

Óbudai Egyetem

Doktori (PhD) értekezés



Fuzzy alapú és statisztikai hipotézis vizsgálaton alapuló preferenciamodellek hatásvizsgálata és fejlesztése

Sram Norbert

Témavezető:

Takács Márta, PhD

**Alkalmazott Informatikai és Alkalmazott Matematikai
Doktori Iskola**

Budapest, 2017. március

TARTALOMJEGYZÉK

KÖSZÖNETNYILVÁNÍTÁS.....	4
BEVEZETÉS.....	5
1. KÖZVETLENÜL ALKALMAZOTT FUZZY ALAPFOGALMAK.....	7
1.1 ALAPFOGALMAK.....	7
1.2 FUZZY HALMAZ.....	7
1.3 ALAPVETŐ FUZZY HALMAZOK.....	8
1.4 INTERVALLUM ÉRTÉKŰ FUZZY HALMAZ.....	9
1.5 A FUZZY HALMAZOK JELLEMZŐI.....	10
1.6 FUZZY MŰVELETEK.....	11
1.7 ÁLTALÁNOS FUZZY OPERÁTOROK [48].....	12
1.7.1 Fuzzy metszetek (<i>t</i> -norma).....	12
1.7.2 Fuzzy úniók (<i>konorma</i>).....	13
1.8 AGGREGÁCIÓS OPERÁTOROK.....	13
1.9 DEFAZIFIKÁCIÓ.....	14
1.10 FUZZY ALAPÚ KÖVETKEZTETÉSI RENDSZEREK.....	15
1.10.1 Implikáció és következtetés [80].....	16
1.10.2 Az fuzzy következtetés Takagi-Sugeno modellje [80].....	18
1.11 A DIAGNOSZTIKAI RENDSZER ÁLTALÁNOS ÁTTEKINTÉSE.....	19
1.12 A DIAGNOSZTIKAI RENDSZER GYAKORLATI ALKALMAZÁSA.....	19
2. MINNESOTA KÓD FUZZY ALAPÚ MEGKÖZELÍTÉSE.....	24
2.1 FUZZY KÖVETKEZTETÉSI SZABÁLYOKHOZ IGAZODÓ MINNESOTA KÓD.....	24
2.2 DIAGNOSZTIKAI SZABÁLY ORIENTÁLT MEGKÖZELÍTÉS.....	24
2.3 HULLÁMFORMA CSOPORT ORIENTÁLT MEGKÖZELÍTÉS.....	27
2.4 A SZABÁLYRENDSZER-HIERARCHIA KIALAKÍTÁSA.....	29
2.5 A BEMENETEK MEGHATÁROZÁSA.....	32
2.6 A PARAMÉTEREK FUZZY TAGSÁGI FÜGGVÉNYEINEK MEGHATÁROZÁSA.....	35
2.7 A KIMENETEK MEGHATÁROZÁSA.....	37
2.8 A DIAGNOSZTIKAI SZABÁLY DEFINÍCIÓK.....	37
2.9 SZIMULÁCIÓ.....	39
2.10 FUZZY MÓDSZER KIÉRTÉKELÉSE.....	40
3. FUZZY ALAPÚ, ONTOLÓGIA RENDSZERSZERKEZETŰ KÖVETKEZTETÉS.....	42
3.1 ONTOLÓGIAI ALAPFOGALMAK.....	42
3.1.1 Konceptualizáció.....	43
3.1.2 Az ontológia modell formális definíciója.....	44
3.1.3 Egyszerű ontológia példa.....	45
3.2 MINNESOTA KÓD ONTOLÓGIAI MODELLJÉNEK KIÉPÍTÉSE.....	46

3.2.1	<i>A Minnesota kód ontológia alapú elemzése</i>	46
3.2.2	<i>Az ontológia modell felépítése</i>	51
3.2.3	<i>Az ontológia alapú diagnosztizálás</i>	56
3.3	TYPE-1 FUZZY ONTOLÓGIA.....	60
3.3.1	<i>Fuzzy Type-1 alapú ontológia megvalósítása</i>	62
3.3.2	<i>A diagnosztikai szoftver</i>	66
3.3.3	<i>Az ontológia benépesítése</i>	66
3.3.4	<i>Az ontológia alapú diagnosztizálás fuzzy type-1 környezetben</i>	70
3.3.5	<i>Esettanulmány</i>	73
3.3.6	<i>Type-1 megközelítés hiányosságai és a kiküszöbölésre tett javaslat</i>	81
3.4	TYPE-2 FUZZY ALAPÚ RENDSZER ÉS ANNAK ONTOLÓGIAI SZERKEZETE.....	81
3.4.1	<i>Type-2 típusú tagsági függvények megadása</i>	82
3.4.2	<i>Következtetés a fuzzy type-2 környezetben – alkalmazott operátorok</i>	85
3.4.3	<i>1. módszer: Leképzett típus aggregálás</i>	86
3.4.4	<i>2. módszer: Aggregált intervallumok leképzése</i>	87
3.4.5	<i>A type-2 definíciókkal kibővített ontológia</i>	89
3.4.6	<i>A konzisztencia szint alkalmazása</i>	90
3.5	ESETTANULMÁNY - ADATELEMZÉS	94
3.5.1	<i>Az Incart adatbázis eredményei</i>	94
3.5.2	<i>A TWA adatbázis eredményei</i>	95
3.5.3	<i>A PTB adatbázis eredményei</i>	97
3.5.4	<i>Páciens (minta) alapú elemzés</i>	98
4.	A DIAGNOSZTIKAI SZOFTVER FELÉPÍTÉSE	101
4.1	FUZZYLOGICTOOLS KOMPONENS.....	101
4.2	MINNESOTACODE KOMPONENS.....	104
4.2.1	<i>Egységes EKG formátum</i>	104
4.2.2	<i>PhysioNet adatformátum támogatása</i>	106
4.2.3	<i>Az Ontológia feltöltése</i>	107
4.2.4	<i>Ontológia feltöltésénél adódó kihívások</i>	107
4.2.5	<i>Diagnosztik előállítás</i>	110
4.2.6	<i>Eredmények feldolgozása</i>	111
	ÖSSZEGZÉS (TÉZISEK)	112
	AZ EREDMÉNYEK HASZNOSÍTÁSA, TOVÁBBFEJLESZTÉSI LEHETŐSÉGEK	121
	FELHASZNÁLT IRODALOM	123

KÖSZÖNETNYILVÁNÍTÁS

Ezúton szeretnék köszönetet mondani témavezetőmnek Dr. Takács Mártának, aki nem csak szakmailag, de emberileg is támogatott. Az értekezésem elkészítésében nyújtott mélyreható és részletes szakmai segítsége, a folyamatos ösztönzése jelentős szerepet tölt be az eredményeim elérésében.

Köszönet az Alkalmazott Informatikai és Alkalmazott Matematikai Doktori Iskola tagjainak, különösképpen Prof. Dr. Galántai Aurélnak és Prof. Dr. Horváth Lászlónak a szakmai javaslatokért és a nemzetközi szintű publikációs lehetőségek biztosításáért.

Köszönöm a doktori iskola tanárainak, Prof. Dr. Galántai Aurélnak, Dr. Takács Mártának, Prof. Dr. Krómer Istvánnak, Prof. Dr. Fodor Jánosnak, Prof. Dr. Dombi Józsefnek, Prof. Dr. Fullér Róbertnek, hogy a képzés során lehetőséget adtak a szakterületükhöz tartozó tudományos ismeretek megismerésére és támogattak a kutatás irányainak definiálásában.

Külön köszönettel tartozom Szedmina Líviának, amiért a publikációk nyelvi lektorálásában folyamatosan segítséget nyújtott.

Köszönetet mondanék és megemlékeznék Prof. Dr. Fodor Jánosról, aki sajnálatos módon nem élte meg az értekezésem elkészülését, azonban munkássága mély nyomot hagyott a kutatásaimban és bennem egyaránt.

BEVEZETÉS

A hagyományos szakértői, következtetési rendszerek éles határértékű feltételrendszerekre épülnek általában. A *ha feltétel akkor következmény* típusú szabályok feltétel részében gyakran szerepelnek *változóérték egyenlő mért érték* vagy *alsó határ \leq változóérték \leq felső határ* típusú feltételek, ahol a mért értékek vagy az alsó és felső határ kizárólag numerikus, kvantitatív jellegűek, fuzzy alapú megfogalmazásban éles értékek. Ugyanakkor az ezen értékektől való bármely kis eltérésre a szabályok nem tüzelnek, a rendszer „érzékeny” marad. Ritkán fordul elő a hagyományos megközelítéseknél az is, hogy kvalitatív megfogalmazások kerülnek a szabályokba. Nincs ez másképpen az orvosi, diagnosztikai következtetési rendszerekben sem.

A kutatási téma megfogalmazásakor elsősorban ezen típusú rendszerek olyan fejlesztését tűztem ki célomul, amely kezeli a bizonytalanságot, az éles határok helyett fuzzy fogalmakkal működik. Az esettanulmány a Minnesota kód diagnosztikai rendszerhez kapcsolódott, de a megalkotott rendszermodellek és szoftverek alkalmazhatóak általában is egy hierarchikusan felépített, bizonytalanságot kezelő döntéshozatali rendszerre, amely gyakorlatilag egy preferenciamodell.

A Minnesota kód hagyományos orvosi diagnosztikai szakértői rendszer, amelyben egymásra épülő szabályok a bementi értékektől függően tüzelnek vagy nem, irányítják a döntéshozatali fában a döntéshozót a következő feltételig, és ezáltal vezetik egy adott betegség diagnosztikai feltételei mentén a betegség megállapításához, azaz a szabályrendszer és a mért adatok alapján preferenciát biztosítanak a döntéselemzőnek (itt a kardiológus szakorvosnak). A szabályrendszer ugyan a tapasztalati tudásbázist tartalmazza, de nem módosul pacienstől függően, és nem is kezeli a bizonytalanságot (mérési adatok hiányát, pontatlanságot), az éles intervallumhatárokat tartalmazó szabályok rigid viselkedését. A rendszer tehát jó alapnak bizonyult az ilyen típusú döntéshozatali rendszerek módosításának, felhasználóbarát és felhasználó-érzékenységére irányuló modell-fejlesztésének verifikációjára és validálására.

A felhasznált elméleti és gyakorlati alapfogalmak ismertetése illetve az ismert magvalósítások és azok előnyeinek és hátrányainak ismertetése után dolgozatom további fejezeteiben önálló eredményeimet foglalom össze.

Az elképzelés első megközelítésben az volt, hogy a szabályok feltételeiben szereplő éles határokat lágyítsam, azaz, hogy fazifikáljam a bemeneti paramétereket, és ennek alapján a következtetéseket, szabálytüzeléseket is fuzzy következtetési rendszerrel oldjam meg. A rendszerszerkezeti megközelítés megfelel az eredeti Minnesota kódnak. A módszer **szabályalapú** megközelítésnek neveztem, mert a Minnesota kód szabályainak *Mamadani* illetve *Sugeno* típusú következtetési rendszerbe való foglalását jelentette.

Általánosítva: *if feltétel then következmény* típusú, hierarchikusan egymásba épülő szabályokból álló preferenciamodellek bemeneti adatait fazifikálva, és a döntéshozatalnál fuzzy következtetési rendszert használva, a bizonytalanságot kezelő preferenciamodellt építettem a kardiológiai diagnosztikai Minnesota kód továbbfejlesztéseként.

1. KÖZVETLENÜL ALKALMAZOTT FUZZY

ALAPFOGALMAK

A fuzzy megközelítés gyakran merül fel olyan alkalmazási területeken, ahol matematikai formalizmussal nehezen leírható nyelvi változók használata szükséges, sok a bizonytalanság, pontatlanság, szubjektivitás az adatokban és a kiértékelés folyamatában, illetve ha a szakértőknek nincs elegendő megbízható adatuk például a statisztikai modell leírásához [46] [47].

1.1 Alapfogalmak

A fuzzy halmazoktól való megkülönböztetés érdekében a hagyományos halmazokra, az irodalmakban elterjedt *crisp halmaz* (éles, határozott körvonalú) terminológiát használjuk. A *crisp halmazok* definiálására több módon történhet. Véges halmazok esetén alkalmazható az elemek felsorolása, például $A = \{1, 3, 9, 27, 81, 243\}$. A tetszőleges elemszámú halmazok esetén a halmazt az elemeire teljesülő szabály segítségével írhatjuk fel, például $B = \{x \in X | x = 3^n, n \text{ egész}\}$. Ilyen esetben a halmaz *karakterisztikus függvénnyel* is definiálható. Egy adott X_A függvény kizárólag azon értékekre vesz fel 1 értéket, amelyek az A halmaz elemei (1.1).

$$X_A(x) = \begin{cases} 1, & \text{ha } x \in A \\ 0, & \text{ha } x \notin A \end{cases} \quad (1.1)$$

1.2 Fuzzy halmaz

A karakterisztikus függvény fogalmát úgy általánosíthatjuk, hogy az alaphalmaz minden eleméhez egy rögzített tartományból (általában $[0,1]$) hozzárendelhető egy érték. A hozzárendelt érték arányos a halmazbeli tagság mértékével. Tehát minél kisebb mértékben tagja a halmaznak valamely elem, annál kisebb az elemre vonatkozó függvényérték. Ezt a függvényt *tagsági függvénynek* nevezzük, a *tagsági függvény* által meghatározott halmazt pedig *fuzzy halmaznak*. A fuzzy halmazok alaphalmazára az *univerzum* kifejezést is használják.

Az A fuzzy halmaz μ_A tagsági függvénye értelmezési tartományának az X univerzumot, értékészletének a $[0,1]$ -es intervallumot tekintjük, és az irodalomban általában a

$$\mu_A: X \rightarrow [0,1],$$

illetve egyszerűbben a (1.2)

$$A: X \rightarrow [0,1]$$

használatos. Az X univerzumon definiált összes fuzzy halmazát $F(X)$ módon jelöljük.

1.3 Alapvető fuzzy halmazok

A fuzzy halmazok alkalmasak a bizonytalan határokkal rendelkező természetes nyelvi fogalmak reprezentálására. Ez kontextus függő. Vegyük példának "magas" fogalmat. Jelentősen különböző fuzzy halmazokkal írható le, ha az emberek vagy épületek alaphalmazán értelmezzük. Egyes fogalmaknak egy adott kontextusban is különböző modellezése lehetséges. Az alkalmazások a fuzzy halmazok alakjára általában nem túl érzékenyek, azonban mindig az adott modelltől függ, hogy valamely fuzzy halmaz tagsági függvény által megadott alakja megfelelő-e.

Egyszerűségük miatt leginkább *szakaszonként megadott, gyakran szakaszonként lineáris* alakú tagsági függvényeket használnak. Ilyen tagsági függvények például a háromszög (1.3), a trapéz (1.4), a gauss-harang (1.5) és az „S” alakú (1.6) függvény.

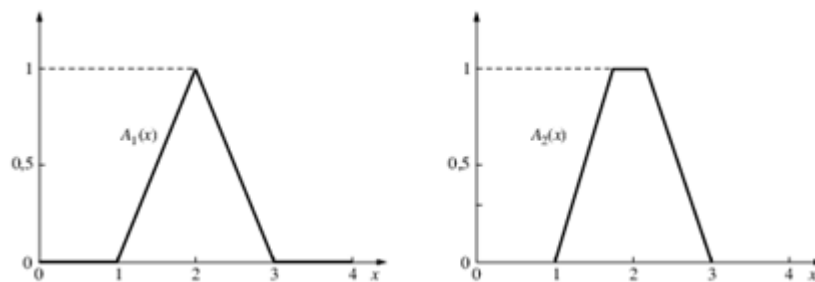
$$A_1(x) = \begin{cases} 0 & x \leq a \\ \frac{x-b}{c-b} & a \leq x \leq b \\ \frac{x-a}{c-a} & b \leq x \leq c \\ 0 & c \leq x \end{cases} \quad (1.3)$$

$$A_2(x) = \begin{cases} 0 & x \leq a \\ \frac{x-a}{x-b} & a \leq x \leq b \\ 1 & b \leq x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c} & c \leq x \leq d \\ 0 & d \leq x \end{cases} \quad (1.4)$$

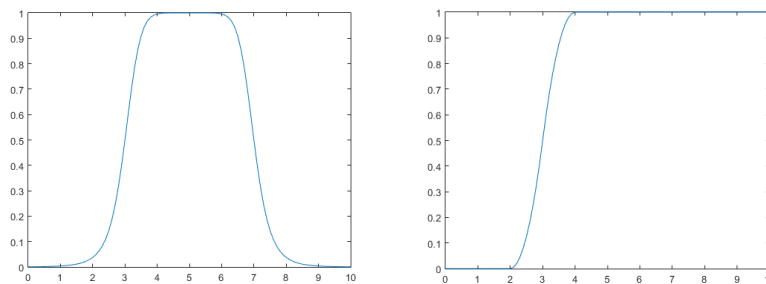
$$A_3(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^{2b}} \quad (1.5)$$

$$A_4(x) = \begin{cases} 0 & x \leq a \\ 2 \left(\frac{x-a}{b-a} \right)^2 & a \leq x \leq \frac{a+b}{2} \\ 1 - 2 \left(\frac{x-b}{b-a} \right)^2 & \frac{a+b}{2} \leq x \leq b \\ 1 & x \geq b \end{cases} \quad (1.6)$$

ahol az a, b, c, d a tagsági függvények paramétereit. A háromszög és a trapéz alakot adó tagsági függvény az Ábra 1-en láthatóak, míg a Gauss-harang alakú és az „S” alakú tagsági függvények az Ábra 2-n.



Ábra 1: A háromszög és a trapéz tagsági függvények [47]



Ábra 2: A gauss-harang és az S-alakú tagsági függvények

1.4 Intervallum értékű fuzzy halmaz

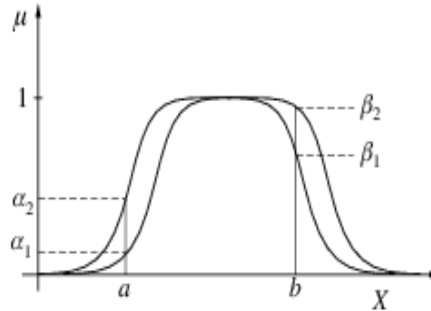
Az egyes elemekhez pontos tagsági érték helyett egy intervallumot is rendelhetünk, amely megadja az adott elem tagsági értékeinek a korlátját:

$$A: X \rightarrow E([0,1]),$$

ahol $E([0,1])$ a $[0,1]$ intervallumon felírható zárt intervallumok halmazát jelöli.

Az így kapott tagsági függvényeket *intervallumértékű fuzzy halmazoknak* nevezzük. Ábrázolásuk két görbe segítségével történik, amelyek az alsó és a felső korlátokat jelölik (Ábra 3).

Az intervallum értékű fuzzy halmazok segítségével az elemekhez rendelt tagságifüggvény-értékek bizonytalansága is modellezhető. Az intervallum értékű halmazok alkalmazásával a megbízhatósága nő, de a rendszer működésének pontossága csökken, hiszen hibahalmazódás történik. Az *intervallumértékű fuzzy halmazok* alkalmazása továbbá jelentősen növeli a számítási igényeket



Ábra 3: Intervallum értékű fuzzy halmaz

Az *intervallumértékű fuzzy halmazok* tovább általánosíthatók, ha az intervallumok fuzzy értéket vehetnek fel. Eszerint minden intervallum maga is lehet egyszerű fuzzy halmaz, ezáltal egy fuzzy halmaz minden eleméhez egy másik fuzzy halmazt rendelünk tagsági értéként. Az így kapott fuzzy halmazokat *2-es típusú (szintű) fuzzy halmaznak (Type-2)* nevezzük. A *2-es típusú fuzzy halmazok* tovább általánosíthatóak 3-as és magasabb szintű fuzzy halmazokra. A 3-as szintű fuzzy halmazok esetén az alaphalmazok a 2-es szintű fuzzy halmazok.

1.5 A fuzzy halmazok jellemzői

Halmaz tartója (support): Az X univerzumon értelmezett A halmaz nullánál nagyobb tagsági értékű pontjainak összessége, ami (1.7) segítségével definiálható.

$$\text{supp}(A) = \{x | A(x) > 0\} \quad (1.7)$$

A halmaz magja (core): Az X univerzumon értelmezett A halmaz 1 tagsági értékű pontjainak összessége, ami a következőképpen írható fel (1.8).

$$\text{core}(A) = \{x | A(x) = 1\} \quad (1.8)$$

Halmaz magassága (supremum): Az X univerzumon értelmezett A halmazt leíró tagsági függvény legmagasabb értékű pontja (1.9).

$$h(A) = \sup_{x \in X} A(x) \quad (1.9)$$

Abban az esetben, ha ez az érték 1 , *normális fuzzy halmazról* beszélhetünk, ellenkező esetben, vagyis amikor $h(A) < 1$, *a halmaz szub-normális*.

Konvex fuzzy halmaz: Az X univerzumon értelmezett A fuzzy halmaz konvex, ha $\forall x_1, x_2, x_3 \in X$ esetén teljesül a következő feltétel (1.10).

$$\text{Ha } x_1 \leq x_2 \leq x_3 \text{ akkor } A(x_2) \geq \min(A(x_1), A(x_3)) \quad (1.10)$$

α – szinthalmaz: Az X univerzumon értelmezett A halmaz azon részhalmaza, melyre $\forall \alpha \in [0,1]$ esetén teljesül, hogy:

$$A_\alpha = \{x | A(x) \geq \alpha\} \quad (1.11)$$

Abban az esetben, ha egyenlőséget nem engedünk meg, vagyis $A_\alpha = \{x | A(x) > \alpha\}$, szigorú α – szinthalmazról beszélünk.

Fuzzy részhalmaz: B részhalmaza az X univerzumon értelmezett A halmaznak, vagyis $A \subseteq B$, ha $\forall x \in X$ esetén teljesül, hogy:

$$A(x) \leq B(x) \quad (1.12)$$

Halmazok egyenlősége: Az X univerzumon értelmezett A és B halmazok egyenlők, ha $\forall x \in X$ esetén:

$$A(x) = B(x) \quad (1.13)$$

Ami pontosan akkor teljesül, ha $A \subseteq B$ és $B \subseteq A$.

Fuzzy partíció: Az X univerzum A_1, A_2, \dots, A_N fuzzy halmazai fuzzy partíciót alkotnak, ha $\forall x \in X$ esetén teljesül, hogy:

$$\sum_{i=1}^N A_i(x) = 1 \quad (1.14)$$

Ahol $A_i \neq \emptyset$ és $A_i \neq X$.

1.6 Fuzzy műveletek

A hagyományos halmazokon (nem *crisp*) értelmezett alapműveletek (egyesítés/unió, metszet/konjunkció, komplement/negáció) számtalan módon általánosíthatóak a fuzzy halmazokra. A gyakorlati alkalmazásban a legelterjedtebb Zadeh-féle műveletek bizonyultak megfelelőnek [48].

Zadeh-féle komplement:

Az X alaphalmazon értelmezett $A \in F(X)$ fuzzy halmaz komplemente \bar{A} , melyet a következő egyenlet határoz meg:

$$\bar{A}(x) = 1 - A(x), \text{ ahol } \forall x \in X \quad (1.15)$$

Zadeh-féle metszet és unió:

Legyen $A, B \in F(X)$ két fuzzy halmaz. Ezeknek a metszete (1.16) és uniója (1.17) a következő módon határozható meg:

$$(A \cap B)(x) = \min[A(x), B(x)], \quad \forall x \in X \quad (1.16)$$

$$(A \cup B)(x) = \max[A(x), B(x)], \quad \forall x \in X \quad (1.17)$$

A *min* és *max* műveletek asszociatívak, ezért a definíciók kiterjeszthetők tetszőleges véges számú fuzzy halmaz esetére is.

Dolgozatomban leggyakrabban a Zadeh féle operátorokat alkalmaztam.

1.7 Általános fuzzy operátorok [48]

1.7.1 Fuzzy metszetek (t-norma)

Legyen adott a $t: [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$ függvény a következő axiómákkal:

1. $t(a, 1) = a, \forall a \in [0,1]$ (**peremfeltétel**)
2. *ha $b \leq c$ akkor $t(a, b) \leq t(a, c)$, $\forall a, b, c \in [0,1]$* (**monotonitás**)
3. $t(a, b) = t(b, a), \forall a, b \in [0,1]$ (**kommutativitás**)
4. $t(a, t(b, c)) = t(t(a, b), c), \forall a, b, c \in [0,1]$ (**asszociativitás**)

Ezeket az axiómákat a *fuzzy metszetek (t-normák) axiomatikus vázának* nevezzük. Az utolsó axióma segítségével a *t-normák* definíciója tetszőleges véges számú argumentumra is kiterjeszhető.

A *t* operátor (*t-norma*) a halmazelméleti metszet, illetve a logikai „és” kapcsolat tulajdonságait hordozza, így két fuzzy halmaz, $A(x)$ és $A'(x)$ metszete a következőképpen definiálható (ugyanazon X univerzumon definiáltak):

$$A(x) \cap A'(x) = t(\mu_A(x), \mu_{A'}(x)) \quad (1.18)$$

Ahogy az (1.18)-as képlet szemlélteti, az A „és” A' tulajdonsággal rendelkezés igazságértéke a $t(\mu_A(x), \mu_{A'}(x))$ függvénnyel számítandó. A *t-normát* ilyen módon a *Mamdani* típusú következtetési rendszer alkalmazásakor szabályainak feltétel részében az A szabály premissza és az A' szabálybemenet illeszkedésének számítására használjuk, illetve az egyes feltételek összekapcsolására.

A leggyakrabban használt t-norma operátorok a *minimum* (1.19) és a *szorzat* (1.20) operátorok, amelyeket a Matlab Fuzzy Logic Toolboxa [49] és az általam fejlesztett *FuzzyLogicTools* fuzzy szoftverkörnyezet is egyaránt kezel.

$$t(a, b) = \min(a, b) \quad (1.19)$$

$$t(a, b) = ab \quad (1.20)$$

1.7.2 Fuzzy úniók (konorma)

Legyen adott $s: [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$ függvény a következő tulajdonságokkal:

1. $s(a, 0) = a, \forall a \in [0,1]$ (**peremfeltétel**)
2. ha $b \leq a$ akkor $s(a, b) \leq s(a, c), \forall a, b, c \in [0,1]$ (**monotonitás**)
3. $s(a, b) = s(b, a), \forall a, b \in [0,1]$ (**kommutativitás**)
4. $s(a, s(b, c)) = s(s(a, b), c), \forall a, b, c \in [0,1]$ (**asszociativitás**)

Ezt a négy axiómát a *fuzzy uniók (konormák) axiomatikus vázának* hívjuk.

Az s konorma operátor a halmazelméleti unió tulajdonságaival rendelkezik, illetve a logikai „vagy” operátor tulajdonságait hordozza. Két fuzzy halmaz, $A(x)$ és $A'(x)$ uniója tehát a következőképpen definiálható (mindkettő ugyanazon az „ X ” univerzumon definiáltak):

$$A(x) \cup A'(x) = s(\mu_A(x), \mu_{A'}(x))$$

Az s konorma a t -normához hasonlóan a fuzzy következtetési rendszer szabályainak feltétel részében, a benne szereplő feltételek összekapcsolására használatos, illetve aggregációs operátorként a szabálykimenet számításakor.

A leggyakrabban használt t -konorma operátorok a *maximum* (1.21) és az *algebrai összeg* (1.22), amelyek a Matlab Fuzzy Logic Toolboxában [49] és a saját fuzzy logika megvalósításomban is egyaránt megtalálhatóak.

$$s(a, b) = \max(a, b) \quad (1.21)$$

$$s(a, b) = a + b - ab \quad (1.22)$$

Mind a t -norma, mind az s konorma családokon belül számos operátor közül, a fuzzy következtetési rendszerekben a feladatnak legmegfelelőbbet választhatunk [50].

1.8 Aggregációs operátorok

A fuzzy halmazokon értelmezett *aggregációs operátorok* több fuzzy halmaz egyesítése által egyetlen fuzzy halmazt állítanak elő. A $h: [0,1]^n \rightarrow [0,1]$ függvényt, ahol $n \geq 2$, fuzzy halmazokon értelmezett aggregációs operátornak nevezzük. Amennyiben a „ h ” függvény argumentumai az X alaphalmazon értelmezett $A_1(x), \dots, A_n(x)$ fuzzy halmazok értékei, akkor minden $x \in X$ -re az operátor fuzzy halmazt állít elő az argumentumok tagsági értékeinek segítségével, azaz $A(x) = h(A_1(x), \dots, A_n(x))$.

Egy jól definiált aggregációs három axiomatikus feltételt kell kielégítenie:

1. $h(0, \dots, 0) = 0$ és $h(1, \dots, 1) = 1$ [0,1] (**peremfeltételek**)

2. h monoton növekvő minden argumentumában, vagyis ha adott két tetszőleges n -es (a_1, \dots, a_n) és (b_1, \dots, b_n) ahol $a_i, b_i \in [0,1]$ és $a_i \leq b_i$ minden $i \in [1, n]$ -re, akkor $h(a_1, \dots, a_n) \leq h(b_1, \dots, b_n)$
3. h folytonos függvény.

A fenti axiómának eleget tevő aggregációs műveletekre, további megszorítások mellett, teljesül, hogy minden $(a_1, \dots, a_n) \in [0,1]^n$ esetén $\min(a_1, \dots, a_n) \leq h(a_1, \dots, a_n) \leq \max(a_1, \dots, a_n)$.

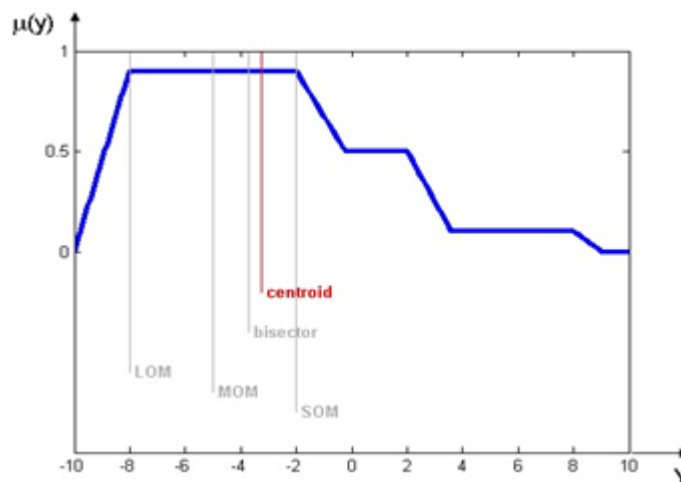
A fuzzy következtetésekben leggyakrabban használt aggregációs módszerek a következők:

- *max*: a fuzzy halmazok uniója, $s(a, b) = \max(a, b)$
- *sum*: a fuzzy halmazok korlátos összege, $s(a, b) = \min(a + b, 1)$
- *probor*: a fuzzy halmazok algebrai összege, $s(a, b) = a + b - ab$

A megfelelő módszer kiválasztása mindig az adott feladattól függ, nem lehet általánosságban meghatározni, hogy melyik a legjobb módszer, szükség esetén a fentiekől eltérő aggregációs operátorok is használhatók.

1.9 Defazifikáció

A defazifikáció az aggregáció eredményeként kapott fuzzy halmazból állít elő egy *crisp* értéket abban az esetben, ha eredményként nem fuzzy halmazra van szükség, hanem egy, általában a fuzzy halmaz tartójából való, őt a legjobban jellemző *crisp* értékre. A defazifikáció nem inverz művelete a fazifikációnak, a két művelet semmilyen módon nem származtatható egymásból. Több defazifikációs módszer létezik, a megfelelő módszer kiválasztása mindig az adott feladattól függ. A leggyakrabban használt defazifikációs módszerek a *centroid (COG)*, *bisector (BOA)*, *MOM*, *LOM*, *SOM*. [80]



Ábra 4: defazifikációs módszerek [51]

A *centroid* az egyik leggyakrabban használt defazifikációs technika. A módszer alkalmazásának előfeltétele, hogy a B^* következtetés tartója intervallum legyen, valamint hogy a (1.22) által definiált halmaz nem üres. Hátránya, hogy bonyolult alakú részleges következtetések esetén nehéz a kiszámítása. Kiszámítása (1.23) segítségével történik.

$$MAX(B^*) = \{y \in \text{supp}(B^*) | \forall y' \in \text{supp}(B^*): B^*(y') \leq B^*(y)\} \quad (1.22)$$

$$y_{COG} = \frac{\int_{y \in \text{supp} B^*} B^*(y) y dy}{\int_{y \in \text{supp} B^*} B^*(y) dy} \quad (1.23)$$

1.10 Fuzzy alapú következtetési rendszerek

Az általános következtetési rendszerek *If-Then (Ha- Akkor)* típusú szabályokkal adják meg a feltétel univerzuma (X) és a következmény univerzuma (Y) közötti kapcsolatot. *Zadeh* a fuzzy alapú következtetési rendszerekben fuzzy bemenetekre, fuzzy premisszákra és következményekre, illetve fuzzy kimenetekre alapozva a fuzzy halmazokon definiált operátorok segítségével megvalósítható közelítő következtetési szabályokat (*approximate reasoning*) javasolt [53].

A *HA feltétel AKKOR következmény* szabályokat n szabályból álló szabályrendszerbe foglaljuk, és az A és B (gyakran nyelvi) fazifikált halmazokat alkalmazva, egy bemenetes, egy kimenetes (*single input, single output, SISO*) szabályt felírva, az i -dik szabály modellje:

$$IF x \text{ is } A_i \text{ THEN } y \text{ is } B_i \quad (1.26)$$

ahol $x \in X, y \in Y$ és $i = 1, 2, \dots, n$, n a szabályok száma.

Amennyiben az input paraméterek $x_1, x_2 \dots x_n$ rendre az X_1, X_2, \dots, X_n univerzumból valók, a kimeneti paraméter pedig $y \in Y$, akkor a következtetési rendszer a következő felépítésű szabályokkal reprezentálható:

$$IF x_1 \text{ is } A_{1,i_1} \text{ AND } \dots \text{ AND } x_n \text{ is } A_{n,i_n} \text{ THEN } y \text{ is } B_{i_1 \dots i_n} \quad (1.27)$$

ahol az A_{j,i_j} az j -edik bementhez tartozó i_j -edik bementi fuzzy halmaz, $i_j = 1 \dots n_j$ esetén, ahol n_j a j -edik fuzzy halmazhoz tartozó bementek száma.

1.10.1 Implikáció és következtetés [80]

Az *If-Then* típusú szabályok a logikai rendszerekben implikációval modellezhetők, a következtetésre pedig olyan helyes következtetési szabályokat alkalmazunk, mint például a *Modus Ponens*.

A fuzzy alapú következtetési rendszerek esetében alkalmazott általánosított *Modus Ponens* (*Generalised Modus Ponens*, *GMP*) sémája a következő:

$$\text{Szabály:} \quad \text{IF } x \text{ is } A \text{ THEN } y \text{ is } B \quad (1.28)$$

$$\text{Megfigyelés:} \quad x \text{ is } A' \quad (1.29)$$

$$\text{Következmény} \quad y \text{ is } B' \quad (1.30)$$

ahol azt várjuk el, hogy a B' kimenet olyan mértékben egyezzen a B szabály-következménnyel, amilyen mértékben az A szabálypremissza egyezik a szabályrendszerre ható A' rendszerbemenettel.

A *t-norma* alapú, *GMP*-n alapuló következtetési szabály (*compositional rule of inference*) matematikai modellje általános esetben:

$$\begin{aligned} B'(y) &= \sup_{x \in X} (t(A'(x), (A \rightarrow B)(x, y))) \\ &= \sup_{x \in X} (t(A'(x), A(x) \rightarrow B(y))) \end{aligned} \quad (1.31)$$

ahol az $(A \rightarrow B)(x, y)$ implikáció kétváltozós operátor, az *IF* x *is* A *THEN* y *is* B szabály modellje.

Mamdani a fuzzy szabálypremissza és szabály-következmény közötti kapcsolatot leegyszerűsítve az implikáció helyett „ÉS” kapcsolatot modellezett, és ezt a szakirodalom *Mamdani-implikációként* tárgyalja. Természetesen ez az implikáció-modell nem felel meg mindenben az implikáció, mint logikai művelet iránt támasztott követelményeknek, de alkalmazása elterjedt és hatékonynak bizonyult a szabályzási és egyéb alkalmazásokban.

A fentiekből következően az általánosított *Mamdani-típusú* következtetési rendszer modellje:

$$B'(y) = \sup_{x \in X} (t(A'(x), t(A(x), B(y)))) \quad (1.32)$$

ahol t az alapaxiómák szerinti tulajdonságokkal rendelkező *t-norma*.

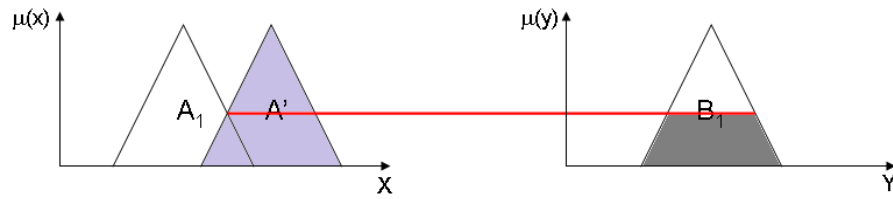
Ha a *t-norma* tulajdonságot is figyelembe vesszük, akkor felírhatjuk, hogy

$$B'(y) = \sup_{x \in X} (t(t(A(x), A'(x)), B(y))) \quad (1.33)$$

Ha a *t-norma* balról folytonos, akkor

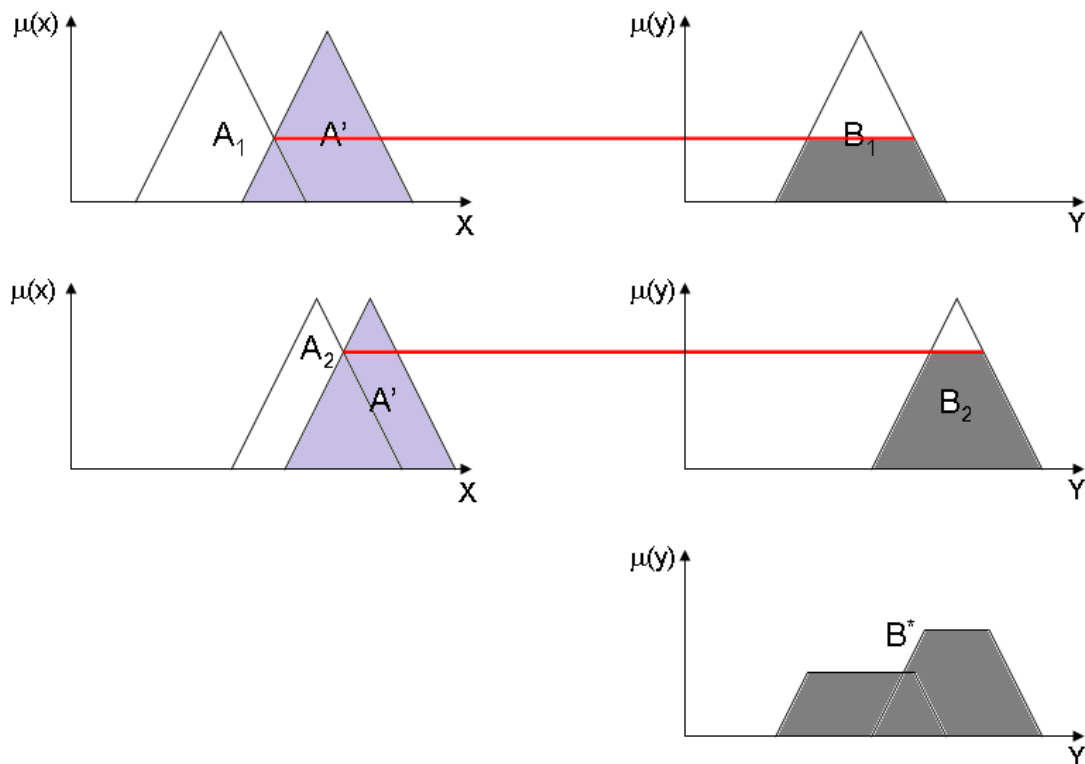
$$B'(y) = t(\sup_{x \in X} (t(A(x), A'(x)), B(y))) \quad (1.34)$$

Ahol $\sup_{x \in X} (t(A(x), A'(x)))$ a szabály illetékességi szintje.



Ábra 5: Az illeszkedés mértékének meghatározása fuzzy bemenet esetén min t-norma alkalmazásával [80]

Több szabály estében az egyes szabálykimeneteket aggregálva kapjuk a teljes szabályrendszer-kimenetet. A 6. ábra két szabály esetében mutatja az illetékességi szinten számított szabálykimeneteket (B'_1, B'_2) és az aggregációjukból nyert teljes szabálykimenetet (B'), majd ennek a szabálykimenetnek a defazifikálásával jutunk el egy crisp szabálykimenethez.



Ábra 6: Konzekvens halmazok aggregációja min alapú GMP és max aggregáció esetén [80]

1.10.2 Az fuzzy következtetés *Takagi-Sugeno* modellje [80]

A következtetés során a bemenetekhez azok jellegétől függően fuzzy halmazok rendelhetők. A *Mamdani* típus mellett a *Takagi-Sugeno* [47] típusú következtetési rendszer is elterjedt, melyek közül a feladathoz jobban illeszkedő választhatjuk. Alapvető különbség a két módszer között, hogy míg a *Mamdani-típusú* következtetés esetén a kimenet általában nem konvex és normális tagsági függvény, amit szükség esetén defazifikálni kell, addig a *Takagi-Sugeno* rendszer esetén a szabálykövetkezmények defazifikált formában adóttak, hiszen a bemeneteket, mint függvényargumentumokat használva, a kimenetet ezek valós függvényeként adja meg. Ebből következően a *Takagi-Sugeno* módszer számításigénye jóval kedvezőbb, és az általam fejlesztett alkalmazások esetében is megfelelőek voltak.

Takagi-Sugeno típusú következtetési rendszerben tehát a szabálykövetkezmények crisp értékek, vagy a bemenetek függvényeként állíthatók elő. Ha az input paraméterek x_1, x_2, \dots, x_n az X_1, X_2, \dots, X_n univerzumból valók és a kimenetek az i -dik szabályban a $g_{i_1, \dots, i_n}(x_1, \dots, x_n)$ függvénnyel állíthatók elő, akkor a *Takagi-Sugeno* típusú következtetési rendszer, az alábbi szerkezetű szabályokkal reprezentálható:

$$x_1 \text{ is } A_{i_1} \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } A_{i_n} \text{ THEN } y \text{ is } g_i(x_1, \dots, x_n) \quad (1.36)$$

ahol A_{i_k} az i -dik szabályban szereplő k -adik bemenethez tartozó feltételt leíró paraméter, $g_i(x_1, \dots, x_n)$ i -dik szabály következmény része. Minnesota kód áttekintése és bemutatása

Az automatizált diagnosztikai megoldások előnyei ma már elismert ténynek számítanak és egyre nagyobb teret hódítanak [67][68][69][70][71]. A Minnesota kód (MC) [4] egy EKG (elektrokardiogramm) klasszifikációs rendszer, amely egy előre meghatározott diagnosztikai szabályrendszert alkalmazva numerikus kódokat rendel az EKG jelhez az EKG-ben talált rendellenesség súlyossága alapján. A MC világon a legelterjedtebb EKG klasszifikációs rendszer a klinikai próbák és járványtani kutatások területén. Olyan EKG klasszifikációs rendszert alkalmaz, amelyet széles körben elfogadnak és alkalmaznak a klinikai orvosok is.

