GEOLOGIJA 43/1, 145-156 (2000), Ljubljana 2000

# Mehka logika in njena uporaba v geologiji

## Fuzzy logic and its use in geology

Marko KOMAC
Geološki zavod Slovenije, Dimičeva 14, SI - 1000 Ljubljana, Slovenija
E-mail: marko.komac@geo-zs.si

*Ključne besede:* mehka logika, števila in nizi v mehki logiki, funkcije pripadnosti, geologija
*Key words:* fuzzy logic, fuzzy numbers and sets, membership functions, geology

**Povzetek**

Namen tega prispevka je prikazati osnove mehke logike in s tem približati metode, ki služijo za sprejemanje odločitev (ang. *Decision Support Systems*), metode, ki poenostavljajo metode učenja kontrolnih sistemov za modeliranje podatkov, njihovo razvrščanje v razrede in za prikaz podatkov. Prispevek predstavlja uporabnost metod mehke logike, osnovno aritmetiko mehkih števil in mehkih nizov, razlike med »trdo« in mehko logiko, delovanje sistemov mehke logike in izbiro funkcij pripadnosti. Opisane metode se vse več uporabljajo v uporabnih znanostih, tudi v geologiji.

**Abstract**

The purpose of this paper is to introduce to the reader the methods of fuzzy logic, that are used in DSS (Decision Support Systems), that simplify control system learning methods for modelling the data, its classification, and the display of data. Paper shows the usefulness of fuzzy logic, basic arithmetic of fuzzy numbers and sets, highlights the differences between the »hard« and fuzzy logic. It also shows how the systems within the fuzzy logic work and how to choose the specific membership function, and why. Described methods are being used more and more in different fields of scientific research, including geology.

### Uvod

Človek si že od pradavnine želi, da bi našel nadomestno delovno silo, ki bi namesto njega opravljala najrazličnejša dela. Z odpravo sužnjelastništva se je pojavila potreba po nadomestku cenene delovne sile. S pojavom industijske revolucije so se pojavili prvi polavtomatski stroji, ki pa so za delovanje še vedno potrebovali človeka. Leta 1920 je Karel Čapek v svojem delu R.U.R. z združitvijo stroja in človeka v obliko, ki jo je poimenoval »robot«, postavil temelje osnovni ideji umetne inteligence. Uporabo strojev po podobi človeka ni omejil le na fizični nivo, temveč ga je razširil tudi na intelektualni. Tedaj je ideja o stroju, ki razmišlja kot človek, veljala za znanstveno fantastiko. Danes smo vse bližje tej fazi razvoja.

Pri vsem tem se seveda postavlja vrsta filozofskih vprašanj kot so: »Kaj je inteligenca?«, »Na kakšnem nivoju se prične inteligenca?« in »Kakšne sposobnosti mora imeti bitje (ali stroj), da se ga lahko šteje za inteligentnega?«. Definicije inteligence so različne, dvoumne. Inteligenca pomeni razumevanje neke situacije in razpoznavanje njene pomembnosti. Splošni pomen inteligence postane dvomljiv, če ga apliciramo na praktičen primer. Kot primer lahko vzamemo termostat v grelnem sistemu, ki ne le, da prepozna padec ali dvig temperature, temveč tudi reagira nanj s povečanjem ali znižanjem moči gretja. V nekem zelo omejenem pogledu poseduje lastnost razumevanja dane situacije in to izraža s svojim dejanjem. Če označimo grelec za inteligentnega, zgubi beseda inteligenca svoj pomen. Naj se zaradi tega pojem inteligence razdeli na sposobnosti dojemanja, razmišljanja, ustvarjalnosti in podobno? In če se, kaj je potem razlika med inteligenco in znanjem?

Umetna inteligenca (UI) je multidisciplinarno področje računalniških, matematičnih, nevro-, filozofskih, psiholoških in robotskih znanosti in se ukvarja s posnemanjem (simulacijo) človeškega načina razmišljanja z »inteligentnimi« stroji. Rich in Knight (1991) sta definirala UI kot študijo pristopov k reševanju zapletenih sistemov v odvisnosti od časa ob poznavanju osnovne problematike danih sistemov.

Začetki UI segajo s svojimi temelji, ki so jih postavili filozofi in matematiki, v dobo pred razvojem elektronike, velik razmah pa je doživela z izumom elektronskega računalnika leta 1941. Danes vsi programski jeziki, računalniški vmesniki in urejevalniki besedil temeljijo na osnovah umetne inteligence. Teorija in razvoj UI narekujeta smer razvoja računalniške tehnologije in sodobne uporabne elektronike kot njenega končnega produkta. Sanje, da bo vsakdanje življenje človeka neločljivo povezano z »inteligentnimi stroji« so postale resničnost. K temu je pripomogla tudi (ali pa predvsem) umetna inteligenca.

Pri raziskavah in razvoju posnemanja inteligentnega delovanja in človeškega razmišljanja se je UI razcepila na več različnih vej delovanja. Skupno vsem sta dva načina pristopa, »od zgoraj navzdol« (ang. *top-to-bottom approach*) in »od spodaj navzgor« (ang. *bottom-to-top approach*). Prvi način poskuša oponašati delovanje človeških možganov s pomočjo računalniških programov, drugi pa poskuša zgraditi elektronske dvojnike človeških možganov.

