Johanyák, Zs. Cs., Dr. Kovács Sz.: A fuzzy tagsági függvény megválasztásáról, A GAMF Közleményei, Kecskemét, XIX. évfolyam (2004), ISSN 0230-6182, pp. 73-84. http://johanyak.hu

A fuzzy tagsági függvény megválasztásáról

***Johanyák Zsolt Csaba*[1] *– Dr. Kovács Szilveszter*[2]**

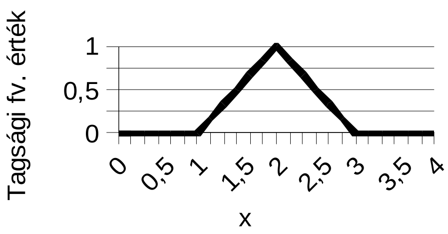
A nyelvi értékeken és speciális halmazokon alapuló, Lotfi Zadeh által 1965-ben útjára indított fuzzy logika [8] alkalmazása a kezdeti hullámvölgyek után a nyolcvanas évek közepétől gyors léptekkel hódított teret a műszaki alkalmazások különböző területein. Az alkalmazható egyszerűbb következtetési és defuzzifikálási módszereket taglaló irodalommal bőségesen találkozhatunk, viszont a fuzzifikálás és defuzzifikálás alapjául szolgáló tagsági függvények típusának és alakjának kiválasztása már sokkal kevésbé lefedett terület. A jelen cikk célja az, hogy támpontot szolgáltasson a fuzzy logikán alapuló rendszerek fejlesztése során a tagsági függvények típusának és alakjának kiválasztásához folytonos alaphalmaz esetén. A dolgozat első része áttekintést nyújt a gyakran alkalmazott, analitikusan jól leírható parametrikus függvényekről, a második rész javaslatokat fogalmaz meg a kiválasztás és az alkalmazás viszonylatában.

1. Gyakran alkalmazott tagsági függvény típusok

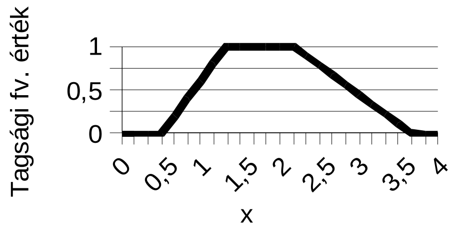
A fuzzy tagsági függvény egy leképezést valósít meg a vizsgált terület alaphalmazbeli (univerzumbeli) értékei és a [0,1] intervallum között. Általánosítva az értékkészlet egy olyan, legalább részben rendezett halmaz is lehet [8], amelyre értelmezett a metszet és az unió művelet. A tagsági függvény (μ) feladata annak kifejezése, hogy az univerzum-elem milyen mértékben tartozik egy nyelvi értékkel leírt csoportba. Elvileg bármely, a fenti leírásnak megfelelő függvény használható, ha az általa előállított értékek illeszkednek a konkrét feladathoz.

A továbbiakban ismertetésre kerülő parametrikus függvénytípusok kiválasztásánál szerepet játszott az, hogy irodalmi források [2][3][5][9][12][13] alapján gyakran nyernek alkalmazást önállóan vagy összetett függvény alkotó részeként. A legegyszerűbb és leggyorsabban számítható görbék a háromszög (1) és a trapéz (2), ezek egyenes szakaszokból épülnek fel (1. és 2. ábra).

[1]Főiskolai adjunktus, KF GAMF Kar, Kalmár Sándor Informatikai Intézet, Informatika Tanszék.
[2] PhD, egyetemi adjunktus, ME Gépészmérnöki Kar, Informatikai Intézet, Általános Informatikai Tanszék