A Minnesota kód nem más, mint az EKG karakterisztikákat vizsgáló szabályok strukturált listája. A Minnesota kód három fő elemet kapcsol össze: egy mérési szabályhalmazt, egy klasszifikációs rendszert az EKG ténymegállapítások jelzésére és egy kizáró szabályhalmazt. A kapcsolat a három csoport között nincs egyértelműen meghatározva, minden kapcsolat egyedi a maga nemében. A következőkben a MC

alapvető jellemzőit írrom le, rámutatva arra, melyek azok a pontok, ahol fejlesztési lehetőség kínálkozott.

1.11 A diagnosztikai rendszer általános áttekintése

A Minnesota kód alapú, teljes diagnosztika előállításához 12 elvezetéses EKG jel és a kapcsolódó EGK paraméterek szükségesek. Ez megközelítőleg 55 paraméter minden elvezetésre. A gyakorlatban ezeknek a paramétereknek a biztosítása jelentős problémát okoz - ez a Minnesota kód egyik gyengesége. A számos bemeneti paraméter, a különféle szabályok között fennálló függőségek, a szabályok által alkalmazott szigorú értékdefiníciók miatt a Minnesota kód érzékeny a bemeneti információk precizitására. A részleges feldolgozás és mérési hiba-tolerancia bevezetésével a diagnosztikai rendszer felhasználhatósága javítható. Abban az esetben, ha a bemeneti adathalmaz nem tartalmazza az összes szükséges paramétert, a diagnosztikai rendszer támaszkodhat részleges feldolgozásokra. A megfigyelt adathalmaz esetében értelemszerűen a mérési hibákat is figyelembe kellene venni.

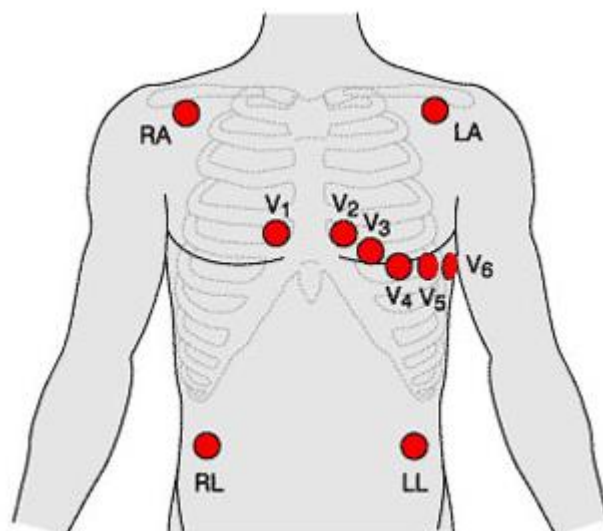
A Minnesota kód a diagnosztikai szabályokat EKG elvezetések és hullámformák alapján csoportosítja. Minden egyes diagnosztikai szabály egy egyedi azonosítóval van ellátva (például 1-1-1), és bizonyos esetekben akár több EKG elvezetés-csoport is hivatkozik egy szabályra. Ahhoz, hogy kiértékeljünk egy diagnosztikai szabályt, az összes előfordulását szükségszerűen figyelembe kell venni. Egy konkrét diagnosztikai szabály kimenetét az összes előfordulásának a kiértékelésével, és az így kapott eredmények összevonásával (aggregálásával) kapjuk. A Minnesota kód definíciók alapján az aggregálás a logikai „és” operátorral történik.

1.12 A diagnosztikai rendszer gyakorlati alkalmazása

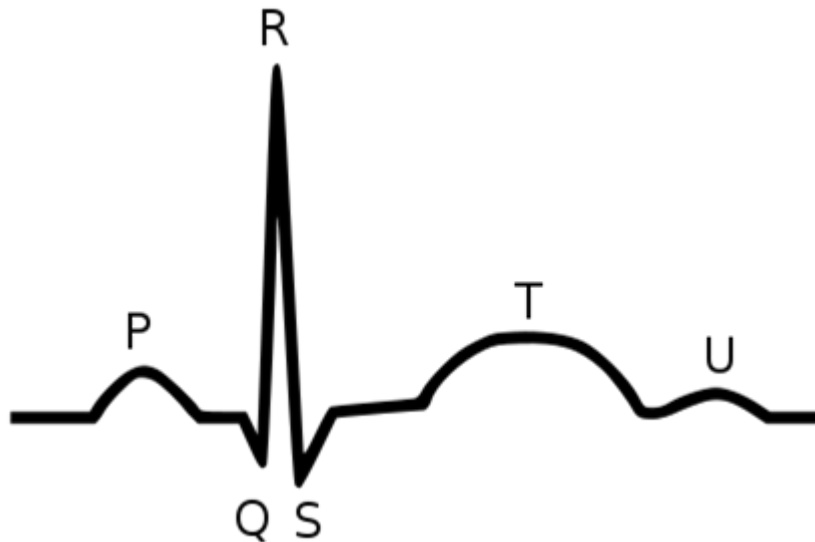
A diagnosztikai rendszer bemenetei az egy EKG ciklusra (szívverés, szív ciklus) és a kapcsolódó hullámformákra (P, Q, R, S, T), az összes (12) EKG elvezetésen mért értékek (I, II, III, V1, V2, V3, V4, V5, V6, aVR, aVL, aVF). Az Ábra 5 szemlélteti az EKG elvezetések mérésének a módját az elektródák megfelelő pozicionálásával. A hullámformák az EKG jel vizuálisan azonosítható részei, amelyek alapján az EKG jelet karakterizálhatjuk különféle hullámforma állapotok segítségével, mint például hossz, amplitúdó, stb. Egy szív ciklus hullámformáinak az azonosítási folyamatát **annotálásnak** nevezik. A jel annotálása történhet kézzel vagy automatizálva, különféle algoritmusok segítségével [9]. Az Ábra 6 egy EKG ciklust és a kapcsolódó hullámformákat szemlélteti

[6]. A diagnosztika szabályok kiértékelése szempontjából ez nem releváns. A Minnesota kód a már annotált EKG jelek alapján határozza meg a diagnosztikai kimenetet. A felvett EKG jelhez csatolva vannak a *szükséges annotációs értékek* is, és az így kapott adatkompozíción dolgozik a diagnosztikai rendszer. A rendszer kimenete a megvizsgált Minnesota kód állapotok kiértékelése egy adott EKG bementre. A Minnesota kód kiértékeli, hogy egy adott EKG ciklus és a kapcsolódó annotációk teljesítik-e a különféle diagnosztikai szabályok (például 1-1-1) által előírt feltételeket. Az „igaz” és „hamis” állapotok mellett célszerű a részleges diagnosztika lehetőségének a biztosítása is. A hiányzó szabály-állapotok is tartalmaznak információt. Amennyiben egy diagnosztikai szabály nem szerepel a kimenetben, azt jelenti, hogy a kiértékeléséhez szükséges információ nem állt rendelkezésre.

A gyakorlatban egy EKG felvétel hossza igencsak változó, néhány másodperctől néhány óráig is terjedhet. Az szabadon elérhető, dolgozatomban is vizsgált EKG adatbázisok esetében is különböznek a felvételek hosszai. A redundáns és szélsőséges esetek elkerülése érdekében az EKG felvételeket feldolgozzuk a diagnosztikai lépések előtt. Ez a feldolgozás magába foglalja a „tipikus minták” meghatározását azon EKG felvételek esetében, amelyek több teljes EKG ciklust tartalmaznak. Ezekben az esetekben a feldolgozás kimenete 1-3 EKG ciklus (Ábra 6 egyetlen teljes EKG ciklust szemléltet), amely az „átlag” EKG mintának felel meg az adott EKG felvételben.



Ábra 5: Az EKG elvezetések mérését biztosító elektróda pozíciók



Ábra 6: Egy szív ciklus megjelölve a kapcsolódó hullámformákkal

A **diagnosztikai szabályok** különböző feltételekkel és paraméterekkel vannak megadva, de egy egységes formátumot követnek. Szemléltetésként elemezzük az 1-1-1-es diagnosztikai szabályt, amely több állításból épül fel, csoportosítva az EKG elvezetésekre vonatkozó állításokat (feltételeket):

Q/R amplitude ratio $\geq 1/3$, plus Q duration ≥ 0.03 sec in lead I or V6

Q/R amplitude ratio $\geq 1/3$, plus Q duration ≥ 0.03 sec in lead II

Q/R amplitude ratio $\geq 1/3$, plus Q duration ≥ 0.03 sec in any of leads V2, V3, V4, V5

Az 1-1-1-es szabály akkor teljesül, ha mind a három állítás teljesül.

A **kizáró szabályok** meghatározzák, hogy mely diagnosztikai szabályokat szükséges figyelmen kívül hagyni, amennyiben egy konkrét kizáró szabály teljesül. Nem minden diagnosztikai szabály zárható ki a kizáró szabályokon keresztül. A Minnesota kód [4] klasszifikációs rendszer definiál egy táblázatot, amely a kizáró szabályokat tartalmazza. A Táblázat 1 a kizáró szabályokat tartalmazó táblázat egy részét szemlélteti.

Code	Suppress this code (s)
<i>All Q-, QS-codes</i>	7-6
<i>Q > 0.03 in lead I</i>	7-7
3-1	1-3-2
6-8	<i>All other codes</i>

Táblázat 1: Példa a Minnesota kód inkompatibilitási definíciókra

A **klasszifikálás** (azaz a szabályrendszeren belül való haladás) a diagnosztikai szabályok alapján történik az alkalmazott EKG alapvonalak (baseline) meghatározásának segítségével, amelyek szerint a vizsgált adathalmazt fő és mellék (alcsoporthelyi) rendellenességek alapján csoportosítjuk. A klasszifikációs definíciók esetében minden EKG alapvonalhoz kapcsolódik egy diagnosztikai szabály-halmaz. A Táblázat 2-n látható egy klasszifikációs definíció.

<i>ECG Categories Associated With Myocardial Infarction / Ischemia</i>		
<i>Definition and Description</i>		<i>Minnesota Code</i>
<i>Q wave MI</i>	<i>Q wave MI; major Q waves with or without ST-T abnormalities</i>	<i>1-1-x</i>
	<i>Q wave MI; moderate Q waves with ST-T abnormalities</i>	<i>1-1-1 plus 4.1, 4.2</i>
<i>Isolated minor Q and ST-T abnormalities</i>	<i>Minor Q waves without ST - T abnormalities</i>	<i>1-3-x</i>
	<i>Minor ST-T abnormalities</i>	<i>4-3, 4-4, 5-3, 5-4</i>

Táblázat 2: az EKG rendellenességekhez kapcsolódó klasszifikációs kódok

A klasszifikációs táblázatot a diagnosztikai kimenetek biztosítására alkalmazzuk. Ahogyan azt a Táblázat 2 szemlélteti, a klasszifikációs tábla EKG jelek kategóriái szerint van csoportosítva, ahol minden sor egy konkrét bejegyzés. A táblázat Minnesota kód (Minnesota code) oszlopa tartalmazza a bejegyzések teljesüléséhez szükséges feltételeket. Látható, hogy a teljesült diagnosztikai szabályok alapján, klasszifikáció segítségével, előállítható a páciensre vonatkozó diagnosztikai eredmény.

Több tanulmány eredménye alapján a Minnesota kód hatékonysága az emberi vizuális analízishez hasonlítható [2]. Bizonyos kutatások azt is alátámasztották, hogy a Minnesota kód precizitása tovább javítható fuzzy következtetési környezet alkalmazásával [1]. A cikk szerzői szemléltették, hogy egyes kizáró diagnosztikai szabályok fazifikálásával megközelítőleg 5%-val javítható a rendszer diagnosztikai precizitása. Ezen tények miatt

lett a Minnesota kód az a kiválasztott tudásbázis, amelyen az általam kifejlesztett módszerek és szoftvereszközök hatékonyságát, működését ellenőriztem. Első megközelítésben a szabályrendszer paramétereinek és következtetési szabályainak fazifikálásával érzékenyebbé tettem a rendszert a hibahatárokra (3. fejezet), majd a rendszer általános felépítéséből eredő hiányosságok kiküszöbölésére más rendszerelméleti megközelítéseket alkalmaztam (4., ontológiai megközelítést adó fejezet).

A Minnesota kód bővítésével és módosításával szerzett korábbi tapasztalatok alapján ugyanis észrevehető, hogy a diagnosztikai szabályok nincsenek felkészítve a hiányzó bemenetek kezelésére, és ez a gyakorlatban egy elégtelen diagnosztika előállításához vezethet [3]. Ahhoz, hogy ne csak egy szabálycsoportot [1], hanem az egész diagnosztikai folyamatot javítsuk, a Minnesota kód definícióját és struktúráját is robusztusabbá kell tenni. A szakirodalomban léteznek leírások olyan próbálkozásokról, amelyeknek a célja egy egységes és robusztus egészségügyi alkalmazás megalkotása és a páciens adatainak a szemantikai reprezentálása [5]. Ugyanakkor a Minnesota kóddal kapcsolatos kutatások még nem foglalkoztak a diagnosztikai szabályok és függőségeik szemantikus reprezentálásával. A robusztus és bővíthető Minnesota kód alapú diagnosztikai folyamat biztosításának érdekében definiálni kell egy megfelelő reprezentációt. Ennek az elérése érdekében, az általános egészségügyi modell elveire építve [5] a Minnesota kód ontológiai modell alapú definiálása lehet egy megoldás.

2. MINNESOTA KÓD FUZZY ALAPÚ MEGKÖZELÍTÉSE

A hagyományos Minnesota kód logikai szabályokra épülő diagnosztikai rendszer, de a merev szabály- és következtetési rendszer a rendszer gyengeségét eredményezik. A diagnosztikai rendszer fuzzy alapú megközelítésénél a cél a diagnosztikai precizitás javítása és a mérési hiba tolerancia növelése [1]. Ezt két lépésben végzem:

- először a fuzzy következtetési rendszer felépítésének szabályaihoz igazodva megszerkesztem a Minnesota kód ilyen jellegű következtetésre alkalmas szabályrendszerét (két megoldást adva: a szabályalapú és a paramétercsoport-alapú felépítést alkalmazva)
- a következő lépésben a paraméterek fazifikálásának leírását adom meg.

Mindezt követően elemzem a kifejlesztett módszerrel kapott diagnosztikák eredményességét, összevetve azokat a hagyományos szakértői rendszerű Minnesota kód diagnosztikáival, és feltárom a rendszer hiányosságait, és elemzem a továbbfejlesztési lehetőségeket.

2.1 Fuzzy következtetési szabályokhoz igazodó Minnesota kód

A diagnosztikai szabályok hasonlóak a *HA feltétel AKKOR következmény* típusú fuzzy alapú szabályokhoz: egy megvizsgált változót (feltételbeli paramétert) hasonlítunk egy bemeneti paraméterhez. A szabályokat alkotó elemek a „feltétel” és „következmény-konklúzió” fogalmak. A feltétel részben a különféle EKG hullámformák tulajdonságaira vonatkozó kijelentések szerepelnek, amelyeket össze kell vetni a mért (szabálybemeneti) adathalmazzal és a feltétel teljesülése után a konklúzió a szabályrendszerben való továbbhaladás (diagnosztika-klasszifikáció) elfogadása következik (lásd az 1-1-1 szabályt például).

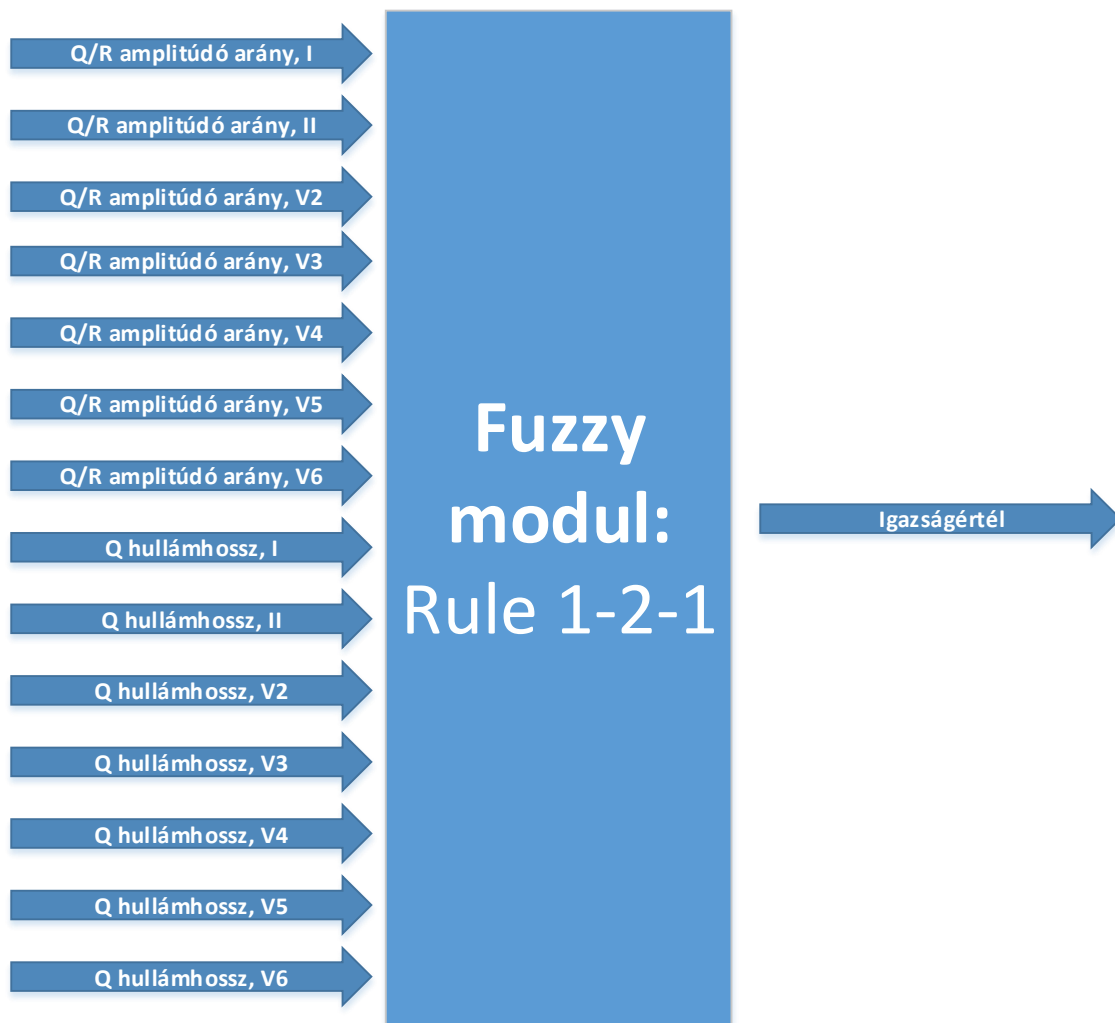
2.2 Diagnosztikai szabály orientált megközelítés

A Minnesota kód (de más hasonló szerkezetű szakértői rendszer) szabályrendszer-szerkezetének bonyolultsága rávilágított arra, hogy a fuzzy diagnosztikai rendszer kialakításánál több módszert alkalmazhatunk.

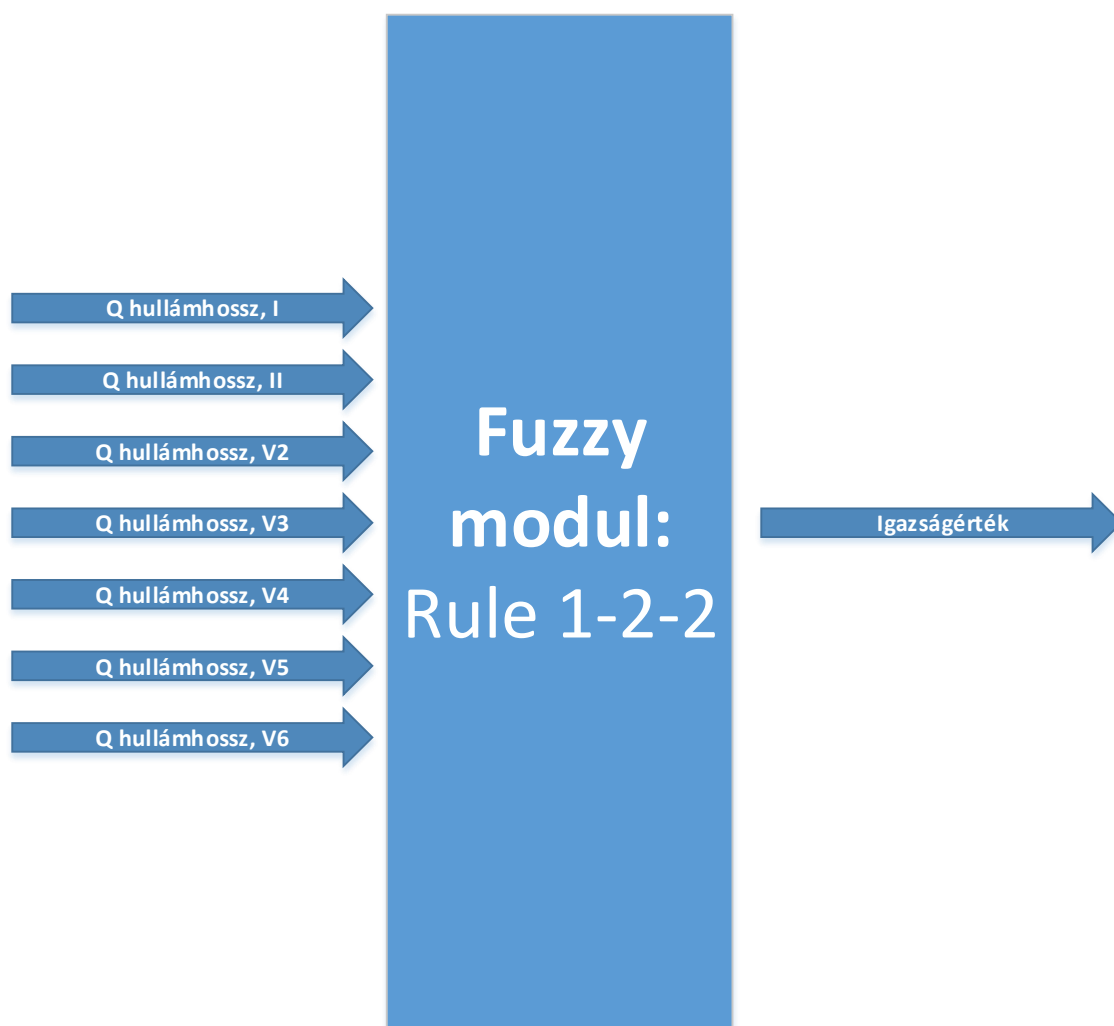
A diagnosztikai rendszer építhető a Minnesota kód szabályai köré csoportosítva, azaz a Minnesota kód minden diagnosztikai szabályát egy önálló fuzzy modullal írjuk le,

amelynek a kimenete az aktuális diagnosztikai szabály teljesülésének igazságértéke (ha feltételek teljesülnek, akkor igaz, ha nem akkor hamis az igazságérték). Mivel egy diagnosztikai szabály több EKG csatornán vizsgálja a hullámforma anomáliákat, a fuzzy modul bemeneti között szerepelnie kell minden szükséges információnak. Az Ábra 7 szemlélteti a **szabály orientált megközelítést**. Ahogy az ábrán is látható, egy diagnosztikai szabály teljes körű kiértékeléséhez estenként számos bemenetre van szükség, a szükséges paraméterek és információk halmaza (számossága) szabályonként változik, ugyanakkor, ha csak egy kis alrendszert figyelünk meg, jól értelmezhető és könnyen fazifikálható szabálymodulokat kapunk.

A szabály orientált módszer több gyakorlati szempontból sem jelent továbblépést. Egyik leggyengébb pontja, hogy nem támogat részleges diagnosztikát. Amennyiben valamely EKG csatorna paramétere hiányzik, a kiértékelést nem tudjuk elvégezni. Továbbá egy adott EKG hullámformát több diagnosztikai szabálynál is alkalmazunk, ezért a tagsági függvény definíciókat a Minnesota kód diagnosztikai szabályait reprezentáló fuzzy modulonként meg kell ismételni, azaz jellemző a redundancia. Az Ábra 7 és az Ábra 8 megvizsgálásával például láthatóvá válik, hogy a „Q hullámhossz” bementek egyaránt előfordulnak mindkét önálló fuzzy modul esetében, és a felépített szoftveralkalmazásban ez a tagsági függvény-definíciók ismétlését jelenti. Ez a redundancia megnehezíti a fuzzy alapú diagnosztikai rendszer optimalizálását és bővítését. Ebből a szempontból nem számítana a fazifikált szabályorientált módszer előrelépésnek az eredeti Minnesota kód definíciókhoz képest, és a Minnesota kód nagy szabályhalmaza miatt (ahol minden egyes szabályhoz kellene egy saját modul) a módszer nem bizonyult elégségesnek a teljes körű diagnosztika biztosításánál.



Ábra 7: az 1-2-1-es diagnosztikai szabály felépítése a szabály orientált fuzzy módszerrel



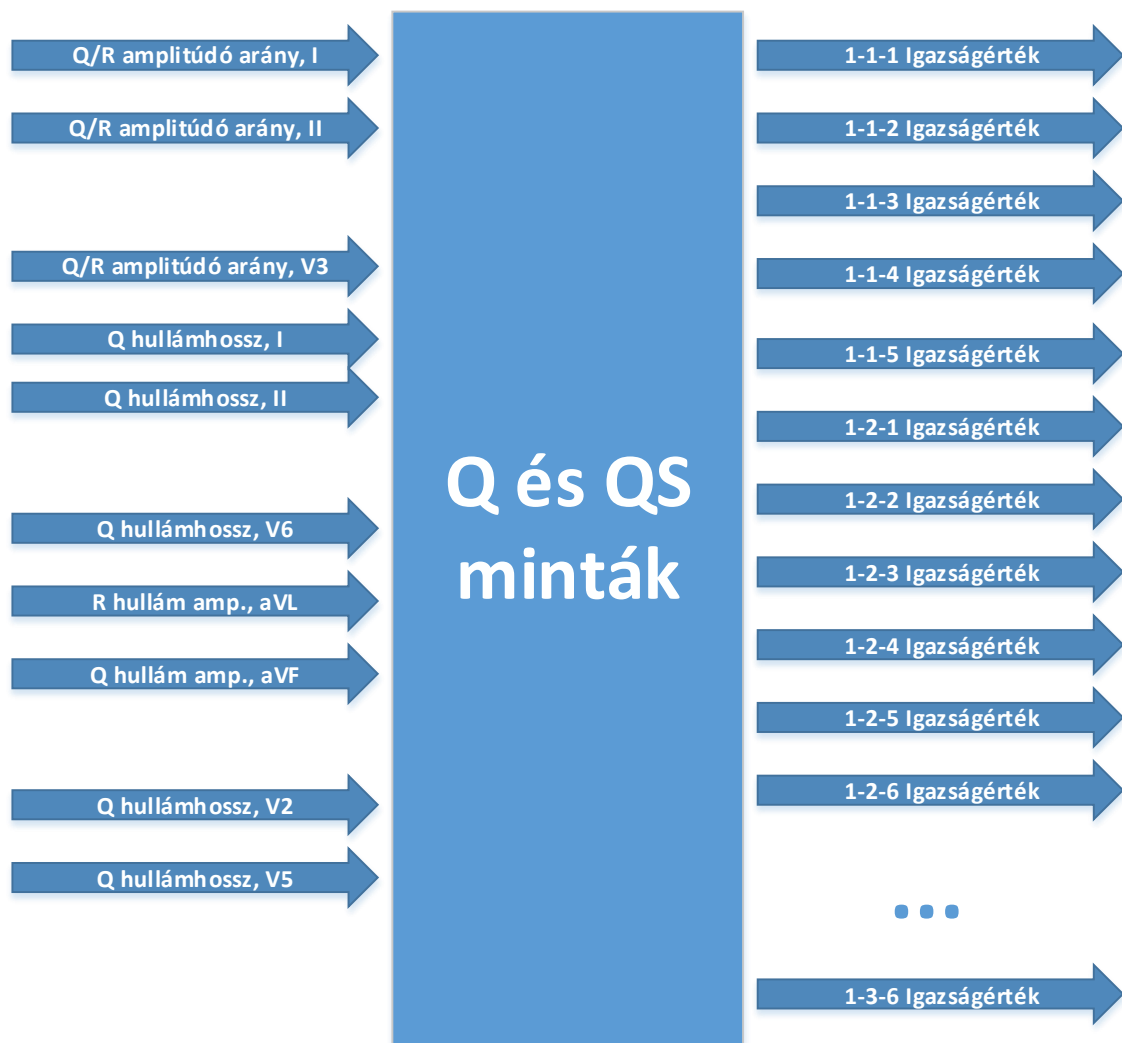
Ábra 8: az 1-2-2-es diagnosztikai szabály felépítése a szabály orientált fuzzy módszerrel

2.3 Hullámforma csoport orientált megközelítés

A rendszer felépítésére a szabály orientált megközelítés helyett alkalmazható a **bemeneti paraméter-csoport orientált megközelítés**. Ez a módszer jobban igazodik a Minnesota kód felépítésének definíciójához, amely a hullámformák (bemenetek) típusa alapján csoportosítja a diagnosztikai szabályokat. A Minnesota kód alap-definíciót követve [4], a hullámforma csoportok („*Q and QS Patterns*”, „*QRS Axis Deviation*”...) alapján határozzuk meg az önálló fuzzy modulokat (Ábra 9). Ennek köszönhetően a bemenetekre vonatkozó tagsági függvényeket egyszer kell definiálni. A hullámforma csoporttól függően egy fuzzy modul bemeneténél akár több mint 20 EKG paramétert és találhatunk. A hullámforma csoportot képviselő fuzzy modulnak több kimenete van,

amelyek a diagnosztikai szabályok teljesülésének igazságértékével egyeznek meg és segítik a klasszifikációt.

A redundanciát ugyan eliminálni tudjuk ezzel a megközelítéssel, de a hullámforma csoport orientált megközelítés egy újabb problémát vet fel. Amennyiben az összes hullámforma csoportot fuzzy modulokkal szeretnénk kiértékelni, figyelembe kell venni a kizáró szabályokból eredő, (Ábra 10Táblázat 1Error! Reference source not found.) különféle hullámforma csoportokhoz tartozó diagnosztikai szabályok között fennálló függőségeket is, és ez meglehetősen bonyolult, jórészt hierarchikus rendszerfelépítményt eredményez.



Ábra 9: a Q és QS mintákat érintő diagnosztikai szabálycsoport felépítése

2.4 A szabályrendszer-hierarchia kialakítása

A Minnesota kód hierarchikus felépítése a kizáró (inkompatibilis) szabályokból ered, ahogyan azt a leírtam a Minnesota kód áttekintése és bemutatása című fejezetben. A kizáró szabályok listája meghatározza, hogy bizonyos feltételek mellett mely diagnosztikai szabályok kiértékelését szükséges figyelmen kívül hagyni. Az Ábra 10 mutatja a Minnesota kód által definiált kizáró szabály listájának egy részletét. A kizáró szabályok nem alkotnak egy külön diagnosztikai szabály csoportot, hanem a meglévő diagnosztikai szabályok között fennálló kapcsolatok meghatározása szolgálnak. A kizáró szabályok a diagnosztikai kiértékelés kritikus pontját képviselik, ugyanis a hagyományos MC szakértői rendszerben egész döntéshozatali ágakat zárhatnak ki [1].

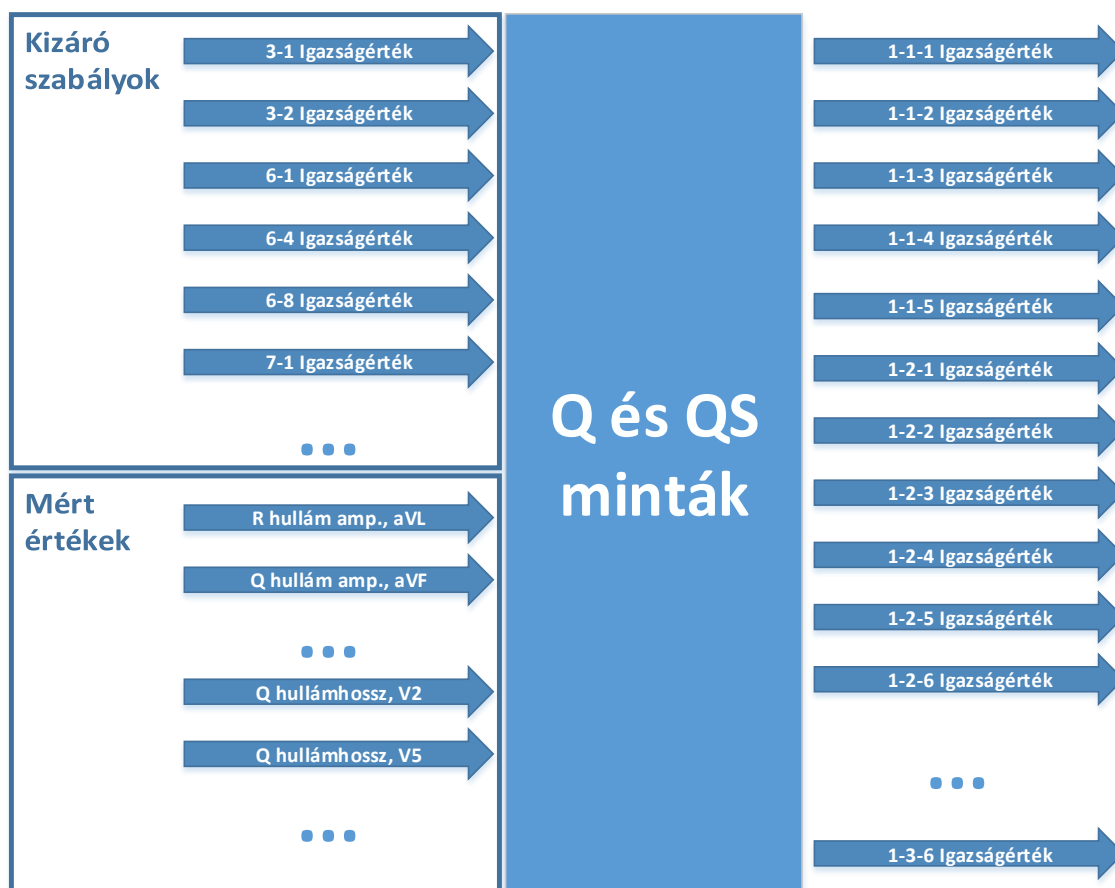
Code	Suppress this code(s)
All Q-, QS-codes	7-6
Q > 0.03 in lead I	7-7
3-1	1-3-2
3-2	1-2-8, 7-3
6-1	All other codes except 8-2
6-4	All other codes
6-8	All other codes
7-1	1-2-3, 1-2-7, 1-2-8, 1-3-2, 1-3-6, all 2-, 3-, 4-, AND 5- codes, 7-7, 9-2, 9-4, 9-5
7-2	1-2-8, all 2-, 3-, 4-, AND 5-codes, 9-2, 9-4, 9-5
7-3	1-2-8
7-4	All 2-, 3-, 4-, AND 5-codes, 9-2, 9-4, 9-5
8-1-2	8-2-4
8-1-4	8-1-1, 9-3
8-2-1	All other codes
8-2-2	All other codes
8-2-3	8-1-2
8-3-1	8-1-1, 8-1-2
8-3-2	6-2-2, 8-1-1, 8-1-2
8-3-3	8-1-1, 8-1-2
8-3-4	6-2-2

8-4-1	6-5
8-4-1 + heart rate \geq 140	All other codes except 7-4 or 6-2
Heart rate $>$ 100	6-5
8-4-2	8-1-1
9-1	All 2-codes

Ábra 10: A kizáró szabályok listája

A fuzzy felépítésnél viszont a kizáró szabályok relevánsak, mert a fuzzy modulok bementét képezik (gyakorlatilag a modul szerepét határozzák meg a teljes rendszerben). A kizáró definíciók alapján ugyanis a fuzzy modulokat és szabályokat is ki kell egészíteni, és szabályfeltételként figyelembe kell venni a kapcsolódó kizáró szabályok igazságértékét is. Így az Ábra 9-en feltüntetett „Q és QS minták” szabálycsoport az Ábra 11-en szemléltetett struktúrát kapja, amely a kapcsolódó kizáró szabályokat is tartalmazza, mint bemenetet.

Az Ábra 10-en feltüntetett táblázatot felhasználva felállítható a csoportok közötti hierarchia, ezáltal meghatározható a fuzzy modulok között fennálló függőség és a kiértékelés (végrehajtás) sorrendje. Ábra 12 szemlélteti a kizáró szabályok alapján felállított hierarchiát. A fuzzy modulok a Minnesota kód csoportoknak megfelelő azonosítókkal vannak ellátva. Ezek az azonosítók a diagnosztikai szabályok első számjegyével egyeznek meg. Tehát az 1-es modul a „Q és QS minták” szabályait tartalmazza (Ábra 11), míg a 8-as modul az aritmiákra vonatkozó fuzzy szabályokat tartalmazza. Minden aritmiára vonatkozó diagnosztikai szabály a 8-as számjeggyel kezdődik (pl. 8-1-1).

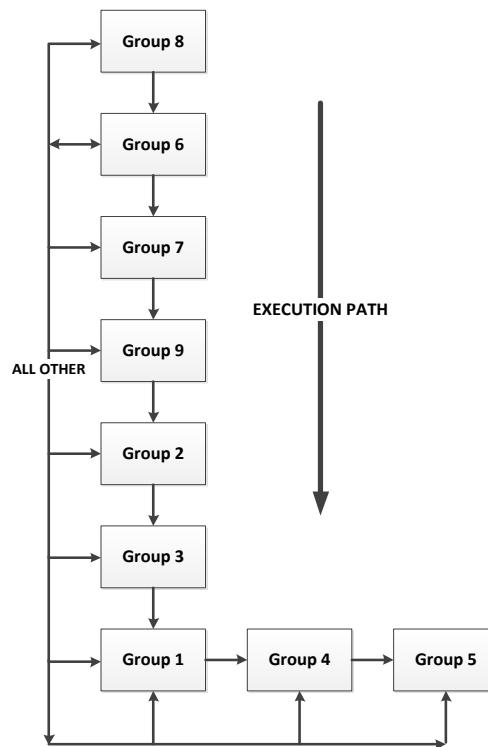


Ábra 11: a Q és QS mintákat érintő diagnosztikai szabálycsoport felépítése a kizáró szabályok figyelembevételével

Fontos megjegyezni, hogy az így kialakított végrehajtási sorrend a fuzzy modulokra épül, míg a hagyományos Minnesota kód végérvényes szabály alapú kizárásokat határoz meg a szabályhalmazon belül. A fuzzy modul alapú sorrend kialakítása a csoport orientált megközelítés miatt szükséges. A fuzzy modulok nem támogatják az egyes diagnosztikai szabályok külön-külön történő kiértékelését, csak a teljes diagnosztikai szabály csoportok feldolgozását, és azok igazságértékeinek a meghatározását. Az Ábra 12-n feltüntetett sorrendet követve elvégezhetőek az egyes fuzzy modulok diagnosztikai szabályainak kiértékelései. A végrehajtást a 8-as fuzzy modullal kezdjük, amely a 25 kizáró szabályból 12-t tartalmaz. Majd folytatjuk a 6-os csoporttal, mely bemeneti között szerepelnek a 8-as fuzzy modulból eredő kizáró szabályok értékei is. A 8-as, 6-os és 7-es fuzzy modul tartalmazza a kizáró szabályok körülbelül 75%-t. Az 1-es, 4-es, 5-ös modul kiértékelése nem függ egymástól, ezért akár párhuzamosan is történhet a 3-ik modul futtatása után. Maga a klasszifikáció, azaz a rendszerben történő továbbhaladás fuzzy alapú döntéshozatal alapján történik.

Az így kialakított modellben tehát alkalmazható fuzzy alapú következtetési rendszer, hiszen:

- körülhatároltuk a fuzzy modulok bemeneteit és kimeneteit, beépítve a mérhető bemeneti paramétereket (a hullámformák numerikus jellemzőit - a következő lépésben fazifikáljuk őket),
- körülhatároltuk a kizáró szabályok jelentette hierarchikus döntéssorozatát (ugyancsak bemeneti paramétereken keresztül), és
- a szabály- illetve modulkiemenetekkel megadtuk a döntéshozatali rendszerben a továbbhaladás feltételeit.
- A ki- és bemenetek közötti kapcsolatok minden egyes modul esetében megadhatók HA...AKKOR... típusú fazifikálható szabályokkal.



Ábra 12: A fuzzy modulok hierarchiája

2.5 A bemenetek meghatározása

A diagnosztikai szabályok rendszerének fentebb leírt felépítése lehetővé teszi a fuzzy alapú következtetés - diagnosztika kiépítését. A következő lépés a bemenetek fazifikálása, ahol a hagyományos szabályrendszer szerint előírt crisp értékeknek, értékhatárok helyett tagsági függvény alapú meghatározást adok. A paraméterek fazifikálásához szükséges információk fellelhetőek a hagyományos diagnosztikai rendszer szabályaiban.

A Minnesota kód explicit módon nem biztosít olyan leírást, amely tartalmazná a felhasznált EKG jelek tulajdonságait és azok vizsgált állapotait. Ez az információ a diagnosztikai szabályok definícióiból nyerhető ki. A diagnosztikai szabályok eredetileg az EKG paraméterek típusai szerint vannak csoportosítva. Minden paraméter-csoport csak az adott diagnosztikai csoporton belül fordul elő. Hogy megszerkesszük a szabályt, illetve a szabálystruktúrában megadhatjuk a haladási útvonalat, a szükséges információt a diagnosztikai szabályok adatbányászatával tudjuk kinyerni.