Nekatera področja umetne inteligence so:

- **Razvojno računanje** (ang. *Evolutionary Computing*) se naslanja na osnove naravne evolucije (darwinizma) pri optimizaciji, iskanju in sintezi podatkov. Ta veja se deli na *strategije razvoja, genetske algoritme in razvojno programiranje.*
- **Umetne nevronske mreže** (ang. *ANN - Artificial Neural Networks*) so del UI, ki se po svojem načinu delovanja najbolj približajo delovanju človeških možganov, saj oponašajo delovanje nevronov in nevronskih povezav v njih.
- **Ekspertni sistemi** (ang. *Expert Systems, Knowledge Based Systems*) so najbolj razširjena in uporabljena veja UI. Sestavljeni so iz treh členov, baze strokovnega znanja, mehanizma sklepanja in uporabniškega vmesnika.
- **Mehka logika** (ang. *Fuzzy Logic*) je z zabrisanimi mejami izražena Boolova logika. Slednja deli trditve le na pravilne ali nepravilne. V realnem svetu ne uporabljamo takih ostrih trditev, vedno obstajajo tudi vmesna stanja. Tipičen primer mehke logike je vremenska napoved (pretežno jasno, delno oblačno...). Mehka logika je podrobneje predstavljena v nadaljevanju.
- **Logično programiranje** (ang. *Logical Programming*) je sistem UI, ki je sposoben iz pravilnega opisa problema priti do rešitve zaradi vgrajenega mehanizma.
- **Prebiranje podatkov** (ang. *Data Mining*) se uporablja pri analizi velike količine vhodnih podatkov. Pri tej metodi se uporablja kombinacija prej omenjenih področij UI.

Poleg opisanih metod obsega UI še številne druge (indukcija pravil, Bayesove mreže, kreativno sklepanje...).

## Mehka logika kot del umetne inteligence

Svet računalnikov in »zahodnjaške« logike deluje na osnovi Boolove oz. Aristotelove - trde logike, ki temelji na prepričanju, da je moč univerzum razložiti s številčnimi relacijami. Tipičen primer takega mišljenja je binarni sistem računalnikov - 0/1 ali DA/NE ali PRAVILNO/NEPRAVILNO.

Realnost je dostikrat nekje vmes. Tako deluje tudi človeški razum. Veliko procesov ali stanj je lažje opisati z besedami oz. približki, kot z natančnimi vrednostmi in prav *mehka logika* (ML) se s svojimi izrazi, sistemom in načinom razmišljanja bolj približa ravni človeškega uma. S filozofskega stališča se mehka logika najlažje primerja z vzhodnjaškim načinom razmišljanja, ravnotežjem med komplementarnimi nasprotji - Yin in Yang.
Velja torej pravilo: **mehka logika ≠ trda logika** !

V preteklosti sta bila pojma *mehkega skelpanja in verjetnostnega sklepanja* velikokrat pomešana. Verjetnostno sklepanje se ukvarja z ugotavljanjem verjetnosti jasno določenih dogodkov ali pojmov (npr. razlog A in posledica X), mehko sklepanje pa se ukvarja z razlago mehkih (ang. *fuzzy*) dogodkov ali pojmov (www-4). Razliko je najlažje prikazati s primerom. Vzemimo primer iz geologije. Strokovnjak kartira na terenu in v daljavi opazi golico. Zaradi oddaljenosti od golice ne more z gotovostjo trditi, ali je kamnina, ki tvori golico res tista, ki jo je določil na daljavo, oziroma tista, ki se mu je zdela najprimernejši gradnik golice glede na dane okoliščine. Verjetnost je v tem primeru možnost, da geolog vidi kamnino (ta se nahaja v njegovem vidnem polju ali pa ne), mehkost pa določa stopnjo vidljivosti (možnost razločevanja kamnine od drugih kamnin).

## Uporabnost mehke logike

Koristnost uporabe mehke logike je dokazana za pet različnih tipov sistemov (M c N e i l, 1994):

- Zapleteni sistemi, katerih modeliranje je težko ali nemogoče,
- sistemi, ki jih kontrolirajo strokovnjaki (ljudje),
- sistemi s kompleksnim in stalnim pretokom vhodnih in izhodnih podatkov,
- sistemi, ki temeljijo na človeških opazovanjih kot osnovi za odločitve in
- nejasni sistemi (predvsem v humanističnih in vedenjskih znanostih).

### Prednosti in pomanjkljivosti (M c N e i l, 1994)

Prednosti mehke logike pri kontroli sistemov:

- Potrebnih je manj predpisanih vrednosti, pravil in odločitev,
- možna je ocena več spremenljivk,
- namesto numeričnih spremenljivk se uporabljajo lingvistične, kar postopek približa človeškemu razmišljanju,
- vhodne podatke spremeni v izhodne, ne da bi bilo potrebno poznavanje vseh spremenljivk, obenem pa sistemu dopušča, da je natančnejši in bolj stabilen od konvencionalnih sistemov,
- enostavnost omogoča reševanje problemov, ki so bili še do pred kratkim nerešljivi,
- omogoča hiter razvoj, saj snovalcu sistema pred začetkom izdelave sistema mehke logike ni potrebno poznati celotnega sistema,
- zaradi enostavnosti izdelave sistemov mehke logike se njihova cena močno zniža,
- poenostavljajo učenje in prikaz podatkov in
- z nekaj pravili zajamejo velik del kompleksnosti procesa.

Pomanjkljivosti:

- Razvoj modela iz mehke logike je težak,
- sistemi mehke logike zahtevajo pred začetkom delovanja več poskusov in drobnih popravkov in
- večina strokovnjakov se še vedno oklepa starega modela trdih sistemov in linearnih modelov kontrole sistemov.

### Sistemi mehke logike in negotovost

Splošno sta v uporabi dve vrsti metod negotovosti. *Probabilistične* in statistične se večinoma uporabljajo v metodah umetne inteligence in temeljijo na preučevanju verjetnosti določenega dogodka. *Neprobabilistične* pa so bile razvite za reševanje problemov realnega sveta (M c N e i l, 1994) in vključujejo poleg mehke logike še nekatere druge vrste logik (logiko napak, Dempster-Shaferjevo teorijo dokazov in kvalitativno sklepanje).