1. ábra. Háromszögfüggvény a=1; b=2 és c=3 paraméterekkel

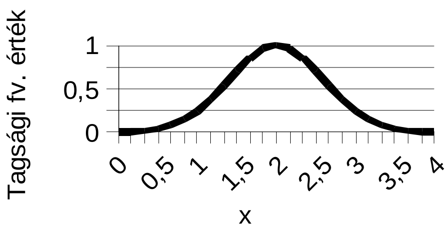


2. ábra. Trapéz függvény a=0,5; b=1,33; c=2,17 és d=3,67 paraméterekkel

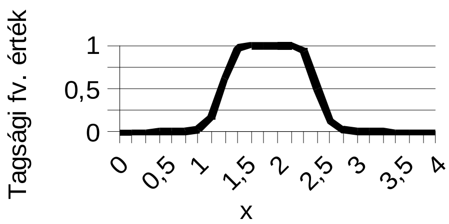
$$\mu_{háromszög}(x;a,b,c) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a},\frac{c-x}{c-b}\right),0\right) \tag{1}$$

$$\mu_{trapéz}(x;a,b,c,d) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a},1,\frac{d-x}{d-c}\right),0\right) \tag{2}$$

Az „a”, „b”, „c” és „d” paraméterek az alaphalmaz azon értékei, amelyeknél a függvény törésponttal rendelkezik.



3. ábra. Gauss függvény σ=0,6 és m=2 paraméterekkel



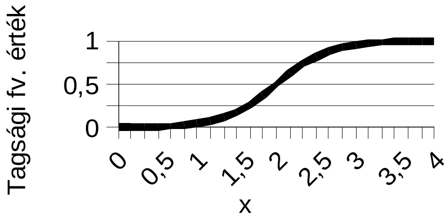
4. ábra. Általánosított haranggörbe a=0,6; b=1,9 és c=4 paraméterekkel

Töréspont elkerülését igénylő feladatokhoz a leggyakrabban alkalmazott megoldások (3. és 4. ábra) a Gauss-görbe (3) és az általánosított haranggörbe (4).

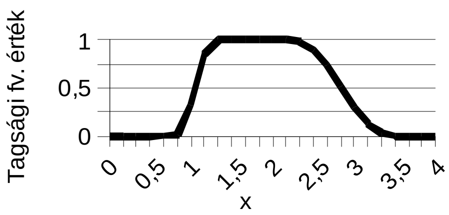
$$\mu_{Gauss}(x;\sigma,m) = e^{-\frac{(x-m)^2}{2\sigma^2}} \tag{3}$$

$$\mu_{\acute{a}lt.harang}(x;a,b)=\frac{1}{1+\left|\frac{x-b}{a}\right|^{2c}} \tag{4}$$

Jobb- vagy baloldalon nyílt sima fuzzy halmaz (5. ábra) megvalósítható szigmoiddal (5) és szplájnalapú görbék segítségével (6.-8. ábra) is.



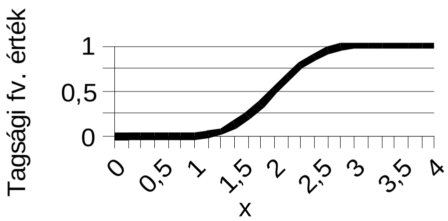
5. ábra. Szigmoid függvény a=3 és b=2 paraméterekkel



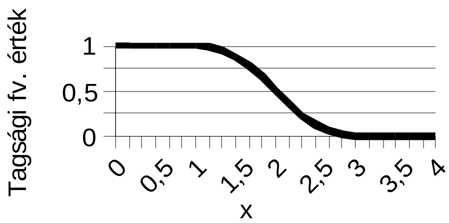
6. ábra. Π függvény a=0,8; b=1,3; c=2,2 és c=3,5 paraméterekkel

$$\mu_{szigmoid}(x;a,b)=\frac{1}{1+e^{a\cdot(x-b)}} \tag{5}$$

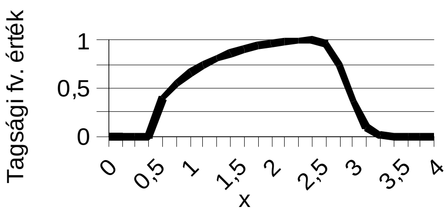
Jellegzetes szplájnalapú típusok az S (7. ábra) és tükörképe a Z (8. ábra) valamint a Π (6. ábra). Elnevezésüket alakjukról kapták.