Vegyük példának az 1-1-1-es és az 1-1-2-es diagnosztikai szabályt az első diagnosztikai szabály csoportból. A szabályok definíciója:

- 1-1-1: „A V2, V3, V4, V5, V6, I, II elvezetések (EKG csatornák) valamelyikében a Q/R hullámok amplitúdójának aránya $\geq 1/3$ és a Q hullám szélessége ≥ 0.03 másodperc”
- 1-1-2: „A V2, V3, V4, V5, V6, I, II elvezetések (EKG csatornák) valamelyikében a Q hullám szélessége ≥ 0.04 másodperc”

```

IF 1_1_1_V2_ OR 1_1_1_V3_ OR 1_1_1_V4_ OR 1_1_1_V5_ OR 1_1_1_V6_ OR 1_1_1_I_ OR 1_1_1_II
RULE 1_1_1_I
  IF Qampl_I / Rampl_I  $\geq 1 / 3$ 
  AND Qszeles_I  $\geq 0.03$ 
RULE 1_1_1_II
  IF Qampl_II / Rampl_II  $\geq 1 / 3$ 
  AND Qszeles_II  $\geq 0.03$ 
RULE 1_1_1_V1
  IF Qampl_V1 / Rampl_V1  $\geq 1 / 3$ 
  AND Qszeles_V1  $\geq 0.03$ 
RULE 1_1_1_V2
  IF Qampl_V2 / Rampl_V2  $\geq 1 / 3$ 
  AND Qszeles_V2  $\geq 0.03$ 
RULE 1_1_1_V3
  IF Qampl_V3 / Rampl_V3  $\geq 1 / 3$ 
  AND Qszeles_V3  $\geq 0.03$ 
RULE 1_1_1_V4
  IF Qampl_V4 / Rampl_V4  $\geq 1 / 3$ 
  AND Qszeles_V4  $\geq 0.03$ 
RULE 1_1_1_V5
  IF Qampl_V5 / Rampl_V5  $\geq 1 / 3$ 
  AND Qszeles_V5  $\geq 0.03$ 
RULE 1_1_1_V6
  IF Qampl_V6 / Rampl_V6  $\geq 1 / 3$ 
  AND Qszeles_V6  $\geq 0.03$ 

```

Ábra 13: Az 1-1-1-es diagnosztikai szabály kiértékelési algoritmus

```

IF 1_1_2_V1 OR 1_1_2_V2 OR 1_1_2_V3 OR 1_1_2_V4 OR 1_1_2_V5 OR 1_1_2_V6 OR 1_1_2_I
OR 1_1_2_II

RULE 1_1_1_I
    IF Qszeles_I >= 0.04

RULE 1_1_1_II
    IF Qszeles_II >= 0.04

RULE 1_1_1_V1
    IF Qszeles_V1 >= 0.04

RULE 1_1_1_V2
    IF Qszeles_V2 >= 0.04

RULE 1_1_1_V3
    IF Qszeles_V3 >= 0.04

RULE 1_1_1_V4
    IF Qszeles_V4 >= 0.04

RULE 1_1_1_V5
    IF Qszeles_V5 >= 0.04

RULE 1_1_1_V6
    IF Qszeles_V6 >= 0.04

```

Ábra 14: Az 1-1-2-es diagnosztikai szabály kiértékelési algoritmus

Az Ábra 13 az 1-1-1-es diagnosztikai szabályt, az Ábra 14 pedig az 1-1-2-es diagnosztikai szabályt szemlélteti alkotó elemeire bontva, a szabálybeli feltételek összekapcsolását az alaprendszer alapján logikai OR kapcsolatokkal, a szabályt magát IF...THEN.. (HA...AKKOR...) formába öntve. Mindkét ábrán a hullámforma paraméterek félkövér megjelöléssel vannak kiemelve. Mindkét diagnosztikai szabályban előforduló paraméterek a Q hullám szélessége („*Qszeles*”), és a Q/R hullámok amplitúdójának aránya („*Qampl / Rampl*”). Mindkét hullámforma paramétert több EKG csatorna esetében is vizsgáljuk. Minden EKG csatornán ugyanazt a logikai feltételt elemezzük, de a Q hullám szélességére és a Q/R hullámok amplitúdójának arányára vonatkozó határértékek a logikai feltételekben szabályról szabályra különböznek. A Q hullámforma szélesség mindkét vizsgált diagnosztikai szabálynál előfordul, azonban két különböző vizsgált állapottal, értékkel. Egyik esetben (1-1-1) a hullám szélesség 0.03s-től nagyobb vagy egyenlő állapotot vizsgáljuk, míg a második esetről (1-1-2) a hullám szélesség 0.04s-től nagyobb vagy egyenlő állapotot. A két megvizsgált diagnosztikai szabály esetében tehát két bementeti paramétert (és azok univerzumát) határoztunk meg (Q és Q/R) és különböző, a logikai szabálypremisszához tartozó feltételt definiáló

paraméter-határértékeket rendeltünk a bemenetekhez. Miután hasonlóképpen az elemzést elvégezzük a diagnosztikai szabály csoport többi tagján is (diagnosztikai szabály), megkapjuk az összes szükséges bemeneteket és a hozzájuk tartozó vizsgált állapotokat, azaz a logikai szabálypremisszához tartozó feltételt definiáló paraméter-értékhatárokat.

Az elemzés elvégzése után a példaként felhozott Q hullámforma szélességének a lehetséges állapotai:

- 0.02s és 0.03s között
- nagyobb vagy egyenlő, mint 0.03s
- 0.03s és 0.04s között
- nagyobb vagy egyenlő, mint 0.04s
- nagyobb vagy egyenlő, mint 0.05s

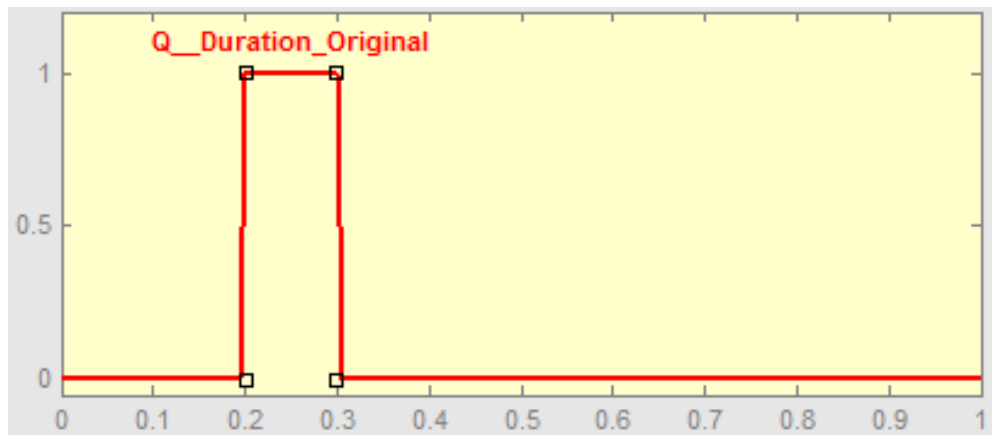
2.6 A paraméterek fuzzy tagsági függvényeinek meghatározása

A bemenetek és értékhatárok, azaz állapotaik meghatározása volt az első és egyben elengedhetetlenül szükséges lépés a fuzzy paraméterdefiníciók létrehozásához. A meghatározott EKG paraméterek képezik a fuzzy rendszer bemeneti változóit, az értékhatárok pedig a változókhoz tartozó tagsági függvények paramétereit adják. A fuzzy reprezentáció célja a hibatolerancia bevezetése, és a mérési pontatlanságból és a merev értékhatárok megadásából eredő szélsőséges esetek kezelése. A Minnesota kód kizáró szabályainak fazifikálásánál alkalmazott módszerre építve [1], kezdetleges lépésként egy 5%-os hibatoleranciát vezettem be. A fuzzy tagsági függvény definícióinak meghatározásánál ezt megtehetjük a megfelelő tagsági függvény típusok alkalmazásával. Például ha egy fazifikálandó bemeneti paraméter értékhatárát az $[a,b]$ intervallum adja, akkor a társított, fazifikált paramétert leíró tagsági függvény magja az $[a,b]$ intervallum lesz, tartója pedig az $[a - \frac{5}{100}a, b + \frac{5}{100}b]$ intervallum. A legegyszerűbben például egy trapéz alakú tagsági függvény szerkeszthető az eredeti crisp paraméter köré.

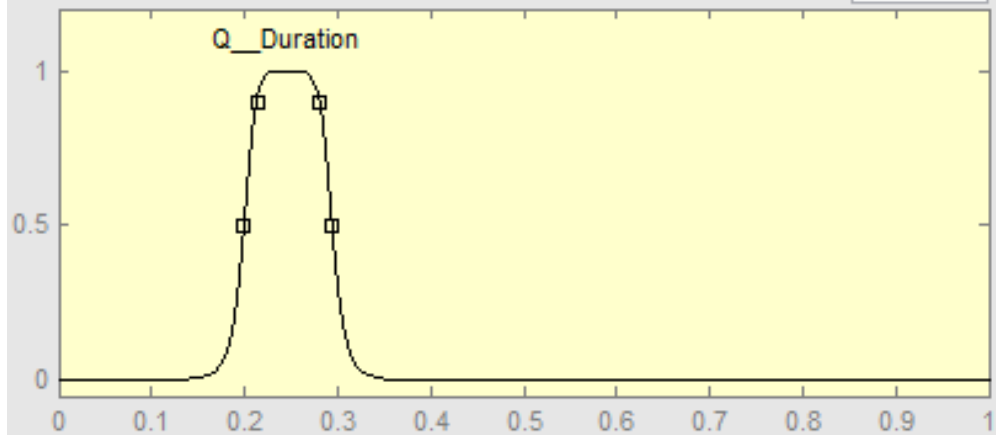
Vegyük példának a Q hullámformának azokat az értékhatárait, amely a 0.02s és 0.03s tartományba tartozó eseteket reprezentálja. Éles határokkal is le tudjuk fedni az eredeti definíciót, azonban a cél a fuzzy karakterisztikák kihasználása. Ezért a fazifikált Q hullámot egy olyan tagsági függvénnyel írjuk le, amelynek a tartója a $[0.019, 0.0315]$ intervallum, a magja marad $[0.02, 0.03]$.

Az eredeti definíciót az Ábra 15 szemlélteti. A hiba tolerancia alkalmazása a fuzzy megjelenítésben az Ábra 16-on látható. Ugyanezzel a módszerrel létrehozható a többi

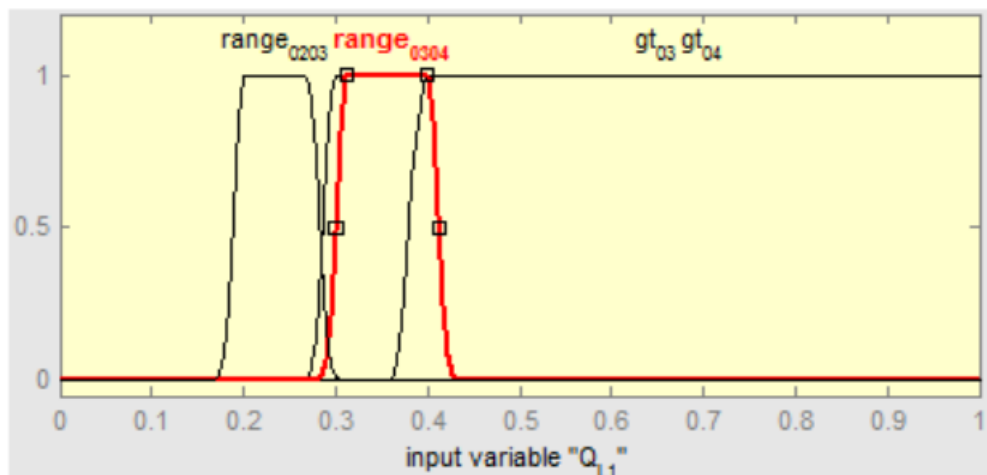
paraméter fuzzy tagsági függvénnyel való leírása. Az Ábra 17 szemlélteti a Q hullámforma szélességet, mint fuzzy változót.



Ábra 15: A Q hullámforma eredeti, crisp definíciója, egyszerű karakterisztikus függvénnyel



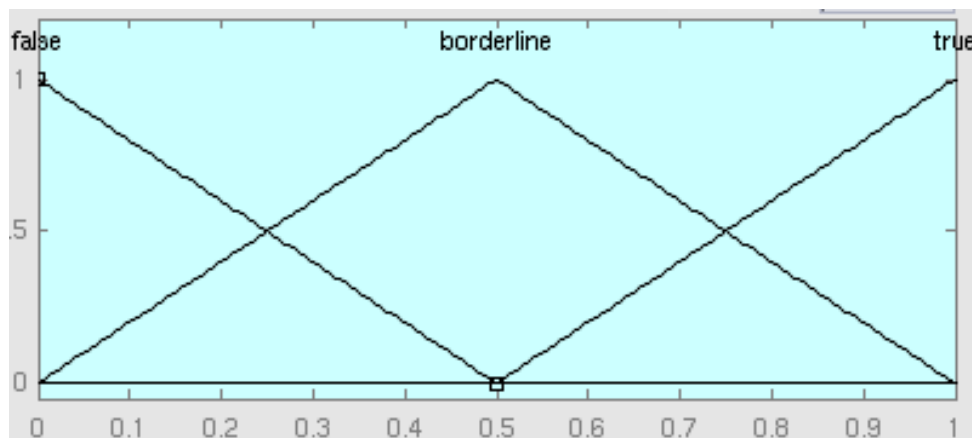
Ábra 16: A Q hullámforma mérési hiba toleráns definíciója



Ábra 17: A Q hullámforma szélesség fuzzy definíciója különböző szabályokban megadott értékhatárait figyelembe véve

2.7 A kimenetek meghatározása

A fuzzy változók definiálása után a fuzzy alapú kimenetek meghatározása következik. A Minnesota kód diagnosztikai szabályainak (illetve teljesülésüknek) két állapota van az eredeti definíció szerint, igaz és hamis. A fuzzy alapú megvalósítás esetében a kimenetnél három tagsági függvényt definiálunk. A három kimeneti tagsági függvény a „hamis“ (*false*), „határeset“ (*borderline*) és „igaz“ (*true*) nevet kapták. Az Ábra 18 szemlélteti a kimeneti állapot fuzzy definícióját. A két szélső tagsági függvény az eredeti definíciók igaz és hamis állapotait követik. A harmadik tagsági függvény a határeseteknél alkalmazható. A határestek (*borderline*) a fuzzy alapú hibatoleranciából eredően alakulhatnak ki. A kimeneteken elvégzett aggregációs és defazifikációs lépések meghatározzák egy Minnesota diagnosztikai szabály érvényességének igazságértékét. A több kimeneti állapot lehetőséget biztosít a fuzzy szabályok finomításánál.



Ábra 18: A diagnosztikai eredmények fuzzy alapú definíciója

2.8 A diagnosztikai szabály definíciók

Az EKG paraméterekhez és a Minnesota diagnosztikai szabályokhoz létrehozott fuzzy definíciók segítségével felírhatóak a diagnosztikai szabályok úgy, mint fuzzy szabályok. Az Ábra 13-n és az Ábra 14-n szemléltetett - alkotó elemekre bontott diagnosztikai szabályoknak – reprezentációját alkalmazni tudjuk a fuzzy szabályok megalkotásánál. A fuzzy alapú diagnosztikai szabályok az eredeti definíciókra épülnek fuzzy specifikus kiegészítésekkel a precízebb behatárolás végett. A fuzzy alapú megoldás nem módosítja vagy bővíti az eredeti diagnosztikai szabályokat. A hamis állapotot és a határeseteket lefedő fuzzy szabályok a precízebb igazságérték meghatározása végett szükségesek.

Az Ábra 19-n látható az 1-1-1-es diagnosztika szabály fuzzy alapú megvalósítása egy adott EKG elvezetésre. Mivel a diagnosztikai szabály ugyanezeket a feltételeket ellenőrzi több EKG elvezetésre (*V1, V2, V3, V4, V5, I, II*) a fuzzy szabályokat külön-külön kell definiálni minden előírt EKG csatornára. Az Ábra 20 szemlélteti az *I*-es EKG elvezetésre vonatkozó fuzzy alrendszert. A feltüntetett fuzzy modul 3 bemenettel rendelkezik, ezek: az *I* EKG elvezetésre vonatkozó Q/R amplitúdó arány, a Q hullámforma hossz és az R amplitúdó. A kimenetek a Minnesota kódban megtalálható 1-1-1, 1-1-2, 1-2-1, 1-2-2, 1-3-1, 3-1 diagnosztikai szabályok részleges értékei.

A kimenetek meghatározásához a *Mamdani* fuzzy következtetési rendszert alkalmaztam, *centroid* defazifikációs módszerrel. Fontos kihangsúlyozni, hogy a feltüntetett fuzzy rendszer a végleges diagnosztikai kimenet (diagnosztikai szabályok igazságértéke) egy részét képezi. A feltüntetett diagnosztikai szabályok (1-1-1, 1-1-2...) végső kimeneti értékét a többi EKG elvezetésen is elvégzett (*V1, V2, V3...*) fuzzy következtetések eredményének az aggregálásával kapjuk.

```

IF (QR-AmplitudeRatio IS ge1/3) AND (Q-Duration IS ge_0_0_3) THEN (Rule1-1-1 IS true)

IF (QR-AmplitudeRatio IS NOT ge1/3) AND (Q-Duration IS NOT ge_0_0_3) THEN (Rule1-1-1 IS false)

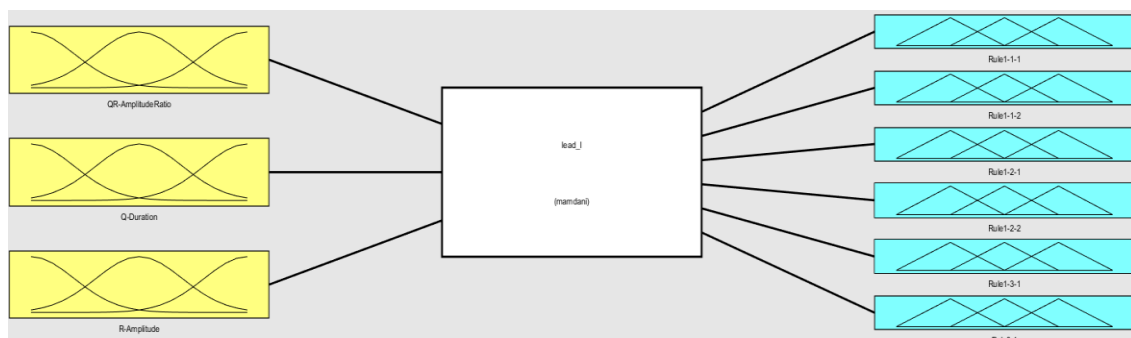
IF (QR-AmplitudeRatio IS ge1/3) AND (Q-Duration IS range_0_0_2_-_0_0_3) THEN (Rule1-1-1 IS borderline)

IF (QR-AmplitudeRatio IS range1/5-1/3) AND (Q-Duration IS ge_0_0_3) THEN (Rule1-1-1 IS borderline)

IF (QR-AmplitudeRatio IS ge1/3) AND (Q-Duration IS range_0_0_3_-_0_0_4) THEN (Rule1-1-1 IS true)

```

Ábra 19: Az 1-1-1-es diagnosztikai szabály fuzzy alapú felépítése egy EKG elvezetésre



Ábra 20: az *I* EKG elvezetés fuzzy alapú felépítése. Baloldalon az EKG elvezetéshez tartozó mért értékek tagsági függvények láthatóak, jobb oldalon pedig a diagnosztikai szabály kimenet tagsági függvények.

2.9 Szimuláció

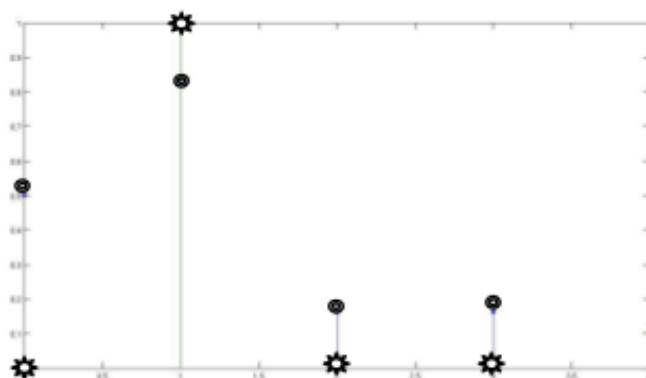
A MATLAB programcsomag [44] segítségével egy szimulációt futtattam, amelynek a célja a fuzzy alapú rendszer eredményeinek az összehasonlítása a hagyományos, MC szakértői rendszer (*expert system*) megoldást alkalmazó implementációval.

Tesztadatként a PhysioNet [9] adatbázisból kinyert mintákat alkalmaztam, egyaránt kiértékelve azokat a fuzzy megközelítéssel és a hagyományos módszerrel is. Az összehasonlítást egy általam megírt MATLAB programmal végeztem, a szükséges fuzzy műveletek elvégzésére a MATLAB által biztosított *Fuzzy Logic Toolbox*-ot alkalmaztam [45].

A Táblázat 3 és az Ábra 21 szemléltet néhány kiemelt mintát. A fuzzy módszer több információt biztosít a diagnosztikai kimenetellel kapcsolatban. A Rule-1-1-1-es diagnosztikai szabály esetén például a vizsgált minta szemlélteti, hogy a fuzzy módszer által számított 0,5 szabályteljesülési érték a hagyományos FALSE (0) értékhez képest jelentős eltérés, és a diagnosztikai rendszerben felülvizsgálatot igényel az eset (hiszen a hagyományos rendszer itt leáll a döntéshozatali fa további kiértékelésével, a fuzzy rendszer viszont 0,5-ös szinten javasolja a továbblépést, mert a defazifikált tüzelési érték 0,5).

	Fuzzy alapú	Hagyományos
Rule 1.1.1	0.5	FALSE
Rule 1.1.2	0.84	TRUE
Rule 1.2.1	0.16	FALSE
Rule 1.2.2	0.16	FALSE
Rule 1.3.1	0.13	FALSE

Táblázat 3: A szimulációs eredmények kiemelt mintái diagnosztikai szabályok szerint



Ábra 21: A szimulációs eredmények kiemelt mintái – érték alapú megjelenítés. A csillag jelöli a klasszikus módszer eredményét, a kör a fuzzy diagnosztikai szabályok eredményeit

2.10 Fuzzy módszer kiértékelése

Az elvégzett szimuláció alapján a fuzzy következtetési rendszer alkalmazása a diagnosztikai szabályok kiértékelése esetében mindenesetben legalább olyan hatásfokú, mint a hagyományos módszer, azaz minden esetben továbbengedi a klasszifikációs lépéseket, amikor azt a hagyományos MC módszer is teszi, ugyanakkor a hibahatárok alapján definiált fuzzy paraméterek és a fuzzy következtetési rendszer bevezetése által további lehetséges továbbhaladási útvonalakra is utal.

A MC fuzzy alapú felépítése kiküszöböli a Minnesota kód egyik legfőbb gyenge pontját, a hibátűrés tekintetében a merevséget. A fuzzy alapú rendszer tovább fejleszthető egy teljes kockázat kezelési algoritmus bevezetésével, amely a döntési fában történő haladás folyamán kumulálja és kiértékeli a hibahatárok jelentőségét, de ez további paraméterek bevezetését és folyamatos monitorozását jelentené, és ez tovább növelné a rendszer komplexitását [63][64][65][66].

A diagnosztikai szabályok fuzzy alapú felírása ugyan komplexebb, mint a hagyományos MC megközelítés (az Ábra 19 is szemlélteti, egy hogy egy hagyományos MC diagnosztikai szabályt 5 fuzzy szabály definícióval reprezentálunk), de a lehetséges határesetek kiszűrésének lehetősége ellensúlyozza ezt a nehézséget.

Bebizonyosodott az is, hogy ha a Minnesota kód egy részletét modelleztem fuzzy modulokkal, akkor a szimulációs modell elkészítésére alkalmazható a MATLAB *Fuzzy Logic Toolbox* és a *Simulink* környezete, de a teljes rendszer felépítésénél, illetve általában hasonló jellegű összetettebb fuzzy alapú döntéshozatali rendszerek esetében már beleütköztem az eszköz korlátaiba. Azaz a *Fuzzy Logic Toolbox* operátor-szegény, nem támogat bizonyos szabályrendszer-struktúrákat, és azokat a szimulációs rendszer megépítésére használt a Simulink környezetben sem lehet megépíteni, vagy ha igen akkor mesterként, túlzottan komplexre szerkesztett, átláthatatlan környezetben tehetném meg. A szimulációban alkalmazott módszer tehát nem megfelelő gyakorlati megoldás ennek a nagyméretű döntéshozatali rendszernek a strukturálására, ezért saját fejlesztésű, fuzzy alapú következtetési rendszert támogató szoftvercsomagot készítettem, mely modulárisan, paraméterezhetően képes a szimulációk futtatására (leírása az 5. fejezetben található).

A rendszer komplexitása azonban vitathatatlan. A vizsgálatban szükségszerűen megjelenő diagnosztikai szabályok száma ugyan csökkenthető megfelelő módszerek alkalmazásával ([76][77][78][79]), valamint a hierarchikus fuzzy következtetési rendszer

alkalmazása finomítható például paramétercsoportok szerinti felépítménnyel (kutatások folytak ebben az irányban is [72][73][74][75]), de szerkezetében előbb-utóbb a rendszer akkor is túlságosan elbonyolódik, átláthatatlan, lassú és nehezen kezelhető lesz (ne hagyjuk figyelmen kívül, hogy például a MC-t orvosoknak is valós időben kell elemeznie).

A Minnesota kód esetében továbbra sem küszöböltük ki azt a hiányosságot, hogy a hierarchikus megközelítésnél a hiányzó bemenetek esetén történő parciális diagnosztika biztosítása még a fuzzy környezetben sem megvalósítható, ha ehhez a rendszerelméleti felépítéshez ragaszkodunk. A részleges diagnosztika biztosítása egy robusztus, megfelelő strukturálásból eredhet. Ennek megvalósítását az ontológia alapú módszer alkalmazásában láttam.

3. FUZZY ALAPÚ, ONTOLÓGIA

RENDSZERSZERKEZETŰ KÖVETKEZTETÉS

A Minnesota diagnosztikai rendszer rendszerparamétereit és szabályait felhasználva, és a fuzzy alapú szabályorientált módszert alapul véve, egy ontológia-alapú döntéshozatali rendszert terveztem, amely az előző fejezetben bemutatott, egyszerűen fazifikált hagyományos MC feltárt hiányosságait igyekszik kiküszöbölni. Ebben type-1 és type-2 típusú fuzzy halmazokkal is modellezhetőek a rendszerparaméterek, jól parametrizálhatóak a rendszerelemek, és a korábbi megközelítésekkel ellentétben, kezeli azokat a helyzeteket is, amikor nem áll a rendelkezésünkre a merev rendszerszerkezetet alpból működtető teljes bemeneti paraméterhalmaz, hanem esetlegesen csak annak egyes részhalmazai. Az általános ontológiai fogalmak ismertetését követően a MC ontológiai rendszerfelépítését mutatom be, majd a következtetésben alkalmazott műveleti struktúrákat definiálok. A fejezetben bevezetett konzisztencia szint a rendszerszerkezeti megközelítés megválasztásához nyújt segítséget. A megvalósítást és tesztelést ebben a szakaszban is önállóan megírt szoftvercsomag segíti.

3.1 Ontológiai alapfogalmak

Az „ontológia”, mint fogalom, különféle közösségekben különféle értelmezéssel fordul elő [55]. Megtalálható a filozófiában, mint a filozófia egyik ága, amely a *valóság* tulajdonságaival és struktúrájával foglalkozik. A számítástechnikában is elterjedt fogalom – itt egy speciális információs objektum- vagy számítási szerkezetet jelent. A két jelentés megkülönböztetésének fontosságával már a szakirodalmak is foglalkoztak [56][57]. A javaslat, hogy az első – filozófiai – esetben az *ontológia* szóval hivatkozzunk a fogalomra, míg a második – számítástechnikai és rendszerelméleti esetben – *egy ontológia* megfogalmazás (megszámolható fogalom) segítségével hivatkozzunk. A tézisben csakis kizárólag a számítástechnikai, rendszerelméleti jelentéssel foglalkozom, tehát a továbbiakban minden esetben a szó második, azaz a számítástechnikai értelmezése érvényes.

Az ontológiák célja egy rendszer struktúrájának formális modellezése a releváns entitások és azok között fennálló kapcsolatok megfigyelésével. Az ontológiák gerincét a hierarchia fogalmak általánosítása/specializálása, azaz egy taxonómia biztosítja.

Tom Gruber 1993-ban az ontológiákat úgy definiálta, mint „a fogalom alkotásnak kifejezett specifikálását” [58]. 1997-ben Willem Niko Borst egy másik definíciót adott meg, mely kimondta, hogy az ontológia „a megosztott konceptualizáció formális specifikációja” [59]. Ez a meghatározás megkövetelte, hogy a konceptualizáció egy megosztott nézetet biztosítson a különféle felek között, és egy konszenzust az egyéni nézett helyett. Definíciója szerint az így kapott konceptualizációt egy formális, gép által feldolgozható formátumban is ábrázolni kell. 1998-ban Rudi Studer egybeolvasztotta a fenti két definíciót, megállapítva, hogy „egy ontológia a megosztott konceptualizációnak formális és kifejezett specifikálása” [60].

3.1.1 Konceptualizáció

Egy formálisan reprezentált tudáshalmaz törzse a konceptualizációra épül, azaz a tárgyak, fogalmak, egyéb entitások halmazára és az ezeket összekötő kapcsolatokra, amelyekről feltételezzük, hogy ugyanahhoz az érdeklődési területéhez tartoznak.

Maga a fogalomalkotás egy absztrakt, egyszerűsített nézete a világnak, amelyet valamilyen célból ábrázolni szeretnénk. Minden tudásbázis, tudás-alapú rendszer alkalmaz bizonyos szintű fogalomalkotást, explicit vagy implicit módon [62]. Az ontológiákban az egyes fogalmakkal kapcsolatosan, a rendszerbe való felvételük mellett, rögzítenünk kell a közöttük fennálló kapcsolatokat is.

A konceptualizáció az úgynevezett „*extensional relational structure*” [56] definíció szerint megadható, mint az a (D, R) rendezett pár, ahol:

- D az univerzum, a vizsgált területhez tartozó megadott tárgyak, fogalmak, egyéb entitások halmaza, (domen)
- R pedig a D halmazra vonatkozó kapcsolatok halmaza (relációk).

A fenti definíciót tovább általánosítva, és az állapotok figyelembevételével eljutunk a konceptualizáció Nicola Guarino által meghatározott definíciójához [56], amely kimondja, hogy a konceptualizáció megegyezik $C = (D, W, R)$ rendezett hármassal, ahol:

- D az univerzum,
- W a lehetséges világok (állapotok) halmaza,
- R a $\langle D, W \rangle$ fogalomtérre vonatkozó kapcsolatok halmaza.

Az ontológia formalizáláshoz elengedhetetlen egy leíró ontológia nyelv megadása, amely független tudásrendszer. A fogalmakkal úgy kell rögzítenünk a világról szóló tudást, hogy ennek kezelése a természetes nyelvektől függetlenül történjen. A gyakorlati alkalmazásokban és az emberi kommunikációban tehát egyaránt fontos egy adott nyelv

(L) alkalmazása, amely segítségével hivatkozni tudunk a konceptualizáció elemeire. Az adott informális vagy formális L nyelv segítségével határozzuk meg a konceptualizációt explicit módon specifikáló axiómákat [58][59][60].

Maga az ontológia tehát olyan axiómák halmaza, amelyeket úgy adunk meg, hogy az adott konceptualizációhoz tartozó tervezett modellt (*intended models*) lefedjék, míg környezet azon részét, amelyet nem szándékozunk a modellbe bekapcsolni, kizárják.

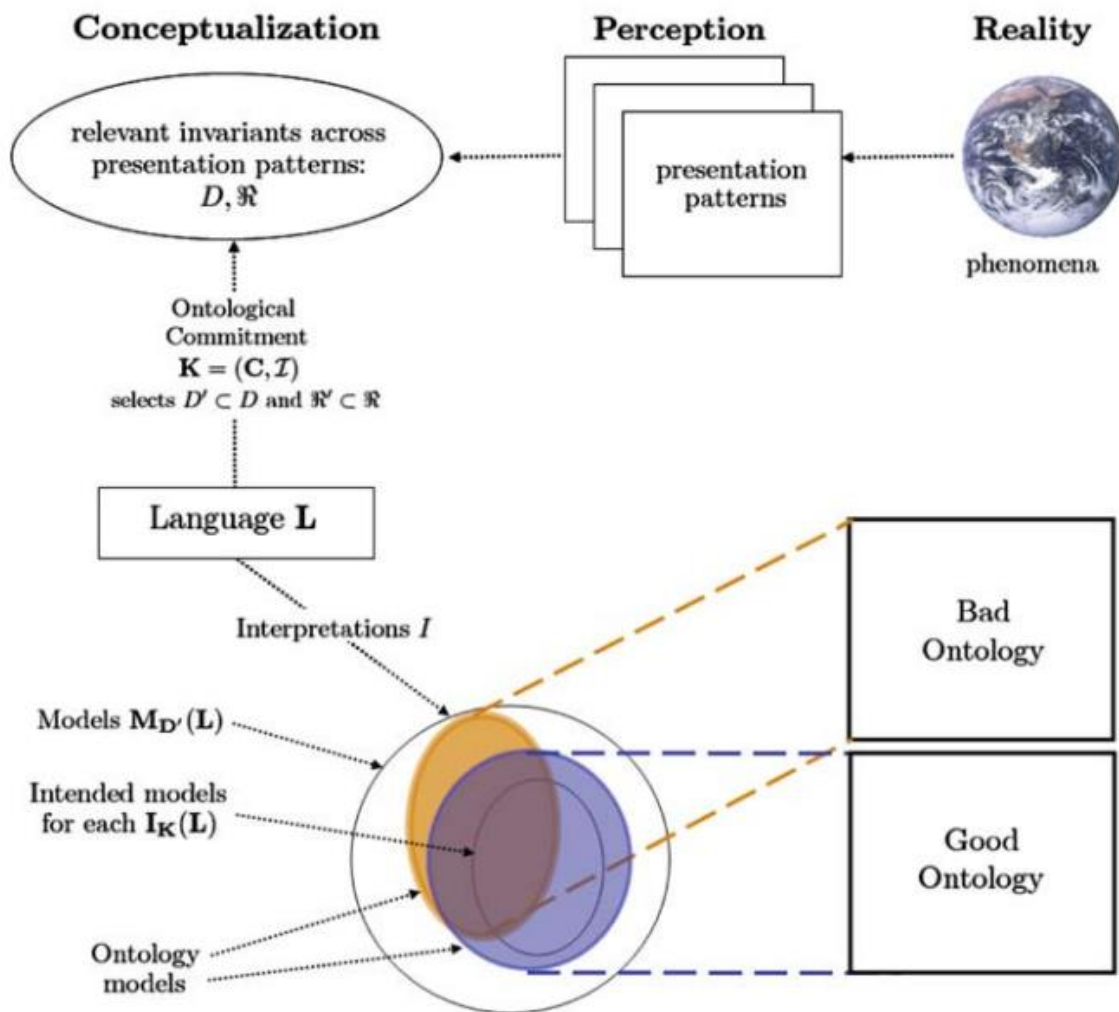
3.1.2 Az ontológia modell formális definíciója

Legyen $C = (D, W, R)$ egy adott konceptualizáció, L egy logikai nyelv, V szójegyzékkel (fogalomjegyzékkel). A $K = (C, i)$ ontológiai elkötelezettség második tagja az az i függvény, amely leképezi a V szójegyzék szimbólumait a D vagy az R halmaz egy elemére, azaz $i: V \rightarrow D \cup R$. Az $M = (D, R, i)$ modell az L nyelv által megadható K -hoz viszonyított tervezett modell (*intended models*).

Ezek alapján eljuthatunk az ontológia formális definíciójához, amelyet az álabbi módon írhatunk le:

Legyen C a konceptualizáció és L egy logikai nyelv V szójegyzékkel és K ontológiai elkötelezettséggel. A V szójegyzékkel és K ontológiai elkötelezettséggel rendelkező C konceptualizációhoz tartozó O_K ontológia egy logikai elmélet, amely az L nyelv egy adott képlethalmazából áll, oly módon megtervezve, hogy a modelljeinek a halmaz a lehető legjobb módon közelítse az L és K szerinti tervezett modellt (Ábra 22).

Megjegyzés: Ha az L nyelvet és a V szójegyzéket tekintjük ezen logikai modell szintaktikai környezetének, akkor az i függvénnyel, a C konceptualizációhoz kapcsolva egy vizsgált valódi környezetet (univerzumot), K megadja a modell szemantikáját, valódi környezetfüggő jelentését.



Ábra 22: kapcsolat a valóságban előforduló jelenségek, azok különböző időpontokban adott saját megítélése, absztrakt konceptualizációja, továbbá az alkalmazott nyelv, a tervezett modellek és az ontológia között. [56]

3.1.3 Egyszerű ontológia példa

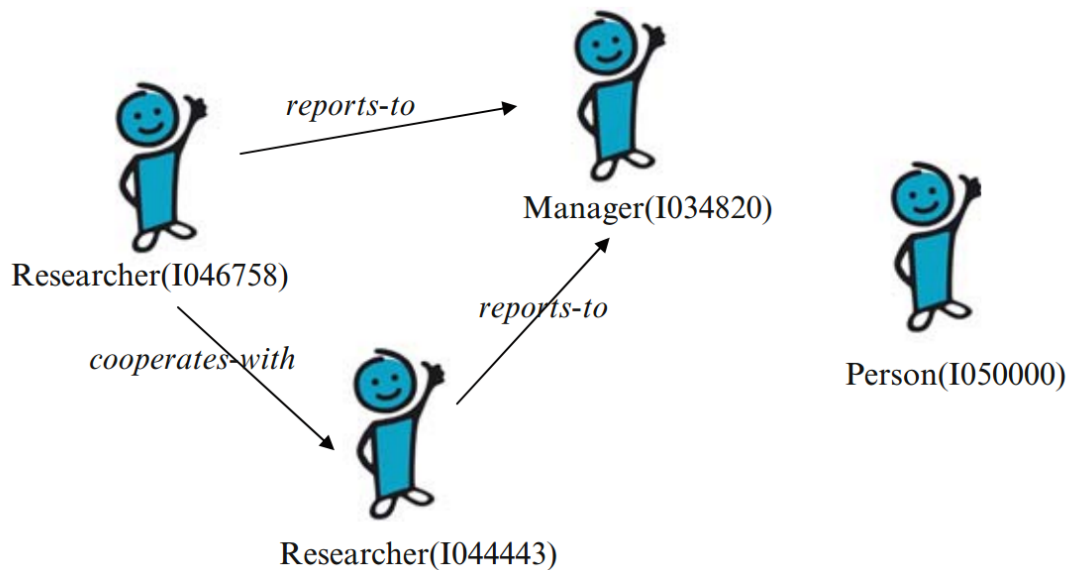
Vegyük példának az emberi erőforrások kezelését egy szoftverfejlesztő cég esetében, ahol minden személyt egy egyedi kódolt azonosítóval látunk el, például $I000001$. Ebben a példában az univerzumunk (D) tartalmazza az egyéneket, azaz a cég alkalmazottjait. A kapcsolat halmaz (R) tartalmazza a releváns fogalmakat és a közöttük fennálló kapcsolatokat. A *Person*, *Manager* és *Researcher* legyenek a fogalmak, ahol a *Manager* és a *Researcher* a *Person* al-fogalmak. A fogalmak közötti kapcsolat a *cooperates-with* (együttműködik vele) és *reports-to* (jelentést ad neki) kapcsolatokkal (axiómákkal) írhatjuk le. Tehát:

$$D = \{I000001, \dots, I005000, \dots\}$$

$$R = \{Person, Manager, Researcher, cooperates - with, reports - to\}$$

A példában az univerzumot (D) a *Person* típusú fogalmakkal fedhetjük le, a *Manager* és *Researcher* fogalmak részalmazai az univerzumnak. A *reports-to* és *cooperates-with* kapcsolatok olyan párok halmazát képezik, amelyek segítségével definiálhatóak a cégben fennálló hierarchikus kapcsolatok és együttműködések.

Az Ábra 23 egy konkrét esetet szemléltet, ahol az *I046758*-as *Researcher* az *I03482*-as *Manager*-ének jelent és az *I044443*-as *Researcher*-vel dolgozik együtt.



Ábra 23: az emberi erőforrásokat modellező példa ontológia egy apró része egy adott állapot esetén

3.2 Minnesota Kód ontológiai modelljének kiépítése

A hagyományos Minnesota kód tartalmazza azt a tudásbázist, amely a szakértők sokéves tapasztalatai alapján született meg, ugyanakkor a diagnosztizálás rendszerszerkezeti megközelítése merev és nem hibátűrő. Nem kezeli a hiányos adatokat és nem személyre szabott. A MC ontológiai modellje ezeket hiányosságokat kiküszöbölve továbbra is a hagyományos MC tudásbázisát használja a diagnosztika felállítására.

3.2.1 A Minnesota kód ontológia alapú elemzése

A diagnosztika szabályok a Minnesota kód fő és meghatározó alkotóelemei. Ebből kifolyólag a diagnosztikai szabályok képezik az elemzés kiindulópontját egy ontológia modell kiépítéséhez. Egy konkrét felhasználási eset részletes elemzésével betekintést nyerhetünk a diagnosztikai szabályok által betöltött szerepkörre. A választott esettanulmány a „*Q and QS Patterns*” diagnosztikai szabály-csoportra vonatkozik. Ez a

csoport kizárólag olyan diagnosztikai szabályokat tartalmaz, amelyek a Q és a QS hullámformákhoz kapcsolódnak. A szabály által kimondott következtetéshez szükség van még a kapcsolódó EKG elvezetések (*ECG lead*) figyelembevételére. Az EKG elvezetések szerint a szabályok tovább tagolódnak három alcsoportba, ezek az „*Anterolateral site*” (I, aVL, V6), a „*Posterior site*” (II, III, aVF) és az „*Anterior site*” (V1, V2, V3, V4, V5). Az EKG elvezetés alcsoportokat a Minnesota kódrendszer definiálja, és az EKG elektródák fizikai elhelyezkedése alapján vannak kialakítva (Ábra 5). Jelentőségük a gyakorlatban van, ugyanis a páciensek esetében történő méréseknél előfordulhat, hogy csak egy EKG elvezetés csoportot vizsgálnak. Az általam alkalmazott referencia adatok esetében ez nem így van, ugyanis mind a 12 EKG csatorna – azaz mind 3 EKG alcsoport - elvezetés értékei a rendelkezésünkre állnak.

Ugyanazok a diagnosztikai szabály azonosítók (pl. 1-1-1) több alcsoportban is előfordulnak. A Táblázat 4 szemlélteti, hogy az 1-1-1-es diagnosztikai szabály mind a három EKG elvezetés csoportban előfordul. A különbség a szabály-előfordulásokban az EKG elvezetés, amelyet a szabály feldolgoz. Az „*Anterolateral site*” esetében az I és a V6, a „*Posterior site*” csoportból a II-es, az „*Anterior site*” csoportból a V2, V3, V4, V5, tehát csakis kizárólag a V1-et hagyja figyelmen kívül.

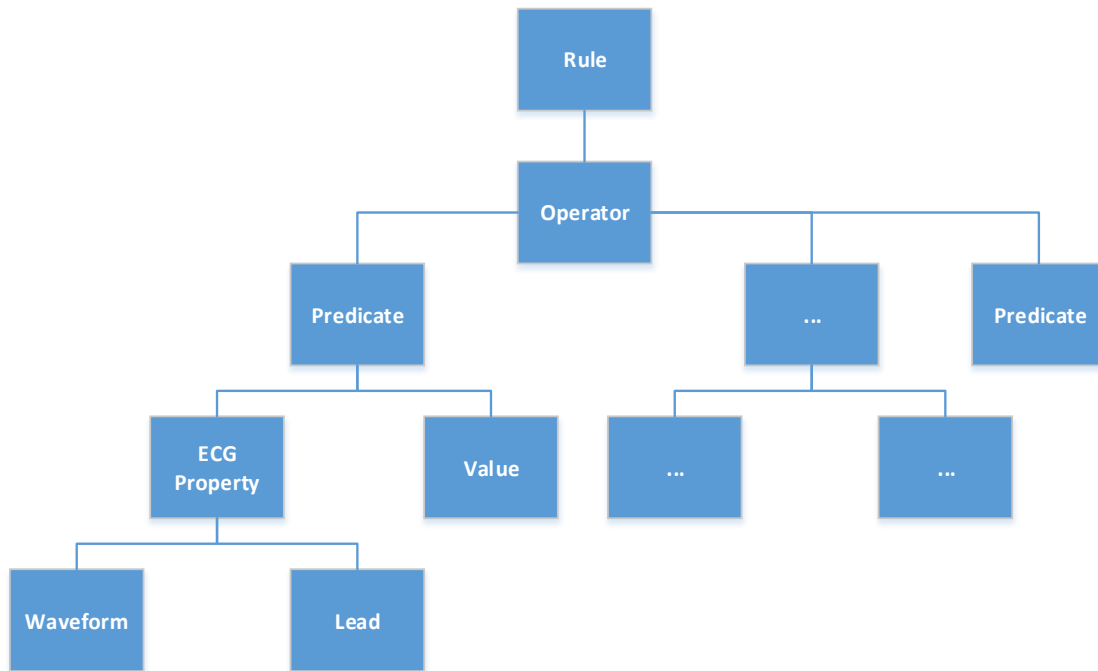
Vannak olyan diagnosztikai szabályok is, amelyek csak egy adott alcsoportban fordulnak elő. Ez az eset áll fenn például az 1-1-3-as diagnosztikai szabály esetében, amely kizárólag az „*Anterolateral site*” csoporttal párosított [4].