Mehko logiko oz. mehko aritmetiko se koristno uporablja v primerih, ko negotovost ni probabilistična in ko so empirični podatki o negotovosti (natančnosti podatkov) redki.

Negotovost se lahko opredeli z dvema pojmoma, z *naključnostjo in nenatančnostjo*. S prvim se označuje negotovost, ki se pojavi zaradi stohastičnih sprememb v času, prostoru ali osebah. Z drugim pojmom se opisuje negotovost, ki je posledica merilčevega nepoznavanja procesa in se izraža v merskih napakah. Slednjega je moč reducirati z dodatnimi študijami o opazovanem procesu, medtem ko je prvega možno le natančneje opisati oz. karakterizirati.

Z a d e h (1987) je predlagal *teorijo možnosti* (ang. *possibility theory*), ki predstavlja pristop k oceni negotovosti na osnovi manj podatkov. Bayesova *verjetnostna teorija* (ang. *probability theory*) ne dopušča nepoznavanja podatkov in zatorej ne razlikuje med pomanjkanjem zaupanja in nezaupanjem do podatkov. Teorija možnosti omogoča kvantitativne ocene kljub nepoznavanju podatkov, zaradi česar jo lahko opredelimo kot konzervativnejšo od verjetnostne teorije in svobodnejšo od intervalne analize. Možnost je zgornja meja verjetnosti. Vrednosti, izračunane z mehko logiko določajo zgornje meje naključnosti in neodvisnosti podatkov. Ko za oceno verjetnostne porazdelitve ni na voljo dovolj empiričnih podatkov, je moč z metodologijo teorije možnosti določiti kvantitativne ocene populacije.

Glavna prednost mehke logike in UI kot širšega pojma pred klasičnimi statističnimi metodami je, da za vhodne podatke ni potrebna normalna porazdelitev, kot je ta potrebna za podatke, uporabljene pri klasičnih statističnih metodah.

### Števila in številčni nizi v mehki logiki

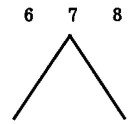
Tako kot na drugih področjih obdelav podatkov, so tudi v mehki logiki zaradi lažje uporabe opisni podatki prevedeni v števila oz. številčne podatke. Števila aritmetične osnove metod mehke logike je bolj podrobno opisalo več avtorjev, Z a d e h (1965), K a u f m a n n & G u p t a (1985), D u b o i s & P r a d e (1987 a), D u b o i s & P r a d e (1987 b), www-1 in www-3.

Števila v mehki logiki

Število v mehki logiki je navadno število, katerega natančna vrednost je negotova, zato je prikazano kot trikotnik ali kot trapezoid. Najboljši opis števila v mehki logiki je besedni opis, npr. okoli ali približno 7 (www-1).

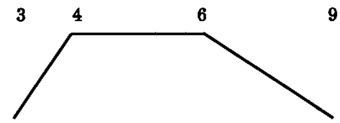
Primer: št 7

*število*
z obojestransko toleranco 1




To lahko zapišemo tudi z (6, 7, 8)

*številčni niz*
rang vrednosti od 3 do 5 s toleranco 1 in 3




To lahko zapišemo tudi z (6, 7, 8)

Nizi v mehki logiki

Niz v matematiki je množica števil, objektov ali kakšnih drugih pojmov (www-1). Nizi v mehki logiki so razredi (množice), ki nimajo jasnih meja - prehod med pripadnostjo in nepripadnostjo obravnavanemu razredu je postopen (Z a d e h, 1965). Vsako število, pojem ali objekt v mehki logiki je prikazan kot trikotnik vrednosti (*trikotna funkcija nastopanja*), kjer ordinata poda stopnjo (verjetnost) nastopanja oz. pripadnosti. Npr. pri št. 7 ima le-ta stopnjo nastopanja 1, št. 6 in 8 pa imata stopnjo nastopanja blizu 0. Poleg trikotnika in trapezoida, ki sta v osnovi linearni funkciji, lahko nize v mehki logiki prikažemo tudi s funkcijami - kvadratno enačbo, kar ima za rezultat neprekinjeno krivuljo (Sigmoidalna funkcija, π - funkcija, zvončasta funkcija...). Klasična teorija nizov se imenuje teorija trdih nizov, kjer je stopnja nastopanja omejena na 0 in 1 (M c N e i l, 1994).

Pri trdi logiki je vrednost števil sledeča:

**7** | **5.583333** (težišče trapezoida 3,4,6,9)

Aritmetične operacije:

| trda logika | mehka logika |
|---|---|
| a = 3<br>b = 2 | a = -2 , 3, 8<br>b = -1, 2, 7 |
| **Seštevanje**<br>3 + 2 = 5 | (-2, 3, 8) + (-1, 2, 7) = (-4, 5, 14) |
| **Odštevanje**<br>3 - 2 = 1 | (-2, 3, 8) - (-1, 2, 7) = (-8, 1, 10) |
| **Množenje**<br>3 • 2 = 6 | (-2, 3, 8) • (-1, 2, 7) = (-3, 6, 15) |
| **Deljenje**<br>3 / 2 = 1.5 | (-2, 3, 8) / (-1, 2, 7) = (-7.5, 1.5, 10.5) |

Izračun:
3 + 2 = **5**
8 - (-2) = 10
7 - (-1) = 8 (8 + 10) / 2 = 18 / 2 = 9 (to odstopanje velja za vse operacije)
5 - 9 = -4 (spodnja meja za seštevanje) in 5 + 9 = 14 (zgornja meja za seštevanje)

Seštevanje več nizov v mehki logiki

Če v mehki logiki seštejemo dva intervala, dobimo širši interval. Ta se s seštevanjem vedno novih intervalov stalno širi. Aritmetika mehke logike negotovost z vsako operacijo povečuje in tako onemogoča precenitev zaupanja v podatke. Ob tem pa se pojavi drug problem. Prevelika negotovost podatkov lahko pripelje do njihove neuporabnosti (M c N e i l, 1994).