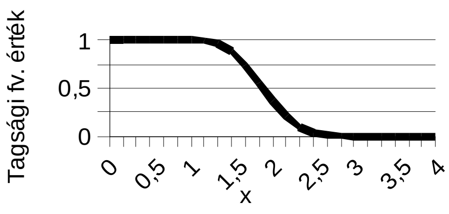


7. ábra. S függvény a=1 és b=3 paraméterekkel



8. ábra. Z függvény a=1 és b=3 paraméterekkel





9. ábra. L-R függvény α=2, ß=0,5 és c=2,5 paraméterekkel

10. ábra. L-R függvény α=15, ß=1 és c=1 paraméterekkel

Aszimmetrikus, két részből összetett görbét (9. és 10. ábra) valósít meg az L-R függvény (6)(7)(8) [9].

$$\mu_{LR}(x;\alpha,\beta,c)=\begin{cases} F_L\left(\dfrac{c-x}{\alpha}\right), & x<c \\ F_R\left(\dfrac{x-c}{\beta}\right), & x\geq c \end{cases} \tag{6}$$

$$F_L(y)=\sqrt{\max\left(0,1-y^2\right)} \tag{7}$$

$$F_R(y)=e^{-|y|^3} \tag{8}$$

2. A tagsági függvények jellemzőinek meghatározása

2.1. Nyelvi változók és nyelvi értékek

A fuzzifikálás előkészítésének első lépése a nyelvi változók beazonosítása és elkülönülő értékeik megadása, ami legtöbbször az alkalmazással lefedni kívánt tárgyterület szakértőinek véleményére, tapasztalataira támaszkodva történik a mesterséges intelligencia klasszikus ismeretszerzési és -feldolgozási módszereivel. Szakértő hiányában megoldást nyújthat egy közelítő rendszermodell felállítása, például adatbányászatból származó eredményekre támaszkodva.

A nyelvi változókhoz tartozó nyelvi értékek számának meghatározása során általában három és tíz közötti értékekkel találkozhatunk [1][2][11]. Tíznél többet a tapasztalatok szerint egy átlagember nem tud megkülönböztetni a legtöbb témakörben, míg háromnál kevesebbet választva a rendszer használhatósága válik kérdésessé. Páratlan szám választása mellett szól az az érv, hogy általa könnyen kijelölhetővé válik egy, a szélső értékektől közel azonos távolságra levő középső szint.

Egyes feladatoknál szükség lehet arra, hogy az alaphalmaz bizonyos tartományaiban a felosztás sűrűbb legyen, más szóval a nyelvi értékek között legyenek olyanok, amelyek „közelebb” vannak szomszédaikhoz. Ily módon ezen univerzum-intervallumokban érzékenyebb következtetés valósítható meg.

A nyelvi értékek számának meghatározásánál figyelembe kell venni azt is, hogy sűrű szabályhalmaz iránti igény esetén a felosztás növelésével arányosan nő az igényelt szabályok száma. Például egy két-bemenetű (A és B) és három ($A=\{A_1, A_2, A_3\}$) illetve négy ($B=\{B_1, B_2, B_3, B_4\}$) nyelvi értékkel rendelkező rendszernél a sűrű szabálybázis kialakításához 3x4=12 szabály szükséges. Az első nyelvi változó értékeit megduplázva az igényelt szabályok száma is megkétszereződik, ami a fejlesztéssel kapcsolatos ráfordításokra is hatással van. A szabályszám növelésének azonban előnyös következményei is vannak. A nyelvi értékek számának növelésével finomabbá válik a fuzzy felosztás, és növekszik ennek fedési mértéke. A nagyfokú redundancia eredményeképpen a tagsági függvények behangolásának kisebb pontatlanságai nem okoznak jelentős hibát a kimeneten.

A fuzzifikálás előkészítésének következő lépéseként neveket rendelünk a nyelvi értékekhez, pl. a kor nyelvi változóhoz az újszülött, csecsemő, kisgyerek, gyerek, tinédzser, fiatal, középkorú, idős, stb. értékeket társíthatjuk. Minden nyelvi érték egy fuzzy halmazt képvisel.