Rule Identifier	Group	Condition
Rule 1-1-1	Anterolateral site (leads I, aVL, V6)	Q/R amplitude ratio $\geq 1/3$, plus Q duration ≥ 0.03 sec in lead I or V6.
	Posterior (inferior) site (leads II, III, aVF)	Q/R amplitude ratio $\geq 1/3$, plus Q duration ≥ 0.03 sec in lead II.
	Anterior site (leads V1, V2, V3, V4, V5)	Q/R amplitude ratio $\geq 1/3$ plus Q duration ≥ 0.03 sec in any of leads V2, V3, V4, V5.

Táblázat 4: Az 1-1-1-es diagnosztikai szabály definíciója

Vizsgáljuk a továbbiakban a Táblázat 4-en látható 1-1-1-es diagnosztikai szabályt, amely három részre tagolódik.

A szabály definíciójából kikövetkeztethető, hogy két **szabálybemenetet** (Waveform) vizsgál meg, a Q/R amplitúdó arányt és a Q hullámforma hosszát. A diagnosztikai szabályokban a bemeneti értékeket kritériumszabályokkal előre meghatározott **crisp értékhatárokhoz** (Value) hasonlítják. A Q/R amplitúdó-arány esetében például első szabály-csoportban ez kritérium a „nagyobb, mint 1/3”, míg a Q hullámforma hossz esetében a „nagyobb, mint 0.03s”. A szabály-bemeneti hullámformák és az értékhatáraik tehát már biztosan szereplők lesznek az ontológiában.

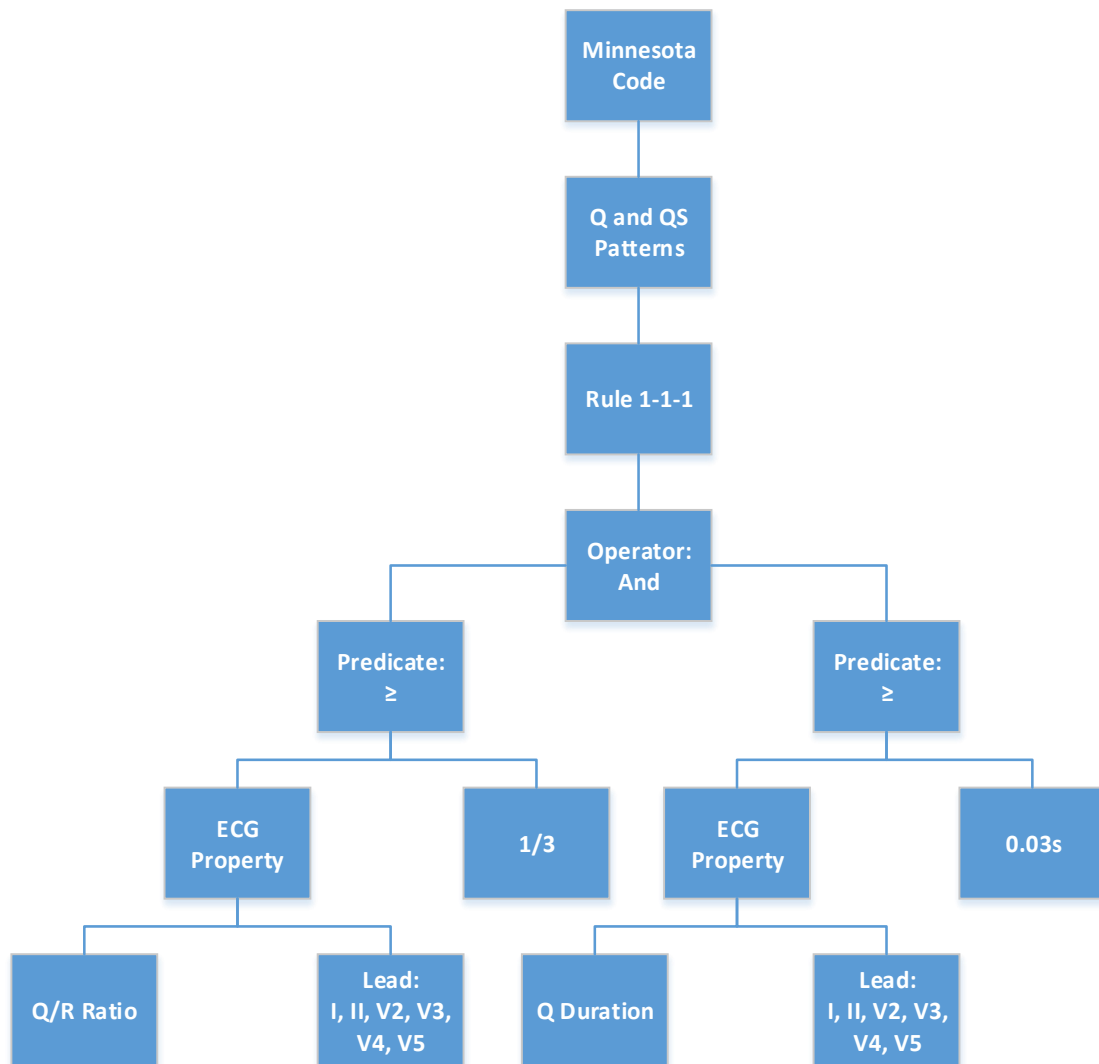


Ábra 24: A diagnosztikai szabály általános fa struktúrájú felépítése

A diagnosztikai rendszer alkotóelemeinek elkülönítése, meghatározása az első lépés az ontológia megépítésének a folyamatában. Ahhoz, hogy ezt megtegyük, a továbbiakban a diagnosztikai szabályoknak egy strukturált reprezentálását kell létrehozni. Erre egy lehetséges megoldás a diagnosztikai szabályok fa struktúrájú felbontása. Az Ábra 24 szemlélteti a Minnesota kód diagnosztikai szabályrendszerének egy általános fa-struktúrájú reprezentálását, ahol minden egyes diagnosztika szabály (*Rule*) az öt meghatározó állítások (*Predicate*) egy csomópontba való gyűjtésével van felépítve. Az állítás-ágak (*Predicate*) a diagnosztikai szabály feltételrendszeréhez (követelményeihez) gyűjtik egybe a „szereplőket”, nevezetesen a kapcsolódó EKG jeleket és tulajdonságaikat:

- az ECG property csoport egybefoglalja az állításhoz kapcsolódó hullámformákat (Waveform) és a kapcsolódó EKG csatornákat (Lead),
- a Value ágon pedig a hullámformák kapcsolódó érték-határait.

Minden szabály egy vagy több állítás-ágot tartalmaz. Az állítás-ág (*Predicate*) alsóbb rendű ágain megadottak határozzák meg azt az előírt követelményt, amelyet teljesíteni kell a diagnosztikai szabálynak a továbblépéshez (korábbi megfogalmazásban a karakterizációhoz). Egy konkrét példa látható az Ábra 25-on, amely a az 1-1-1-es diagnosztikai szabály fa alapú reprezentálása (az eredeti definíciót a Táblázat 4 tartalmazza).



Ábra 25: Az 1-1-1-es diagnosztikai szabály fa struktúrájú felépítése

A célja ennek a reprezentálási rendszerszerkezetnek az, hogy biztosítson egy módszert, amivel meghatározhatóak és elkülöníthetőek a Minnesota kód fő alkotóelemei és paraméterértékei. Az elkülönített szabálybemenetek (itt Q és Q/R hullámforma tulajdonságok illetve I, II,...EKG elvezetési jelek) típusait a Minnesota kódból az EKG (ECG property) csomópontok tulajdonságainak lekérdezésével nyerjük ki, Ugyanezekhez lekérhetőek a kritérium-értékhatárok is (Value), amelyek egy adott

bementi típushoz kapcsolódnak az adott szabályreprezentációban. Mindenképpen kimondhatjuk, hogy a későbbiekben a mért értéket (szabályrendszer-bemenetet) nem dinamikus vagy számított értékekhez, hanem egy előre meghatározott hullámforma halmaz valamely egyedéhez (szabálypremisszához), illetve annak adott helyen definiált értékhatáraihoz (value-állapotához) viszonyítjuk. Példaként elemezzük a Q hullámforma hossz esetét, ahol a diagnosztikai szabályok különféle esethőségeket vizsgálnak meg, mint például:

- érték, amely 0.02s és 0.03s tartományában van,
- érték, amely 0.03s és 0.04s tartományában van,
- érték, amely nagyobb, mint 0.04s,
- érték, amely nagyobb, mint 0.05s.

Miután elvégezzük ugyanezt az elemzést a „*Q and QS Patterns*” csoportba tartozó többi diagnosztikai szabályra is, megállapítható, hogy a Q hullámforma hosszának hat lehetséges **hullámforma-állapota** van. Ahogyan ezt a feltüntetett példa is szemlélteti, a tanulmányozott paraméter szigorúan definiált állapot-kategóriákba sorolható.

Ontológiai rendszerünk felépítéséhez tehát megállapíthatjuk, hogy a szabálybemeneteket képező *hullámforma-tulajdonságok, azok értékhatárokkal meghatározott állapotai, és a kapcsolódó EKG jelek* a Minnesota kód azon fő alkotóelemei, amelyek entitásként meg kell, hogy jelenjenek az ontológiában, kapcsolati struktúrájukat pedig a diagnosztikai szabályrendszer adja meg.

A Minnesota kód nem definiálja, tárolja elkülönítve sem a hullámformákat, sem a hullámforma állapotokat, sem az EKG jelek halmazát. Ahhoz, hogy összegyűjtsük például a diagnosztikai szabályokban használt összes lehetséges hullámforma állapotot, egy mélyreható elemzést kell elvégezni az összes diagnosztikai szabályon. A mélyreható elemzés magában foglalja, illetve feltételezi a már bemutatott fa struktúra (Ábra 24) elkészítését is. A fa struktúrában a bemenet-típusok EKG tulajdonság-csomópontokként vannak feltüntetve. Az egyedi előfordulások kiszűrésével meghatározhatóak a Minnesota kód által használt bemeneti típusok. A lehetséges hullámforma állapotok meghatározhatóak az EKG tulajdonság-csomópontok előfordulásának (Waveform) és a kapcsolódó mért érték-csomópontok (Value) párosításának segítségével (az Ábra 24 szemlélteti a kapcsolatot a kétféle csomópont típus között).

Tekintettel arra, hogy a diagnosztikai szabályok egyértelműen definiáltak a Minnesota kód által, a fa struktúra alapú reprezentáció egyértelműen megépíthető, és az ontológiai modell megtervezéséhez szükséges információkat ennek alapján kinyerhetjük.

3.2.2 Az ontológia modell felépítése

Az ontológia modellezése a Protégé [7] alkalmazás segítségével történt. A Protégé-t alapvetően az ontológiai modell prototípusának az elkészítésére, és a következtetési rendszer eredményeinek áttekintésére használtam. Az alkalmazott következtetési rendszer a *Hermit* következtető [8].

Az ontológiai modell megtervezése a Minnesota kód építő elemeinek a meghatározásával kezdődik. Ezek az építőelemek megegyeznek azokkal, amelyeket a Minnesota kód diagnosztikai szabályainak (az előző fejezetben feltárt) ontológiai fogalom-alapú reprezentálásával nyertünk. A robusztus megoldás létrehozásának érdekében fontos, hogy ontológiai fogalommal reprezentáljuk még a legapróbb alkotóelemeket is. A diagnosztikai következtetést ezen elemek közötti helyes kapcsolatrendszer modellezése teszi lehetővé. Az eredeti definíciókra alapozva, a szabályok felépítéséhez alkalmazott elemek a hullámformák, EKG elvezetések, hullámforma érték állapotok és a csoportosító fogalmak. Ez azt jelenti, hogy a Minnesota kód ontológiai modelljének alkotóelemei négy főcsoportba oszthatóak:

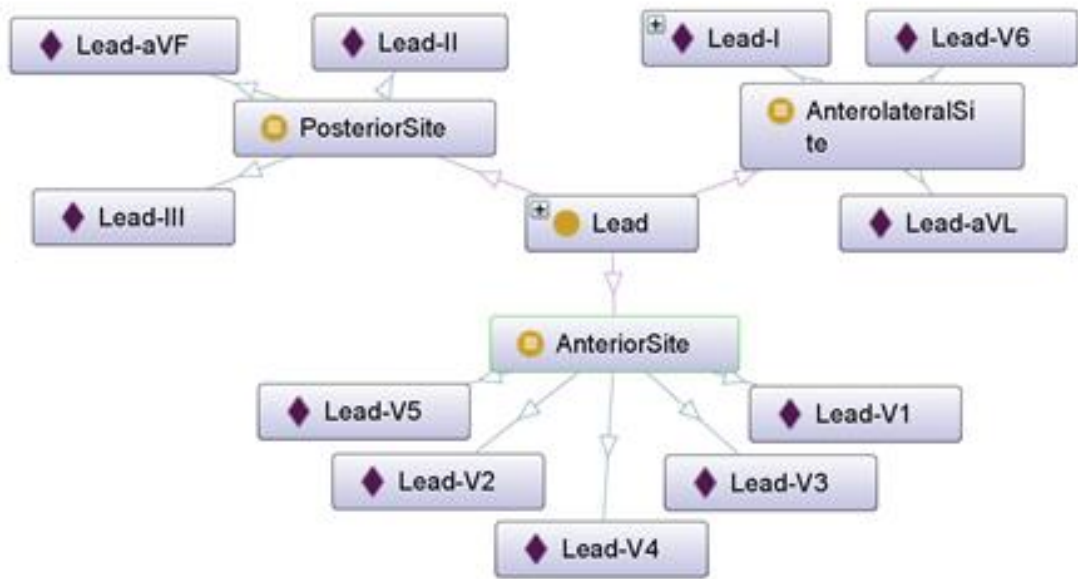
- minta (*Sample*),
- EKG elvezetés (*ECG lead*),
- hullámformák (*Waveforms*) és hullámforma érték állapotok (*Values*), és a
- csoportosító fogalmak, szabályok (*Rules*).

Tekintettel arra, hogy az alkotóelemek közötti kapcsolatot a negyedik fő csoport, a szabályok csoportja adja, ezt az alapvető másik három alkotóelem megadása után tárgyalom.

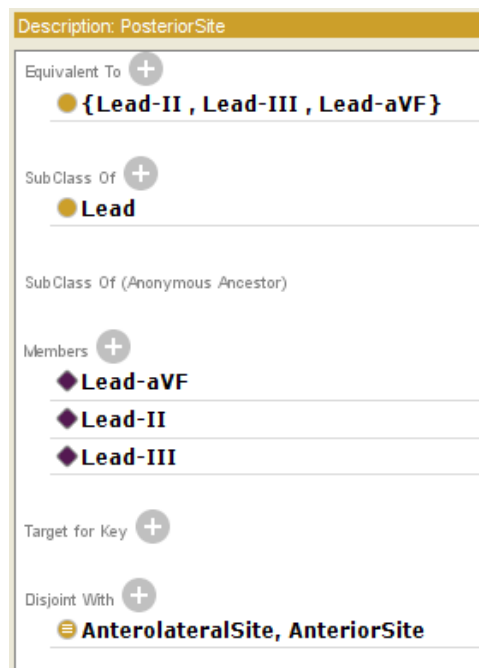
Az első csoport egyetlen ontológiai fogalmat tartalmaz, a „*Sample*” fogalmat. Minden bemeneti minta (mért értékhalmoz) egy egyede a „*Sample*” fogalomnak. A különféle, a továbbiakban megadandó axiómák a „*Sample*” fogalom egyedeihez kötve biztosítják a diagnosztikai következtetéseket.

A második csoportot az EKG elvezetések és a kapcsolódó egyedek képezik. Az EKG elvezetéseknek három külön alcsoportját al-fogalomként (*sub-concepts, subclass*) adjuk meg, ezek rendre az „*AnteriorSite*”, az „*AntelorateralSite*” és a „*PosteriorSite*”. Mivel az EKG elvezetések globálisan alkalmazott azonosítók, minden egyes EKG elvezetés csoportot a hozzá tartozó EKG elvezetések megfelelő egyedei képezik. Az EKG elvezetések és egyedek a diagnosztikai szabályok modellezésekor fontos szerepet játszanak az ontológiában. Az Ábra 26 szemlélteti az EKG elvezetések ontológiai

modelljét és az Ábra 27 szemlélteti a „PosteriorSite” alcsoport definícióját a *Protégé*-ben.



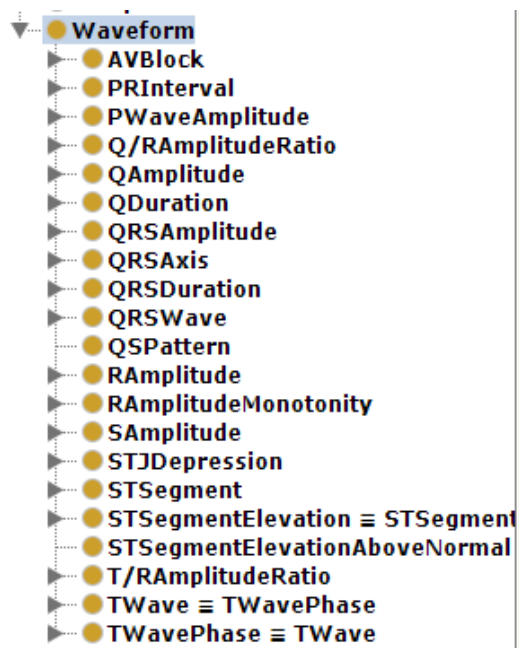
Ábra 26: *Protégé*-vel előállított gráf reprezentációja az EKG elvezetések ontológiai modelljének



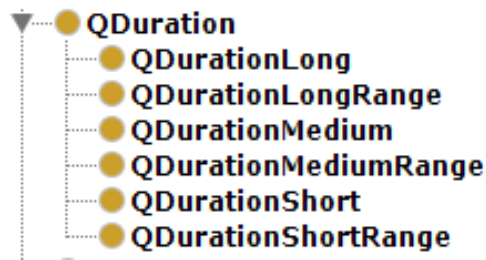
Ábra 27: egy specifikus EKG elvezetés ontológiai reprezentációja a *Protégé*-vel szemléltetve

Az ontológiában alkalmazott harmadik fő alkotó a „*Waveform*” fogalom. Ennek a fogalomnak a célja a hullámforma karakterisztikák reprezentálása. Az ontológiában előforduló minden egyes olyan alapfogalom, amely a „*Waveform*” fogalomból ered (azaz al-fogalom), a diagnosztikai rendszer egy paraméterét jelöli (ilyenek például a

hullámforma amplitúdója, hossza és mások). A „*Waveform*” fogalom al-fogalom halmazát a Minnesota kód elemzésének eredményeképpen kapjuk a megépített fa struktúrából. Al-fogalom lesz tehát minden olyan hullámforma fogalom, amelyre legalább egyszer hivatkozott diagnosztikai szabály. A „*Waveform*” fogalomnak a vizsgált rendszerben 17 al-fogalma van. Az Ábra 28 ábrázolja a hullámforma fogalom definícióját a Protégé csomagban. Az ábrán szemléltetett hullámforma fogalmakhoz, mint további al-fogalmakhoz, társíthatók a hullámformához kapcsolódó lehetséges állapotok. Az egyes állapotokat reprezentáló ontológiai fogalmak tervezése is a diagnosztikai szabályok elemzésének alapján történt. Minden egyes hullámforma-állapot alapján megadható egy egyedi al-fogalom, melynek azonosítója tulajdonképpen a Minnesota kód diagnosztikai szabályában előforduló hullámforma típus és a kritériumértékként hozzá tartozó *crisp* érték párosítása. Már említettem, hogy a csoportosító hullámforma típust tekintve, az állapot fogalmak egyediek szabályonként. Más-más csoportosító hullámforma típus rendelkezhet ugyanazon állapot fogalommal, amely ugyanolyan *crisp* kritériumértékkel párosul, de ez nem jellemző és nem is mérvadó, hiszen általában szabályról szabályra különböznek a társított értékhatárok. Ezért a következtetési rendszer támogatása érdekében az ontológia modellen belül fontos különbséget tenni a különböző szabályokhoz társított hullámforma típusok között, függetlenül a *crisp* értékhatáraiktól, és ezt az ontológia felépítményében biztosítani tudjuk a megfelelő alkotóelemek társításával.



Ábra 28: Hullámforma fogalom-csoportok ontológiai reprezentációja



Ábra 29: A Q hullámforma ontológiai modellje

A hullámforma csoportok fő szerepköre az ontológiában a hullámforma állapotok típusának, a Minnesota kód definíciókban megadottakkal kompatibilis behatárolása. Minden hullámforma csoporthoz egy vagy több hullámforma állapot tartozik. Az Ábra 29 mutatja a Q hullámforma hossz lehetséges állapotait az ontológiai modell kereteiben, figyelembe véve természetesen a Q hullámforma hossz univerzumát (alaphalmazát) és lehetséges értékhatárait. Ezek a leírástípusok már előrevetítik a fuzzy megközelítés lehetőségét, hiszen nyelvi változókat használtunk a leíráshoz (DurationLong, DurationLongRange, DurationMedium, ...)

A hullámforma állapot fogalmaknak egy megkülönböztető tulajdonsága az „adat” (*Value*) attribútum, amely a konkrét állapot értéket (értékhatárt vagy határokat) tartalmazza. Például, a „*QDurationLong*” nevű fogalom esetében, a 0.05 értékű „adat” attribútum meghatározza, hogy az egyed a 0.05ms értékhatárhoz hasonlítjuk. Az, hogy ez az adat-érték hogyan szerepel következtetési rendszerben, azaz milyen matematikai relációban áll a hullámforma állapottal, az ontológiai felépítményben a fa struktúrából leolvasható (a *Predicate* csomópont adja), azaz a MC szabályrendszer határozza meg (ebben az esetben az értéke „nagyobb vagy egyenlő”).

A diagnosztikai szabályok reprezentálása az ontológiában

Az előzőekben bemutatásra kerültek azok az ontológiai alkotóelemek (egyedek), amelyekkel a szabályok megadhatóak, illetve azok kiértékelhetőek: a mért értékek, az EKG elvezetések, és a hullámforma jellemzői és értékhatárai. Az ontológia modell negyedik fő alkotó csoportja pedig a diagnosztikai szabályok reprezentálására szolgál. Ezt a *Rule* fogalom bevezetésével érjük el, ahol minden egyes diagnosztikai szabály a *Rule* fogalom leszármazottja (*sub-concept*). A közvetlen leszármazottak megegyeznek a Minnesota kód által definiált szabály-csoportokkal.

A Minnesota kód struktúrájához igazodva a diagnosztikai szabályokat ekvivalens osztályokkal modellezzük az ontológiában (Ábra 30). Ez annyit jelent, hogy azon

ontológiai egyedek tartozhatnak egy meghatározott ekvivalens osztályhoz, amelyek rendelkeznek az előírt tulajdonságokkal.

Az ontológiai modellben a diagnosztikai szabályok nincsenek közvetlenül példányosítva vagy klasszifikálva. Ez a megközelítés mégis releváns a diagnosztikai eredmények előállításának szempontjából, ugyanis az ontológiákban az Minnesota kód szabályai és az ontológiákban hozzájuk rendelt ekvivalens osztályok között egyértelmű 1-1 kapcsolat áll fenn. Gyakorlatban ez annyit jelent, hogy egyrészt minden egyes diagnosztikai szabály egy ekvivalens osztályként van reprezentálva (Minnesota kód → ekvivalens osztály és attribútum-halmaza). Másrészt, ha egy ontológiai egyed rendelkezik a szükséges, a szabályfeltétel által megadott attribútumokkal, akkor kategorizálható, azaz megadható, mint az adott ekvivalens osztály példánya (tehát teljesíti a Minnesota szabályfeltételeket), függetlenül a fennálló hierarchikus kapcsolatoktól (ekvivalens osztály és attribútum-halmaza → Minnesota kód).

Abban az esetben, ha az ontológiában előforduló egyed teljesíti valamelyik ekvivalencia osztály által előírt feltételeket, a következtetési rendszer megjelöli, mint az adott diagnosztikai szabály egy egyedét. Az ontológia egy adott (mért) EKG minta esetén ezt a módszert alkalmazza az összes lehetséges diagnosztikai szabály kiértékelésére.

Az Ábra 30 szemlélteti az 1-1-1-es diagnosztikai szabály ontológiai modell alapú felépítését. A reprezentáció egyértelműen leírja az 1-1-1 szabályt és működése teljes egészében megegyezik az eredeti MC-beli 1-1-1 szabály-definíció által adott szabály működésével. A különbség mindössze a fogalmak bevezetésében és az állapotok reprezentálásában tapasztalható. Az ontológiai modell követheti az eredeti MC-beli *crisp* alapú értékhatárok alkalmazását, de a rendszer és a szoftverkörnyezet bővítésével, alkalmas új érték-formátumok megadására is (fuzzy, intervallum alapú értékformátumok).

```
● (hasLead some ({Lead-I , Lead-II , Lead-V2 , Lead-V3 , Lead-V4 , Lead-V5 , Lead-V6}))  
  and (hasWaveform some Q/RAmplitudeRatioUpperTreshold)  
  and (hasWaveform some QDurationShort)
```

Ábra 30: Ontológia reprezentációja az 1-1-1-es diagnosztikai szabálynak

Értéktípusok az ontológiával leírt szabályokban

Az állapot fogalmak alkalmazására eleve a különféle érték formátumok (fuzzy, crisp, intervallum alapú) támogatásának a lehetősége végett került sor. Tekintettel arra, hogy az ontológiában minden mért érték valamely fogalom egyede, ennek típusát megadva modulárisan kiterjeszthető a rendszer a crisp alaphalmazokon túl a fuzzy halmazokra is. A hullámforma fogalom megadása például kiterjeszthető egy meghatározással, amely a fuzzy alapú definíciót is tartalmazza, mégpedig a következő fejezetben leírt módon.

Ontológiai axiómák

Az ontológián belül egy axióma segítségével kötjük a mért értéket a „*Waveform*” fogalom egyedéhez. Az axiómák a különféle típusok, tulajdonságok és értékek kapcsolatát megadó kijelentések, **alapvető igazságokat** adnak meg. Az ontológia alapú MC diagnosztikai rendszer esetében minden egyes következtetéskor az axiómák egy előre meghatározott halmaza kerül használatra. A *Waveform* esetében ez az axióma egy olyan függvény, amely az alapontológiai rendszerben *Waveform* fogalmakkal és tizedes pontossággal mért crisp *Value* értékekkel dolgozik. Azonosítsuk ezt az axiómát a „*hasCrispValue*” névvel. A „*hasCrispValue*” axióma pontos feladata, hogy megadja (definiálja) az EKG hullámforma egy mért (bemeneti) értékét. A „*hasCrispValue*” axiómát, és a többi hasonlót, mint a például a „*hasWaveform*” és a „*hasLead*” axiómákat, a diagnosztikai szabályhoz rendelt ekvivalencia osztályok használják. Ezek az axiómák egy konkrét ontológiai egyedet kötnek össze a kapcsolódó EKG tulajdonságokkal. A „*hasWaveform*” axióma esetében az operandusok a „*Waveform*” (szabályban adott típus és értékhatár) és a „*Sample*” (mért értékhalmoz) fogalmak egyedei, míg a „*hasLead*” axióma a „*Waveform*” és a „*Lead*” egyedeket köti össze.

3.2.3 Az ontológia alapú diagnosztizálás

Miután az MC általános ontológiai felépítményét megadtuk, az első lépés egy adott páciensre vonatkozó diagnosztikai eredmények előállításához, a nála mért értékek alapján, a Minnesota kód ontológiai rendszerének a feltöltése. Egyesével, az összes rendelkezésre álló EKG mintát beolvassuk az ontológiába. Minden egyes mintára ugyanazt az algoritmust alkalmazzuk.

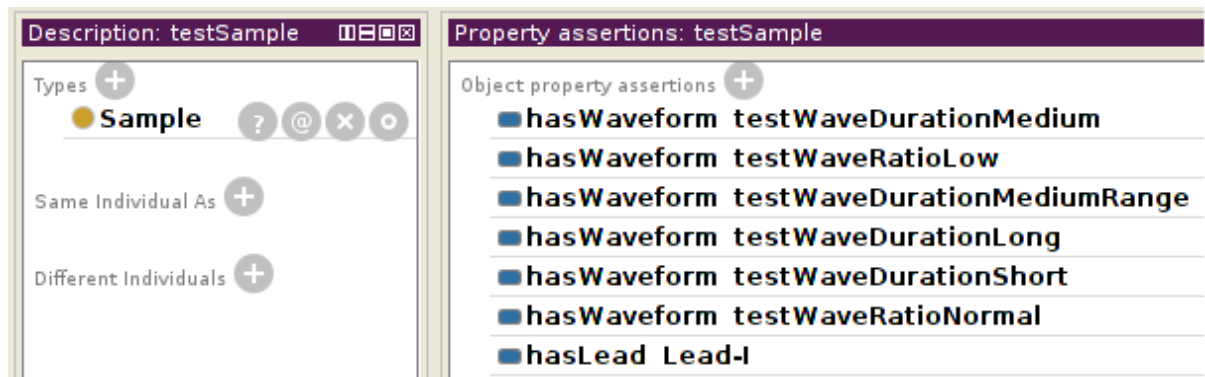
Az algoritmus első lépése a bemenet ontológiai reprezentációjának az előállítása, tehát egy „*Sample*” egyed létrehozása. Miután az algoritmus létrehozza az egyedet, a feltöltés

folyamán beállítja az ismert tulajdonságokat. Ez a szükséges kapcsolatok kiépítésével történik, amelyeket a *“hasLead”*, *“hasWaveform”*, *“hasCrispValue”* axiómák alkalmazásával érünk el. A létrehozott egyed paramétereit alapján a diagnosztizálásban szerepet játszó EKG elvezetések és a kapcsolódó hullámforma értékeket is az ontológiai egyedhez kapcsolja az algoritmus, majd a hullámforma tulajdonságoknak is létre kell hozni, ugyanis az axiómák ontológiai egyedeket kapcsolnak össze. A bemenetek egy konkrét *„Waveform”* (hullámforma) fogalomhoz tartoznak, a kapcsolódó hullámformákat típus alapján csoportosítjuk, a csoportok pedig tartalmazzák az adott vizsgált bementi tesztadatokat reprezentáló fogalmakat.

Az ontológia alapú diagnosztikai rendszer egy következtetési algoritmust (Hermit [8]) használ a bemeneti érték alapján a vizsgálandó hullámforma típusának a meghatározására, és ez maga után vonja az összes kapcsolódó al-fogalom (hullámforma állapot) bevonását a diagnosztizálás folyamatába. Ezt a folyamatot az ontológia benépesítésének nevezzük - az Ábra 31 szemlélteti ennek egyik részeredményét a Protégé programon belül. Az ábra a *„Sample”* fogalom egy egyedét szemlélteti (amely a *„testSample”* azonosítót kapta), és a kapcsolódó axiómákat, amelyek meghatározzák a *„testSample”* tulajdonságait.

A következtetési rendszer eredménye tehát kezdetben egy fogalomlista. A diagnosztikai algoritmus ezután az így kapott fogalomlista minden elemére ugyancsak a bemeneti mért tesztadatok alapján létrehoz egy egyedet a meghatározott típusal és mért értékkel – **a vizsgált paciens mért adatai alapján tehát személyre szabott ontológiát építünk.** Nyilvánvalóan minden vizsgált hullámforma típusnál, annak minden egyes előfordulásakor, azaz minden állapot egyedre ugyanaz, a vizsgált páciensnél mért érték lesz beállítva (rendszerbeli helyétől függetlenül).

Példaként vegyük a Q hullámforma hossza vonatkozó ontológiai alrendszer benépesítését. A Q hullámforma és a tulajdonságának (hossz) az esetében, a Minnesota kód hat különféle állapotot különböztet meg. Az ontológia alapú rendszer feladata, hogy leképezze a bemeneti értékeket a megfelelő állapotokra. Ez a lépés nélkülözhetetlen, mivel az eredeti Minnesota kód szabályaiban a Q hossz tulajdonsága a szabályfeltételben egy crisp értékhatárként jelentkezik, az ontológia alapú megoldásnál viszont, ahogyan korábban leírtuk, hat tényezőt alkalmazunk az állapotformák bevezetésére. Mind a hat állapot ugyanazzal a mért értékkel fog tovább társulni, de hat különböző ontológiai egyed jön létre.



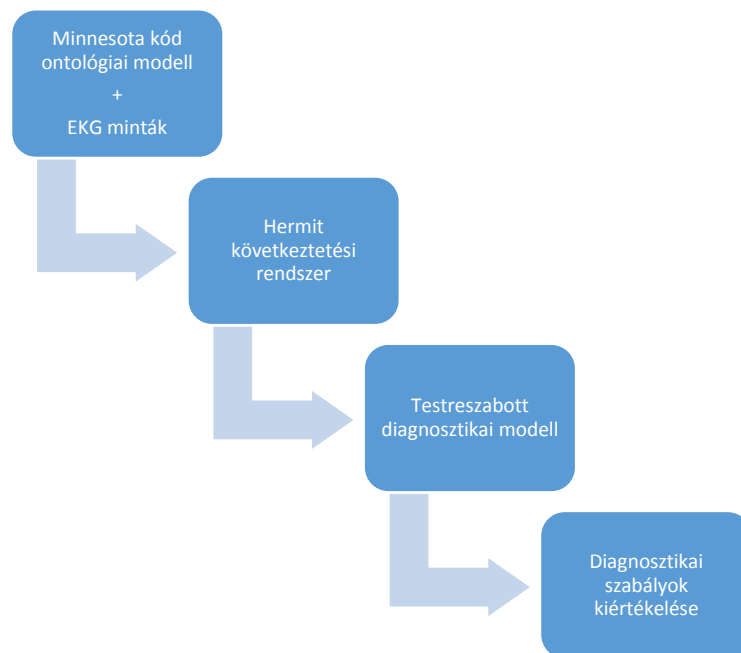
Ábra 31: A „Sample” egyed definíciója és a hozzá tartozó hullámformák

Az ontológiának a rendelkezésre álló, egy adott páciensre vonatkozó mért értékek (minta, tesztadat) alapján történő benépesítése (feltöltése) után a feldolgozható diagnosztikai szabályok meghatározása a következő lépés. Tekintettel arra, hogy az ontológiában a diagnosztikai szabályok definíciói ekvivalens osztályokként szerepelnek, a bemeneti minták következtetett típusai határozzák meg a kiértékelhető diagnosztikai szabály típusokat (osztályokat). A hozzárendelhető osztályok – diagnosztikai szabályok – kiválasztását a Hermit következtetési rendszer végzi [8]. Az Ábra 33 szemlélteti a Hermit következtetési rendszer által előállított eredményeket, mégpedig az Ábra 31-án szemléltetett „testSample” esetében. Látható, hogy a következtetési rendszer megállapította, hogy a „testSample” három szabály („Rule” al-fogalmak) kiértékelési feltételeit teljesíti.

Miután a következtetési rendszer végzett, és az egyedekhez (*Sample*) hozzárendeli az érdemlegesen vizsgálható szabályokat, hullámformákat (*Waveform*), csatornákat (*Lead*), és a mért értékeink is rendelkezésre állnak (*Value*) – az Ábra 27 struktúra szerint – a *Predicate* alrendszerek elemei előálltak, és a *Rule* alrendszert (diagnosztikai szabályt) kiértékelhetjük a vizsgált egyed típusaira. A vizsgált páciensre vonatkozó mintához kapcsolódó paraméter-típusokat és diagnosztikai szabályokat tehát a *Rule* szülő fogalom fogja össze, és a bementi mért értékekkel egyetemben minden szükséges információ adott a kiértékeléshez.

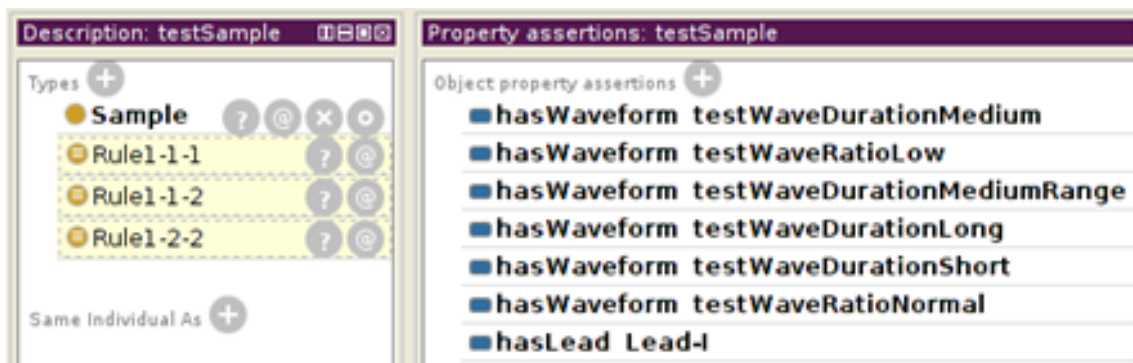
A kiértékelés az EKG mintához tartozó, a diagnosztikai szabályt modellező osztályok altípusainak a lekérdezésével kezdődik. Abban az esetben, amikor a diagnosztikai szabályokat reprezentáló típusok száma nagyobb, mint nulla (vagyis van tüzelő szabályunk, a hagyományos értelemben), a szabályok kiértékelését elvégezzük. Mivel a hullámforma fogalmak (altípusok), a „hasWaveformValue” axiómák segítségével, értékhatárokkal adottak, és ismert egy crisp bementi mért érték, a kiértékelés relációs

összehasonlítás kérdése (kisebb, nagyobb, egyenlő,...), és a kimenet egy logikai igazságérték (teljesüléskor igaz, nem teljesítéskor hamis, azaz crisp környezetben rendre 1 vagy 0). A hullámformákra (illetve az altípusaira vonatkozó) igazságértékeket összevonjuk (aggregáljuk), és a kapott érték meghatározza az adott diagnosztikai szabály diagnosztikai értékét (azaz tüzelési szintjét). A kiértékelés folyamatát az Ábra 32 szemlélteti.



Ábra 32: Az ontológia alapú diagnosztizálás folyamata

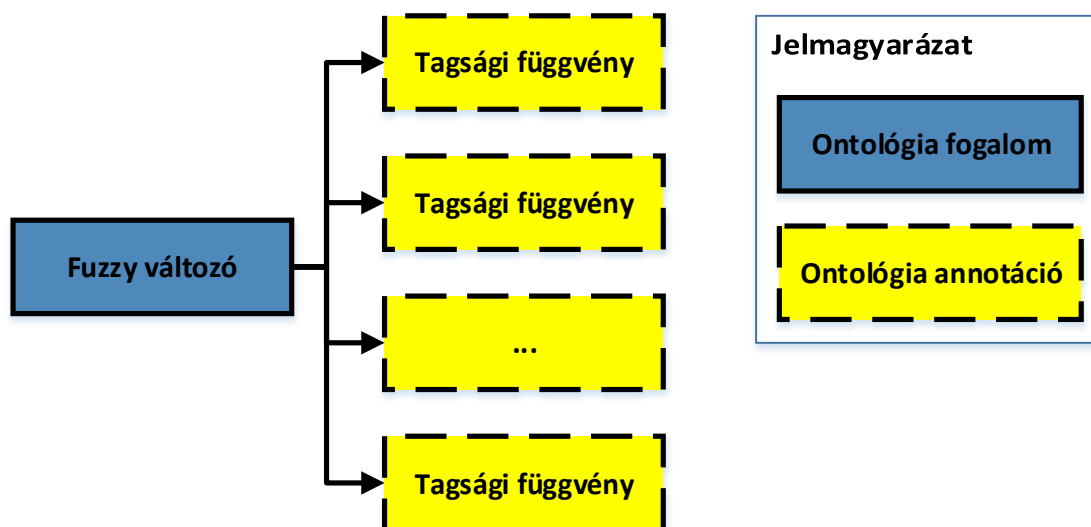
A továbbiakban a Minnesota kód ontológiai modelljének azon kiterjesztését mutatom be, amely tovább finomítja a következtetési rendszert, fuzzy alapú igazságérték-számítást tesz lehetővé a szabályok tüzelésére vonatkozóan.



Ábra 33: A „Sample” egyed definíciójának a szemléltetése a Protegé-ben, a következtetési rendszer futtatása után

3.3 Type-1 Fuzzy Ontológia

Az ontológiák fuzzy alapú modellezésére a szakirodalomban nem ismeretes egy általánosan elfogadott szabvány. Egy lehetséges ismert megoldás a FuzzyOWL2 [11], amely a lehetséges fuzzy fogalmak tagsági függvény-definíciója alapján úgynevezett *ontológiai annotációkat*¹ társít egy adott ontológia fogalomhoz. Ebben az esetben egy ontológiai fogalom egy fuzzy változónak felel meg, és az adott ontológiai fogalomhoz tartoznak a fuzzy változót reprezentáló tagsági függvény definíciók. Ezt a modellt az Ábra 34 szemlélteti. A módszernek az az előnye, hogy egy meglévő ontológiai modellbe könnyen beilleszthető. A módszer egyik hiányossága, hogy az ontológiai axiómák definiálásánál nem tudunk hivatkozni a különböző típusú fuzzy tagsági függvényekre, mivel azok definíciói ontológia annotációk. Ez a hiányosság az ontológiákból és a hozzájuk tartozó leíró nyelv egyik megkötéséből ered, amely nem teszi lehetővé, hogy az axiómákban annotációkra hivatkozzunk. Ezt a hiányosságot a továbbfejlesztett FuzzyOWL2 [11] sem oldja meg.

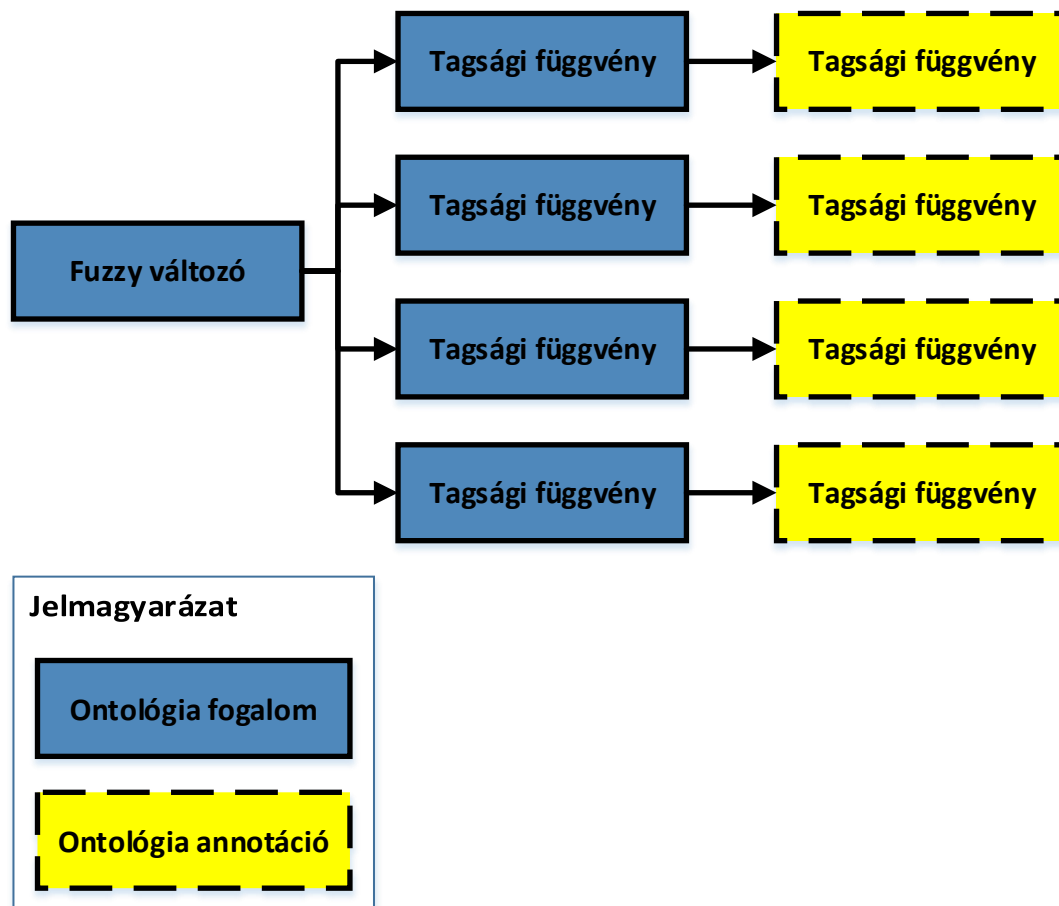


Ábra 34: Az ábrán látható, hogy a fuzzy változót leíró tagsági függvényeket annotációkként csatoljuk a változót jelképező fogalomhoz.