Teorija nizov

Osnovna naloga niza je, da iz domene, ki ji pripada, izdvoji pripadajoče elemente (sl. 1).

**A**

domena

Sl. 1. Niz v mehki logiki

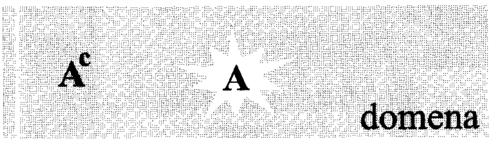
*Disjunkcija* je situacija, kjer so nizi združeni - partnerski (V za en niz in ∪ za več nizov). Disjunkcija dveh nizov pomeni, da je v zvezo vključen katerikoli element obeh nizov. V svetu mehke logike to pomeni, da izraža ta zveza element z največjo vrednostjo iz obeh nizov (sl. 2).


Sl. 2. Disjunkcija dveh nizov v mehki logiki

*Konjunkcija* je situacija, kjer predstavljajo zvezo med nizi elementi, skupni vsem nizom (Λ za en niz in ∩ za več nizov). Konjunkcija ali presek uporablja le elemente, ki se nahajajo v presečišču vseh nizov. V primeru mehke logike to pomeni, da izraža ta zveza element z najmanjšo vrednostjo iz obeh nizov (sl. 3).


Sl. 3. Konjunkcija dveh nizov v mehki logiki

Del domene, ki ni vključen v niz se označi z $A^c$ in pomeni *ne-A* podatke (oznake tudi ~A ali ≠A) (sl. 4).




Sl. 4. Niz, ki ne pripada domeni

*Implikacija* je logična operacija, ki pravi, da če drži prva od dveh trditev, potem drži tudi druga:

$$A \rightarrow B \quad (A \subset B) \qquad (1)$$

*Razlika* - logična razlika (A \ B) je enaka nizu A minus deležu niza A, ki je tudi delež niza B. V tem primeru so vrednosti različne (večje) od 0 le, če velja pogoj implikacije!

*Komplementarnost* - v trdi logiki je $A \cup A^c$ vse in $A \cap A^c$ nič. V mehki logiki je za vrednost niza A [0.8 0.2 0.7] njegova komlementarna vrednost [0.2 0.8 0.3]. **(1 - A) = $A^c$**.

Pri tem se vrednosti A spremenijo v vrednosti
niz A [0.2 0.8 0.3] in
niz $A^c$ postane [0.8 0.2 0.7].

Unija $A \cup A^c$ rezultira v [0.8 0.8 0.7], medtem ko presek $A \cap A^c$ rezultira v [0.2 0.2 0.3].

## Primerjava trde in mehke logike

**Pravila sklepanja** so pravila s katerimi sklepamo o resničnosti izjave glede na podano ali dokazano izjavo (resnico). Implikacija (modus ponens) spada med pravila sklepanja ($A \rightarrow B$).

V trdi logiki pomeni izraz $A \rightarrow B$

| | | |
|---|---|---|
| Če velja | A | v kamnini so prisotni določeni fosilni ostanki |
| In velja | $A \rightarrow B$ | ostanki so razpoznavni znak za določene fosile |
| Potem velja | B | kamnina vsebuje določene fosile (iz česar je moč sklepati na njeno starost) |

Pravilo zanikanja (*modus tollens*) pomeni: če je B napačen in A nakazuje B, potem je tudi A napačen.

$A \rightarrow B$ pomeni $B \rightarrow A$ *kontrapozicija*

| | | |
|---|---|---|
| Če velja | B | kamnina ni sedimentnega izvora (je magmatska) |
| In velja | $A \rightarrow B$ | v magmatskih kamninah ni fosilov |
| Potem velja | A | v tej kamnini ni fosilov |

*Generaliziran modus* ponens rešuje omenjeno situacijo z mehko logiko.

| | |
|---|---|
| Ker | kamnina vsebuje veliko fosilov |
| In | fosili so prisotni le v sedimentnih kamninah |
| Potem | kamnina je sedimentnega izvora |

Sestavljeno pravilo sklepanja p*redstavlja natančen* odnos:

| | |
|---|---|
| Ker | ob prelomu št.1 je široki pas zdrobljenih kamnin |
| In | ob prelomu št.2 je ožji pas zdrobljenih kamnin kot ob prelomu št. 1 |
| Potem | prelom št. 2 je manjši/šibkejši prelom |

### Logične izjave

*Ali* je izražen z $(\exists x)$ [neprepustne (glinaste plasti)] in pomeni eksistencialno mero (obstaja en primerek glinastih plasti).

*In* je izražen z $(\supset x)$ [glina $(x) \rightarrow$ neprepustnost $(x)$] in pomeni univerzalno mero (izjava drži za vse primere).

Seveda pa univerzum ni enoten in vedno obstajajo izjeme. Običajno je, da se pojavljajo faktorji, ki vplivajo na opisane lastnosti in povzročajo njihove anomalije, pa čeprav v manjši meri. Mehka logika se ukvarja s postopnimi prehodi med stanji in lastnostmi.

Mehka logika zamenja omenjena izraza
*ali z nekaj*
*in z večina.*

Omenjena nova pravila logike, ki so v svoji osnovi zelo enostavna, močno vplivajo na vzorce razmišljanja. Reprodukcija vzorcev človeškega razmišljanja pa je cilj mehke logike (www-1).

### Delovanje sistemov mehke logike

***Mehki ekspertni sistemi*** temeljijo na klasičnih ekspertnih sistemih, ki pa namesto trdih vrednosti uporabljajo mehke. Uporabo ekspertnih sistemov v geologiji je podrobneje opisal J a n ž a (1998). Ekspertni sistemi delujejo kot sistem zaporednih odločitev, ki temeljijo na podlagi strokovnih ocen dane situacije. So objektivnejši, hitrejši in cenejši od strokovnjakov. Osnova ES so trije moduli, baza znanja, mehanizem sklepanja in uporabniški vmesnik. Slednji kontrolira delovanje pravil glede na vhodne podatke.