2.2. Fuzzy halmaztípusok kiválasztása

A nyelvi változók és értékeik kiválasztása után számba vesszük az egyes nyelvi értékekhez kapcsolt fuzzy halmazok leírására használható tagsági függvény típusokat. Alakjukat jelentős mértékben befolyásolja, hogy a következtetési folyamat során vagy végén szükséges-e a defuzzifikálás. Eltérő lehet a választott típus egy fuzzy irányítás és egy más célú fuzzy következtetésen alapuló rendszer (klaszterező, osztályozó, szakértői rendszer, stb.) esetén. A továbbiakban megvizsgáljuk e két lehetőséget.

2.2.1. Defuzzifikálást igénylő rendszerek

Az irányítás területén és általában ott, ahol defuzzifikálásra kerül sor, alapvetően két úton lehet elindulni. Az univerzumbeli érték és a fuzzy halmaz között lineárisnak feltételezve a kapcsolatot leggyakrabban a háromszög és a trapéz alakú függvénytípusokkal találkozunk. A feladat azonban gyakran megköveteli a lineáristól eltérő kapcsolatot, amit olyan háromszöggel közelítenek, amelynek nem egyenlők a szárai, vagy valamely nem lineáris görbével írnak le pontosan.

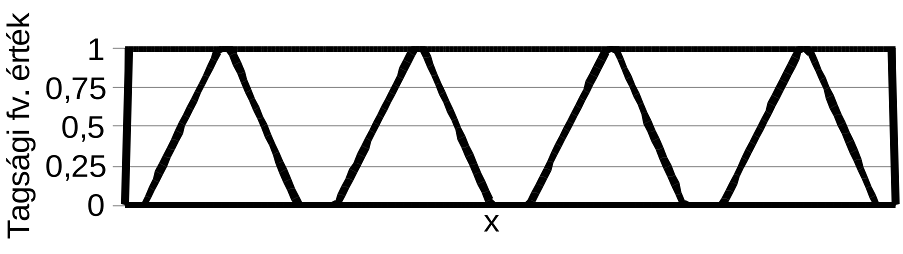
A háromszög függvény előnye, hogy könnyen számítható a súlypontja és a területe, ami által csökkenthető a defuzzifikálás időigénye, valamint a hozzá tartozó szabály csak egy jól behatárolt univerzum intervallumban aktivizálódik, ellentétben például az általánosított haranggörbével vagy a Gauss függvénnyel, amelyeknél a kapcsolódó szabály, igaz kis mértékben, de mindig hatást gyakorol az eredményre. A Gauss- és az általánosított haranggörbével csak szimmetrikus tagságérték függvény képezhető. Aszimmetrikus és zárt sima vonal képezhető két szigmoid függvényből vagy egy szplájnalapú görbe segítségével. Az L-R függvény paramétereinek megfelelő megválasztásával sima és törésponttal rendelkező fuzzy halmazok széles skálája képezhető.

Egyes feladatoknál hátrányos lehet, ha a fuzzy halmaz csak egy pontban éri el csúcsértékét, azaz a hozzá kapcsolódó szabály csak egyetlen univerzum-pontban vesz részt maximális súllyal a döntési folyamatban. Ennek kiküszöbölésére a trapéz vagy általában a sima tetejű alak használata ajánlott.

Defuzzifikálást tartalmazó rendszereknél követelményként jelentkezhet az, hogy a fuzzifikálási és a defuzzifikálási műveletek egymás inverzei legyenek. Ez azt jelenti, hogy ha egy skaláris (crisp) értéket fuzzifikálunk, majd rögtön utána defuzzifikálást hajtunk végre, akkor a kiinduló numerikus értéket kapjuk vissza. Ezen elvárás kielégítéséhez a felosztás finomítása is hozzájárul. Az inverzitási követelménynek is nevezett elvárás elsődleges szűrőként szolgálhat a tagsági függvénytípus és a későbbi defuzzifikálási módszer kiválasztásánál.