Saját fejlesztésű bővitésem egy másik lehetséges megközelítésen alapul, ahol minden fuzzy tagsági függvényt külön ontológiai fogalommal modellezünk [82]. Ebben az

¹ Az itt használatos annotáció szó és az EKG jelek leírásakor használt annotáció nem ugyanaz. Mindkét előfordulását a szakmai nyelvhasználat támogatja, ezért én is ezeket a szavakat használtam, annak ellenére, hogy formailag ugyanazok, de tartalmilag mást jelentenek az EKG jelek esetében és mást az ontológiák esetében. Ennek a fejezetben csak szó ontológiai jelentése mérvadó.

esetben a fuzzy változót modellező ontológiai fogalmon kívül a tagsági függvényekhez is definiálunk egy ontológiai fogalmat, és a tagsági függvényt jelképező ontológiai fogalmakhoz rendeljük a megfelelő definíciót tartalmazó ontológiai annotációt. A megközelítésnek az az előnye, hogy a tagsági függvények leírása szabadon megválasztható és paraméterezhető. A másik fontos előny, hogy a fogalmak nem rendelkeznek az annotációk megkötésével, tehát közvetlenül hivatkozhatunk rájuk különféle axiómákban - például a diagnosztikai szabályok modellezésénél, ahol a tagsági függvény fogalmakra hivatkozhatunk, amikor a diagnosztikai szabályt megadó axiómát írjuk le.



Ábra 35: A tagsági függvényeknek bevezetünk egy külön fogalmat, amelyhez csatoljuk az annotációkat.

Az ismert FuzzyOWL és a saját fejlesztésű módszer is alkalmas a vizsgált ontológiai modell megvalósítására (és a saját fejlesztésű módszer természetesen, a FuzzyOWL-hoz hasonlóan, alkalmazható más rendszerek modellezésére is). A kitzűzött célok figyelembevételével kiválaszthatjuk a probléma megoldására a megfelelőbb módszert.

Az ontológiai modell megalkotásánál ugyanis a következő követelményeknek kell eleget tennünk:

- az ontológia alapú megoldásnak a lehető legjobban kell követnie az eredeti definíciókat [4];
- ahol csak lehet, a kapcsolatokat, függőségeket az ontológián keresztül ábrázoljuk, a meglévő eszközök segítségével (axiómák, fogalmak, annotációk).

Vizsgált diagnosztikai rendszerünkben egy további követelmény is megjelenik: részleges diagnosztika biztosítása hiányos bemenetek esetén (ez természetesen egy általános alkalmazásnál is jól hasznosítható tulajdonság lehet).

A FuzzyOWL-lel történő kísérletek után belátható volt, hogy az esettanulmányban (MC) a tagsági függvények fogalommal (TFF) történő modellezése jobban illeszkedik az előírt követelményekhez. A tagsági függvény fogalmak bevezetésének köszönhető, hogy a MC diagnosztikai szabályait egyértelműen és jól felismerhetően modellezhetjük az axiómákkal. A diagnosztikai szabályok modellezésének ez a módja nem lenne alkalmazható a FuzzyOWL2 [11] megközelítés esetén. A TFF leírásokkal bővített módszer általánosítható olyan szakértői rendszerek esetében is, ahol a rendszerparaméterek fazifikálásával finomítjuk a rendszert. A TFF leírások alkalmassá teszik a rendszert, hogy a felhasznált tagsági függvények paramétereit szabadon kezeljük, illetve eltávolítsuk, ha arra szükség van.

3.3.1 Fuzzy Type-1 alapú ontológia megvalósítása

Tárgyaljuk a továbbiakban az ontológia azon fuzzy alapú bővítését, ahol a tagsági függvények fogalmakhoz csatoljuk az ontológiai annotációkat (TFF). Gyakorlatban ez egy „*fuzzyValue*” nevű annotáció bevezetésével történik. A „*fuzzyValue*” annotáció értéke egyetlen tagsági függvény definíció, mivel a választott megoldás szerint egy ontológia fogalom egy fuzzy változó-értéket modellez (Ábra 35). A „*fuzzyValue*” annotációk értéke egy XML struktúrájú karakter lánc, amely leírja a fuzzy tagsági függvény típusát és paramétereit. Az Ábra 36 szemléltet egy példát.

```

Annotations: QDurationLong
Annotations +
comment
  "Duration of the Q waveform is greater then 0.05ms"
fuzzyValue
  "<membershipFunction name='smf'>
    <parameters>
      <parameter>0.45</parameter>
      <parameter>0.5</parameter>
    </parameters>
  </membershipFunction>"

```

Ábra 36: az S-alakú tagsági függvény alkalmazása a Q hullámforma hossz egy állapotát modellező fogalom esetén

Az alkalmazott tagsági függvény típusai és paraméterei a Minnesota kód diagnosztikai szabályaiban található crisp értékhatárok típusától függően változnak. Az eredeti diagnosztikai szabály definíciók valós, crisp határu értékhalmozokkal dolgoznak (nyílt és zárt valós számhalmazbeli részhalmazokkal). A diagnosztikai szabályok az értékhatárokkal meghatározott halmazhoz viszonyítják a páciensen mért adatokat, és azok halmazhoz való tartozása alapján állapítják meg, hogy egy adott diagnosztikai szabály tüzel vagy sem. A fuzzy alapú diagnosztikai megközelítés elsődlegesen az előző fejezetben leírt érték halmazok fazifikálására épül, de természetesen ez a fuzzy alapú következtetést is lehetővé teszi a számunkra. A korábban publikált kutatások tapasztalatai alapján [1]:

- a nyílt halmaz értékeket „S” alakú tagsági függvény típusal reprezentáljuk,
- a zárt halmazokat pedig trapéz alakú függvénynel.

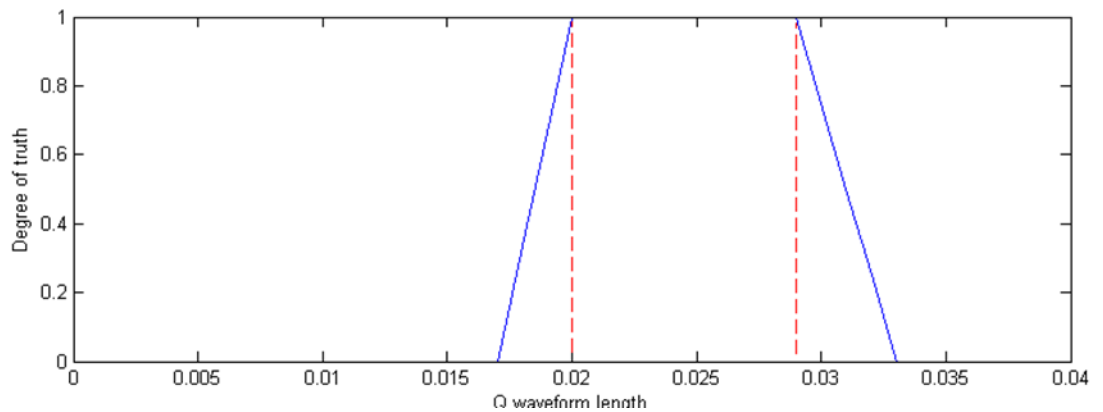
A fuzzy tagsági függvény alapparaméterei a MC által definiált értékekre épülnek, 10%-os hiba toleranciát biztosítva [3], azaz a mag az eredeti MC intervallumával megegyező, a tartó pedig a mag kiterjesztése 10% nagyságrenddel.

Példaként vegyük a Q hullámforma hosszát leíró Minnesota definíciókat. A Q hullámforma hosszát leíró halmazoknak 6 előfordulása jelenik meg a Minnesota kód diagnosztikai szabályaiban. A fuzzy alapú megközelítéshez definiálhatjuk ezt a rendszerváltozót a $Q_i(x)$ függvényekkel ($i=1, \dots, 6$), amelyek lehetővé teszik, hogy az eredeti halmaz definíciókból kiindulva a rendszer a fuzzy alapú tagsági vizsgálatot elvégezze (a crisp alapú helyett). A $Q_i(x)$ függvények értelmezési tartománya, azaz a paraméter univerzuma a mérhető hullámforma-hossz tartománya, és a tagsági függvények definíciójának köszönhetően azok tartóinak uniója lefedi a teljes

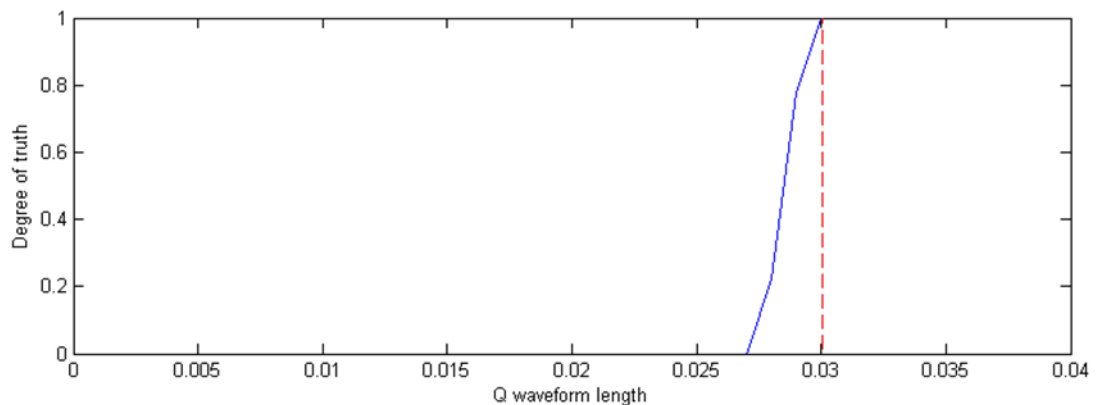
univerzumot. Az Egyenlet 1-en látható a $Q(x)$ függvény definíciója, ahol az „*trapmf*” és az „*smf*” rendre a trapéz alakú és „S” alakú tagsági függvényeknek felelnek meg. Az Ábra 37 és az Ábra 38 szemlélteti a $Q(x)$ függvény definícióhoz kapcsolódó tagsági függvény definíciókat.

$$Q(x) \begin{cases} Q1(x) = \text{trapmf}(x, [0.017, 0.02, 0.029, 0.033]) & x \in [0.02, 0.03] \\ Q2(x) = \text{smf}(x, [0.027, 0.03]) & x \in [0.03, \infty) \\ Q3(x) = \text{trapmf}(x, [0.027, 0.03, 0.039, 0.042]) & x \in [0.03, 0.04] \\ Q4(x) = \text{smf}(x, [0.036, 0.04]) & x \in [0.04, \infty) \\ Q5(x) = \text{trapmf}(x, [0.037, 0.04, 0.049, 0.055]) & x \in [0.04, 0.05] \\ Q6(x) = \text{smf}(x, [0.045, 0.05]) & x \in [0.05, \infty) \end{cases}$$

Egyenlet 1: Fuzzy alapú Q hullámforma hossz definíció



Ábra 37: A Q1 hullámforma hossz [0.02, 0.03] állapotát reprezentáló trapéz alakú tagsági függvény. A szaggatott vonal jelképezi az eredeti crisp alapú tartományt.



Ábra 38: A Q2 hullámforma hossz [0.03, ...) állapotát reprezentáló „S” alakú tagsági függvény. A szaggatott vonal jelképezi az eredeti crisp alapú tartományt.

A páciensnél mért hullámforma hosszára vonatkozó mért értéket (jelölje t) a 2. fejezetben leírt következtetési szabály alapján összehasonlítjuk a szabálypremisszát jellemzően meghatározó fazifikált értéktartománnyal, illetve a megfelelő tagsági függvénnyel, és

meghatározzuk, hogy a mért érték milyen mértékben felel meg a kódrendszer által definiált feltételeknek, értéke $Qi(t)$, a *degree of truth*, jelölje **dot** ($i=1,2,\dots,6$). A *dot* tükrözi a hagyományos MC következtetéshez viszonyítva a hiba lehetőségének a mértékét, tehát például, ha a fuzzy tagsági függvény kiértékelésével $dot=0.6$ -t kapunk, akkor 40% az esély arra, hogy az adott mért érték nem felel meg a diagnosztizálási követelményeknek.

Az ontológiával felállított, a kiértékelhető diagnosztikai szabályok kiválasztott axiómáival való meghatározását elvégezve, mint azt a korábban leírt algoritmus kimondja, csak azt állapítjuk meg, hogy mely diagnosztikai szabályok értékelhetőek ki. Ahhoz, hogy meghatározzuk a diagnosztikai szabályok tüzelésének a mértékét a páciensen mért értékekhez, további lépések szükségesek. A diagnosztikai szabályhoz tartozó fuzzy tagsági függvények és a bemeneti mért értékek kapcsolatának kiértékelése (*dot*) és aggregálása vezet a komplex diagnosztika igazság-értékének a meghatározásához. Ez felírható egy egyszerű matematikai képlettel, amelyet az Egyenlet 2 szemléltet.

Legyen általánosan F az ontológiában szereplő fazifikált paraméter, és legyen $\{Fi \mid i=1, \dots, n\}$ a paraméterhez tartozó fuzzy értékeket megadó tagsági függvények halmaza, ahol ezen halmazok tartóinak uniója lefedi az F paraméter univerzumát. Mind az n előfordulást és a mért t értéket összehasonlítva egy, az egyenként számított *dot* értékek aggregálásával kapott igazságértéket vesszük alapul a következtetési rendszerben. Jelölje ezt D (degree of truth). Ha az aggregáló operátor a *min*, akkor.

$$D(t) = \min(F_0(t), F_1(t), \dots, F_n(t))$$

Egyenlet 2: az igazság érték számításának a képlete

Tehát egy diagnosztikai szabály igazságértéke megegyezik a tagsági függvényeken mért tüzelési szintek minimumával. Ebben az esetben az alkalmazott aggregációs függvény a „minimum”, mivel a Minnesota kód definíciók is általánosan „és” operátort alkalmaznak a szabályok kiértékelésének aggregációjára, de természetesen a fuzzy megközelítés lehetővé teszi a számunkra, hogy ebben az esetben akár egy általánosított t-normát is alkalmazhassunk.

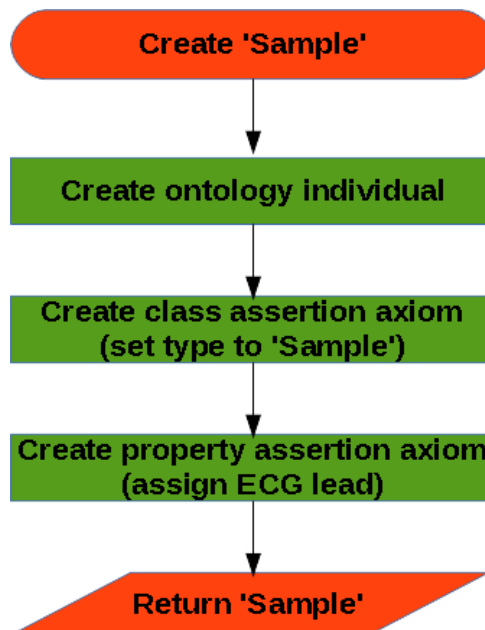
3.3.2 A diagnosztikai szoftver

Az ontológiára épülő fuzzy alapú diagnosztizáláshoz saját alkalmazás és/vagy kiterjesztés szükséges, a következtetés (diagnosztizálás) nem oldható meg az alap *Protégé* [7] programmal. A megoldás ebben az esetben a testreszabott szoftver készítése, amely a megtervezett ontológiára épül [83]. A szoftver feladatai:

- A mért értékek és EKG annotációk beolvasása
- A Minnesota kód ontológia modelljének feltöltése a rendelkezésre álló adatok alapján
- Ontológiai következtetési algoritmusok futtatása
- A futtatható diagnosztikai szabályok összegyűjtése
- Az összegyűjtött diagnosztikai szabályok kiértékelése a különféle módszerek segítségével

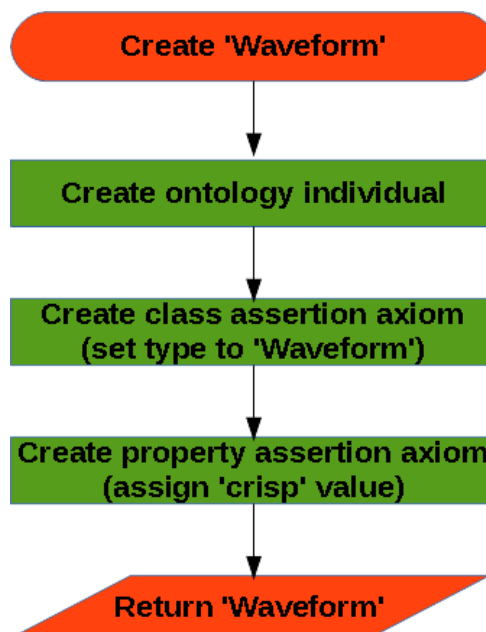
3.3.3 Az ontológia benépesítése

Az ontológiák alkalmazásánál az egyik nehézség, és egyben gyakori probléma is, magának az ontológiának a benépesítése, feltöltése [12]. A megtervezett ontológia nem tartalmaz adatokat, csak struktúrát biztosít. A Minnesota kód ontológiai modellje esetén sincs ez másképp. Az EKG-nek és a kapcsolódó adatoknak különféle tárolási módjaik vannak [9], azonban ezek a tárolási formátumok nem fektetnek hangsúlyt az adatok közötti kapcsolatokra. Ezeket a hiányosságokat az ontológia benépesítésekor pótolni kell. Ahogyan a 3.2.2-as fejezetben bemutatásra került, az ontológiába „Sample” egyedeket töltünk, amelyek egy EKG ciklust és a hozzá tartozó hullámformákat rögzítik, azok adatait tartalmazzák. A „Sample” egyed feladata a csoportosítás, meghatározza, hogy mely hullámformák tartoznak ugyanahhoz az EKG ciklushoz egy adott EKG csatornán belül. A „Sample” egyed létrehozása magába foglalja a szükséges axiómák létrehozását is, amelyek meghatározzák, hogy az újonnan létrehozott ontológiai egyed személyre szabottan milyen „Sample” típussal rendelkezik. Utolsó lépésként a kapcsolódó szükséges EKG csatornák meghatározása, társítása marad. A folyamatot nagyvonalakban szemlélteti az Ábra 39-en látható folyamatábra.



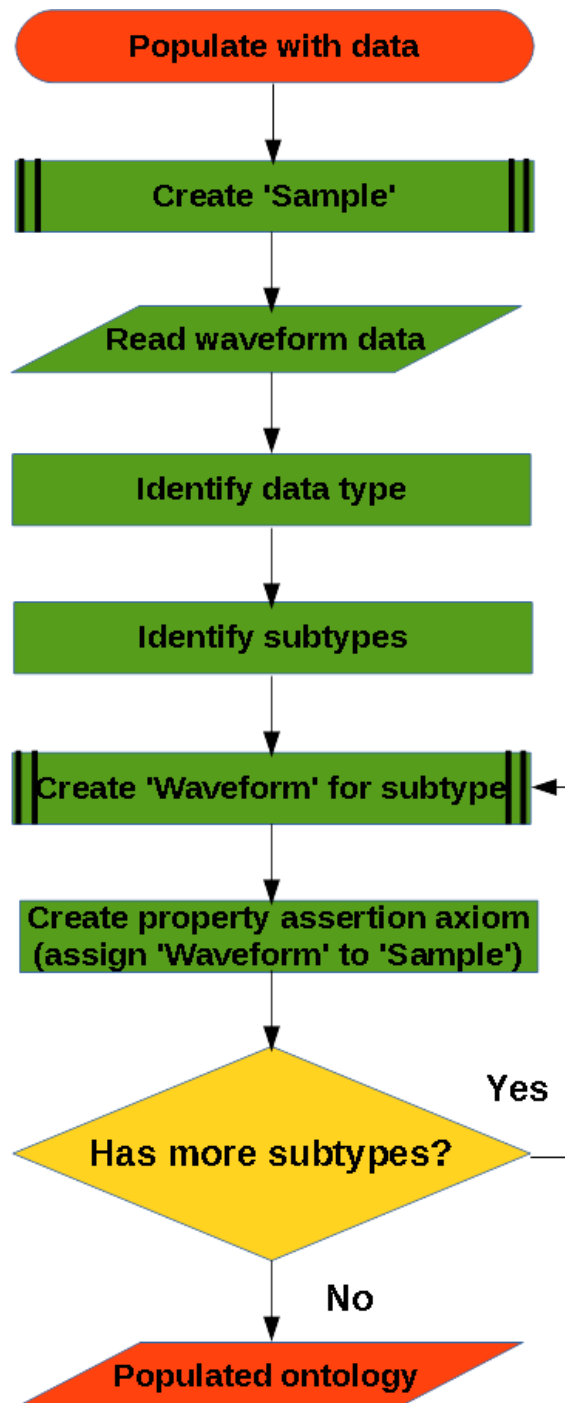
Ábra 39: A „Sample” egyed létrehozásának a folyamatábrája.

Az EKG ciklust modellező „Sample” egyed létrehozása után következik a hullámforma paraméterek feltöltése. Minden – a vizsgált EKG ciklushoz tartozó – adatot hullámforma paramétereként kezelünk. Minden hullámforma paraméter a „Waveform” fogalom valamely altípusaként van megjelölve. A mérési adatokat tartalmazó „Waveform” egyed létrehozása hasonlóan történik, mint a „Sample” egyed megalkotása. Létrehozuk az ontológia egyedet, és hozzácsoljuk a mért értéket egy axióma segítségével. A „Waveform” egyed létrehozásánál az utolsó lépés a minta típusának a meghatározása. Ez egy típus axióma létrehozásával történik, amely a megfelelő fogalomra hivatkozik. Megfelelő fogalom alatt a mért érték típusát modellező „Waveform” altípust értjük. Például ilyen a „QDuration”, amennyiben az EKG ciklus Q hullámformájának ezen mért értékéről van szó. Az Ábra 40 szemlélteti a „Waveform” egyedek létrehozásának a folyamatát.



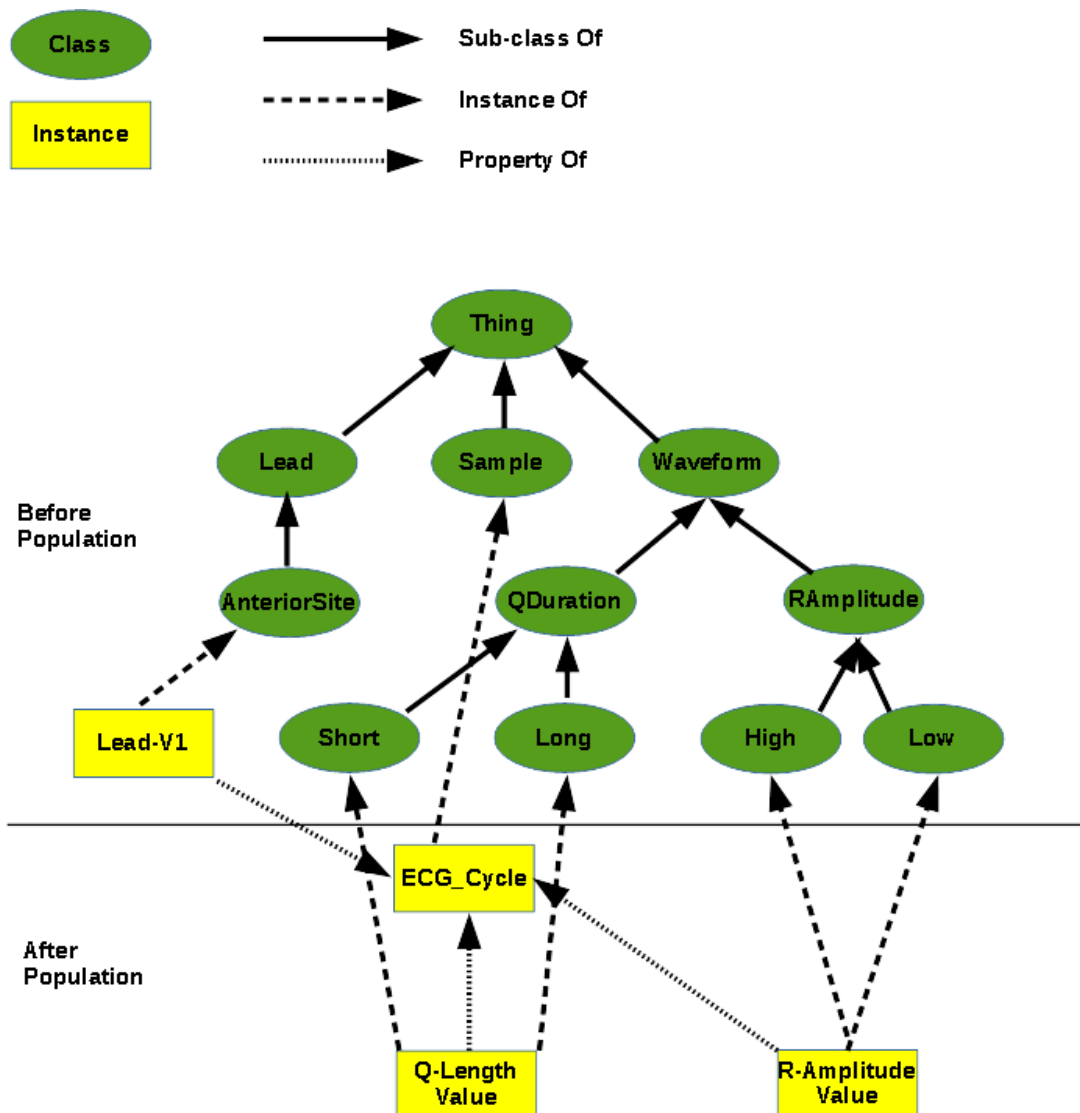
Ábra 40: egy specifikus „Waveform” egyed létrehozásának a folyamata

Az ontológia feltöltésének az algoritmus a meghatározott procedúrákra épül (Ábra 39 és Ábra 40). Az ontológiát benépesítő teljes algoritmus az Ábra 41-en látható. A feltöltési algoritmus először a „Sample” létrehozására definiált műveletet futtatja, ezáltal létrehozva egy új EKG ciklust reprezentáló fogalmat. Ezután következik az EKG-hez kapcsolódó adatok beolvasása (EKG jel és az annotációk). Az ontológiát benépesítő algoritmus meghatározza az aktuális EKG ciklushoz tartozó EKG hullámforma típusát (Q, T, QRS ...). A Minnesota kód ontológia modellje minden hullámforma állapotot külön fogalommal modellez. Ezért az algoritmus következő lépése az lesz, hogy a meghatározott hullámforma-típus fogalomra lekérje az ontológiában előforduló al-fogalmakat (*subconcept*). Például a Q hullámforma amplitúdója esetén a „*QAmplitudeLow*” és a „*QAmplitudeNormal*” fogalmakat. A meghatározott al-fogalmak mindegyikére létrehozunk egy egyedet, a definiált procedúra (Ábra 40) segítségével és az EKG ciklust jelképező egyedhez rendeljük egy axiómán keresztül. Egy adott hullámforma típus mért értékére a hullámforma összes lehetséges állapotát jelképező fogalmat hozzárendeljük az ontológiához, hiszen a páciensen mért adatot majd mindegyik lehetséges állapottal összehasonlítjuk, hogy a következtetési algoritmuson alapuló diagnosztikai szabályokat kiértékelhessük.



Ábra 41: A Minnesota kód ontológiai modelljét benépesítő algoritmus folyamatábrája

Az Ábra 42 szemlélteti egy (példaként kiválasztott) EKG ciklus és a hozzá tartozó adatok reprezentálását az ontológián belül, benépesítés előtt és után.



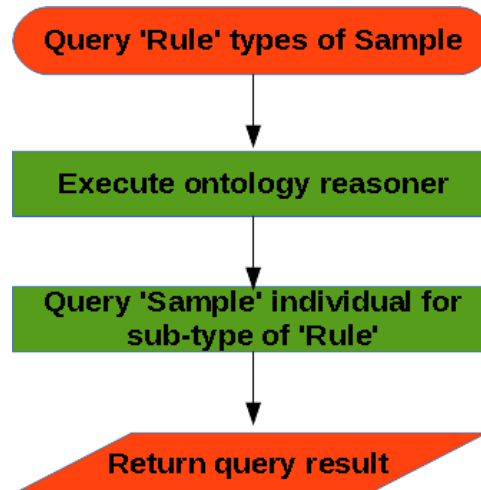
Ábra 42: Egy EKG ciklus (részleges) ontológiai reprezentálása benépesítés előtt és után, ahol a sárga négyzettel jelölt ontológiai egyedek a fő meghatározó elemei a testreszabott ontológiának

3.3.4 Az ontológia alapú diagnosztizálás fuzzy type-1 környezetben

A benépesített ontológia által biztosított előnyök egyike a személyre szabott diagnosztizálás lehetősége. Az ontológia segítségével meghatározzuk, hogy a Minnesota kód mely diagnosztikai szabályainak kiértékeléséhez rendelkezünk a szükséges információkkal. Ezt az ontológia felépítéséből eredően egy egyszerű algoritmus segítségével tehetjük meg, amit az Ábra 43 szemléltet.

Miután feltöltöttük az ontológiát a rendelkezésre álló információkkal, a következő lépés az adott mintán kiértékelhető diagnosztikai szabályok megkeresése. A Minnesota kód diagnosztikai szabályai az ontológiai modellen belül ekvivalencia osztályokkal

(*owl:equivalentClass*) vannak felírva. Ebből kifolyólag a mért minta alapján következtetett típusok alapján meghatározható, hogy mely diagnosztikai szabályok értékelhetőek ki. Gyakorlatban a kiértékelhető diagnosztikai szabályok a létrehozott „Sample” típusú egyednél jelentkeznek, mint kikövetkeztetett típusok. A típusok azonosítását egy ontológiai következtetési rendszer végzi [13][14], esetünkben az alkalmazott következtetési rendszer a Hermit [8].

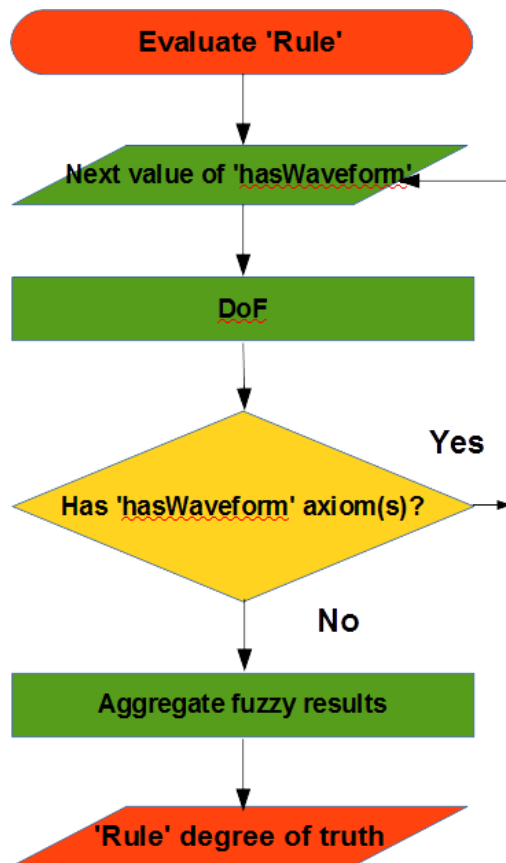


Ábra 43: Futtatható diagnosztikai szabályok meghatározásának a folyamatábrája

Miután a következtetési rendszer lefutott, megvizsgáljuk a létrehozott minta típusait. A mintához párosított, a „Rule” fogalomcsoporthoz tartozó alapfogalmak jelölik azokat a diagnosztikai szabályokat, amelyek kiértékeléséhez rendelkezünk a szükséges információval a mért bemenetek alapján.

Az ontológiai következtetési rendszer tehát első lépésben azt határozza meg, hogy mely diagnosztikai szabályok kiértékeléséhez rendelkezünk a szükséges információkkal. Ez az elsődlegesen felépített ontológiai következtetési rendszer alapvetően nem fuzzy környezetű – a diagnosztikai szabályok kiértékelésénél alkalmazunk fuzzy alapú következtetést.

A kiértékelés, mint láttuk, egy adott, mért *EKG* mintához tartozó azon típusok lekérésével kezdődik, amelyek a diagnosztikai szabályokat jelképező „Rule” ontológiai osztály altípusai. Amennyiben a diagnosztikai szabályt jelképező „Rule” típusok száma nagyobb, mint nulla (azaz létezik a mért adatok alapján kiértékelhető szabály az aktuálisan diagnosztizált *EKG* ciklust jelképező „Sample” egyed esetén), akkor ezeket a szabályokat kiértékeljük. Egy „Rule” típusú fogalom kiértékelésének a folyamatát az Ábra 44 szemlélteti.



Ábra 44: a diagnosztikai szabályok kiértékelésének a folyamat ábrája

A diagnosztikai szabály kiértékelése a kapcsolódó hullámformák fuzzy értékeinek meghatározásával történik. Minden állapot hullámformát jelképező ontológiai fogalom rendelkezik egy fuzzy tagsági függvény definícióval és egy mért crisp („*hasWaveformValue*” axióma) értékkel. A tüzelési érték meghatározható a fuzzy definícióban megjelenő tagsági függvény értékének számításával az adott mért crisp értékre. Az alkalmazott tagsági függvények olyan S alakú (*smf*) és trapéz alakú (*trapmf*) tagsági függvények, amelyeket a korábbi fejezetekben definiáltunk (1.3 fejezet).

Miután minden hullámforma típusára elvégeztük a fuzzy tagsági függvények tüzelési értékének meghatározását, elvégezzük az aggregációt, úgy ahogyan azt az 4.3.1. fejezet Egyenlet 2 képlete mutatja.

Mindenképpen el kell döntenünk, hogy:

- figyelembe vesszük-e a szabályt, azaz tüzeltnek tekintjük-e, hiszen akkor a diagnosztikai döntési fában a kapcsolódó további ágakon továbbhaladunk, vagy
- nem tekintjük tüzeltnek, és akkor ezen a diagnosztikai ágon nem haladunk tovább, hiszen a szabályban kiértékelt feltételek nem teljesültek.

Ahogy azt már korábban is tettük, megadhatunk egy olyan tüzelési szintet, amely felett elfogadottnak, tüzeltnek tekintjük a szabályt, és ez a vizsgálataink során általában a 0,5 volt.

A döntéshozatali folyamatban, mint ahogyan a vizsgált esettanulmányok esetében is, módunkban áll különböző módszerekkel nyert kimeneteket összehasonlítani, így eldönthetjük, hogy jelentős kimeneti eltérések esetén tovább vizsgálódunk, esetleg szigorítjuk az elemzések feltételrendszerét, vagy további módszereket alkalmazunk, hogy a döntés bizonytalanságát megszüntessük.

3.3.5 Esettanulmány

A diagnosztikai rendszer kiértékelésére, tesztelésére a *PhysioNet* nyilvánosan hozzáférhető adatbázisait alkalmaztam. Ez forrás három adatbázis a *T-Wave Alternans Challenge Database (TWA database)*, a *St.-Petersburg Institute of Cardiological Technics 12-lead Arrhythmia Database (Incart database)* és a *PTB Diagnostic ECG Database* adatait tartalmazza. A három adatbázis összesen 725 több-csatornás EKG felvételt tartalmaz. A felvételek között egyaránt szerepelnek női és férfi alanyok, 17 és 87 év között (az átlag életkor 55 év), különböző betegségekkel, mint például *myocardial infarctions*, *transient ischemia*, *ventricular tachyarrhythmia* és egyéb kockázati tényezőkkel. A felvételek között egészséges kontroll csoport is található. Az EKG felvételek hossza változó: 2 perc és 30 perc között mozog. Ahhoz, hogy elvégezzük a diagnosztikai lépéseket, minden felvételből 3 tipikus mintát elemezzünk. A tipikus minták kiválasztására felhasznált algoritmus kiszűri a szélsőséges mintákat, és azokat emeli ki, amelyek az átlagos mintát jelképezik egy adott felvételnél. A mintaválasztási algoritmus követi az ilyen (orvosi) esetekben alkalmazott, általánosan elfogadott statisztikai szabályokat.

A korábban felvázolt alrendszert vizsgálva az előzőekben leírt módon kapott mintákra lefuttattuk a Q és QS szabálycsoportokat kiértékelő programokat. A Q és QS szabálycsoportok tartalmazzák a 1-1-1, 1-1-2, 1-1-3, 1-2-1, 1-2-2, 1-2-6, 1-3-1, 1-3-3, 1-3-5 diagnosztikai szabályokat.

A cél az, hogy kiszűrjük azokat a pácienseket, diagnosztikákat, amelyeknél a továbbfejlesztett MC pontosabb eredményt ígér, illetve figyelmeztetheti az orvost, hogy további kiértékeléseket kell alkalmazni, mert valószínűleg a hagyományos MC nem volt érzékeny bizonyos határesetekre, és nem diagnosztizálta az esetleges anomáliát.

A szoftverrendszerbe foglalt programrészek, diagnosztikai rendszerek minden bemeneti mintára három kimeneti értéket határoznak meg szabálycsoportonként, amelyek egy adott szabálycsoport tüzelési szintjét adják a következő módszerekkel számítva:

- az első érték a klasszikus MC megközelítés által nyújtott eredmény (True vagy False, azaz 0 vagy 1),
- a második érték a type-1 fuzzy ontológiával kiépített következtetés alapján számított érték, ha a *dot* tüzelési szinteket minimum operátorral aggregáljuk (azaz a legkisebb tüzelési szintet adó kiértékelést vesszük mérvadónak),
- a harmadik érték pedig a fuzzy ontológiával kiépített következtetés alapján számított érték, ha a *dot* tüzelési szinteket maximum operátorral aggregáljuk (azaz a legnagyobb tüzelési szintet adó kiértékelést vesszük mérvadónak).

A két fuzzy alapú megközelítésnél az eltérések olyan diagnosztikai szabályoknál jelennek meg, ahol több bemeneti paramétert vizsgálunk a szabály kiértékelésénél.

A Táblázat 5 szemlélteti néhány, az adatbázisból kiválasztott páciens diagnosztikai eredményének néhány részletét. A táblázat sorai olyan páciensek EKG felvételeihez tartozó eredményeket tartalmaznak, akiknél a fazival finomított vizsgálat eltérést mutat a hagyományos MC-hoz képest. Az utolsó sor szemléltet egy szélsőséges esetet.

MedicalTest Id	Rule Id	Classic MC	Operator – Min	Operator – Max
PTB patient001 s0010_re	Rule1-3-1	False(azaz 0)	0.25 (kimenetként hamis, azaz <i>False</i> lesz)	0.75 (kimenetként igaz, azaz <i>True</i> lesz)
PTB patient001 s0010_re	Rule1-2-1	False(azaz 0)	0.25 (kimenetként hamis, azaz <i>False</i> lesz)	0.725 (kimenetként igaz, azaz <i>True</i> lesz)
PTB patient001 s0010_re	Rule1-1-1	False(azaz 0)	0.0 (kimenetként hamis, azaz <i>False</i> lesz)	0.475 (kimenetként hamis, azaz <i>False</i> lesz)
PTB patient001 s0010_re	Rule1-2-1	False(azaz 0)	0.7 (kimenetként igaz, azaz <i>True</i> lesz)	0.895 (kimenetként igaz, azaz <i>True</i> lesz)
PTB patient021 s0065_re	Rule1-2-1	False(azaz 0)	0.9903 (kimenetként igaz, azaz <i>True</i> lesz)	0.997 (kimenetként igaz, azaz <i>True</i> lesz)

Táblázat 5: A diagnosztikai eredmények struktúrája, ha a defazifikációs szintet 0,5-re állítjuk

Az észlelt eltérések alapján, a diagnosztikai eredmények feldolgozásának elősegítése érdekében az eredményeket négy csoportba osztjuk. Ez a négy csoport a „határeset”, „inkonzisztens”, „domináns” és „normális”. A kategorizálást egy algoritmus végzi, amely a tüzelési szinteket minimum operátorral aggregáló kimeneteket hasonlítja össze a hagyományos MC eredményeivel (az eredeti rendszerben használt és kapcsolat és a minimum operátor logikai szemantikájának hasonlósága miatt). Attól függően, hogy milyen eltérési küszöböt engedélyezünk, egy diagnosztikai eredmény halmaz akár több kategóriába is csoportosítható.

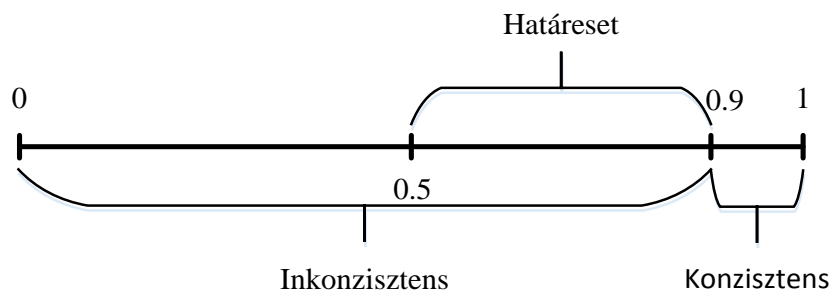
A diagnosztikai eredmény akkor lesz „**határeset**”, ha a szakértői rendszer alapú (hagyományos) MC megközelítés és a minimum operátort alkalmazó fuzzy megközelítés között az eltérés meghalad egy adott küszöböt, de nem ad különböző döntési eredményt. A zaj toleranciák alapján meghatározott küszöb érték általában 10% [15]. Például, amennyiben a klasszikus módszer eredménye egy adott diagnosztikai szabályra „igaz” (azaz 1) és a fuzzy minimum operátort alkalmazó megközelítés által biztosított igazságérték 0,89, akkor ez a különbség 0,11, azaz 11%, a diagnosztikai eredmény tehát határeset (tovább vizsgálendő).

“**Inkonzisztensnek**” azokat az eredmény-halmazokat nevezzük, ahol a hagyományos MC és a fuzzy minimum operator eredményei érdemben különböznek. Ez általában akkor fordul elő, ha egy páciens mintáján az eltérés a hagyományos MC és a fuzzy alapú megközelítés meghaladja az 50%-ot,² hiszen akkor a két végkövetkeztetés akár ellentmondhat egymásnak. A kiválasztott eltérési szintet **konzisztencia-szintnek** (Ábra 45) nevezzük a továbbiakban, hiszen ha az eltérés 50% alatt marad, akkor a két diagnosztikai rendszer konzisztensen, ellentmondásmentesen működik, azaz ugyanazt eredményezi.

Példa arra, hogy hogyan alakul egy inkonzisztens kiértékelés egy olyan minta, ahol a hagyományos MC hamis (*False* azaz 0) diagnosztikát eredményezett, amíg a fuzzy “minimum” operator alapú módszerrel kapott igazságérték 0,9903 (a különbség abszolút értéke 0,9903). Ezt a példát a Tábla 5 utolsó sorában láthatjuk, amely a PTB adatbázis egyik mintájának kiértékelése.

² Ha az igaz érték 1, a hamis 0, akkor ez az 50%-os eltérés gyakorlatilag azt jelenti, hogy a hagyományos MC crisp kimenti igazságértéke (0 vagy 1) és a fuzzy megközelítésben, a [0,1] intervallumban kapott igazságérték közötti különbség abszolút értéke 0,5.