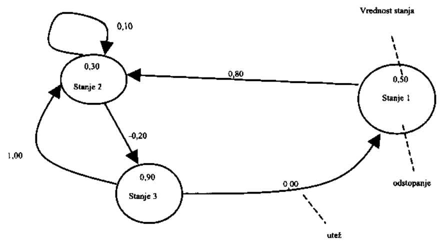
Vsakdanje odločitve, najsi bodo še tako enostavne, postanejo zelo zapletene, če analiziramo vse faktorje, ki vplivajo nanje. Vsa dejanja oz. odločitve so posledica razmišljanja, tehtanja in ocenjevanja dane situacije. Proces, ki privede do razumskih rezultatov, vedno sledi nekim vzorcem razmišljanja.

Načina ***sprejemanja mehkih odločitev*** (vzorca razmišljanja) sta dva, zaporedno organizirane odločitve (deduktivni vzorec sklepanja) in vzporedno organizirane odločitve (induktivni vzorec sklepanja). Pri prvem vzorcu razmišljanja se s sproženjem vsakega pravila na novem nivoju pojavijo nove možnosti (drevesna struktura). Z izbiro najustreznejšega pravila so ostala začasno zavrnjena in se jih uporabi v enem od naslednjih korakov (ko so najprimernejša). Vsakemu koraku sledi preverjanje ustreznosti izbranih pravil. Postopek se ponavlja vse do pozitivnega/negativnega končnega rezultata. Ta princip je zelo podoben interaktivni interpretaciji hierarhične klusterske analize iz statistike (B o u d a i l l i e r & G e o r g e s, 1998 in B u r r o u g h, 1996). Vzporedno organizirane odločitve so zelo uporabne, kadar se za analizo podatkov uporablja več mehkih nizov. Tu na rezultat ne vpliva zaporedje pravil, temveč značilnosti vhodnih podatkov. Največkrat pa so pravila zapisana v obliki skupin, ki so postavljene v neko zaporedje. Metapravilo (ang. *metarule*; posebno pravilo v umetni inteligenci, ki določa uporabo pravila ali skupine pravil pri naslednjem koraku odločanja) določa, katera skupina pravil se sproži ob posameznem vmesnem rezultatu (podatku). Končni rezultat je posledica izbire pravil in njihovega zaporedja (www-1).

Vsaka situacija v realnem svetu sestoji iz skupin spremenljivih pojmov, ki vplivajo ena na drugo. Da bi sistem deloval (funkcionalna dinamika), je potrebno ravnovesje med medsebojnimi vplivi. Sprememba ali odstranitev le ene skupine pojmov lahko privede do sesutja, zaustavitve ali popolnega kaosa sistema. Z reševanjem te problematike se v mehki logiki ukvarja področje ***mehke simulacije misli.***

Scenarije iz realnega sveta je možno prikazati z diagrami, ki se imenujejo razločni mehki diagrami (sl. 5). Pojmovne skupine so tu prikazane s točkami, in se imenujejo pojmovna stanja, povezave med stanji pa so prikazane z vektorji med njimi in se imenujejo vzročni dogodki. Razločni diagrami omogočajo ciklično delovanje v realnem času. Princip delovanja mehkih simulatorjev misli se od vseh na področju mehke logike najbolj približa principu delovanja umetnih nevronskih mrež. Uporabe umetnih nevronskih mrež v geologiji sta se podrobneje lotila H a f n e r (1999) in F i f e r - B i z j a k (1999).

Razločni diagrami imajo štiri možne rešitve: stabilno, nihajočo, periodično in kaotično. Stabilni model ohranja vrednost stanja neglede na število ponovitev. Nihajoči model niha med dvema končnima vrednostima in se ob spremembi vhodne vrednosti slej ko prej vrne v nihanje med prejšnjima dvema končnima vrednostima. Pri periodičnem modelu se ciklično pojavlja končna vrednost. Velikost enega ciklusa je lahko različna. Kaotičnemu modelu se z vsakim korakom spreminja končna vrednost.




Sl. 5. Shematični prikaz razločnega mehkega diagrama (po M c N e i l u, 1994)

Princip delovanja učenja pospeševanja misli

Za izračunavanje modelov razločnih diagramov obstajata dve metodi:

- *Metoda določanja* - vsaka vrednost stanja je v celoti določena z vsakim novim korakom (računskim ciklom), vse dokler je diagram dejaven. Posamezna vrednost stanja je posledica vsote produktov uteži dogodkov, ki kažejo na dano stanje, in vrednostjo vzročnih stanj. Po popravku se rezultati gibljejo med vrednostima 0 in 1 (0 - 100%). Vsota je linearna operacija in njene vrednosti se gibljejo med negativno in pozitivno vrednostjo števila stanj v diagramu. Popravek je nelinearna operacija, izračunana z »logično funkcijo«. Ta funkcija razporedi vhodne podatke, ki se grupirajo okoli 0, in izhodne, ki se grupirajo okoli 0,5 v vrednosti med 0 in 1 po enačbi:

$$\text{Vrednost stanja} = \frac{1}{1+e^{-\text{VSOTA}\times\text{PRIRASTEK}}} \cdot \quad (2)$$

- *Metoda naraščanja* - vsaka vrednost stanja je modifikacija vrednosti iz prejšnjega koraka skozi celoten postopek. Nova vrednost je rezultat vsote produktov uteži dogodkov, ki kažejo na dano stanje, in novih vrednosti stanj. Te so določene s prirastkom novih vzročnih stanj k prejšnjim vrednostim stanj in so popravljene na vrednosti od 0 do 1 (0 - 100%).