2.2.2. Defuzzifikálást nem tartalmazó rendszerek

Azon alkalmazásoknál, ahol a kimenet vagy a következtetési folyamatban keletkező köztes fuzzy halmaz kategória jellegű, azaz nincs szükség defuzzifikálásra, ott a sima tetejű függvényalakok váltak be a legjobban [1]. A függvénygörbéket ilyenkor úgy alakítják, hogy az univerzum minden elemére létezzen olyan fuzzy halmaz, amelynek teljes mértékben tagja az adott elem. Ennek eredményeképpen az 1-es szinten egy folytonos vízszintes vonal jelenik meg a diagramon (11. ábra).



11. ábra. Robusztusságot biztosító felosztás

A keletkező fuzzy particionálást 1-fedőnek is nevezik. Ez megfelelő mértékű redundanciát eredményez, és erősíti a következtetési rendszer robusztusságát.

2.2.3. Általános szempontok

Valós idejű alkalmazásoknál a rendszer gyors reagálása érdekében a számítási idő döntő szempont a tagsági függvény alakjának kiválasztásánál. Ilyen esetekben gyakran alkalmaznak háromszög és trapéz alakot vagy szakaszonként lineáris fuzzy halmazt [10].

A kiválasztott függvény formájának kialakítása során először megpróbáljuk behatárolni azon értékeket vagy szakaszokat, amelyeknél biztosnak tekintjük az 1-es tagsági szintet. Ezután következik azon univerzumrészek beazonosítása, amelyekről egyértelműen kijelenthetjük, hogy nem részei az adott fuzzy halmaznak. A függvénygörbe első becsléseként kössük össze egyenes vonalakkal a kulcspontokat (intervallumok széleit). Ennek eredményeképpen háromszög vagy trapéz alakzatokat kapunk. Szabályozó rendszerekben ez általában tökéletesen elegendő, de más esetekben, pl. klaszterezőknél a szélsőértékek közötti lineáris közelítésnél legtöbbször jobb eredményre vezet valamilyen s-alakú (pl. négyzetes) függvény. Amennyiben egy halmaznál szélesebb hordozóra lenne igény, Gauss görbével próbálkozzunk. Ilyenkor a paraméterek kiválasztása úgy történik, hogy a haranggörbe az első közelítésben megadott egyenest a 0,5-ös tagsági értéknél metssze.

Szomszédos nyelvi értékek esetén a tapasztalatok szerint [3] különösen kompozíciós következtetésnél ajánlott, hogy 0,5-ös tagsági értéknél metsszék egymást a szomszédos fuzzy halmazok. Ez könnyen biztosítható egy olyan felosztással, ahol a soron következő nyelvi érték tagsági szintje ugyanazon abszcisszánál kezd növekedni, ahol az őt megelőző fuzzy halmaz csökkenni kezd, és ugyanazon alaphalmaz értéknél végződik mindkettő átmeneti szakasza is. Képletekkel kifejezve [3]:

$$\sup\{\mathrm{kernel}(A_{i-1})\}=\inf\{\mathrm{supp}(A_i)\} \qquad (9)$$

$$\sup\{\mathrm{supp}(A_{i-1})\}=\inf\{\mathrm{kernel}(A_i)\} \qquad (10)$$

ahol A_{i-1} és A_i az i-1. és az i. fuzzy halmaz, kernel a mag, supp a hordozó, inf és sup az adott intervallum legkisebb illetve legnagyobb értékei. A háromszög függvényekkel megvalósított 0,5 fedő felbontást Ruspini partíciónak nevezik.

Amennyiben egy alaphalmaz elemeihez nem lehetséges konkrét tagsági függvény értékek meghatározása, és csak azon információ áll rendelkezésre, hogy (x) mely alsó és felső korlátok közé esik, akkor intervallum értékű fuzzy halmaz alkalmazása szükséges. A nehézkes számítások és következtetési folyamat következtében a gyakorlatban ritkán alkalmaznak intervallum értékű fuzzy halmazokat.