A konzisztencia-szintet általánosíthatjuk, és akkor a határeseteket sem kell külön tárgyalnunk. Például ha azt mondjuk, hogy a két eredményt akkor tekintjük konzisztensnek, ha az eltérés egy adott határon belül van, és ez a határ lehet bármely szám a [0,1] intervallumból. Legyen ez a határérték (konzisztencia szint) például 0,1. Ha a viszonyítási alap az igaz (1) érték a hagyományos MC rendszerből, akkor a fuzzy számítással kapott, hozzá hasonlított érték akkor lesz konzisztensnek mondható, ha a legfeljebb 10%-ban tér a MC 1 értékétől (azaz köztük az abszolút értékű eltérés legfeljebb 0,1). Ha az eltérés ettől nagyobb, akkor a kiértékelés inkonzisztens, azaz nem tekintjük a kimeneteket megegyezőnek (Ábra 45).



Ábra 45: A 0,1 konzisztencia-szint által meghatározott kategóriák

Fuzzy alapú kiértékelések összehasonlítása

Amennyiben egy diagnosztikai eredmény halmaz esetében a két fuzzy alapú módszer között az eltérés jelentős - azaz meghaladja az 50% -ot, a diagnosztikai eredményre azt mondjuk, hogy **domináns**. Ez az eltérés arra utal, hogy az egyik bemenet hatása jelentős súllyal kiemelkedik a többi közül a diagnosztikai igazság érték meghatározásakor, tehát mindenképpen felül kell vizsgálni a szerepét. Amennyiben fenti eltérések nem tapasztalhatók a különböző módszerekkel kapott eredmények között, a minta **normálisnak** mondható.

Adatbázisonként tapasztalt konzisztencia

Az *Incart* adatbázison a Q és QS mintákat kiértékelő diagnosztikai szabályok végrehajtásával 5265 mintát kapunk. Az 5265 mintából 88 kategorizálható, mint "határeset", 621, mint "domináns" és 19, mint "inkonzisztens".

Kategória	Minták száma	Összes mintához viszonyított százaléka
Határeset	88	1.67%
Domináns	621	11.79%
Inkonzisztens	19	0.36%

Táblázat 6: Az *Incart* adatbázis eredményei

A TWA adatbázison a Q és QS mintákat kiértékelő diagnosztikai szabályok végrehajtása 4980 mintát eredményez. A diagnosztikai eredményeknél 162 minta tartozik a „határeset” kategóriába, 661 minta megjelölhető, mint „domináns” és 73 minta „inkonzisztens”.

Kategória	Minták száma	Összes mintához viszonyított százaléka
Határeset	162	3.25%
Domináns	661	13.27%
Inkonzisztens	73	1.46%

Táblázat 7: A TWA adatbázis eredményei

A PTB adatbázison történő végrehajtása a Q és QS diagnosztikai szabályoknak 37960 mintát eredményez. A „határeset” minták száma mindössze 88, a „domináns” minták száma 621 és 240 minta kategorizálható „inkonzisztensnek”.

Kategória	Minták száma	Összes mintához viszonyított százaléka
Határeset	88	0.23%
Domináns	621	1.63%
Inkonzisztens	240	0.63%

Táblázat 8: A PTB adatbázis eredményei

A különböző diagnosztikai eredményekből levonható következtetések

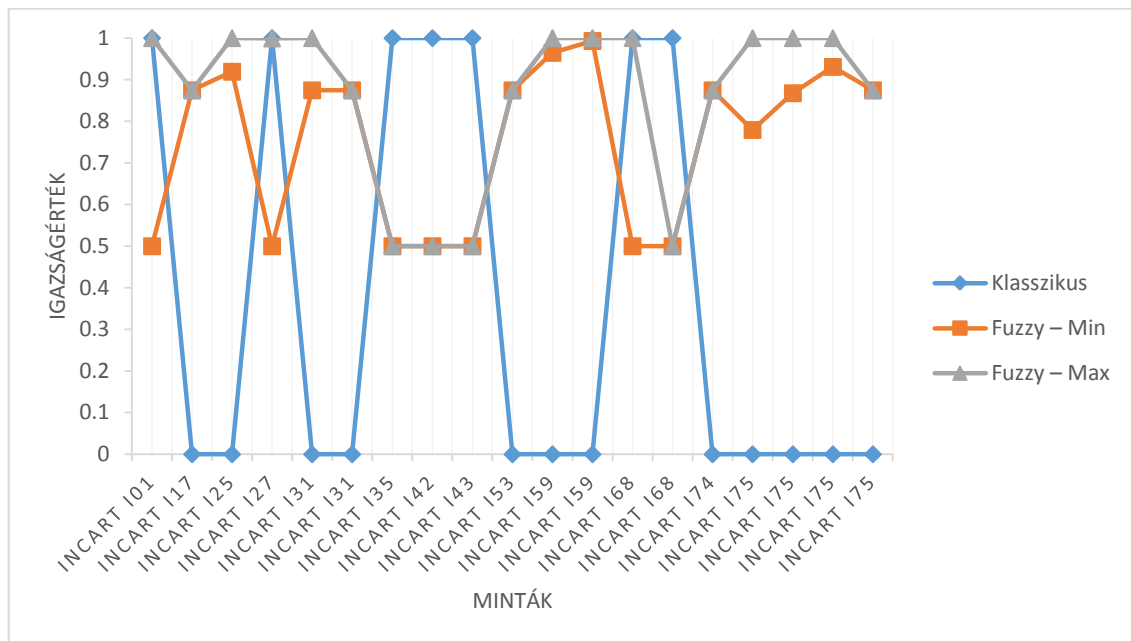
A diagnosztikai eredmények feldolgozásánál a kiindulási pont az *inkonzisztens* eredmények megvizsgálása. Ebbe a csoportba tartoznak azok az eredmények, amelyek esetében eltérés van a hagyományos szakértői rendszer alapú MC és a fuzzy alapú módszerrel kapott diagnosztika között. Ezek azok a diagnosztikai eredmények, amelyek külön figyelmet igényelnek, ugyanis a hagyományos Minnesota kód hierarchikus felépítéséből eredendően egész diagnosztikai ágakat zárhatnak ki a pontatlan diagnosztikai következtetések a felépítmény egy pontjában.

A Táblázat 9 szemléltet néhány kiemelt példát az *inkonzisztens* következtetések közül az *Incart* adatbázisból.

Teszt (páciens és mérés azonosítója)	Diagnosztikai szabály	Hagyományos MC	Fuzzy – Min	Fuzzy – Max
INCART I01	1-3-3	True	0.5 (False)	1.0
INCART I17	1-1-2	False	0.875 (True)	0.875
INCART I25	1-1-3	False	0.9192 (True)	1.0
INCART I27	1-3-1	True	0.5 (False)	0.9996
INCART I31	1-1-3	False	0.875 (True)	1.0
INCART I31	1-1-2	False	0.875 (True)	0.875
INCART I35	1-2-2	True	0.5 (False)	0.5
INCART I42	1-2-2	True	0.5 (False)	0.5
INCART I43	1-2-2	True	0.5 (False)	0.5
INCART I53	1-1-2	False	0.875(True)	0.875
INCART I59	1-1-3	False	0.9644(True)	1.0
INCART I59	1-1-3	False	0.9929(True)	1.0
INCART I68	1-3-3	True	0.5 (False)	1.0
INCART I68	1-2-2	True	0.5 (False)	0.5
INCART I74	1-1-2	False	0.875(True)	0.875
INCART I75	1-1-1	False	0.7793(True)	1.0
INCART I75	1-1-1	False	0.8674(True)	1.0
INCART I75	1-1-1	False	0.9307(True)	1.0
INCART I75	1-1-2	False	0.875(True)	0.875

Táblázat 9: Inkonzisztens diagnosztikai eredmények az Incart adatbázisra

Az Ábra 46-on az Incart adatbázis *inkonzisztens* adatainak grafikus megjelenítése jól mutatja, hogy bizonyos minták esetében az eltérés mértéke a hagyományos MC diagnosztikai eredményeinek megkérdőjelezésére ad okot.



Ábra 46: Az Incart adatbázis „inkonzisztens” adatainak elemzése

Hogy a hagyományos MC és a fuzzy (minimum operátort alkalmazó) módszerrel kinyert diagnosztika közötti eltérést érzékeltessük, a fuzzy módszerrel kapott diagnosztikai igazságértéket is defazifikáljuk egy nagyon egyszerű módon: ha a fuzzy kiértékelés eredménye 0.5-től nagyobb, akkor a diagnosztikát igaznak tekintjük, ha viszont 0.5-től kisebb vagy egyenlő az érték, akkor hamisnak.

További megfigyeléseket végzünk, elsősorban figyelembe véve az esetleges **domináns** csoportban a különbségeket, ahol több bemenet esetében a fuzzy minimum illetve fuzzy maximum operátor alkalmazásakor az aggregálásnál különböző értékeket kapunk kimenetként.

A kritikus (inkonzisztens) szabályok kiértékelése

A kritikus (inkonzisztens) szabályok kiértékelésekor vizsgált paraméterek mért értékét és szabálybeli viszonyítási értéket összehasonlítva láthatjuk, hogy a mért értékek milyen kismértékű eltérése is okozhat téves kimeneti diagnosztikát a hagyományos MC rendszerben. Ezeket a kis különbségeket a hagyományos MC figyelmen kívül hagyja, míg a fuzzy alapú rendszer reagál rájuk, és továbbengedi a diagnosztikai döntési fában a folyamatot.

Teszt (páciens és mérés azonosító)	Szabály	EKG tulajdonság	Határérték	Mért érték
INCART 17	1-1-2	Q Interval	0.04	0.039
INCART 25	1-1-3	R Amplitude	0.3	0.294
INCART 31	1-1-2	Q Interval	0.04	0.039
INCART 31	1-1-3	Q Interval	0.04	0.039
INCART 53	1-1-2	Q Interval	0.04	0.039
INCART 59	1-1-3	R Amplitude	0.3	0.296
INCART 59	1-1-3	R Amplitude	0.3	0.298
INCART 74	1-1-2	Q Interval	0.04	0.039
INCART 75	1-1-1	Q/R Ratio	0.33	0.3
INCART 75	1-1-1	Q/R Ratio	0.33	0.305
INCART 75	1-1-1	Q/R Ratio	0.33	0.311
INCART 75	1-1-2	Q Interval	0.04	0.039

Táblázat 10: Az ellentmondó diagnosztikai értékek

Az *inkonzisztens* eredmények szűrésével tehát meghatározzuk az ellentmondást tartalmazó diagnosztikai eredmények listáját. A Táblázat 10 is ilyen mintákat tartalmaz. A táblázat azt is szemlélteti, mely diagnosztikai feltételek váltják ki az eredmények közötti eltérést. A „Határérték” oszlop tartalmazza a Minnesota kód által előírt éles értékhatárt, a „Mért érték” oszlop pedig a mintához tartozó vizsgált értéket. Mint látható a két oszlop közötti értékek között az eltérések számbelileg nagyon kicsik, és eredhetnek különféle forrásokból, mint például mérési hiba, kerekítési pontatlanság, zaj és így tovább. Azonban ezek az apró különbségek elégségesek ahhoz, hogy kizárják a döntési fa egy részét. A fuzzy megközelítés alkalmazásával felfedhetőek és kezelhetőek a szélsőséges esetek is.

Mindenképpen felmerül, hogy mi történik, ha a paraméterek fazifikálásánál még tovább terjesztjük a fazifikált paraméterek tartóját, azaz nagyobb hibalehetőséget engedünk meg a mért értékek összehasonlításánál? A kockázatkezelő rendszerekből ismert elméletek alapján [81] elmondhatjuk, hogy a tartó kiterjesztése nem a pontosítást szolgálja, hanem növeli a téves diagnosztika kockázatát. Ugyanakkor ez a kockázat mérhető, és megtalálható a kellő egyensúly a tartó kiterjesztésének előnyei és a következményként megjelenő kockázat között, például ha type-1 fuzzy halmazok helyett type-2 halmazokkal írjuk le a rendszerparamétereket.

3.3.6 Type-1 megközelítés hiányosságai és a kiküszöbölésre tett javaslat

Amennyiben hagyományos type-1 fuzzy alapú ábrázolást alkalmazunk egy hagyományos szakértői rendszer paramétereinek fazifikálására (jelen esetben a fazifikált hullámformák típusainak reprezentálására a MC rendszerben), akkor egy adott bemenetre egy fuzzy igazság érték a kimenet a következtetési rendszerben (itt diagnosztikában). Ez az igazságérték nem hordozza magában a paraméter fazifikálásával megjelenő bizonytalanságot, illetve annak mértéket.

Ezt a hiányosságot és annak lehetséges következményeit egy, az esettanulmányunkból merített példán szemléltetem. Tétélezzük fel, hogy növelni szeretnénk a mérési hiba toleranciát 5%-ról 10%-ra. A hagyományos type-1 fuzzy halmaz definícióknál, egy tetszőleges hullámforma tulajdonságát leíró tagsági függvény esetében ez a tartó kiszélesítését jelenti. Diagnosztikai szempontból ez annyit jelent, hogy a rendszer szigorúsága jelentősen lazul, eltér az eredeti szabály definícióktól, ugyanakkor a határesetekre, a kismértékű eltérések következményeire felhívja a figyelmet. Gyakorlati szempontból ugyanakkor a hagyományos szakértői rendszerrel (itt MC), és a fuzzy megközelítéssel kapott eredmények közötti különbségek a bizonytalanságunkat, és ezáltal a kockázatot is növelik, de ezek mértékét nem tudjuk a type-1 típusú fuzzy megközelítéssel megbecsülni.

A diagnosztizálás szempontjából azt kellene láthatóvá tenni, hogy a mérési hiba toleranciájának változtatása és a kimeneti igazságérték változása hogyan függnek össze, illetve hogy az ebből vélhetően eredő bizonytalansági mérték (legyen bizonytalansági tényező, faktor) hogyan írható fel az előzőek függvényében. Ahhoz, hogy a döntésünkhöz párosuló bizonytalansági tényezőt is leírjuk, a type-1 típusú fuzzy megközelítés elégtelen. Azonban amennyiben type-2 alapú fuzzy definíciókat alkalmazunk a paraméterek fazifikálására, a következtetés lefuttatása után az igazságérték mellett figyelembe vesszük a paraméterek lazításából eredő bizonytalanságot.

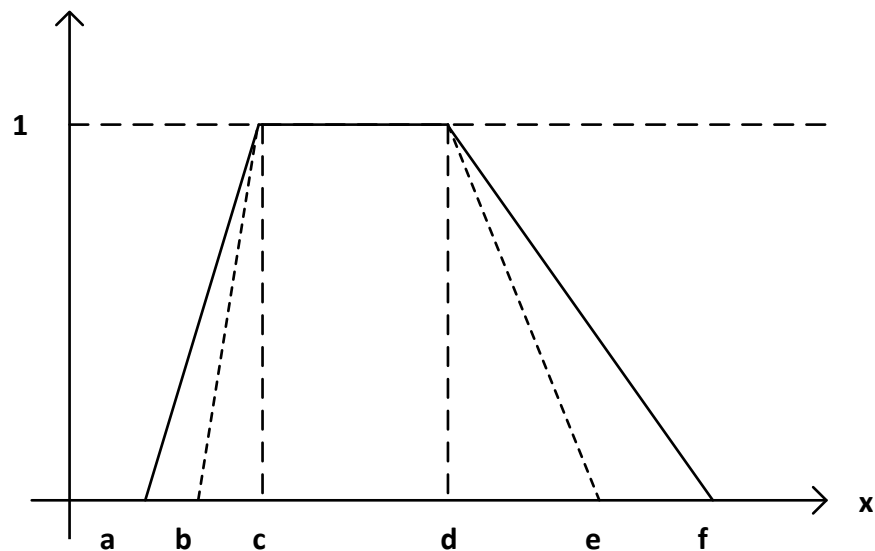
3.4 Type-2 fuzzy alapú rendszer és annak ontológiai szerkezete

Az előző fejezetben leírt hiányosságokat kiküszöbölhetjük, ha a fazifikálandó paramétereket *type-2* fuzzy halmazokkal ábrázoljuk. A *type-1* megközelítéshez hasonlóan a *type-2* fuzzy környezetet is a tagsági függvények, operátorok, az alkalmazott

következtetési rendszer és a defazifikáló eljárás határozzák meg. A defazifikáló eljárás magába foglalja a *type-reducer-t* (típus-redukáló eljárást) és magát a defazifikáló számítást. A *type-2* fuzzy következtetésre is jellemzőek a *ha feltétel akkor következmény* típusú szabályok, de az *antecedent (feltétel)* és a *consequent (következmény)* halmazok *type-2* alakúak. A *type-2* fuzzy környezetet azokban az esetekben alkalmazzák, amikor a körülmények bizonytalanok vagy zajos bemenetekkel van dolgunk [16].

3.4.1 Type-2 típusú tagsági függvények megadása

Az intervallum alapú *type-2* fuzzy környezet az általános *type-2* fuzzy környezet egy különleges esete, amelynél nem a harmadik dimenzióban adunk meg fuzzy alapú értékeket, hanem a bizonytalanságot egy olyan intervallum írja le, amelyet egy felső és egy alsó tagsági függvényérték zár közre. [17].



Ábra 47: Fuzzy Type-2 függvény

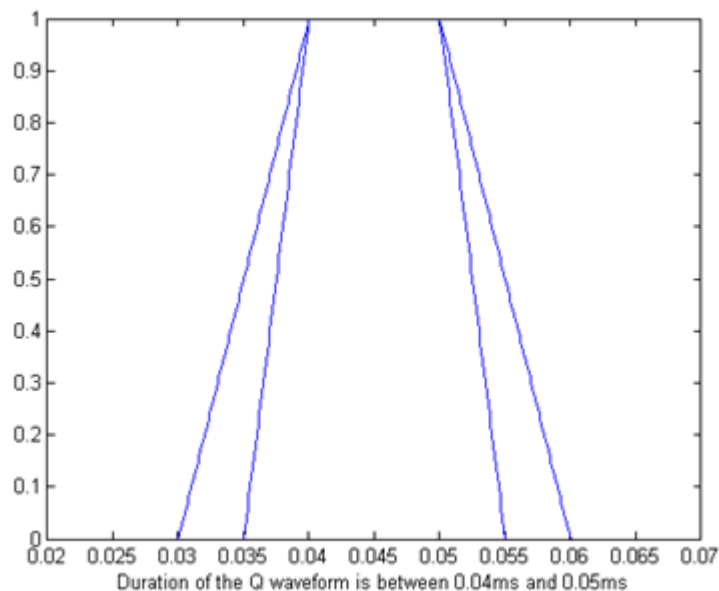
A *type-2* fuzzy halmaz felírható az alábbi összetett függvénnyel:

$$f(x): \begin{cases} f_{lm}(x) = \text{trapmf}(x, b, c, d, e), \\ f_{um}(x) = \text{trapmf}(x, a, c, d, f) \end{cases}$$

ahol az $x \in U$ változó értékére az $f(x)$ fuzzy tagsági függvényérték (gyakorlatilag a defazifikált paraméterérték bizonytalansági mértéke) az $[f_{lm}(x), f_{um}(x)]$ intervallummal adott (ahol az f_{lm} a *lower membership function*, azaz az alsó vagy alulról határoló tagsági függvény, míg az f_{um} az *upper membership function* azaz a felső tagsági függvény). A bizonytalanság ilyen formában történő kifejezése, az ismert források alapján, azt jelenti, hogy az intervallum hossza a bizonytalanság indikátora [18]. Az Ábra 47 szemléltet egy általános esetet, amely a trapéz alakú alsó és felső tagsági függvényekre épül.

A MC *type-2* fuzzy környezetben történő felépítéséhez egységes megközelítést alkalmazunk a paraméterek fazifikálására.

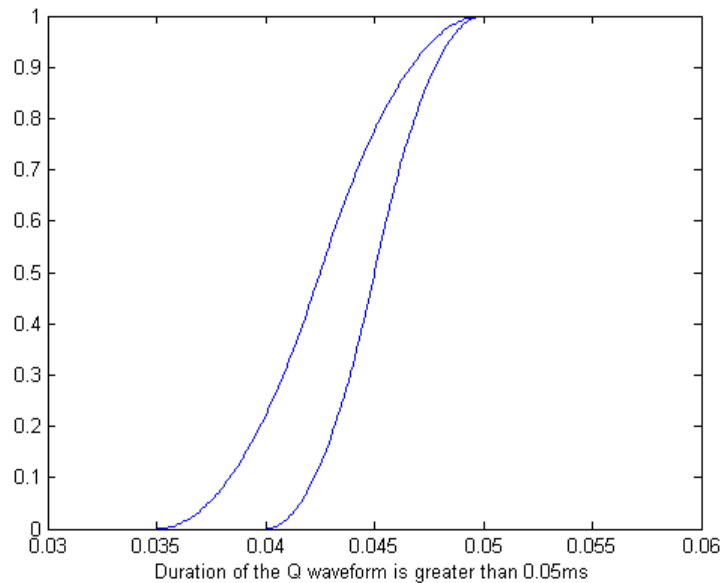
A zárt értékhatárú szabálynál trapéz alakú tagsági függvénnyel fazifikáljuk a paramétert, és a felső és alsó tagsági függvény magja megegyezik az eredeti MC paraméterhatáraival adott intervallummal. Az alsó függvény tartója legalább 5%-kal, a felső függvény tartója legalább 10%-kal terjeszti ki szimmetrikusan az eredeti MC paraméterhatárait. A modellezésre „*Interval Type-2*” fuzzy megközelítést alkalmazunk az ontológiában is, ahol egy adott t bementre - egy specifikus hullámforma értékre – a leolvasott igazságérték nem egy egyszerű $f(t)$ igazságérték, hanem egy (igazságérték)intervallum, amely a felső és az alsó tagsági függvény által van behatárolva, azaz $[f_{lm}(t), f_{um}(t)]$.



Ábra 47: A Q hullámforma hossz egy lehetséges állapotának az Fuzzy Type-2 intervallum alapú definíciója

Az Ábra 47 által ábrázolt Q hullámforma hossz ábrázolt állapotának képlete (a hagyományos MC itt a crisp $[0.04, 0.05]$ értékhatárt adja meg a szabályban):

$$f(x): \begin{cases} f_{lm} = \text{trapmf}(x, 0.03, 0.04, 0.05, 0.06) \\ f_{um} = \text{trapmf}(x, 0.035, 0.04, 0.05, 0.55) \end{cases}$$



Ábra 48: A Q hullámforma hossz egy lehetséges állapotának az Fuzzy Type-2 intervallum alapú definíciója

Ha a fazifiklandó paraméter értékhatárra nyitott intervallum, akkor a korábbiakhoz hasonlóan s-függvényeket használunk az alsó és felső tagsági függvény leírásához. Az Ábra 48-on látható egy ilyen típusú type-2 fuzzy függvény, *Interval Type-2* funkcióval definiálva:

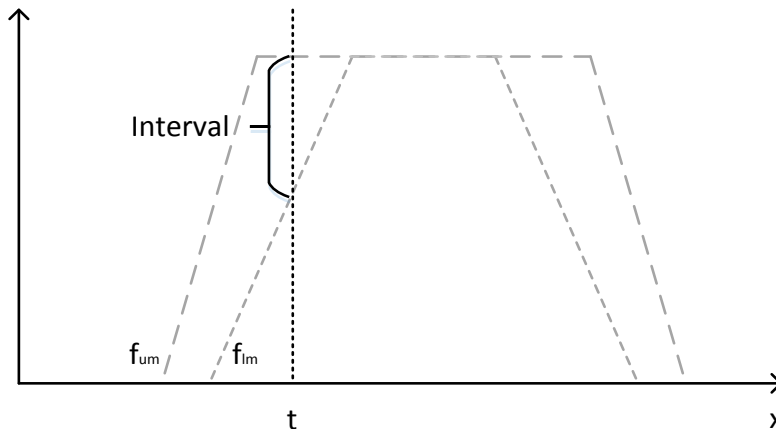
$$f(x): \begin{cases} f_{lm}(x) = smf(x, 0.035, 0.05) \\ f_{um}(x) = smf(x, 0.04, 0.05) \end{cases}$$

A definícióból látható, hogy az *IntervalType-2* fuzzy függvények szoftvercsomagbeli definiálásánál felhasználhatóak a type-1 típus definíciójánál bemutatott fuzzy függvények (*smf*, *trapmf*).

Belátható, hogy a hagyományos MC által megadott crisp értékhatárokat a fuzzy halmazleírások segítségével kibővítve az így leolvasható $[f_{lm}(t), f_{um}(t)]$ intervallum jól tükrözi – távolodva a crisp értékhatároktól, növelve a hibakorlátokat – a változó bizonytalanságot.

3.4.2 Következtetés a fuzzy type-2 környezetben – alkalmazott operátorok

A *type-2* fuzzy paraméterek esetében a paraméter egy univerzumbeli értékére leolvasott tagsági függvényérték nem egy *crisp* érték, amely felhasználható a Minnesota kódrendszer által meghatározott diagnosztikai szabályok kiértékelésére. Az *Interval Type-2* típusú függvények esetén a tagsági függvény kiértékelésének az eredménye egy intervallum, amelyet az Ábra 48 szemléltet.



Ábra 48: Az Interval Type-2 Fuzzy függvények (igazság) értékét képező intervallum

Ahhoz azonban, hogy el tudjuk végezni a Minnesota kód által meghatározott diagnosztikai lépéseket, azaz kimondjuk, hogy az igazságérték megfelel-e a diagnózis szempontjából, a kapott intervallumokat le kell képeznünk egy *crisp* igazságértékre (végül is igaz vagy hamis igazságértékre, ami azt jelenti a számunkra, hogy továbblépjünk-e avagy nem a diagnosztikai rendszerben a kinyert következtetésre a döntési fa adott pontjában). Ezt megtehetjük egy *type-reducer* eljárással. A *type-reduction*-ra számos eljárás létezik, a különféle eljárási módszerek alkalmazásával változtathatunk a diagnosztikai kimentek eredményein. A továbbiakban ismertetett módszerek, amelyek részben már ismert eljárásokon alapulnak, részben saját fejlesztésűek, általánosan is alkalmazható *type-reducer* eljárások. A leírásukat azonban elsősorban a vizsgált Minnesota kódnál való alkalmazásukkal adom meg.

A 3. fejezetben ismertetett szabályrendszer-leírások alapján a Minnesota kód szabályai általánosan MISO (*Multi input single output*) típusúak,

if x_1 *is* A_1 *and* x_2 *is* A_2 , ... x_n *is* A_n *then* y *is* B ,

ahol, *type-2* típusként, az A_k szabály-premissza tagsági függvényét a $(f_{lm}^k(x_k), f_{um}^k(x_k))$ függvénypáros határozza meg.

A szabályrendszer kiértékelését a bemeneti x_1^*, \dots, x_n^* vektor alapján végezzük el. A bemenetekre számított tüzelési szint most egy-egy intervallum: $[f_{lm}^k(x_k^*), f_{um}^k(x_k^*)]$ ($k = 1, n$).

A tüzelési szintekre vonatkozó korábban bemutatott aggregálási módszereket most intervallumokra kell általánosítani. Az ismert általános módszerek számítási bonyolultsága általában nagy, ezért a következőkben két olyan egyszerűsített módszert alkalmazok és vezetek be, amelyek általánosan is alkalmazhatók type-2 típusú fuzzy halmazok aggregálásánál.

Az első aggregálási feladat akkor adódik, amikor a MC esetében több bemeneti paraméteres diagnosztikai szabályunk van, azaz több intervallum leképezését és aggregálását kell elvégezni, hogy egy, a további diagnosztikai láncban használható kiértékelést kapjunk a szabály tüzelési szintjéről.

Kétféle megközelítést alkalmaztam:

- Egyik esetben a tényezőkön elvégezzük az adott *type-reduction* műveletet, majd az így kapott *crisp* értékeket aggregáljuk.
- A másik megközelítésnél az aggregációt a *Type-2* fuzzy tagsági függvényértékeken végezzük, majd az így kapott *Type-2* fuzzy tagsági függvényértéket redukáljuk.

3.4.3 1. módszer: Leképzett típus aggregálás

A leképzett típus aggregálás esetében az type-2 típusú fuzzy függvényértékeket, azaz az intervallumokat rendre leképezzük egy-egy *crisp* értékre, majd a leképezések eredményének az aggregálásával kapjuk meg a szabály tüzelési szintjét, azaz esettanulmányunkban a Minnesota kód által értelmezhető diagnosztikai eredményt.

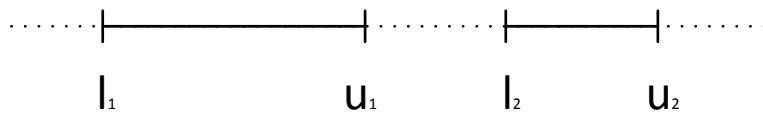
A *type-reduction* redukciós eljárás a $[f_{lm}(t), f_{um}(t)] = [l, u]$ type-2 típusú fuzzy függvényértékhez a $\frac{f_{lm}(t)+f_{um}(t)}{2}$ számtani középértéket rendeli.

Amennyiben egy szabálypremissza több paraméterre vonatkozó feltételt is tartalmaz, minden bemeneti paraméter esetében elvégezzük a leképezés műveletét (*type reduction*) és aggregáljuk a kapott értékeket.

Az aggregáló művelet kiválasztása hatással lehet a következtetés eredményére, hiszen az eredményként kapott aggregált érték gyakorlatilag a teljes szabály tüzelési szintje, és meghatározza, hogy milyen súllyal tekintünk a szabályra például a MC rendszerében, illetve továbblépünk-e a diagnosztikai fában, vagy nem. Ha például egy diagnosztikai

szabály több bemeneti paraméter kivizsgálását igényli (például, Q hullámhossz és R amplitúdó), a szabály igazságértékét meghatározzuk ugyan a szabályt meghatározó bemeneti paraméterek egyenkénti kiértékelésével és az eredmények aggregálásával, de az aggregálás elrejt az egyenkénti tüzelési szinteket, így több aggregáló függvényt is érdemes kivizsgálni. Az általánosan elfogadott aggregáló függvény a fuzzy következtetési rendszerek e pontján egy t-norma.

A következő ábra két bemeneti paraméter és type2 függvényértékeik ($[l_1, u_1], [l_2, u_2]$) esetében szemlélteti a tüzelési szint (Degree of firing *Dof*) számítását.



$$Dof = T\left(\frac{u_1 + l_1}{2}, \frac{u_2 + l_2}{2}\right)$$

3.4.4 2. módszer: Aggregált intervallumok leképzése

Az általam definiált aggregált intervallumok módszere több információt hordoz magában a szabályrendszer bemeneti paramétereinek tüzelési szintjéről, hiszen az intervallumhatárok és azok helyzete határozza meg a végső kimenetet.

Legyenek a 4.4.1. fejezetben megadott módon definiált, f^k függvényvel adott type-2 típusú fuzzy halmazok (legyen $k \in \{1,2\}$, azaz legyen adott két fuzzy halmazunk). Tagsági függvényértékeikkel megadott intervallumos értékeik az adott fuzzy halmaz univerzumából való x^* értékre az $[f_{lm}^k(x_k^*), f_{um}^k(x_k^*)] \subset R$ intervallumokat adják.

Az alábbi módon definiálhatjuk két type-2 fuzzy érték aggregálásával és a kapott eredmény típusredukciójával kapott eredményt (az aggregátor operátorok asszociatív tulajdonsága alapján a számítás kiterjeszhető kettőnél több operandusra is).

A fuzzy függvényértékként kapott $[f_{lm}^1(x_1^*), f_{um}^1(x_1^*)] = [l_1, u_1,] \subset R$ és $[f_{lm}^2(x_2^*), f_{um}^2(x_2^*)] = [l_2, u_2,] \subset R$ intervallumok kölcsönös helyzete alapján a következő számítások egyikét végezzük el.

	$l_1 < u_1 < l_2 < u_2$	$Dof = \frac{u_1 + l_2}{2}$
	$l_1 < l_2 < u_1 < u_2$	$Dof = \frac{l_2 + u_1}{2}$
	$l_1 = l_2 < u_1 = u_2$	$Dof = \frac{u_1 + l_1}{2} = \frac{u_2 + l_2}{2}$
	$l_1 < l_2 < u_2 < u_1$	$Dof = \frac{l_2 + u_2}{2}$

A számítási módszer alkalmazható tehát általánosan, véges sok intervallum típusú type-2 fuzzy függvényérték aggregálására és redukójára. A művelet bevezetését a MC type-2 fuzzy környezetben történő megvalósítása indukálta, tehát beépítésre került a rendszerbe, illetve a rendszert modellező szoftverkörnyezetbe is olyan modulként, amely további type-2 alapú modellek szoftverkörnyezetéhez is illeszthető.

A MC ontológiai rendszerszerkezetű diagnosztikai eredmények előállíthatóak a bemeneti (*Sample*) értékekkel számított, type-2 típusként definiált, intervallumszerű rendszerbeli paraméterértékek lépcsőről lépésre történő aggregálásával és redukciós leképezésével, de „össze is gyűjthetjük” az intervallumokat, és utána redukálhatunk. Ez azt jelenti, hogy hibakorlátokat érzékeltető intervallumszéleket minden újabb kapcsolódó paraméternél illesztjük a már meglévőkhöz, nem végezzük el azonnal a redukciót, hanem az intervallumok aggregálását mindaddig végezzük, amíg csak egyetlen intervallum az eredmény, és akkor végezzük el a redukciót (*type reduction*).

A megvalósított MC modellben az összetett (MISO) diagnosztikai szabályok esetében, ha type-2 fuzzy halmazokkal dolgozunk, akkor mindkét aggregációs módszer alkalmazható. Ha ez utóbbi módon járunk el, akkor az intervallumokat (hullámforma, frekvencia, stb. bemenetekre vonatkozó tüzelési intervallumértékeket) mindaddig

aggregáljuk (a fenti műveleti leírással), amíg egy intervallumot nem kapunk. Tekintettel arra, hogy az intervallumok már az igazságértékek határait jelölik, összemérhetőek, így például ha nincs átfedés a két intervallum között, az intervallumok közötti távolság által meghatározott intervallum lesz az aggregáció eredménye. A távolság intervallumot a kisebb értékhatárú intervallum felső határértéke és a nagyobb értékhatárú intervallum alsó határértéke alkotják. Ez a módszer érzékenyebbnek bizonyult a redukált értékek aggregálásának módszerénél a gyakorlati alkalmazás esetében, azaz a szabálykimenetek számításakor a MC rendszerben (4.5. fejezet).

Fontos kiemelni, hogy az összehasonlításakor már nem csak az aggregált (tüzelési) értéket vettük figyelembe, hanem azt is, hogy a defazifikálásnál mit adnak eredményül a fuzzy alapú szabályok, Továbbra is az az alapelv, hogy:

- amennyiben a defazifikált kimenet (type-2 típusú paraméter-megadásnál a redukált kimenet értéke) kisebb vagy egyenlő, mint 0,5, akkor *false*, hamis, azaz 0 a végső döntés, és a szabály nem tekinthető tüzelőnek, a diagnosztikai ág nem érdemleges,
- amennyiben a defazifikált kimenet (type-2 típusú paraméter-megadásnál a redukált kimenet értéke) nagyobb, mint 0,5, akkor *true*, igaz, azaz 1 a végső döntés, és a szabály tüzel, azaz a diagnosztikai ág értékelhető.

3.4.5 A type-2 definíciókkal kibővített ontológia

A bemutatott *Type-1* fuzzy ontológia megoldáshoz hasonlóan (Ábra 36), a *Type-2* megoldás esetében is a tagsági függvényeket jelképező ontológia fogalmakhoz tartozó annotációk segítségével biztosítjuk a *Type-2* alapú döntéshozatali rendszert. A *Type-1* megoldáshoz csupán az annotációk értékét szükséges kibővíteni, a típusuk nem változik. Az Ábra 36-on feltüntetett Q hullámforma hossz *Type-2* megfelelője az Ábra 49-en látható. A műveleteket viszont az előző fejezetben leírtak alapján végzi el rendszer. A szabályok kiértékelő eredményeket egy újabb adatbázisba gyűjtve értékeljük és hasonlítjuk össze, részben a referenciaértékekhez képest, részben a különböző módszerek eredményességét vizsgálva.



comment

Amplitude of Q waveform is greater than or equal to 5mm

fuzzyValue

```
<type2FuzzySet name="intervalType2">
  <membershipFunctions>
    <membershipFunction name="smf">
      <parameters>
        <parameter>0.40</parameter>
        <parameter>0.5</parameter>
      </parameters>
    </membershipFunction>
    <membershipFunction name="smf">
      <parameters>
        <parameter>0.45</parameter>
        <parameter>0.5</parameter>
      </parameters>
    </membershipFunction>
  </membershipFunctions>
</type2FuzzySet>
```

Ábra 49: A Q hullámforma hossz állapotának a *Type-2* alapú ontológiai definíciója

3.4.6 A konzisztencia szint alkalmazása

A Minnesota kód diagnosztikai rendszer szabályainak kimenete szükségszerűen nem lehet más, mint „igaz” (1) vagy „hamis” (0) állítás, hiszen ez határozza meg a diagnosztikai döntési fában a továbbhaladást. A fuzzy alapú döntéshozatali modellekben a szabálykimenetek 0 és 1 közötti valós számok lehetnek, de ezek alapján is döntenünk kell a továbbhaladásról. Már láttuk, hogy milyen jelentős eltérést mutatnak egyes pácienseknél a kimenetek a hagyományos MC és a fazifikált modellek esetében. Ezért szükséges lehet, hogy a *type-2* fuzzy függvények leképzésével kapott redukált igazságértéket leképezzük „igaz” vagy „hamis” értékekre, vagy számbelileg megvizsgálhatjuk a kimenetek közötti abszolút eltérést, és így fény derülhet arra, hogy érdemes-e tovább finomítva a vizsgálatokat a paciensenél felülbírálni a hagyományos MC döntését az adott szabály esetében. Ezt megtehetjük a 4.3. fejezetben említett **konzisztencia-szint** bevezetésével.

A konzisztencia szint

Legyen adott egy döntési fa szerkezetbe rendezhető döntési folyamat. A döntési fa egy csomópontjában a folyamat (döntési fa) következő csomópontjába való továbblépés lehetősége egy, a csomópontban mért rendszerállapot alapján meghatározott kiértékelési szint (igazságérték) függvénye.

Ha a kiértékelés olyan operátorokkal történik, amelyek csak kétféle kimenetet eredményezhetnek (0 azaz hamis, vagy 1, azaz igaz), akkor a következők állnak elő:

- Ha a csomópontban mért kiértékelési szint 1 (igaz), azaz elfogadott a csomópont mért értéke, akkor továbbhaladhatunk a döntéshozatali fában a következő kötődő döntési csomóponthoz.
- Ha a kiértékelési szint 0 (hamis), azaz nem fogadhatóak el igaznak a csomópontban összesített állítások, akkor a csomópontból nem haladunk tovább és a döntéshozatali folyamat ezen a ponton leáll.

Ha a kiértékelés az adott csomópontban több olyan döntési kimenet aggregálásával történik, amelyek igazságértéke a $[0,1]$ intervallumból való, (azaz feltehetően fuzzy alapú operátorok segítségével aggregáljuk azokat), és a továbblépést az aggregált igazságérték alapján kell eldöntenünk, akkor a csomóponthoz hozzárendelünk egy $t \in [0,1]$ tüzelési szintet, amely szerint:

- ha a csomópontban számított igazságérték nagyobb a tüzelési szintnél, akkor továbbhaladhatunk a döntéshozatali fában a következő kötődő döntési csomóponthoz;
- ha a csomópontban számított igazságérték kisebb vagy egyenlő a tüzelési szintnél, akkor a nem fogadjuk el igaznak a csomópontban összesített állításokat, és a csomópontból nem haladunk tovább, a döntéshozatali folyamat ezen a ponton leáll.

Ha módunkban áll több módszert alkalmazni a kiértékelésre, akkor statisztikai hipotézisvizsgálat módszereihez hasonlóan akkor adunk elfogadható döntést a csomópontban, ha a különböző módszerekkel nyert kiértékelések egy bizonyos szinten megegyeznek, azaz *konzisztensek*.

Legyen az egyik módszer kétértékű kimenetet adó (0 vagy 1), a másik egy t tüzelési szinten kiértékelő módszer. A hipotézisek elfogadásához illetve elvetéséhez hasonlóan a következőképpen ábrázolhatjuk a konzisztens illetve inkonzisztens döntéseket:

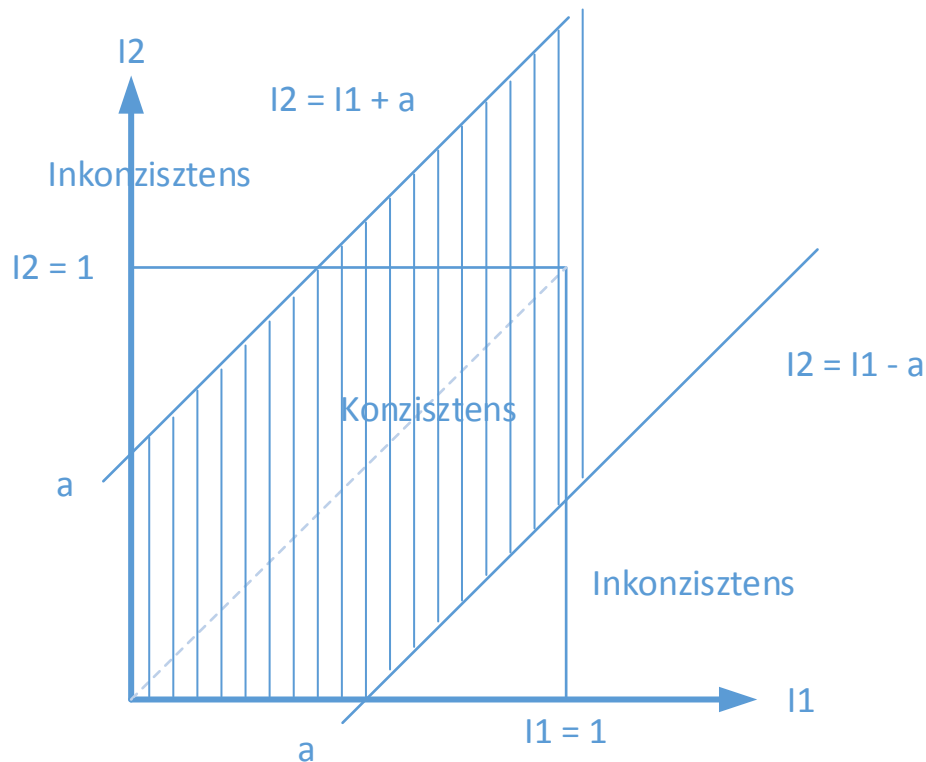
	viszonyítási rendszer döntése 0	viszonyítási rendszer döntése 1	
kísérleti rendszer döntése kisebb, mint a t tüzelési szint	Konzisztens	Inkonzisztens	
kísérleti rendszer döntése nagyobb, mint a t tüzelési szint	Inkonzisztens	Konzisztens	t tüzelési szint

Általánosan definiált konzisztencia-szint

Legyen a viszonyítási alapul szolgáló döntési rendszer kimenete $I_1 \in [0,1]$, a kísérleti döntési rendszer kimenete $I_2 \in [0,1]$. A konzisztencia-szint az az $a \in [0,1]$ szám, amely alapján a következőképpen bíráljuk el a vizsgálati eredményeket:

- ha $a < |I_2 - I_1|$, akkor a két rendszer által adott eredmények *inkonzisztensek*, azaz eltérőnek tekinthetők, és újabb vizsgálati módszer javasolt, vagy a rendszerparaméterek finomításával újabb kiértékeléseket kell elvégezni, hogy a kimenet egyértelmű legyen;
- ha $a > |I_2 - I_1|$, akkor a két kimenet konzisztens, azaz elfogadjuk a viszonyítási alapul szolgáló rendszer döntési kimenetét.