Funkcija učenja deluje po pricipu vsote vektorjev (vsota stanj). Ta je sestavljena iz vsote produktov uteži dogodkov, ki kažejo na dano stanje, in vrednosti vzročnih stanj. Vsota predstavlja idealno vrednost stanja. Razlika med dejansko in idealno vrednostjo stanja se imenuje napaka. Z vsakim ciklom se napaka popravlja, manjša.

Vrednost vzročnega stanja se deli z vsoto stanj, proces pa se imenuje normalizacija. Normalizirana vrednost, ki je rezultat normalizacije, se pomnoži z napako, rezultat pa se prišteje k uteži dogodka. Računski cikli se ponavljajo, vse dokler njena vrednost ni 0, oz. dokler ne oscilira okoli vrednosti 0.

**Sistemi mehke logike**

Trda informacija, ki vstopa v sistem, je pretvorjena v mehke vrednosti (besedni ali številčni opis). Za ta korak se uporabljajo funkcije pripadnosti. S pretvorjenimi, mehkimi vrednostmi operira sistem mehke logike, ki proizvede izhodne mehke vrednosti. Te so ob izhodu spremenjene nazaj v trde, natančne informacije.

Problemi, ki jih je moč obravnavati z mehko logiko, in njihove rešitve:

- Predpisano reševanje problema (sprejemanje odločitev),
- opisano reševanje problema (sprejemanje odločitev),
- optimalno reševanje problema (ekspertni sistemi),
- zadovoljivo reševanje problema, ki poteka znotraj nekih podanih okvirjev (ekspertni sistemi ali sprejemanje odločitev) in
- napovedovalna rešitev problema glede na pretekle izkušnje (pospeševalec misli).

Pri oblikovanju sistema mehke logike se porajajo štiri vprašanja; Kaj želimo nadzorovati? Kaj je potrebno storiti, da lahko nadzorujemo sistem? Kaj (kakšen) je željen odgovor (rezultat)? Kateri so možni vzroki za neuspešnost sistema (www-2)? Določitev vhodnih in izhodnih podatkov je najpomembnejši korak pri oblikovanju ekspertnega sistema (www-1).

Izdelava strukturnega diagrama problema in njegove rešitve je sestavljena iz več korakov. Z določitvijo vsakega novega koraka je potrebna kontrola prejšnjih.

### Določitev in poimenovanje vhodnih podatkov

Že prej je bilo omenjeno, da sta možni dve pretvorbi (opisa) vhodnih podatkov, številčna in besedna. Slednja se uporablja, ko so že v naprej znani pomeni opisov. Mehke (približne) številčne vrednosti se uporabljajo, ko ni jasne povezave med točnim vhodnim podatkom in njegovim približkom. Ta povezava se razjasni med potekom sistema mehke logike (www-1).

Vhodne podatke o nagibu brežine lahko na primer razdelimo v pet razredov (raven, položen, srednji, strm in zelo strm), trdnost hribine pa na tri razrede (trdna, srednje trdna, mehka).

### Določitev in poimenovanje izhodnih podatkov

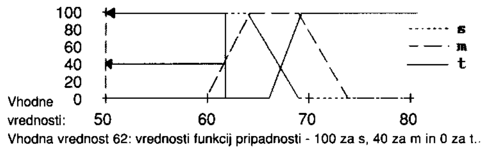
Z določitvijo jasnih (a še vedno mehkih) ciljev je rešen precejšnji del modela mehke logike. Za prej podani primer je izhodni podatek možnost zdrsa hribine, izražen v odstotkih - določitev št. vrednosti za opisne vrednosti (nič, majhna, srednja, velika).

Velja pravilo, da je pretvorba neke vrednosti v mehko vrednost reverzibilni proces, če ni bila opravljena nobena operacija na mehki vrednosti (www-1).

### Izbira funkcij pripadnosti v mehki logiki

Sistemi mehke logike so ekspertni sistemi in temeljijo na strokovnih odločitvah. Izdelava fukcij pomeni pretvorbo teh izkustev v funkcije pripadnosti. Po izkušnjah vira (www-1) je priporočljivo, da se sosednji funkciji pripadnosti sekata pri najvišji stopnji pripadnosti (sl. 6). Tako prekrivanje omogoča večjo toleranco pri pisanju pravil in posledično lažje ujemanje pravil s podatki. Nič nenavadnega ni, če ima ena vhodna vrednost v več nizih stopnjo pripadnosti večjo od 0.

Oblik funkcij pripadnosti je več. Omeniti velja tri standardne funkcije pripadnosti (IDRISI 2 for Windows).



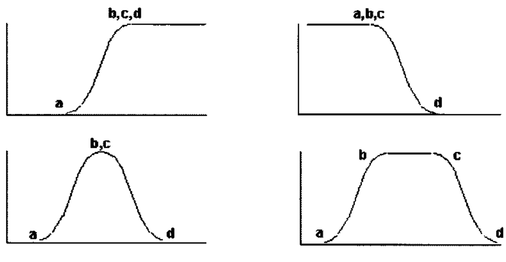

Sl. 6. Sekanje funkcij pripadnosti dveh nizov pri najvišji stopnji pripadnosti

***Sigmoidalna funkcija pripadnosti*** je funkcija, ki lahko monotono narašča, pada ali pa oboje hkrati. Na prevojih se obnaša kot simetrična krivulja. Funkcijo izrazimo kot

$$\mu = cos^2\ \alpha, \qquad (3)$$

kjer je za naraščajočo funkcijo $\alpha$ definiran kot $\frac{(x - a)}{(b - a)} \times \frac{\pi}{2}$. Kadar je vrednost vhodnega podatka večja od vrednosti $b$, je vrednost $\mu$ enaka 1.