További általánosítást tesz lehetővé a fuzzy értékű fuzzy halmaz, amelynél a pontos tagsági függvény helyett megadott intervallum maga is egy fuzzy halmaz. Ez a bizonytalansággal kapcsolatos bizonytalanság egy kifejezési eszköze, amit másodfajú fuzzy halmaznak is neveznek. Alkalmazhatóságának a nehezen átláthatóságon kívül a megnövekedett számításigény is gátat szab. A fenti logikát követve magasabb fajú fuzzy halmazok is előállíthatók, de ezeknek csak elméleti jelentősége van.

2.2.4. Neuro-fuzzy rendszerek

Az optimális tagsági függvények kiválasztása megfigyelésen alapuló adatokból mesterséges neurális hálózatok segítségével is megvalósítható [7][9]. A fuzzy rendszerrel való integráltság mértéke szerint kooperatív és hibrid változatot különböztetünk meg.

Kooperatív neuro-fuzzy rendszerekben a neurális háló teljesen elkülönül a fuzzy rendszertől. Feladata a fuzzifikálás előkészítésében az, hogy egy felügyelt tanulási időszak után a bemeneti skalár adatból előállítsa az egyes nyelvi értékekhez való tartozás mértékét.

A hibrid neuro-fuzzy rendszer egy többrétegű neurális hálózat, amely általában a bemeneti és kimeneti rétegeken kívül három rejtett réteggel rendelkezik [9], és megvalósítja a fuzzifikálástól a defuzzifikálásig a teljes folyamatot. A tagsági függvényeket és szabályokat felügyelt tanulás során „sajátítja el” a rendszer.

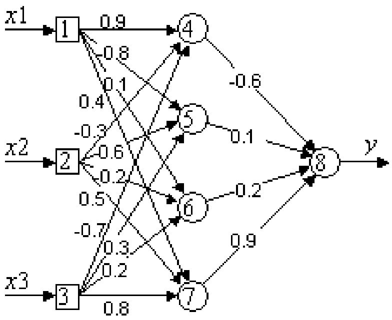
Bár a neurális hálók alkalmazása megoldást kínál a fuzzy halmazok kialakításának egyes feladataira, de egyben újabb kérdéseket is felvet. A legtöbb kritika az alkalmazott „back-propagation” tanulási algoritmus miatt éri a neuro-fuzzy rendszereket, mivel ez könnyen konvergálhat a súlyok szuboptimális halmazához [9]. További kérdéseket vet fel az a tény is, hogy a szükséges feldolgozó elemek és rétegek számának, valamint az elemek közötti és a rétegek közötti kapcsolatok meghatározásának folyamata eseti és szubjektív elemeket tartalmaz [11], így sokan a neurális hálózatok topológiájának tervezését sokkal inkább művészetnek tekintik, mint mérnöki munkának [9].

2.2.5. Genetikus algoritmusokat alkalmazó hibrid rendszerek

A genetikus algoritmusok globális kvázioptimum megtalálására kifejlesztett problémafüggetlen keresési módszerek. A fuzzifikálás előkészítésében két módon játszhatnak szerepet.

A genetikus algoritmusok az eredetileg tisztán fuzzy (nem hibrid) rendszerekbe építve az elsődleges becsléssel megadott tagsági függvények finomhangolásában nyújthatnak segítséget.

Neurontól:	1	2	3	4	5	6	7	8
Neuronhoz:1	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0.9	-0.3	-0.7	0	0	0	0	0
5	-0.8	0.6	0.3	0	0	0	0	0
6	0.1	-0.2	0.2	0	0	0	0	0
7	0.4	0.5	0.8	0	0	0	0	0
8	0	0	0	-0.6	0.1	-0.2	0.9	0



Kromoszóma

0,9	-0,3	-0,7	-0,8	0,6	0,3	0,1	-0,2	0,2	0,4	0,5	0,8	-0,6	0,1	-0,2	0,9

12. ábra. Súlyszámok kódolása [9]

A genetikus algoritmusok neuro-fuzzy rendszerekben hatékonyan képesek támogatni egy neurális hálózat súlyszámainak optimalizálását és a megfelelő topológia kiválasztását. Az alkalmazás mindkét esetében az evolúció értékeléséhez mintaadatok szükségesek. Eredményes működésük kulcskérdése a tulajdonságokat leíró „gének” (kromoszómarészletek) kialakítása.