A konzisztencia tartományokat általánosítva a $[0,1] \times [0,1]$ tartományon adhatjuk meg, a következőképpen:



Ábra 50: Konzisztencia szint az egységtartományon

A konzisztencia-szint alkalmazása Minnesota kód esetében

A Minnesota Code szempontjából ez azt jelenti, hogy a kapcsolódó szabályrendszer egy szabályát tekintjük egy csomópontnak, hiszen annak kiértékelése alapján halad tovább a döntéshozatali rendszer (itt diagnosztikai kiértékelés) a további szabályok kiértékeléséhez. Több módszert is adtunk a diagnosztikai szabályok kiértékelésére, és a fuzzy alapú kiértékelések rendre a $[0,1]$ intervallumból való értéket adtak, ugyanakkor el kellett döntenünk minden egyes szabály kiértékelésekor, hogy továbblépünk-e a kiértékelésben, azaz a vizsgált szabályt tüzeltnek tekintjük-e vagy nem, azaz kizárjuk a további vizsgálódást az eredmények alapján, vagy nem (ezt megtehetjük a t tüzelési szint alapján).

A hagyományos MC egyértelműen igaz vagy hamis értéket ad, a fuzzy kimenetek esetében pedig a kapott kiértékelési, tüzelési szint alapján döntöttünk a továbblépésről. Ha rendelkezésünkre áll a hagyományos MC rendszer döntési eredménye (viszonyítási alap) és egy fuzzy alapú rendszeré is (kísérleti döntési rendszer), akkor a továbblépésről dönthetünk a konzisztencia alapján is.

Ha például a hagyományos MC kimenete igaz (1), akkor nyilvánvalóan a fuzzy alapú kiértékelés igaz (1) közeli igazságértéke ezt megerősíti. Hogy milyen „közeli” értéket fogadunk el, azt a *konisztencia-szint* bevezetésével dönthetjük el.

3.5 Esettanulmány - adatelemzés

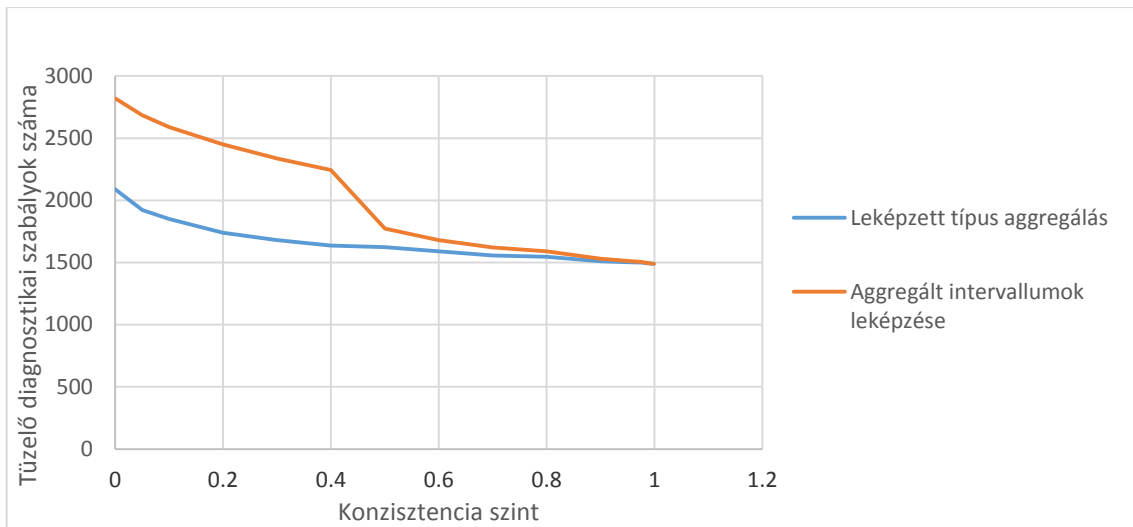
A kiértékeléshez a *PhysioNet* [9] által biztosított három nyilvános adatbázist alkalmazunk. Ezek a *T-Wave Alternans Challenge Database* (TWA adatbázis) [19], a *PTB Diagnostic ECG Database* (PTB adatbázis) [20] és a *St.-Petersburg Institute of cardiological Technics 12-lead Arrhythmia Database* (Incart adatbázis).

A feltüntetett adatbázisok kiértékelését elvégeztük a hagyományos, szakértői rendszer alapú diagnosztikai szabály kiértékeléssel és két fuzzy alapú módszerrel. A klasszikus módszer eredményeit alkalmaztuk, mint referencia alapot. Minden ECG felvételen kiértékelésre kerültek a Minnesota kód által definiált Q és QS szabály csoportok. Az elemzések során egy adott mintára kapott diagnosztikai eredményeket hasonlítottuk össze az említett módszerekkel. Megvizsgáltuk a konzisztencia szint megválasztásának hatását a fuzzy alapú diagnosztikai eredményekre, mintánként összehasonlítva a kapott eredményeket a klasszikus módszerrel.

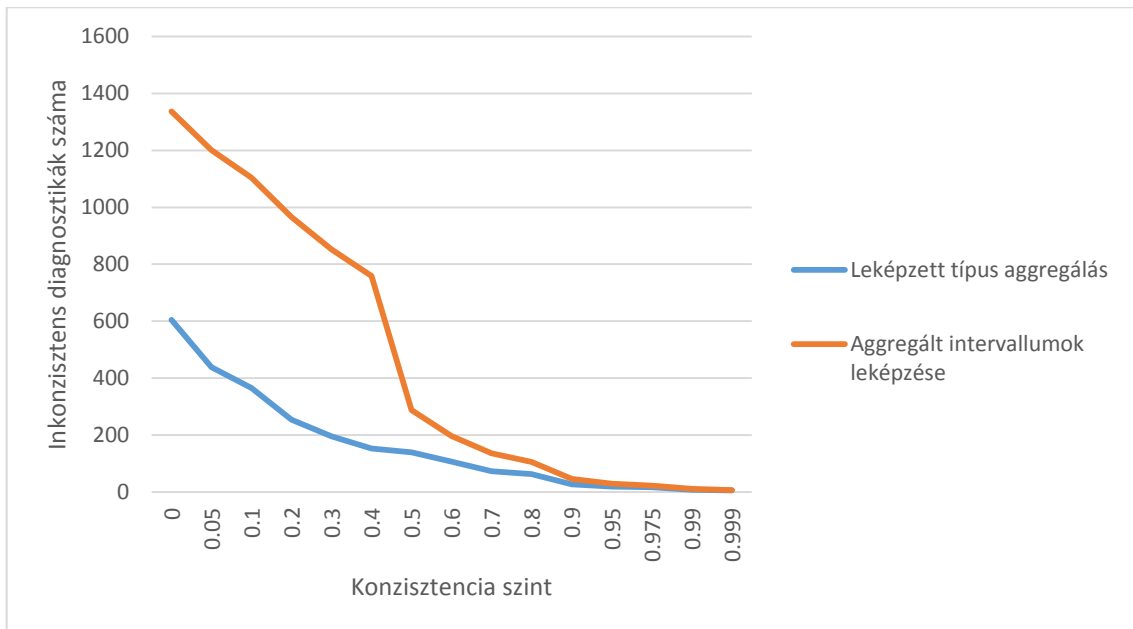
3.5.1 Az Incart adatbázis eredményei

Az *Incart* adatbázis diagnosztikai eredménye 5265 mintát tartalmaz a Q és QS mintákra. A kimeneti minták 28%-a „igaz” állítás a klasszikus diagnosztikai módszer szerint. Ez 1484 mintának felel meg. Az „igaz” állítások szívbetegség jelenlétére utalnak (mindegyik kiértékelési módszernél).

Az Ábra 51 a két alkalmazott fuzzy alapú következtetési módszer által igaznak vélt diagnosztikai állítások számát hasonlítja össze a klasszikus diagnosztikai módszerrel kapott „igaz” kimenetekkel. A vízszintes tengely a konzisztencia szint értékeit jelöli, a függőleges pedig az igaznak vélt diagnosztikai állítások számát. Az ábra szemlélteti az konzisztencia szint kihatását a fuzzy alapú diagnosztikai módszerekre. A megvizsgált fuzzy alapú módszerek között fellépő különbség szinte elhanyagolható a 0.9-et megközelítő konzisztencia szint esetében. Az inkonzisztens minták alakulását az Ábra 52 szemlélteti.



Ábra 51: Incart adatbázison futtatott diagnosztikai módszerek „igaz” eredményeinek összehasonlítása

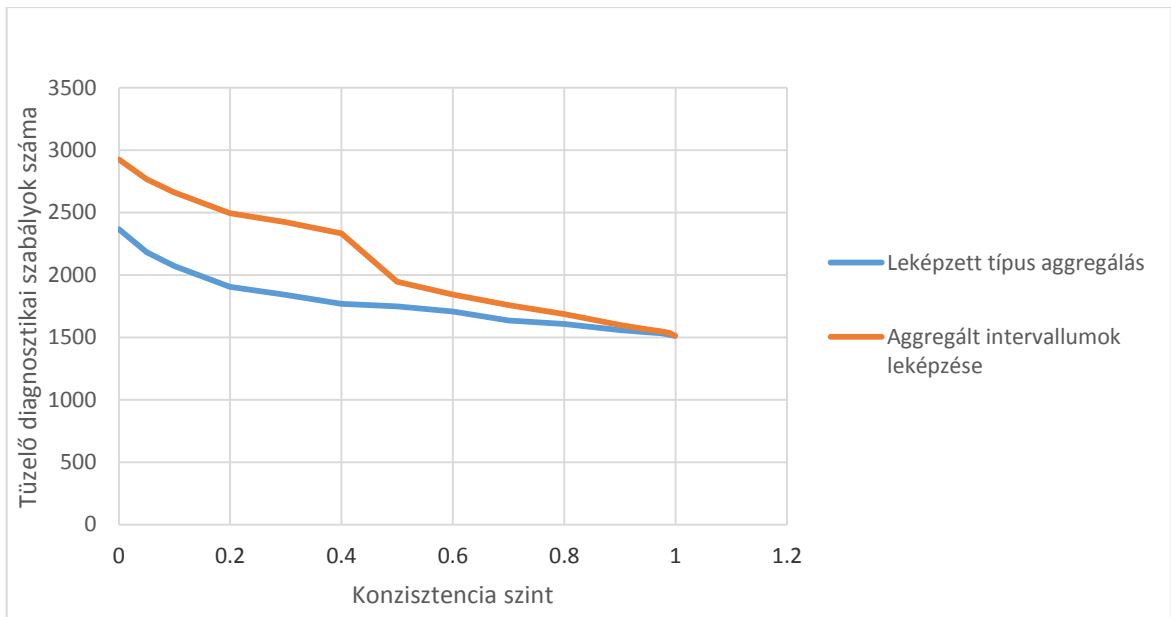


Ábra 52: Incart adatbázison futtatott diagnosztikai módszerek inkonzisztens eredményeinek az összehasonlítása

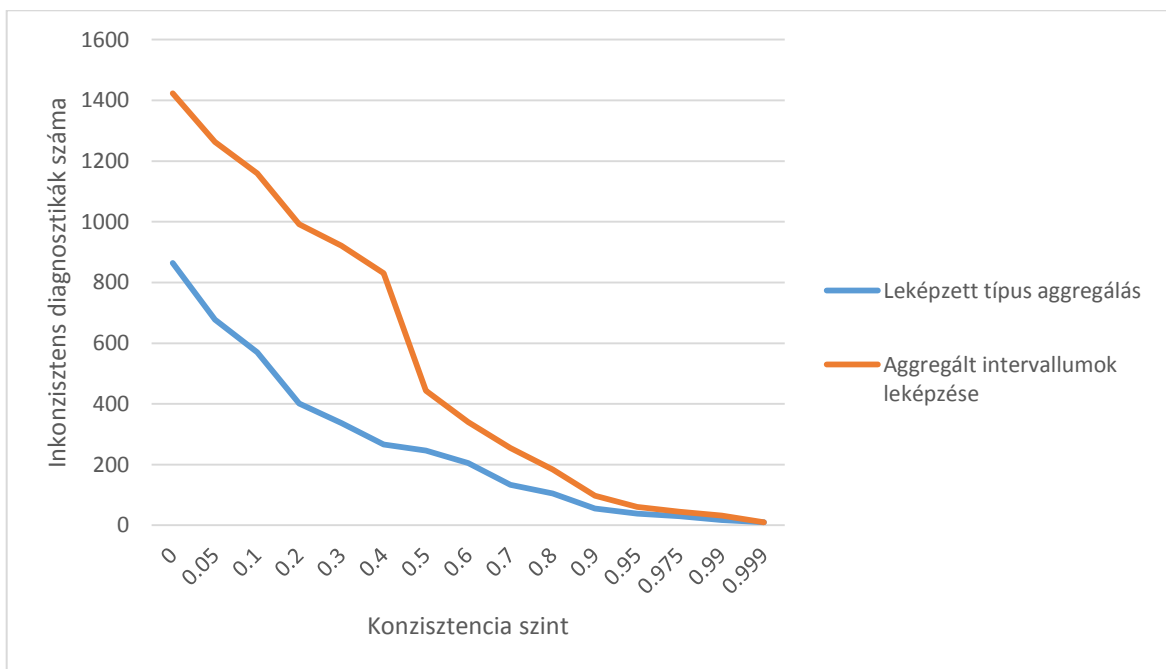
Ahogy az ábrák szemléltetik, két fuzzy alapú módszer között az eltérés a 0.5 körüli konzisztencia-szint megválasztásakor jelentősen csökken. Ahogy tovább növeljük a konzisztencia-szint értékét, a különbség úgy csökken.

3.5.2 A TWA adatbázis eredményei

A TWA adatbázis diagnosztizálása 4980 kimeneti mintát eredményez. Az összes kimeneti mintának 30% „igaz” állítás, tehát valamelyik diagnosztikai szabály tüzelt. Ez számít a referencia eredménynek, amelyet a klasszikus szakértői módszer eredményez.



Ábra 53: A TWA adatbázison futtatott diagnosztikai módszerek “igaz” eredményeinek összehasonlítása

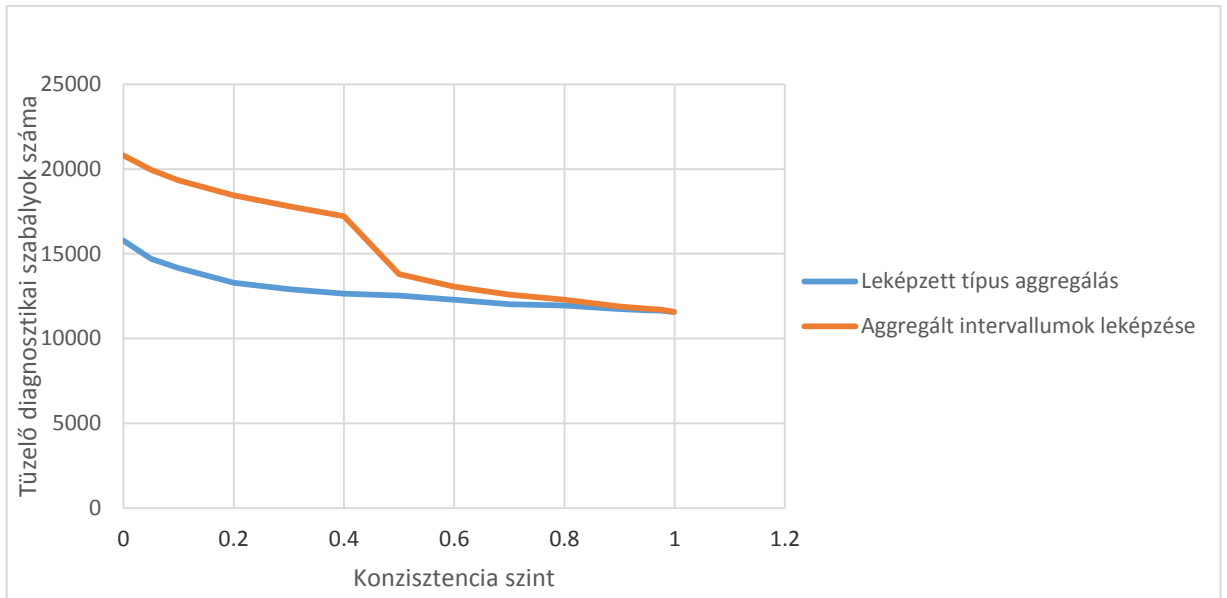


Ábra 54: A TWA adatbázison futtatott diagnosztikai módszerek inkonzisztens eredményeinek az összehasonlítása

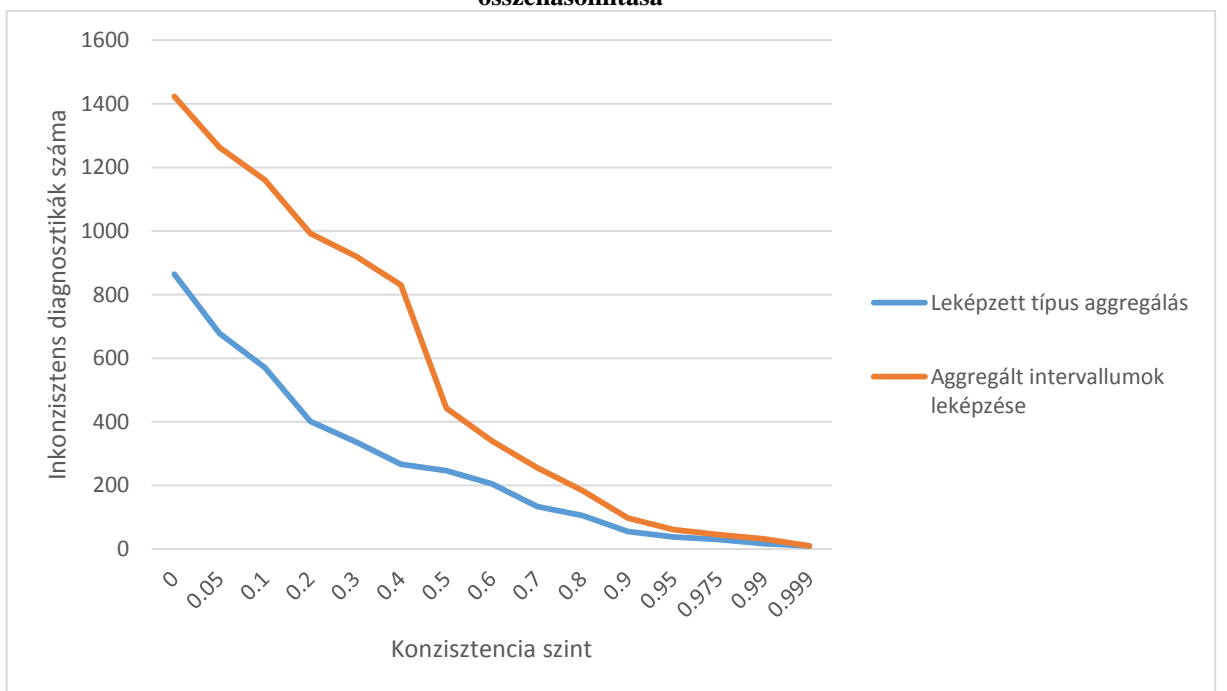
Az *Incart* adatbázison látott eredményekhez nagyban hasonló viselkedést tanúsítanak a diagnosztikai módszerek a TWA adatbázison is. A fuzzy alapú módszerek közötti különbség jelentősen csökken 0.5 körüli konzisztencia szint érték esetében (Ábra 53). Az Ábra 54 szemlélteti, hogy a két fuzzy alapokra épülő diagnosztikai módszer eredményei között egészen magas konzisztencia szint értéknél válik elhanyagolhatóvá az eltérések száma.

3.5.3 A PTB adatbázis eredményei

A PTB adatbázis a három alkalmazott adatbázis közül a legnagyobb. A diagnosztikai szabályok futtatása 37959 mintát eredményez. Ebből, a Minnesota kód szerint 11507 diagnosztikai szabály tüzel. Ez megközelítőleg 30%-t jelent.



Ábra 55: a PTB adatbázison futtatott diagnosztikai módszerek “igaz” eredményeinek összehasonlítása



Ábra 56: a PTB adatbázison futtatott diagnosztikai módszerek inkonzisztens eredményeinek az összehasonlítása

PTB adatbázis alapján a fuzzy alapú diagnosztikai módszerek ugyanazt a viselkedési tendenciát mutatják. Az Ábra 55 és Ábra 56 alátámasztja ezt az állítást.

Az aggregált intervallum típus leképzési módszernél látható, hogy előnybe részesíti azokat a diagnosztikai szabályokat, amelyeknél egy tényező billenti át a diagnosztikai szabályt hamisra. Az ilyen esetekben egy ellensúlyozást vezet be az intervallumok távolságának felvételével. Mivel a kiértékelés az intervallumok közötti távolságon történik, bizonyos esetekben ez a módszer toleránsabb. Ez azt eredményezi, hogy magasabb igazság értékeket párosít bizonyos diagnosztikai szabályokhoz. Ezekben az esetekben, kis kilengés mellett kisebb konzisztencia szint érték mellett is igaznak vehetőek a szabályok. A rendszer toleranciája az konzisztencia szint értékétől is függ. A leképezett aggregált típuson alapuló módszer közelebb áll a hagyományos megközelítéshez, amely szerint a diagnosztikai szabályokat alkotó tényezőket egymástól teljesen függetlenül vizsgáljuk.

Az összehasonlított rendszerkimenetek előnye tehát, hogy a konzisztencia-szint változtatásával kimutathatóak a diagnosztikai eredmények is nagyságrendbeli eltérései is. A konzisztencia-szint értékével ugyanakkor fordítottan arányos a diagnosztikai eredményhez párosuló kockázat. A bemutatott megoldás egy megközelítés az eredeti kód hiányosságainak kiküszöbölésére úgy, hogy megfelelő paraméterválasztás mellett teljes egészében kompatibilis az eredeti Minnesota kód definícióival.

A bemutatott megközelítés lehetőséget biztosít az esetlegesen fennálló, a hagyományos MC által talán elvetett, diagnosztikai szabályágak bejárására. A Minnesota kód hierarchikus felépítéséből adódóan különféle döntéshozatali ágak kerülhetnek kiértékelésre az konzisztencia szint változtatásával. Látható az is, hogy a diagnosztikai szabályokhoz egy, a konzisztencia szint függvényében felmérhető kockázat párosul.

3.5.4 Páciens (minta) alapú elemzés

A PTB adatbázis esetében az EKG adatok mellett a paciensek orvos által megadott diagnosztikai eredményével is rendelkezünk. Ezt felhasználva verifikálhatóak a diagnosztikai eredmények és kielemezhetőek a módszerek közötti eltérések.

Elemezzük a *Patient 01*-t. A diagnosztikai leírás szerint az adott páciensnél *Myocardial infarction*-t diagnosztizáltak. A Minnesota kód diagnosztikai leírása alapján, a *Myocardial infarction* valamely specifikus esete áll elő, amennyiben az *1.1.x*, *1.2.x* vagy *1.3.x* szabályok teljesülnek, ahol az „x” szabályjelölések a rendszerben megadott valamely lehetséges előfordulást jelölik. Az *1.1.x*-es szabályok esetében a fuzzy alapú

módszerek eredménye megegyezett a hagyományos MC eredményével, azonban az 1.2.x és az 1.3.x csoportok esetében eltérés van.

Szabály	Klasszikus	Aggregated Type-Reduced Intervals	Aggregated Intervals
1.2.1	Hamis	0.7	0.8954
1.3.1	Hamis	0.7	0.9

Táblázat 11: Type-2 módszerek eredményeinek összehasonlítása a PTB Patient 01-es minta esetén

Ahogy az a Táblázat 11 szemlélteti, ebben az esetben a *Type-2* fuzzy alapú módszer bővebb információt biztosít a diagnosztikáról. Azon kívül, hogy megállapítja, hogy *Myocardial infarction* áll fenn, specifikusabb diagnosztikát is biztosít. A fuzzy alapú módszerek eredménye alapján megállapítható, hogy esélyes a „*Q wave Myocardial infarction*” illetve a „*Minor Q waves abnormalities*” diagnosztika is.

A *Patient 03* esetében is ellentmondások jelennek meg. A páciensnél „*Myocardial infarction*”-t diagnosztizáltak. A Minnesota kódot alkalmazva, ez a diagnosztikai következtetés akkor áll elő amennyiben az 1.3.x szabály teljesül (tehát „igaz” eredményt ad vissza). Az 1.3.1-es szabály esetében két mintánál is eltérés van a klasszikus és a fuzzy alapú megközelítésnél. Ahogy az a Táblázat 12 szemlélteti, a fuzzy alapú rendszer az orvosok által felállított diagnosztikai eredménnyel egyezik, míg a klasszikus rendszer eredményei nem egyeznek az orvosok által előállított diagnosztikával.

Szabály	Klasszikus	Aggregated Type-Reduced Intervals	Aggregated Intervals
1.3.1	Hamis	0.65	0.95
1.3.1	Hamis	0.7	0.9

Táblázat 12: Type-2 módszerek eredményeinek összehasonlítása a PTB Patient 03-as minta esetén

A *Patient 018* esetében számos eltérés van a klasszikus és a *Type-2* fuzzy alapú módszerek kimenetei között. A rendelkezésre álló 227 diagnosztikai eredmény közül 39 esetben van eltérés. Ez megközelítőleg 17%-os eltérés egyetlen diagnosztikai szabály csoport kivizsgálásánál. Az előzőleg megvizsgált páciensekhez hasonlóan a *Patient 018* esetében is „*Myocardial infarction*”-t diagnosztizáltak. A Táblázat 13-on a *Patient 018* diagnosztikai eredményeit kiemelve látható, hogy az esetek nagy részében a *Type-2* fuzzy

megközelítés határesetként jelölte meg a mintákat. Az utolsó két kiemelt esetben egyértelműen beazonosítható a klasszikus módszer gyengesége.

Szabály	Klasszikus	Aggregated Type-Reduced Intervals	Aggregated Intervals
1.2.2	Hamis	0.7	0.7
1.1.1	Hamis	0.9	0.975
1.1.1	Hamis	0.78	0.94
1.2.2	Hamis	0.85	0.85
1.1.1	Hamis	0.975	0.99
1.3.3	Hamis	0.55	0.85
1.2.1	Hamis	0.97	0.99
1.1.1	Hamis	0.975	0.97
1.1.2	Hamis	0.985	0.985
1.3.1	Hamis	0.85	0.949
1.2.1	Hamis	1.0	1.0
1.2.2	Hamis	1.0	1.0

Táblázat 13: Type-2 módszerek eredményeinek összehasonlítása a PTB Patient 018-as minta esetén

Ahhoz, hogy megvizsgáljuk az eltérés okát a kiemelt minták esetében, a mért értékeket szükséges tanulmányozni. A kiemelt 1.2.1-es minta esetében a Q és R amplitúdó hányadosának a mért értéke 0.34, amely megfelel annak az elvárásnak, mi szerint nagyobb vagy egyenlő kell, hogy legyen, mint $1/3$. Az 1.2.1-es mintánál a másik vizsgált paraméter a Q hullámforma hossza. A szabály definíciója alapján ez nagyobb vagy egyenlő 0.02s-nál és kisebb, mint 0.03s. A mért érték ebben az esetben 0.03s, amely nem tesz eleget az eredeti szabály definíciónak, pedig a kijelölt értékhatárral megegyezik. Az ehhez hasonló határértékesetek kezelésénél láthatóak a fuzzy alapú módszer előnyei.

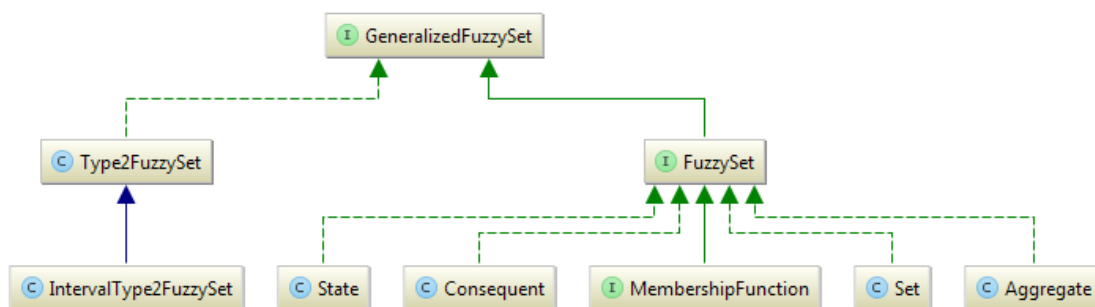
4. A DIAGNOSZTIKAI SZOFTVER FELÉPÍTÉSE

A következtetési módszerek gyakorlati kiértékelésének és támogatásának érdekében egy saját szoftver elkészítésére is sor került. A szoftver kialakításánál moduláris megközelítést alkalmaztam, ezáltal több újrafelhasználható komponensre tettem szert. A két fő modul a FuzzyLogicTools (FLT) és a MinnesotaCode. A MinnesotaCode modul alkalmazza az FLT-t.

4.1 FuzzyLogicTools komponens

Az FLT modul a Java programozási nyelvben írt könyvtár, Fuzzy logikai műveletek elvégzésére. Az FLT megalkotásának fő kiváltó oka a meglévő, Java alapú fuzzy implementációk hiányossága és kötöttsége volt. A használt tagsági függvény típusokat nem támogatták, és Type-2 fuzzy környezet kialakítására és kiértékelésre se biztosítottak lehetőséget [21].

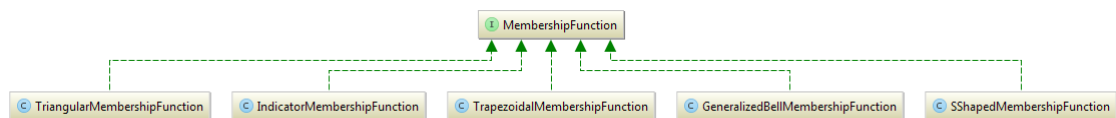
Az FLT támogatja egyaránt a Type-1 és Type-2 fuzzy logikai műveletek számítását és ezáltal a szabálykiértékelést is. Ez a funkcionalitás a fuzzy halmazokra jellemző műveletek absztrakt reprezentálásával biztosított. Ezt a *GeneralizedFuzzySet* interface típus teszi lehetővé, amely egy tetszőleges T típusú (fuzzy vagy crisp halmaztípus leírása) és a T típus érték tartományába tartozó x bemeneti esetén egy adott E típusú, az E típus érték tartományába tartozó y értéket eredményez (ez általában a halmazhoz-tartozás értéke vagy redukált fuzzy halmaz-leírás). A T és E típus paraméterek nem kizárólag diszkrét értékek lehetnek, ezáltal a Type-2 fuzzy halmazok definiálhatóak, mint olyan *GeneralizedFuzzySet*-ek, amelyek esetén a bemenet (T típus) egy diszkrét érték, kimenet (E típus) pedig egy Type-1 fuzzy halmaz. Az Ábra 57 szemlélteti az osztály diagramot, amely a Type-1 és Type-2 kiértékeléseket biztosítja.



Ábra 57: a fuzzy halmaz reprezentációk hierarchia diagramja.

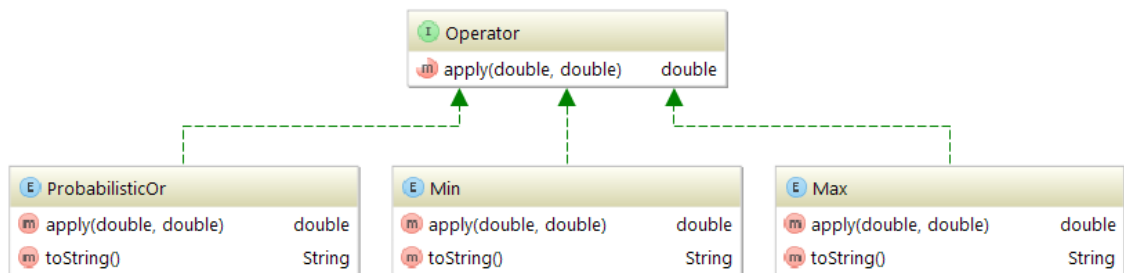
Az Ábra 57 nem tartalmazza a különféle tagsági függvények implementációját, mint például az „S” és a trapéz alakú tagsági függvényét. Ezek a feltüntetett bővítési ponton, a *MembershipFunction interface*-en keresztül érhetőek el. A meghatározott bővítési pont segítségével további saját tagsági függvény implementációkat is alkalmazhatunk. Az Ábra 58-en látható a tagsági függvények osztálydiagramja, amely a *MembershipFunction interface* különféle implementációit szemlélteti. Ide tartozik a

- TriangularMembershipFunction*,
- IndicatorMembershipFunction*,
- TrapezoidMemebershipFunction*,
- GeneralizedBellMembershipFunction*,
- SShapedMembershipFunction*.



Ábra 58: A tagsági függvények bővítési pont és a kapcsolódó implementációk.

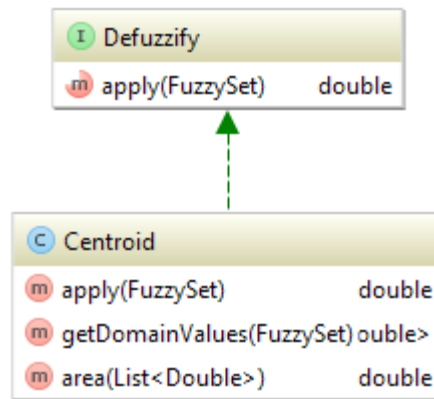
A tagsági függvényeken kívül az (aggregációs) operátorok is biztosítottak – a fejlesztés ezen szakaszában *min*, *max* és a „*probabilistic or*” került beépítésre. Saját operátorok definiálása is támogatott egy meghatározott bővítési pont segítségével (*Operator interface*). Az Ábra 59 ábrázolja az operátorok számára biztosított bővítési pontot.



Ábra 59: Az operátor bővítési pont és implementációi.

A fuzzy tagsági függvényeket felhasználva létrehozhatjuk a fazifikált rendszerparaméterekhez tartozó fuzzy halmazokat, és megalkothatjuk a fuzzy szabályokat is. Az FLT keretében a fuzzy szabályokat egy *Rule* típusal modellezzük, amely nem más, mint a bemenetek és kimenetek kompozíciója. A *Mamdani*-féle megközelítést követve a kimeneteket fuzzy halmazokkal reprezentáljuk. A fuzzy szabályok kiértékelésének az eredménye egy vagy több fuzzy halmaz, amelyeket egy előre meghatározott defazifikálási eljárás után továbbítunk a rendszerműködés további

lépéseihez. A defazifikálásra a rendszerben a centroid módszert valósítottam meg. Ahogyan a többi komponens esetében, a defazifikálási módszerek bővítése is lehetséges (*Defuzzify interface*). Az Ábra 60-en látható, hogy a defazifikációs algoritmusok biztosítására hasonló megoldást alkalmaztam, mint az operátorok és a tagsági függvények esetében.



Ábra 60: a defazifikációs algoritmusokat biztosító osztályok hierarchiája

Ahogyan azt az Ábra 57 is szemlélteti, a Type-1 fuzzy megvalósításokon kívül a Type-2 fuzzy környezet is támogatott. Az általános Type-2 fuzzy függvényeken kívül az *Interval Type-2* típusú függvényekhez is található implementáció. A Type-2 és az *Interval Type-2* fuzzy függvények definiálásakor hivatkozhatunk a Type-1 tagsági függvény implementációkra is.

A számítási konzisztencia garantálása érdekében minden tagsági függvény implementációhoz párosul egy teszt is [22][23], amely verifikálja a lebegő pontos számítások értékét 5 tizedes pontosságig.

Más fuzzy környezetet biztosító szoftverek is kapcsolhatók a saját megvalósításomhoz, például a MATLAB környezet is. Ennek érdekében az FLT lehetőséget biztosít az alkalmazott tagsági függvény definíciók beolvasására egy XML formátumból és a MATLAB „FIS” formátumból is. A beolvasási funkció által biztosított lehetőségek:

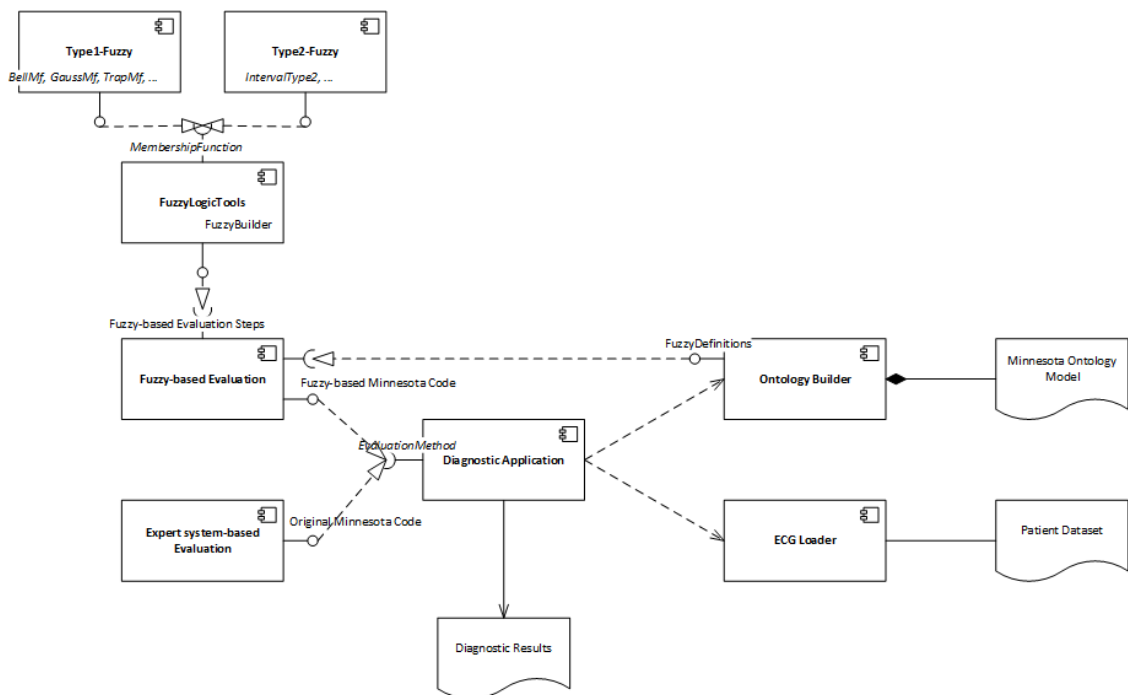
- kompatibilitás a meglévő megoldásokkal
- migrálási lehetőség
- fuzzy tagsági függvények fejlesztése és optimalizálás a program kód újrafordítása nélkül (a Java programozási nyelv alap esetben egy fordítóprogram futtatását igényli)

Ezeket a lehetőséget a diagnosztikai szoftver esetén is kihasználjuk. A diagnosztikai szoftver és a fuzzy tagsági függvények prototípusának a kifejlesztése ugyanis eredetileg

a MATLAB csomag segítségével történt. Az FLT kompatibilitási funkcióit kihasználva a további fejlesztéseket a már meglévő prototípusra építhettük.

4.2 MinnesotaCode komponens

A MC diagnosztikai rendszer szoftvermegvalósításáért felelős komponens a *MinnesotaCode* modul. A diagnosztikai eredmények előállítására több lépésből tevődik össze. A rendszerkomponens diagramja szemlélteti az alkotóelemeket és az azok között fennálló kapcsolatokat (Ábra 61).



Ábra 61: a diagnosztikai alkalmazás komponens diagramja.

4.2.1 Egységes EKG formátum

Az első lépés a bemeneti formátum beolvasása feldolgozható formában a reprezentációs modellbe. Az EKG adatok digitális tárolására nincs szabványosított formátum. Ezt azt jelenti, hogy a különféle EKG adatbázisok más-más formátumban tárolják az adatokat. A többféle adatbázis támogatása érdekében egy absztrakciós réteget alkalmaztam a különbségek elrejtése érdekében. Az így kapott modul a különféle EKG adatbázis formátumokat a diagnosztikai alkalmazás által alkalmazott ECG-API adatstruktúrába konvertálja. Az ECG-API adatstruktúrákat biztosít az EKG ciklus szigorúan típusos reprezentálására. Az ECG-API az egységes megközelítésen kívül a program helyességét is biztosítja, ugyanis a lebegőpontos mért értékekhez egy típus is párosul, amely leírja,

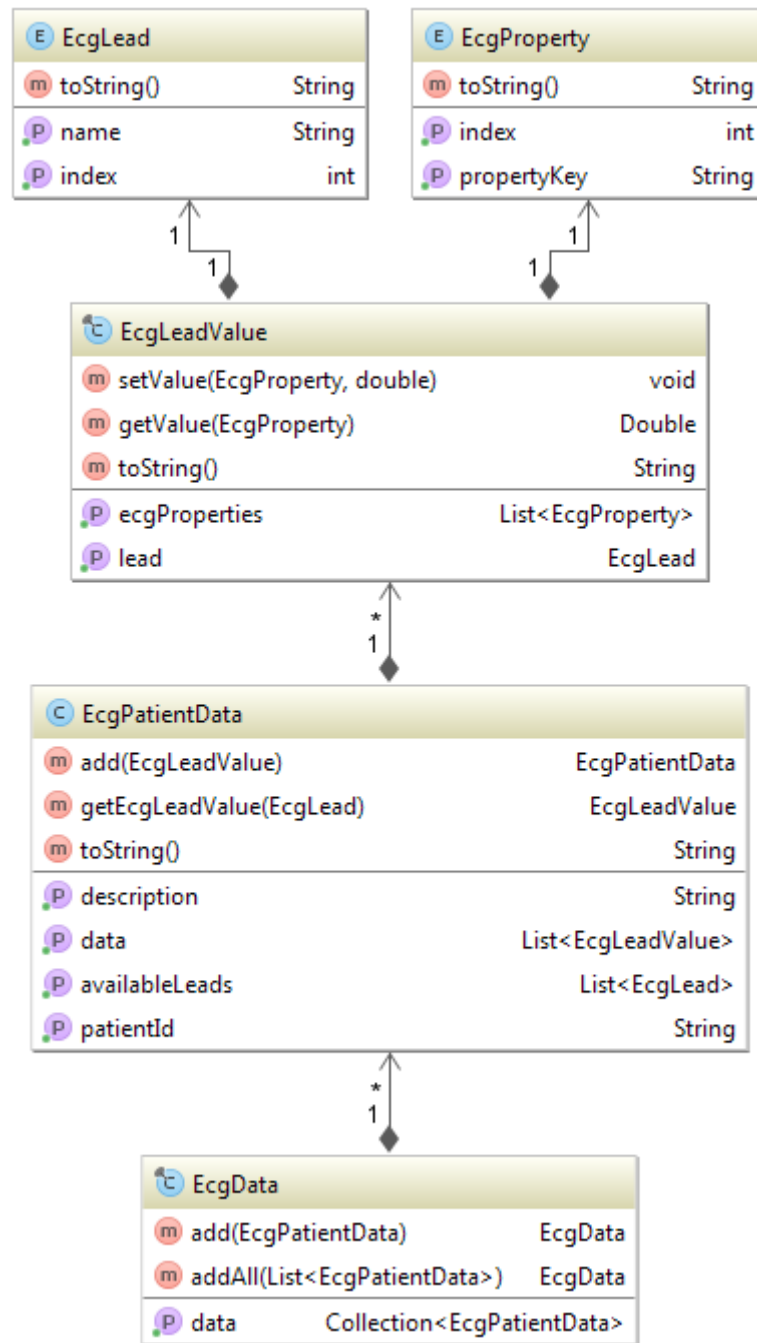
hogy egy EKG ciklus mely tulajdonságát ábrázolja az aktuális mért érték. Ezt különféle típusfelsorolások (*enum*) bevezetésével érjük el, mint például az „*EcgProperty*” és az „*EcgLead*”, amelyek egybegyűjtik (kompozíció) a támogatott EKG tulajdonságokat és az EKG csatornákat. Az „*EcgProperty*”-nek számos lehetséges értéke van, az Ábra 63 szemlélteti a definíció egy részét, amelyen látható, hogy az egyes EKG tulajdonságokat előre meghatározzuk és egy egyedi azonosítót rendelünk hozzá.

```
public enum EcgProperty {  
    INTERVAL_P("intervalP", 0),  
    INTERVAL_PQ("intervalPQ", 1),  
    INTERVAL_QR("intervalQR", 2),  
    INTERVAL_QRS("intervalQRS", 3),  
    INTERVAL_Q("intervalQ", 4),  
    INTERVAL_R("intervalR", 5),  
    INTERVAL_S("intervals", 6),  
    INTERVAL_QT("intervalQT", 7),  
    AMPLITUDE_P("amplitudeP", 8),  
    AMPLITUDE_Q("amplitudeQ", 9),  
    AMPLITUDE_R("amplitudeR", 10),  
    AMPLITUDE_R1("amplitudeR1", 11),  
}
```

Ábra 62: Az *EcgProperty* típus definíciójának egy része

Figyelembe véve a „*Liskov substitution principle*”-t [26], az ECG-API esetében kompozíciót alkalmazunk az öröklődés helyett, hogy előállítsuk az EKG adatbázis reprezentáló „*EcgData*” típust. Ugyanis az EKG adathalmaz nem más, mint az összes páciens adatainak adatgyűjteménye, ahol egy adott páciensre vonatkozó bejegyzés megegyezik az összes hozzá kapcsolódó EKG adat gyűjteményével.