Na sliki 7 so prikazane vse vrste sigmoidalne funkcije, naraščajoča, padajoča, simetrična z eno maksimalno vrednostjo in simetrična z nizom maksimalnih vrednosti stopnje pripadnosti. Vrednost a je vrednost, ko se funkcija pripadnosti dvigne nad 0, vrednost b predstavlja vrednost, ko funkcija pripadnosti doseže 1, vrednost c, ko funkcija pripadnosti pade pod vrednost 1, in d, ko funkcija pripadnosti doseže 0.

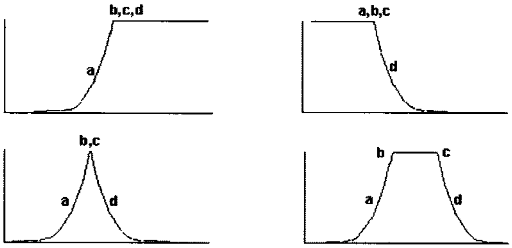



Sl. 7. Sigmoidalna funkcija pripadnosti

***Zvončasta funkcija pripadnosti*** je funkcija, pri kateri se vrednost stopnje pripadnosti približuje nični vrednosti in jo doseže v neskončnosti. Vrednosti a in d pri tej funkciji kažeta vrednost stopnje pripadnosti 0,5 in ne 0. Slika 8 prikazuje štiri različice zvončaste funkcije pripadnosti. Enačba za zvončasto funkcijo je

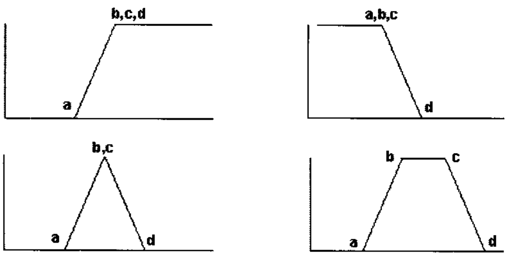
$$\mu = \frac{1}{(1 + \frac{(x - b)}{(b - a)})^2} . \quad (4)$$

Kadar je $x$ večji od b, je vrednost $\mu$ 1 (Burrough, 1989).




Sl. 8. Zvončasta funkcija pripadnosti

***Pri linearni funkciji pripadnosti*** kot pove že samo ime, funkcija narašča ali pada linearno. Ta funkcija se uporablja predvsem v mehki logiki elektronskih aparatur, uporabna pa je tudi za aplikacijo drugih področij v mehki logiki. Slika 9 prikazuje različice linearne funkcije pripadnosti.




Sl. 9. Linearna funkcija pripadnosti

V uporabi so še druge oblike funkcij pripadnosti kot sta **Gaussova in eksponencialna** (P e d r y c z, 1998). Enačba Gaussove funkcije pripadnosti ima obliko:

$$\mu = e^{-k(x - \frac{a\ b}{2})^2} \quad (5)$$

kjer je k večji od 0. Vrednosti a in b predstavljata vrednosti stopnje pripadnosti več od 0 in 1.

Enačba eksponencialne funkcije pripadnosti ima obliko:

$$\mu = \frac{k(x - \frac{a\ b}{2})^2}{1 + k(x - \frac{a\ b}{2})^2} \quad (5)$$

ko je k večji od 0 in $-k(x - \frac{a\ b}{2})^2 = 1$, ko je k večji od 1.

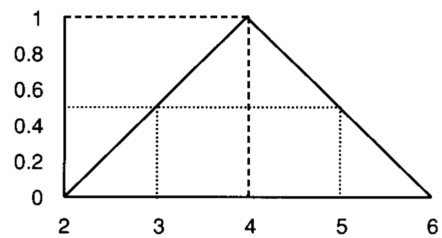
V primeru spreminjanja izhodnih mehkih podatkov v trda števila da uporaba linearne funkcije pripadnosti običajno boljše rezultate (www-1).

Sistem uporablja vrednosti funkcij pripadnosti vhodnih podatkov kot faktorje uteži za določanje vpliva funkcij pripadnosti na nize izhodnih podatkov (www-2).

## Določanje osnovnih pravil

Določanje pravil, ki prevedejo vhodne podatke v izhodne, je najlažje s pomočjo izdelave matrike vhodnih podatkov. Pravila mehke logike delujejo na osnovi stopnje veljavnosti pravila, ki je pogojeno s stopnjo pripadnosti vhodnega podatka nekemu nizu. Vsaka trda vhodna vrednost lahko pripada večim nizom v mehki logiki (stopnja funkcije pripadnosti).

Veljavnost pravila glede na stopnjo pripadnosti:




Stopnja pripadnosti za

| | | |
|---|---|---|
| 4 | je 1 | pravilo velja (s stopnjo 1) |
| 3 in 5 | je 0.5 | pravilo delno velja (s stopnjo 0.5) |
| 2 in 6 | je okoli 0 | pravilo ne velja (s stopnjo 0) |

V trdi logiki ni vmesnih stopenj pripadnosti, ali pravilo velja (stopnja 1) ali pa ne (stopnja 0).

Aktiviranje pravil

Pravila brez vhodnih podatkov mirujejo. Sprožijo se šele takrat, ko z vhodnimi podatki vstopijo v proces vrednosti podatkov, katerih stopnja pripadnosti nizu, povezanemu s pravilom, presega aktivacijski prag tega pravila (www-1).

Vzorci razmišljanja

Način aktiviranja pravil je odvisen od izbire vzorca razmišljanja, ki je lahko zaporeden ali vzporeden. *Deduktivno sklepanje* (vzorec zaporednega razmišljanja) se uporablja, ko ni dosti znanega o vhodnih podatkih in so podatki stopenjsko pogojeni (odvisni). Šele oblikovanje in delovanje sistema razkrije prave dimenzije vhodnih podatkov. *Induktivno sklepanje* (vzorec vzporednega razmišljanja) pa se uporablja, ko so vhodni podatki znani in so vsi enako pomembni za analizo. Njihova pretvorba v mehke vrednosti je jasna in podatkovno pripadnost nizom določajo stopnje pripadnosti nizov (www-1).