A 12. ábra egy bemeneti, kimeneti és rejtett réteggel rendelkező mintaháló súlyszámainak kódolására mutat példát.

2.2.6. Paraméter-meghatározás kereséssel

Sok esetben előre ismert vagy konvencionálisan feltételezhető, hogy egy-egy feladatnál egy parametrikus görbetípus hatékonyan alkalmazható a tagság mértékének leírására. A fuzzifikálás előkészítése ilyenkor a nyelvi változók és nyelvi értékek beazonosításán túl a paraméterek optimális értékeinek meghatározására korlátozódik. A feladat keresési algoritmusok segítségével legtöbbször egyszerűen megoldható. A továbbiakban két gyakorlati példa tömör ismertetésén keresztül szeretnénk rávilágítani az alkalmazás lehetőségeire és nehézségeire.

Cheng és Chen [12] környezetfüggő tagsági értékek meghatározásához kidolgozott optimális paraméter-kereső módszerükben szimulált lehűtési algoritmus alkalmazását javasolták. Eljárásukat sikeresen alkalmazták szürkeárnyalatos képek világosságosságához kapcsolódó fuzzy értékének meghatározásárára. A környezetfüggőség ebben az esetben azt jelentette, hogy egy szürkeárnyalat tekinthető sötétnek vagy akár világosnak is attól függően, hogy a környezetében milyen pontok találhatók. A keresés optimum-kritériumát a Zadeh [13] által definiált fuzzy esemény és a maximális entrópia elvéből kiindulva határozták meg.

Ali és Zhang [11] egy tisztán fuzzy rendszer teljes fuzzy modell optimalizálását célozták meg. A paraméterkeresés első szakaszában véletlen keresést alkalmaztak a lokális optimumba való beragadás elkerülése érdekében, majd a pontos értékek meghatározását Hooke-Jeeves algoritmussal oldották meg. Tagsági függvénynek egy hétparaméteres összetett kifejezést választottak. Módszerüket sikeresen alkalmazták a köszörülésnél keletkező maradó feszültségek és az ausztráliai pénzügyi piac fuzzy modelljének optimalizálására. A feladat komplexitása következtében a legjobb paraméterek megtalálása masszív párhuzamos számítási architektúrán is 5 és 50 óra közötti időigénnyel járt, igaz a rendszer életciklusában erre csak egyszer volt szükség. Az optimális paraméterek megkeresése után az alkalmazás működtetéséhez egy hétköznapi PC konfiguráció is megfelelt.

3. Összefoglalás

A fuzzy halmazok fogalmának megjelenése óta a mesterséges intelligencia e területe óriási fejlődésen ment keresztül. A matematikai háttér megteremtése mellett a halmazműveletek értelmezésére, a következetési módszerekre és a defuzzifikálásra számtalan módszert dolgoztak ki, azonban a gyakorlatban általában a rendszerek fuzzy modelljének kidolgozása és azon belül is a fuzzifikálás előkészítése során az empirikus megközelítés érvényesült, azaz a feltételezések helyességének igazolására elegendő volt a rendszer elfogadható határértékek közötti működése az adott körülmények között.

Cikkünk a fuzzifikálás előkészítési lépéseinek ismertetését tűzte ki célul. Az általánosan alkalmazott függvény típusok bemutatása után áttekintettük azokat a fontosabb szempontokat és „ökölszabályokat”, amelyek a gyakorlatban beváltak a nyelvi változók és értékek valamint a fuzzy halmazok alakjának meghatározása során, kitérve úgy az alkalmazástípus-függő, mint az általános szempontokra. Ezt követően megvizsgáltuk, hogy a mesterséges intelligencia más területein elért eredmények (neurális hálózatok, genetikus algoritmusok és más keresési technikák) milyen módon kamatoztathatók a fuzzifikálás előkészítése során a fuzzy rendszer egy különálló moduljaként vagy teljes integrálással. A 2.2.6. pontban tömören ismertetett két alkalmazási példával a lehetőségekre és korlátokra kívántunk rávilágítani.

