimile fuzzy A , B și C se consideră funcții de apartenență triunghiulare, distribuite pe universul de discurs conform reprezentării de mai jos.

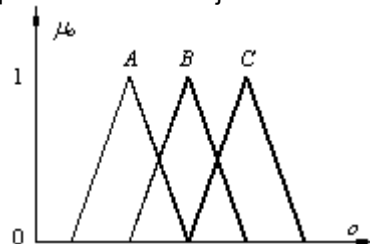


Fig. 8. Sistem fuzzy cu trei reguli pentru exemplificarea defuzzificării cu metoda centroidului

Se admite că, la un moment dat, pentru mărimile de intrare se stabilesc valorile crisp $x_1 = 0.2$, $y_1 = 0.8$ și $z_1 = 0.6$, așa cum se indică și în Fig. 9a, b și c. Pentru aceste valori ale mărimilor de intrare, prin aplicarea regulilor R_1 - R_3 se stabilesc gradele de apartenență și mulțimile fuzzy asociate. De asemenea, în Fig. 9d se prezintă suprapunerea tăieturilor de nivel ale celor trei mulțimi fuzzy. În raport cu reprezentarea din această figură, *metoda centroidului* determină valoarea crisp asociată ieșirii fuzzy corespunzător abscisei centrului de greutate al suprafeței hașurate din figura (valoarea crisp o^*).

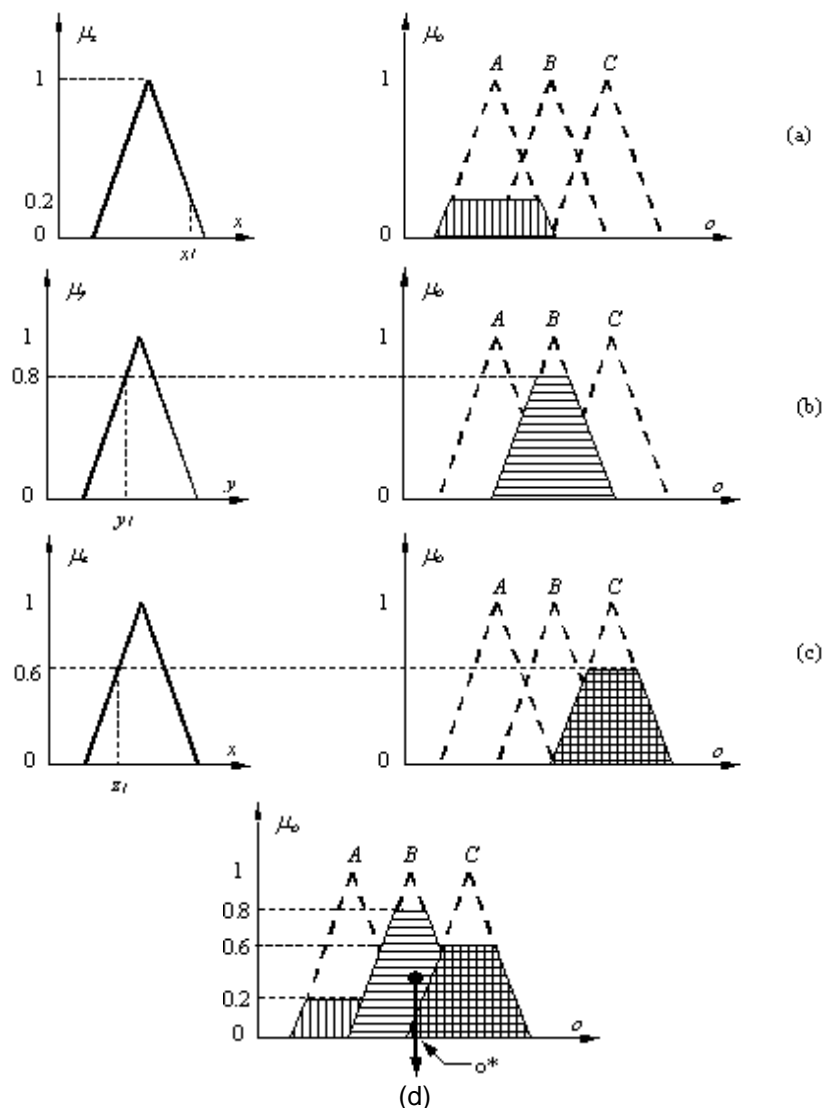


Fig. 9 Defuzificarea prin metoda centroidului

APLICAȚIE

Se va construi în interfața grafică din MATLAB un model de regulator fuzzy pentru un sistem de reglare a turației ventilatoarelor unui sistem de aer condiționat dotat cu două ventilatoare, unul pentru aer cald și unul pentru aer rece. Regulatorul trebuie să modifice turația ventilatoarelor în trepte, în funcție de temperatura mediului ambiant. Se vor trage concluzii asupra rezultatelor obținute prin diverse metode de conectare a regulilor.

Sistemul va conține o variabilă de intrare (temperatura) și două variabile de ieșire (turația ventilatorului de aer cald și turația ventilatorului de aer rece), conform Fig. 10:

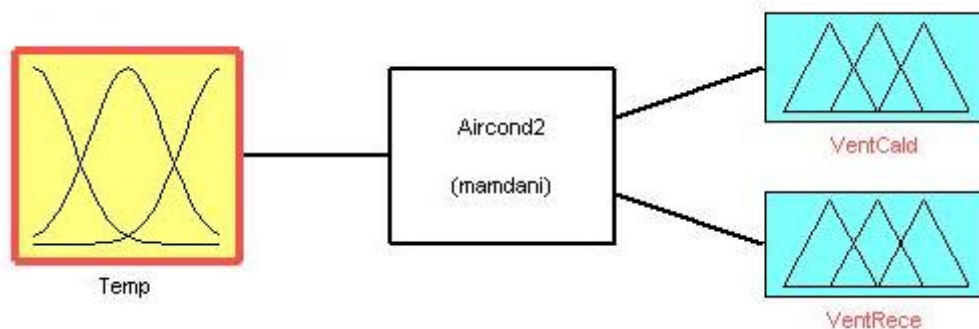


Fig. 10 Sistemul fuzzy pentru reglarea turației ventilatoarelor sistemului de aer condiționat

Caracteristicile variabilelor fuzzy și sistemul de reguli vor fi următoarele:

Variabila	Funcții de apartenență	Tip FA	Limite FA (°C)
Temperatura (temp)	Extrem de rece (FFR)	trapez	[-30 -30 -10 0]
	Foarte rece (FR)	triunghi	[-10 0 10]
	Rece (R)	triunghi	[0 10 20]
	Zero (Z)	triunghi	[10 20 30]
	Cald (C)	triunghi	[20 30 40]
	Foarte cald (FC)	triunghi	[30 40 50]
	Extrem de cald (FFC)	trapez	[40 50 70 70]
Ventilator cald Ventilator rece (VC/VR)	Zero (Zero)	triunghi	rpm [0 0.1 1]
	turație redusă (Red)	triunghi	[199 200 201]
	turație medie (Md)	triunghi	[499 500 501]
	turație mare (Mx)	triunghi	[799 800 801]

IF (temp = FFR) then (VC = Mx) and (VR = 0)

IF (temp = FR) then (VC = Md) and (VR = 0)

IF (temp = R) then (VC = R) and (VR = 0)

IF (temp = Z) then (VC = 0) and (VR = 0)

IF (temp = C) then (VC = 0) and (VR = R)

IF (temp = FC) then (VC = 0) and (VR = Md)

IF (temp = FFC) then (VC = 0) and (VR = Mx)