Učni nizi v mehki logiki

Vsak sistem v umetni inteligenci, s katerim se obdelujejo podatki, potrebuje niz osnovnih in pravilnih podatkov, s katerih se »uči« zakonitosti preiskovane populacije. S spreminjanjem in prilagajanjem parametrov ali faktorjev se sistem poskuša približati realni situaciji v naravi. Popolno ujemanje modela z realnostjo praktično ni mogoče, saj se pojavljajo napake že pri zajemu podatkov in pri analizi oz. interpretaciji. Velika nevarnost, ki se pojavi pri učenju modela UI je, da je ta preveč naučen (ang. *over-trained data*). To pomeni, da se model preveč prilega učnim podatkom in s tem zajema tudi napako vzorčenja. Napako je najenostavnejše izločiti s stalno kontrolo dobljenega modela na podatkih, ki niso bili uporabljeni za učenje, ali pa na popolnoma drugi populaciji podatkov z istega območja. Za učne podatke se lahko uporabi dve tretjini populacije, model pa se testira na ostali tretjini. Najbolj realne rezultate da metoda, kjer se za učne podatke uporabijo podatki ene populacije in za testne podatki druge, sorodne populacije.

## Zaključki

Metode mehke logike sodijo med novejše metode obdelave podatkov, ki pa si vztrajno utirajo pot med uporabnike na vseh znanstvenih področjih, tudi v geologiji. Njena uporabnost na področju geokemije je bila prikazana z določitvijo stopenj onesnaženja urbanega prahu na ožjem območju Ljubljane (K o m a c, 2000). Nedvoumno so metode mehke logike uporabne na področju geologije, kjer se uporabljajo matematični modeli za prikaz realnega stanja, pri najrazličnejših klasifikacijah in sprejemanju odločitev (ekspertnih sistemih). Z uporabo metod mehke logike in umetne inteligence bi bil marsikateri geološki problem rešen v krajšem času, z manjšimi stroški in manj nesoglasji med strokovnjaki. Ledina je zaorana...

## Literatura

B o u d a i l l i e r, E. & G e o r g e s, H. 1998: Interactive Interpretation of Hierarchical Clustering. - Intelligent Data Analysis, Vol. 2, No. 3, 229-244, Elsevier Science, Ottawa.

B u r r o u g h, P. A. 1989: Fuzzy Mathematical Methods for Soil Survey and Land Evaluation. - Journal of Soil Science, Vol. 40, 477-492, Blackwell Science Ltd., Oxford.

B u r r o u g h, P. A. 1996: Natural objects with indeterminate boundaries.-Geographic objects with indeterminate boundaries, 3-28, Taylor & Francis, London.

D u b o i s, D. & P r a d e, H. 1987 a: Fuzzy numbers: An overview. - Analysis of Fuzzy Information, Vol. 1, CRC Press, 3-39, Boca Raton.

D u b o i s, D. & P r a d e, H. 1987 b: Mean value of a fuzzy number. - Fuzzy Sets and Systems, Vol. 24 (3), Elsevier Science, 279-300, Amsterdam.

F i f e r -B i z j a k, K. 1999: Uporabnost nevronskih mrež v inženirski geologiji. - Doktorska disertacija, Univerza v Ljubljani, NTF, 171 str., Ljubljana.

H a f n e r, J. 1999: Integracija GIS-a in umetne inteligence v geologiji. - Doktorska disertacija, Univerza v Ljubljani, NTF, 170 str., Ljubljana.

I D R I S I for W i n d o w s - Version 2.007: Help System. - Clark University, Main St. Worcester.

J a n ž a, M. 1998: Prediction of landslide occurrence possibilities with spatial decision support system. - International Conference on GIS for Earth Science Applications, Slovenia, Ljubljana, IGGG, 91-99, Ljubljana.

K a u f m a n n, A. & G u p t a, M.M. 1991: Introduction to fuzzy Arithmetic: Theory and applications. - Van Nostrand Reinhold Electrical, 351 p., New York.

K o m a c, M. 2000: Urbani prah na območju mesta Ljubljane kot indikator onesnaženja. - Magistrsko delo, Univerza v Ljubjani, NTF, 87 str., Ljubljana.

M c N e i l, F. M. & T h r o, E. 1994: Fuzzy logic: a practical approach. - AP Professional, 292 p., Boston.

P e d r y c z, W. 1998: Computational intelligence: an introduction. - CRC Press, 284 p., Boca Raton.

R i c h, E. & K n i g h t, K. 1991: Artificial Intelligence (2nd edition). - McGraw-Hill, 621 p, New York.

Z a d e h, L. A. 1965: Fuzzy sets. - Information and Control, Vol. 8(3), 338-353, AP Professional, Boston.

Z a d e h, L. A. 1987: Fuzzy Sets as a Basis for a Theory of Possibility. - Fuzzy Sets and Applications: Selected Papers by L. A. Zadeh, 193-218, John Wiley & Sons, Inc., New York.

## *SPLET*

**www-1** - http://members.aol.com/wsiler/intro.htm (William Siler, Birmingham, ZDA, 1997)

**www-2** - http://www.seattlerobotics.org/encoder/mar98/fuz/flindex.html (Encoder, The Newsletter of the Seattle Robotic Society, ZDA, 1999)

**www-3** -http://library.thinkquest.org/2705/history.html (Yossi Mamroud, Tel Aviv University, Izrael, 2000)

**www-4** -http://www.attar.com/pages/fuzzy.htm (Attar Software, VB, 2000)