IRODALOM

[1] Siler, W. – Ying, H.: Fuzzy control theory, Fuzzy Sets and Systems, Volume 33, Issue 3, 1989., pp. 275-290.

[2] Müller, G.: Fuzzy Logic, Technische Universität München, Institut für Wirtschafts- und Rechtswissenschaften, 1997. http://www.informatik.tu-muenchen.de/~muellerg/docs/FuzzyLogic

[3] Kovács Sz.: Fuzzy logikai irányítás, Budapesti Műszaki Egyetem, Villamosmérnöki és Informatikai Kar, 1993.

[4] Klir, G. J.; Yuan, B.: Fuzzy Sets and Fuzzy Logic, Prentice Hall PTR, Upper Saddle River, N.Y. 1995.

[5] Fuzzy Logic Toolbox User's Guide. Version 2.1.2 (Release 13), the MathWorks, Natick, 2002.

[6] Kóczy T. L. - Tikk D.: Fuzzy rendszerek, Typotex Kiadó, 2000.

[7] Borgulya, I.: Neurális hálók és fuzzy-rendszerek, Dialóg Campus, Budapest-Pécs, 1998.

[8] Zadeh, L. A.: Fuzzy sets, Inform. and Control 8 (1965), pp. 338-353.

[9] Negnevitsky, M.: Artificial Intelligence: A Guide to Intelligent Systems, Addison Wesley, Pearson Education Limited, 2002.

[10] Mamdani, E. H. – Assilian, S.: An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller, International Journal of Man Machine Studies, 7(1)/1975. pp. 1-13.

[11] Ali, Y. M. – Zhang, L.: A methodology for fuzzy modeling of engineering systems, Fuzzy Sets and Systems, 118/2001. pp 181-197.

[12] Cheng, H. D. – Chen, J. R.: Automatically Determine the Membership Function Based on the Maximum Entropy Principle, Information Sciences 96 (1997), pp. 163-182.

[13] Zadeh, L. A.: Probability measures of fuzzy events. Journal of Mathematical Analysis and Applications, 23/1968, pp. 421-427.

On the right selection of the fuzzy membership function

Johanyák, Zsolt Csaba – Dr. Kovács, Szilveszter

Summary

The introduction of the fuzzy-set concept had a high impact on the development of artificial intelligence. There are numerous theoretical approaches for defining fuzzy set operations, e.g. for the fuzzy inference and defuzzification. On the other hand the process of fuzzification is still mainly empirical. Decisions on many aspects of fuzzy modelling have been mostly justified by the rules of thumb and the argument that "they work".

This paper deals with the main preparation steps of the fuzzification. In the first section the generally applied function types are introduced. The second section discuses the considerations of choosing the number of the language terms and the shape of the fuzzy sets, together with some general application dependent considerations.

Über die rechten Auswahl der Zugehörigkeitsfunktionen

Johanyák, Zsolt Csaba – Dr. Kovács, Szilveszter

Zusammenfassung

Seit der Einführung des Begriffs Fuzzy-Menge hat sich die Künstliche Intelligenz eine große Entwicklung erlebt. Die Mathematik der Fuzzy-Logic, die angewendeten Inferenzmethoden und die Verknüpfungen von Fuzzy-Mengen wurden gründlich ausgearbeitet, aber in der Praxis wurden meistens empirische Annäherungen für das Ausarbeiten der Fuzzy-Modelle der Systeme und das Vorbereiten des Fuzzifizierens gegeben. Entscheidungen über viele Aspekte des Fuzzy-Modellierens wurden bisher meistens getroffen weil sie sich in der Praxis bewährt haben. Dieser Beitrag beschäftigt sich mit den Vorbereitungsschritten der Fuzzifizierung. Nach der Einleitung der allgemein genutzten Funktionsarten werden die wichtigsten Gesichtspunkte der Auswahl der linguistischen Termen und Mengenformen erörtert.