Az így kapott „*EcgData*” típus tartalmazza az EKG adatbázishoz tartozó összes páciens adatát, amelyet az „*EcgPatientData*” típussal reprezentálunk. Minden „*EcgPatientData*” egyed, tehát minden páciens egy egyedi azonosítóval rendelkezik és begyűjti, tartalmazza a pácienshez tartozó mért értékeket. Az Ábra 63 szemlélteti az EKG-API felépítését.



Ábra 63: Az EKG adat formátum függőségi ábrája

4.2.2 PhysioNet adatformátum támogatása

Az egységes adatformátum meghatározásával biztosítjuk a lehetőséget a különféle EKG adatformátumok feldolgozásának egységesítésére. Az egyik legjelentősebb EKG adatbázis a *PhysioNet* [19]. A *PhysioNet* fő célja az EKG-vel kapcsolatos kutatások elősegítése egy nyilvánosan elérhető és szabadon alkalmazható (páciensek beleegyezésével) EKG adatbázis segítségével. A *PhysioNet* nem csupán adatokat tartalmaz, hanem az adatok feldolgozásához szükséges eszközöket is. Egy API-t

(*Application Programming Interface*) biztosítanak a *PhysioNet* adatformátum feldolgozására és algoritmusokat az EKG jelek annotálására. A *PhysioNet*-nek ezt az előnyét ki is használtam, ugyanis a Minnesota kód futtatásához annotált EKG jelekre van szükség. Mivel az EKG adatbázisok apriori nem tartalmaznak annotációkat, ezt nekünk kell biztosítani. Legegyszerűbb megoldás erre a *PhysioNet* annotátorok alkalmazása. Ezen felül, a teljes kódrendszer futtatásához olyan adatbázisokat szükséges használni, amelyek 12 EKG csatorna felvételét tartalmazzák. A *PhysioBank* felhasználásával azonosíthatók azok az adatbázisok, amelyek megfelelnek e feltételeknek. A *PhysioBank* a digitális adatbázisok archívuma az, amely segítségével a céloknak megfelelő EKG adatbázisokat találhatunk.

4.2.3 Az Ontológia feltöltése

A feladathoz elkészített ontológia és az azt megvalósító szoftver leírása a 4. fejezetben megtalálható, most csak néhány, a működéssel kapcsolatos részlet leírása következik.

Miután a szükséges adatokat egy egységes és értelmezhető formába konvertáltuk, a következő lépés a megtervezett ontológia feltöltése. A Minnesota kódot modellező ontológia egy előre megtervezett szerkezetet biztosít az adatok rendszerezésére és a közöttük levő kapcsolatok ábrázolására. Az ontológiát feltöltő modul feladata tulajdonképpen nem más, mint az *EcgPatientData* feltöltése az ontológiai modellbe. Ez egy előre meghatározott művelet sorozat végrehajtásával történik, tehát minden egyes *EcgPatientData*-ra ugyanazt az algoritmust futtatjuk. Az ontológiát feltöltő algoritmus csakis kizárólag a Minnesota kódot reprezentáló ontológiai modellt támogatja.

Általánosítva, a feltöltési algoritmus a megcélzott ontológiai modellt (jelen esetben a Minnesota kód) képező fogalmak és azok struktúrájának feltöltéséhez szükséges műveletek sorozatát írja le egy adott bemenetre (jelen esetben az *EcgPatientData*). Amennyiben az ontológiai modellen változtatunk a feltöltési algoritmust is módosítani szükséges, mivel ezzel megváltozik a végrehajtandó műveletek sorrendje. Ebből is látható, hogy az ontológiát feltöltő algoritmus nem intelligens. Az ontológiák feltöltésének a módszerei külön kutatási területet képeznek.

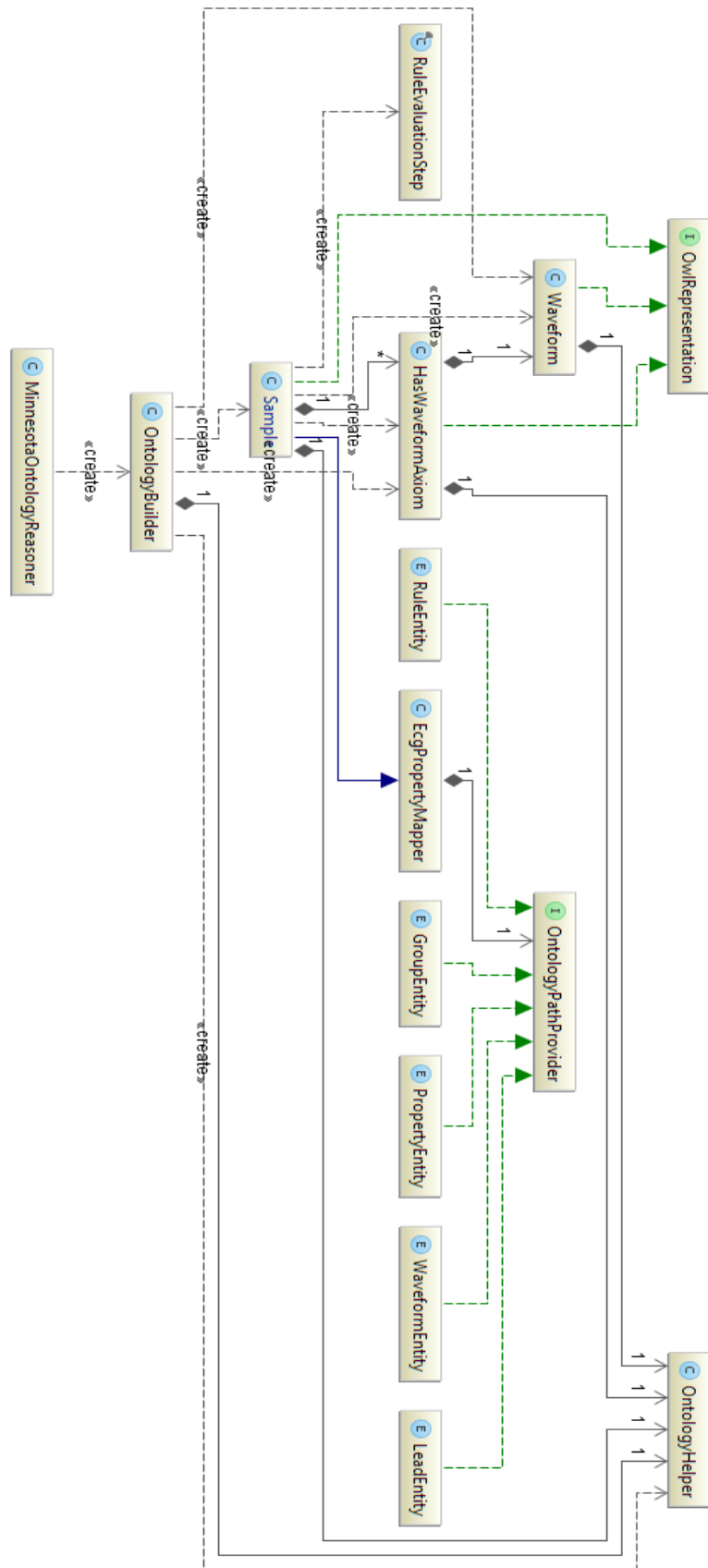
4.2.4 Ontológia feltöltésénél adódó kihívások

Az ontológiák megtervezésének és feltöltésének a problémája részben az ontológiák flexibilitásából ered, hiszen egy összetett rendszert többféleképpen is modellezhetünk. A másik nehézség, amivel szembesülünk, az a terület specifikus ismeretek hiánya. Ahhoz, hogy az ontológiát alkotó fogalmakat és a közöttük levő kapcsolatokat azonosítani

tudjuk, ismernünk, kell a modellezni kívánt szakterületet vagy szakember segítségét kell kérni. Bizonyos esetekben a meglévő ontológiák felhasználása és esetleges bővítése is kielégíthető eredményeket nyújt. Egy új módszer, amely napjainkban kezdett teret hódítani, a nagy adathalmazok (*big data*) elterjedésének köszönhető [27][28]. A nagy adathalmazok értelmezésének és feldolgozásának érdekében „*data science*” [29] és a „*machine learning*” [30] módszerek alkalmazásával a különféle adatok közötti kapcsolatok azonosíthatóak, és ezáltal ontológiák építhetőek ki [31][32][33].

Az adathalmazok értelmezésével és kapcsolatok kiépítésével új lehetőségek sokasága válik elérhetővé. Ennek csupán egy alkalmazási lehetősége a testre szabható szívdiagnosztika biztosítása, amit a *MinnesotaCode* komponens szemléltet.

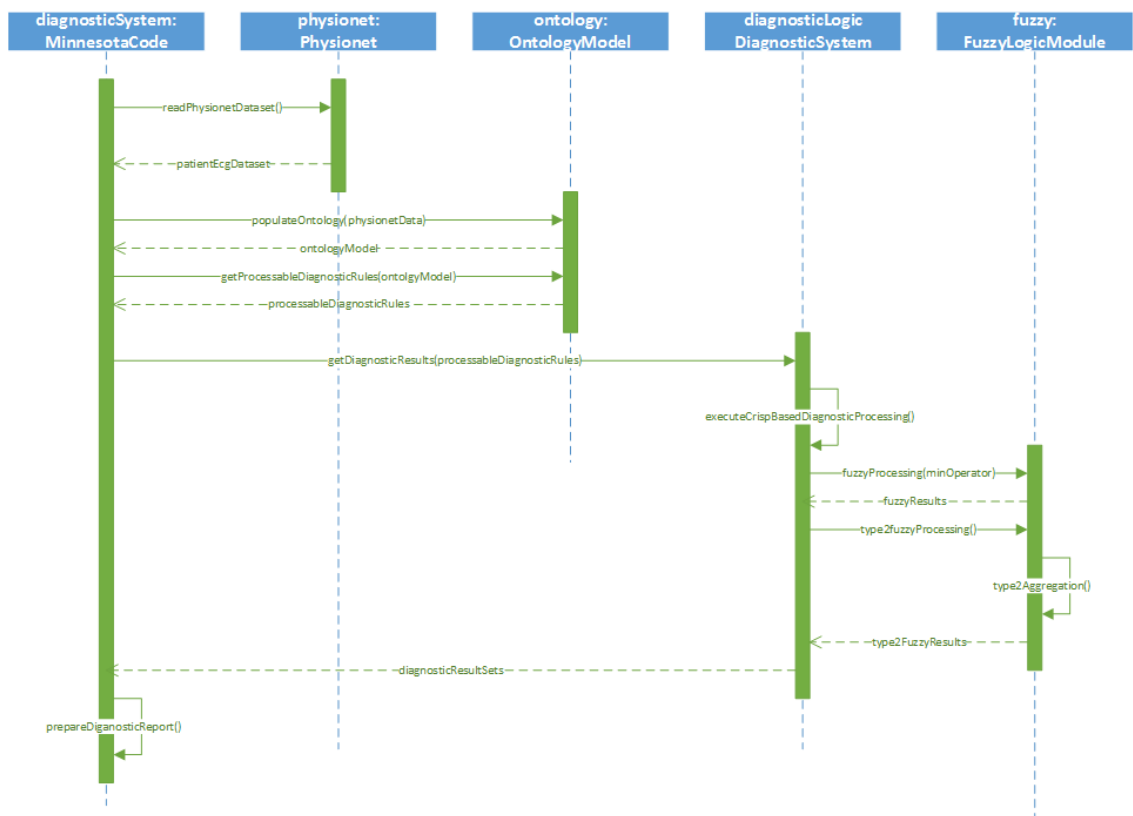
Mint már említésre került, a *MinnesotaCode* komponens minden páciens esetében ugyanazt a feltöltési algoritmust futtatja le. Amit fontos kihangsúlyozni, hogy az algoritmus minden páciensnek előállít egy saját ontológiát, amely az előre meghatározott ontológiára épül. Ennek a jelentősége a testreszabhatóság. Ezáltal lehetőséget biztosítunk az orvosoknak, hogy esetenként módosítsák és bővítsék a páciensük ontológiáját. A hosszú távú cél egy személyre szabott egészségügyi ontológia kialakítása, amely figyelembe veszi a páciens kórtörténetét, és ezáltal nyújt diagnosztikai javaslatokat az orvosoknak. Az Ábra 64 szemlélteti az ontológia feltöltéséért felelős programrész szerkezetét.



Ábra 64 Az ontológia feltöltéséért felelős osztálydiagram

4.2.5 Diagnosztik előállítása

Az ontológia alapú diagnosztika előállításának folyamata a 3.2.3 fejezetben bemutatásra került (Ábra 65). Ebben a fejezetben a megvalósításra fektetem a hangsúlyt és nem az alkalmazott algoritmusra. A MinnesotaCode komponens egyik célja a különféle döntéshozatali módszerek összehasonlítása. Mivel minden módszer esetében különböző műveleti sorrend végrehajtásával, és esetenként más adatok felhasználásával jutunk el a diagnosztikai eredményhez, ezért a módszer specifikus számítások elvégzése az utolsó lépés. Ezt a „lusta kiértékelési” módszer alkalmazásával érjük el [34]. Ennek a módszernek a lényege, hogy a legvégsőig elodázzuk a szükséges műveletek elvégzését. A „lusta kiértékelésnek” teljesítménybeli előnyei is lehetnek [35]. Gyakorlatban ezt a *RuleEvaluationStep* típus bevezetésével érjük el, amely aggregálja az ontológiából kinyert adatokat és továbbítja a kiértékelési módszereknek, amelyek elvégzik a konkrét számításokat. A *RuleEvaluationStep*-nek fontos tulajdonsága, hogy *immutable* (megváltoztathatatlan) adatstruktúra. Az *immutable* vagy *persistent* adatstruktúrák teljesítménye és előnye már bizonyított tény [36][43]. A MinnesotaCode modul esetében a fő jelentősége ennek a ténynek a párhuzamosítás egyszerűségében jelenik meg [37][38]. A különféle diagnosztikai módszerek kiértékelését egy adott mintára párhuzamosan végezheti a rendszer.



Ábra 65: a diagnosztika feldolgozását leíró szekvencia diagram

4.2.6 Eredmények feldolgozása

A diagnosztikai eredmények javításánál fontos a MinnesotaCode komponens által előállított eredmények kiértékelése. Ezt referencia eredmények bevezetésével érjük el. A referencia értékek előállításához több kiértékelési módszer futtatunk a rendelkezésre álló adatokon. A hagyományos MC módszer eredményeit használjuk referenciaként a fuzzy alapú módszer kiértékelésénél. A klasszikus, expert system elvekre épülő, crisp értékekkel dolgozó Minnesota kód eredményei elfogadottak és elismertek, ezért a továbbiakban ezekre referencia értéként hivatkozunk. A referencia értéktől való eltérés mértéke alapján klasszifikáljuk az eredményeket. A hangsúlyt azokra az eredményekre fektetjük, ahol a fuzzy alapú módszer eredménye eltér a klasszikus módszer eredményétől. Ezekben az esetekben, a *PhysioNet* adatbázisban található, orvos által megállapított diagnosztikához viszonyítjuk a fuzzy módszer eredményét. Az összehasonlítás és az elemzés részletei a 3.5 fejezetben megtalálhatóak.

ÖSSZEGZÉS (TÉZISEK)

A vizsgált diagnosztikai rendszer 12 csoportból, megközelítőleg 50 bemeneti csatornából vesz adatokat, azaz ennyi bemeneti paraméterből választva képez szabályokat. A szabálykimenetek gyakorlatilag a hierarchikus döntéshozatali rendszerben a továbblépést kanalizálják, azaz, ha a szabályfeltételek teljesülnek, akkor a szabálykimenet szerinti ágon folytatódik a további szabályok kiértékelése.

Megalkottam a Minnesota kód kardiológiai diagnosztikai szakértői rendszer fuzzy alapú, bizonytalanságot kezelő módosítását, követve az eredeti Minnesota kód rendszerszerkezeti felépítését, fazifikálva a bemeneti paramétereket, fuzzy operátorokat alkalmazva a szabályblokkok tüzelési szintjének meghatározására.

Ezen belül először **szabályalapú, csoportalapú** megközelítést alkalmaztam, ami azt jelentette, hogy egy fuzzy következtetési blokk egy szabállyal egyenértékű. A szabálykimenet mindenképpen tükrözte az egyes bementi paraméterekre vonatkozó tüzelési szinteket, illetve azok aggregált értékét és a továbblépést azonnali defazifikálással oldottam meg. Ha a bemeneti paraméterekre vonatkozó aggregált tüzelési szint elér egy adott értéket, akkor léphetünk túl a döntési hierarchia következő szintjére. A megközelítés azért fontos, mert a preferenciamodell úgy működik, hogy ha bizonyos szabályok tüzelnek, akkor ez a szabálycsoport határozza meg az adott betegséget. A paraméterek fazifikálásakor figyelembe vettem, hogy korábbi Minnesota kód fazifikálást leíró forrásokban is, az úgynevezett kizáró szabályokra alapozva, de a tűrési határ (5-10%) figyelembe vételével dől el a kimenet.

Az, hogy a bemenetek számától függően akár 5-10 bementi paramétert is kezel egy ilyen blokk, és minden egyes szabálynál újra kell fazifikálni a szabályok bemeneti paramétereit, jelentős redundanciát okozott, hiszen egy-egy bementi paraméter több szabályblokk tüzelésénél is szerepet játszott. Az említett redundanciát elkerülendő a vizsgált Minnesota kód alapú rendszert a továbbiakban **bemenetalapú** megközelítésben módosítottam, azaz a szabályfeltételek fazifikálását egységesen végeztem el, mégpedig úgy, hogy azokat a szabályokat foglaltam egy fuzzy csoportba (fuzzy blokkba), amely ugyanazon bemenetet használják a következtetéshez. További módosításként a kizáró szabályok szerepét is figyelembe vettem, mert ez a teljes rendszer komplexitását valamelyest csökkentette.

A kutatás e szakaszában, tehát a **bemenetalapú fazifikált Minnesota** modellben figyelembe vettem, hogy a 12 bemeneti paraméter mindegyike akár több szabály bemeneti paramétere is lehet, legfeljebb a feltételben más intervallumhatárba kell beilleszkedniük. Egy szabálynál gyakran 3-4 bemeneti paraméter illeszkedését kell vizsgálni a szabálypremisszákhöz, és egy bement akár 6-8 szabály bemeneteihez is illeszthető. A **bemenetalapú fazifikált Minnesota** modellben az egy csoportba tartozó szabályoknál ugyanazok a bemeneti paraméterek szerepeltek, ezek illeszkedési szintjét egy blokkon belül aggregáltam. Több operátor vizsgálata után a blokk (szabálycsoport) kimeneti tüzelési szintjét a paraméterek és megfelelő feltételben szereplő értékeik illeszkedési szintjének minimumaként határoztam meg. A Mamdani típusú következtetésben alkalmazott fuzzy halmaz helyett tehát egy megfelelési, tüzelési szintet definiáltam szabálykimenetként a fuzzy blokkból, és a következő döntési szintre ennek defazifikált, crisp értékét vittem tovább. A defazifikáció szerint igaz (1) vagy hamis (0) kimenetet adtam meg, első alkalommal alapozva a **konzisztencia (megfeleltetési)** szintre, amely egyfajta tűréshatárt jelent a szabályblokk figyelembe vételét illetően a döntéshozatali eljárásban, azaz ha a számított kimenet az előre megadott konzisztencia-szinttől kisebb, akkor a kimenet 0 (a szabályblokk nem tüzel), ha ennél nagyobb, akkor a kimenet 1, azaz a szabályblokk tüzel. A rendszer összetettségéből adódóan mielőbb törekedtem a defazifikációra, hogy a szabályblokkokat a Minnesota kód eredeti struktúrája szerint fűzhessem a továbbiakban döntési láncba.

Az esettanulmány, amely létező adatbázison tesztelte a modellt, már megmutatta, hogy a módosított, fazifikált szabály- és bemenetalapú rendszer árnyaltabban reagál a bemenetek és a szabálypremisszák találkozására.

A modellépítéshez felhasznált szoftver eredetileg a Matlab Fuzzy Toolbox (MFT) volt, amely ugyan széles körben alkalmazható, és bővíthető bizonyos modulok irányában, de vannak olyan elemei, amelyek az operátorválasztást, a következtetési rendszer modifikálását nem engedik. A Minnesota kód szabályalapú fazifikálásával párhuzamosan más kockázatkezelő, általam fejlesztett fuzzy alapú alkalmazások is arra mutatattak rá, hogy az MFT csomag bővítése korlátozott. Ennek alapján döntöttem úgy, hogy egy saját fejlesztésű csomagot készítek fuzzy alapú következtetési rendszerek kidolgozására, amely szabadon elérhető és letölthető.

Az eredmények verifikálásához a fuzzy blokkokat hierarchikus szimulációs rendszerbe építettem a Matlab Simulink csomag segítségével, azonban a rendszer a döntéshozatali fa-struktúra bonyolultsága miatt merev, nehezen módosítható és kezelhető volt. Az általam fejlesztett programcsomaggal ezért saját megoldást adtam a kimenetek számítására.

Fuzzy ontológia alapú preferenciamodell

A kutatásaim kezdetén bevezetett, általam fejlesztett szoftvercsomag ugyan jól kezelte a módosításokat, speciális operátorcsaládokat és fuzzy halmazokat, de a rendszer komplexitása továbbra is igen nagy volt, hiszen ragaszkodtam a hagyományos Minnesota kód szerkezeti felépítéséhez. Ezért más megközelítéssel (ontológiával) próbáltam azt redukálni, áttekinthetőbbé tenni. Megoldást kellett találni arra a problémára is, hogy ez a rendszer nem működik megfelelően, ha a bemeneti paraméterértékek közül valamelyik hiányzik, nem mérik azt, vagy hiba folytán nem érkezik be a döntéshozatali rendszerhez. Esetleges további paraméterrel figyelhettük volna a bementi adatok meglétét, de ez még inkább megnövelte volna a rendszer statikus struktúráját és lassította volna annak dinamikus működését. A kizáró szabályok alkalmazásánál a rendszer merevsége problémát okozott, ezért szükség volt a rendszerelméleti váltásra.

Az bemutatott szabályalapú fuzzy megközelítés tükrözte a szakértői rendszer alapú Minnesota kód (MCI) rendszerszerkezetét, és így éppoly komplex volt, mint az eredeti. Az MCI rendszer struktúraváltás nélküli átültetése egy komplex hierarchikus fuzzy döntéshozatali rendszerbe még nem hozta meg a kellő eredményeket a teljes rendszer működésének tekintetében. A korábbi szabályorientált módszer továbbfejlesztésével egy **ontológia-alapú döntéshozatali rendszert hoztam létre**, amelyben type-1 és type-2 típusú fuzzy halmazokkal is modellezhetőek a rendszerparaméterek. Az ontológia építését részben a *Protégé* csomag bővítésével, részben önállóan szerkesztett szoftvercsomag segítségével végeztem.

Az alkalmazott következtetési rendszer és a konzisztencia-szint

A hagyományos MCI diagnosztikai rendszerben és az általam bevezetett fuzzy alapú következtetési rendszerekben (a szabályalapúban és az ontológia-alapúban is) a Modus Ponens az alapvető logikai következtetési szabály, ahol

((Ha A akkor B) és A) tehát B

és a **Ha A akkor B** egy diagnosztikai szabály, amelynek **A** szabálypremisszáját a mért bemeneti paraméteradattal összevetve állapítjuk meg, hogy a mért érték az adott határok között mozog-e (teljesül-e a szabály feltétel-része), azaz a szabály tüzelőképes-e vagy nem. A crisp MCI megközelítésben éles intervallumhatárokat figyelembe véve döntjük el, hogy a **B** szabálykimenet megvalósul-e, avagy nem. Ha a hagyományos MCI diagnosztikai rendszerben egy szabály tüzelését 1, a szabály érzéketlenségét 0 jelöli (mint a szabályhoz rendelt igazságérték adott logikai szabály és adott bemenet esetében), akkor a fuzzy alapú módosított Modus Ponens esetében ez az igazságérték, avagy a szabály tüzelési szintje a $[0,1]$ intervallumbeli szám lehet. Ugyanakkor ebben a hierarchikus döntéshozatali fában a szabály tüzelése egyben a döntéshozatali fában történő továbblépést (vagy a végső döntéshozatalt) jelenti, és a $[0,1]$ intervallumbeli fuzzy igazságérték alapján a rendszernek el kell döntenie, továbblép-e, tüzeltnek tekinti-e a szabályt, vagy figyelmen kívül hagyja azt. Több ide vonatkozó adatbázis adatait és statisztikai mutatóit figyelembe véve olyan döntéshozatali módszert dolgoztam ki, amely a megfelelési szint, azaz **konzisztenciaszint** alapján dönt arról, hogy a hagyományos MCI rendszer döntését felülbírálván type-1 illetve tovább finomítva type-2 típusú fazifikált paraméterekkel biztosabb diagnosztikát adjon.

A diagnosztikai eredmények feldolgozásának elősegítése érdekében a szabálykimenetek alapján a szabály eredményeket négy csoportba soroltam: „határeset”, „inkonzisztens”, „domináns” és „normális”. A kategorizálást egy, szoftverrendszer által támogatott algoritmus végzi.

A diagnosztikai eredmény-halmazokban a szabályra vonatkozó következtetést akkor klasszifikáljuk „határesetnek”, ha a szakértői rendszer alapú MCI megközelítés és az első tézisben említett szabályalapú fuzzy megközelítés között az eltérés meghalad egy adott küszöböt. A zaj toleranciák alapján meghatározott küszöbérték, azaz, ez a **konzisztenciaszint** általában 10%. Például amennyiben az MCI módszer eredménye egy adott diagnosztikai szabályra „igaz” és a szabályalapú fuzzy megközelítés által kapott igazságérték 0,89, akkor ez a szabály már „határeset”.

“Inkonzisztensként” azokat az eredmény-halmazokat kategorizáljuk ahol az MCI és a fuzzy szabályalapú rendszer eredményei érdemben különböznek, azaz ahol az eltérés meghaladja az 50%-ot (konzisztenciaszint), és a kétféle kiértékelés egészen biztosan

különböző kimenetet eredményez. Példa erre, ha az MCI módszer “hamis” diagnosztikát eredményezett, míg a fuzzy alapú módszer szerinti igazságérték 0,9903 (a vizsgált adatbázisban előforduló eset). Az ilyen helyzetekben további fuzzy alapú kiterjesztéseket alkalmazhatunk, például a type-2 típusú parametrizálást, amely a fazifikált paraméterek további bizonytalansági mutatóját kezeli, és lehetővé teszi a döntéshozatal finomabb hangolását. Amennyiben egy diagnosztikai eredmény halmaz esetében a két fuzzy alapú (type-1 és type-2) módszerrel kapott eredmények között az eltérés jelentős - azaz meghaladja az 50%-ot, és újra befolyásolja a döntéshozatali fában való továbblépést, a diagnosztikai eredmény-halmazt „dominánsnak” nevezzük.

Amennyiben az MCI és a fazifikált szabályrendszer következtetései között nincs érdemi eltérés (azaz nem a fenti három eset egyikét azonosítjuk), akkor a besorolás „normális”.

Az Incart adatbázison a Q és QS mintákat kiértékelő diagnosztikai szabályok végrehajtásával 5265 mintát kapunk. Az 5265 mintából 88 kategorizálható, mint “határeset”, 621, mint “domináns” és 19, mint “inkonzisztens”. A TWA adatbázison a Q és QS mintákat kiértékelő diagnosztikai szabályok végrehajtása 4980 mintát eredményez. A diagnosztikai eredményeknél 162 minta tartozik a „határeset” kategóriába, 661 minta megjelölhető, mint „domináns” és 73 minta „inkonzisztens”. PTB adatbázison történő végrehajtása a Q és QS diagnosztikai szabályoknak 37960 mintát eredményez. A „határeset” minták száma mindössze 88, a „domináns” minták száma 621 és 240 minta kategorizálható „inkonzisztensnek”.

A diagnosztikai eredmények feldolgozásánál elsődleges szempont volt számomra az „inkonzisztens” eredmények megvizsgálása. Ezek azok a diagnosztikai eredmények, amelyek külön figyelmet igényelnek, ugyanis a Minnesota kód hierarchikus felépítéséből eredendően egész diagnosztikai ágakat zárhatnak ki a pontatlan diagnosztikai következtetések.

A type-1 és a type-2 típusú fuzzy paraméterek jelentőségéről a döntéshozatalban

Amennyiben type-1 alapú ábrázolást alkalmazunk a hullámformák reprezentálására, egy adott bemenetre az adott szabálynál egy fuzzy igazságérték a kimenet. A kimenet önmagában nem hordoz bizonytalanságot, de tételezzük fel, hogy növelni szeretnénk a mérési hiba toleranciát 5%-ról 10%-ra (azaz bővítenénk a tagsági függvények tartóját). A type-1 fuzzy reprezentálás esetében ez az igazságértéket meghatározó intervallum

kiszélesítését is jelenti, és diagnosztikai szempontból a rendszer szigorúsága jelentősen eltér az eredeti szabálydefinícióktól. Gyakorlati szempontból az MCI és a type-1 fuzzy reprezentálás által nyújtott diagnosztikai eltérések abban nyilvánulnak meg, hogy a fuzzy megközelítés a diagnosztizálás pontosítása helyett egy újabb kockázati tényezőt (a hibatoleranciát) kezel. Diagnosztikai szempontból elvárható azonban, hogy ezen belül a nagyobb mérési hibatolerancia bevezetésével (azaz a defazifikált paraméterek tagsági függvényének tartója kiszélesítése után) a bizonytalansági faktor függvényében adjunk szabálykimenetet. Ahhoz, hogy a döntésünkhöz párosuló bizonytalansági tényezőt is beépítsük a rendszerbe, a type-1 alapú fuzzy megközelítés elégtelen, azonban a paraméterek type-2 alapú reprezentálása lehetővé teszi a számunkra, hogy a szabálykimenet mellé párosíthatunk egy, a hibahatárok módosításának hatását tükröző bizonytalansági tényezőt is.

A rendszerfelépítésből adódóan egy szabályhoz vagy szabálycsoporthoz több bemenet tartozik, és mindegyik esetében tüzelési szintet kell számítani, amit most már a type-2 típusú paraméter-reprezentáció miatt egy újabb (bizonytalanságot leíró) tényező is kísér. Felmerül tehát a kérdés, hogy a szabály kimenetének számításakor hogyan hasson arra a type-2 típusú bemenetek bizonytalansági paramétere. A szabályból vagy szabálycsoportból való továbblépést kell meghatároznunk, hiszen a defazifikált kimenet mindössze annak a megadása, hogy a döntéshozatali fában a szabályt követő ágakra továbblépünk-e avagy sem. Ezért a type-2 típusú bizonytalansági szint figyelembe vételével a kimenet meghatározásához végül is típusredukciót kell végrehajtanunk (kettesből egyes típusba) és meg kell oldanunk a defazifikálást is (azaz tüzelőnek vagy nem tüzelőnek kell nyilvánítanunk a szabályt).

Két módszert vezettem be ennek megadására: **a leképzett típus aggregálás** módszerét és az **aggregált intervallumok leképzésének** módszerét. Mindkettő összhangba hozható az Minnesota kódnál való alkalmazással, de általánosan is alkalmazható hierarchikusan felépített, fuzzy következtetésen alapuló és type-2 szabálypremisszával és szabálykövetkezménnyel rendelkező szabályrendszer esetében is.

A leképzett típus aggregálás módszernél a szabályhoz tartozó bemenetek bizonytalansági intervallumaihoz a következtetési szabály kiértékelésekor egyenként egyetlen bizonytalansági számot rendelünk (redukálunk, leképezünk egy bizonytalansági

intervallumot egyetlen bizonytalansági számra), majd ezeket aggregáljuk, hogy egyetlen kimeneti bizonytalansági mutatót kapjunk a teljes szabály szintjén.

Az aggregált intervallumok leképzésének módszernél a szabályhoz tartozó bemenetek esetében a bizonytalansági intervallumokat először összevonjuk, aggregáljuk, majd ezen összevont, a teljes szabályt jellemző bizonytalansági intervallumot redukáljuk, és rendelünk a szabályhoz egyetlen kimeneti tüzelési szintet. Mindkét módszert az ismert adathalmazokon több alkalmazható operátorral is teszteltem és a megfelelő következtetéseket levontam.

1. tézis

Megalkottam a Minnesota kód kardiológiai diagnosztikai szakértői rendszer fuzzy alapú, bizonytalanságot kezelő módosítását, szabályalapú, ezen belül csoport- illetve bemenetalapú megközelítésben, követve az eredeti Minnesota kód rendszerszerkezeti felépítését, fazifikálva a bemeneti paramétereket, fuzzy operátorokat alkalmazva a szabályblokkok tüzelési szintjének meghatározására, és bevezettem a konzisztencia-szint alapú defazifikálást, amely a döntéshozatali fában való továbblépést meghatározza. A módosított fuzzy alapú Minnesota rendszer működését a PhysioNet adatbázis adathalmazát felhasználva verifikáltam, azaz megmutattam, hogy a módosított fuzzy alapú Minnesota kód érzékenyebben reagál a bemeneti paraméterek kis változásaira is a hagyományos szakértői rendszerénél [83].

Saját szoftvercsomagot hoztam létre, amely különböző fuzzy halmazokon, különböző operátorok segítségével fuzzy műveletek elvégzését biztosítja, és lehetővé teszi a fuzzy alapú következtetési rendszerek működésének szimulációját, modulárisan bővíthető, és bementként elfogadja és feldolgozza a Matlab környezetben épített fuzzy (fis) modelleket is.

Publikálva: [<https://github.com/snorbi07/FuzzyLogicTools>]

2. téziscsoport

Egy ontológia-alapú döntéshozatali rendszert hoztam létre, mely a szakértői rendszer rendszerparamétereit és szabályait felhasználva, interval type-2 fuzzy következtetésen alapuló és interval type-2 szabálypremisszával és szabálykövetkezménnyel rendelkező szabályrendszer esetében alkalmazható számítási módszerek segítségével előállított

kimeneteket felhasználva, konzisztenciaszint alapú döntéshozatali módszert alkalmazva ellenőrzi és esetlegesen felülbírálja a szakértői rendszer kimenetét.

2.1 tézis

A Minnesota diagnosztikai rendszer rendszerparamétereit és szabályait felhasználva és a fuzzy alapú szabályorientált módszert alapul véve egy **ontológia-alapú döntéshozatali rendszert hoztam létre**, amelyben type-1 és type-2 típusú fuzzy halmazokkal is modellezhetőek a rendszerparaméterek. A rendszer előnye továbbá, hogy jól parametrizálhatóak a rendszerelemek, és a korábbi megközelítésekkel ellentétben, kezeli azokat a helyzeteket is, amikor nem áll a rendelkezésünkre a merev rendszerszerkezetet alaphól működtető teljes bemeneti paraméterhalmaz, hanem esetlegesen csak annak egyes részhalmazai [82].

Az ontológia építését részben a *Protégé* csomag segítségével, részben **önállóan szerkesztett, fuzzy alapú elemekkel bővített szoftvercsomag** segítségével végeztem. A rendszer általánosítható, hiszen az ontológia megadásakor a modellhez kapcsolódó rendszerszerkezet fazifikált paramétereit (választhatóan egyes vagy kettes típusúakat), és a rendszerszabályokat a problémakörhöz kapcsolódóan, tapasztalati vagy más módon felvázolt rendszerelemekből felépíthetjük.

Publikálva: [https://github.com/snorbi07/MinnesotaCode].

2.2 tézis

Az inkonzisztens szabálycsoportok esetében kiemelten fontos type-2 típusú fuzzy paramétereket magában foglaló, hierarchikusan felépített következtetési rendszerben a szabálycsoporthoz tartozó kimenet számításához két módszert vezettem be: **a leképzett típus aggregálás** módszerét és az **aggregált intervallumok leképezésének** módszerét. Mindkettő összhangba hozható a Minnesota kódnál való alkalmazással, de általánosan is alkalmazható hierarchikusan felépített, fuzzy következtetésen alapuló és type-2 szabálypremisszával és szabálykövetkezménnyel rendelkező szabályrendszer esetében is [84].

2.3 tézis

A vizsgált fuzzy paraméterekkel és következtetési rendszerrel felépített hierarchikus döntéshozatali fában, ahol a szabály tüzelése egyben a döntéshozatali fában történő továbblépést (vagy a végső döntéshozatalt) jelenti, több ide vonatkozó adatbázis adatait és statisztikai mutatói figyelembe véve olyan döntéshozatali módszert dolgoztam ki, amely a megfelelési szint, azaz **konzisztenciaszint** alapján dönt arról, hogy a

hagyományos Minnesota rendszer döntését felülbírálván type-1, illetve tovább finomítva type-2 típusú fázifikált paraméterekkel biztosabb diagnosztikát adjon. A diagnosztikai eredmények feldolgozásának elősegítése érdekében a szabálykimenetek összehasonlítása alapján az eredményeket és ezáltal a szabályokat is négy csoportba soroltam, ezek: „határeset”, „inkonzisztens”, „domináns” és „normális”. A kategorizálás egy általam kidolgozott algoritmus alapján történik. A módszer hatékonyságát a PhysioNet adatbázis adathalmazát felhasználva ellenőriztem [84].

AZ EREDMÉNYEK HASZNOSÍTÁSA, TOVÁBBFEJLESZTÉSI LEHETŐSÉGEK

Szoftver komponensek optimalizálása

Az FLT jelenlegi implementációja esetében a tagsági függvények számítási komplexitása konstans $O(1)$ [24]. Azonban a számítási igények mértéke a fuzzy szabályok kiértékelése esetén jelentősen megnő, ugyanis a defazifikációs lépés a kimeneti tartomány egészére elvégzi a szükséges számításokat. Tehát egy kimenetre a fuzzy szabályok kiértékelése $O(n)$ komplexitású, ahol az n tényező megegyezik a vizsgált tartományban elvégzett lépések számával. Több fuzzy kimenet esetén a következtetési algoritmus komplexitása $O(n^2)$.

Egy lehetséges optimalizálási lépés az offline számítás [25]. Ebben az esetben előre elvégezzük a szükséges számításokat, és az így kapott eredmény egy „*lookup*” tábla. Futási időben az előre létrehozott „*lookup*” táblát alkalmazzuk, amelyből a bemeneti értékek alapján kiolvasható a fuzzy alapú döntéshozatal eredménye. A táblából való kiolvasás megvalósítható $O(1)$ vagy $O(\log n)$ komplexitású algoritmussal, ami annyit jelent, hogy, a „*lookup*” tábla méretétől függetlenül, ugyanannyi művelet szükséges az eredmények kiolvasásához. Más szavakkal, a fuzzy bemenetek és kimenetek száma nem befolyásolja az eredmények előállításának a sebességét. Az $O(1)$ komplexitás esetén a végeredmény előállítását jelentősen befolyásolhatja a konstans N tényező, amely az aktuális esetben a táblából való kiolvasáshoz szükséges műveletek végrehajtásának száma. Ez jelentősen csökkenthető, amennyiben kihasználjuk a modern *hardwarek* által nyújtott lehetőségeket. Abban az esetben, ha a „*lookup*” táblát egy folyamatos memória blokkal ábrázoljuk, a modern processzorok esetében azok a cache memóriába kerülnek, hiszen a cache hogy akár egy nagyságrenddel gyorsabb, mint a (RAM) memória.

Diagnosztikai algoritmus bővítése

Jelen esetben a diagnosztikák előállítására az előre meghatározott fuzzy szabályokat alkalmazzuk. A diagnosztika precizitás további javításának érdekében statisztika alapú módszerek felhasználása kínál lehetőségeket. A bemeneti adatok és az előállított eredmények és részeredmények a végső diagnosztikától függetlenül információ értékkel rendelkeznek. A jelenlegi – csak egy adott páciens adatait alkalmazó – módszer kibővíthető olyan formában, hogy a végső diagnosztika megállapítása előtt figyelembe

vegye a más páciensek esetén előállt részeredményeket és diagnosztikákat. Már régóta ismert a tény, hogy a páciensek egészségére különféle külső tényezők, mint például a dohányzás, jelentős kihatással vannak [39]. Egyéb kockázati tényezők is meghatározhatóak és felhasználhatóak az időben történő megelőzés biztosításának érdekében [40]. A szemantikai modell felépítése az első lépés az összetett kapcsolatok támogatására a diagnosztikák előállítása esetén. Ahhoz, hogy tovább bővítsük a szemantikai modellt további kapcsolatokkal, fel kell térképezni azokat. A *Physionet* adatbázis egy lépés ennek az irányában, azonban nem aknázza ki a modern informatika által nyújtott lehetőségeket. A „*big data*” módszerek bevezetésével, rögzíthető az összes bementi adat és a különféle döntéshozatali módszerek eredménye. Ez párosítható az orvosok által előállított diagnosztikákkal. A „*data science*” alkalmazásával az ontológiai kapcsolatok bővítése válik lehetségessé. Az ontológiák felhasználásának egyik előnye, az adathalmazok rendszerezése már elismert tény egyes kutatási területeken, mint a például a bioinformatika [41][42]. Ezek az előnyök az egészségügyben további területeken is kamatoztathatóak lennének.

FELHASZNÁLT IRODALOM

- [1] Balázs, K. Haraszti, Gy. Kozmann, "Increasing the Efficiency of the "Excluding Rules" of the Minnesota Coding System using the Fuzzy Logic", *Measurement Science Review*, Vol. 5 Section 2, 2005.
- [2] Peter W. M, Shahid L., "Automated serial ECG comparison based on the Minnesota code", *Journal of Electrocardiology*, Vol. 29, Sup. 1, pp 29-34, 1996.
- [3] Sram, N., Takacs, M. "Minnesota code: A fuzzy logic-based approach", *Proc. of the 11th International Symposium on Computational Intelligence and Informatics (CINTI)*, pp. 233-236. 2010, Budapest, Hungary, 2010.
- [4] Prineas, Ronald J., Crow, Richard S., Zhang, Zhu-ming, "The Minnesota Code Manual of Electrocardiographic Findings", ISBN: 978-1-84882-777-6
- [5] Ceusters W Ab , Smith B Bcd , De Moor G A, "Ontology-Based Integration of Medical Coding Systems and Electronic Patient Records", *IFOMIS Reports*, 2004
- [6] John R. Hampton, "The ECG Made Easy 8th Edition", 2013
- [7] <http://protege.stanford.edu>
- [8] Birte Glimm, Ian Horrocks, Boris Motik, Giorgos Stoilos, Zhe Wang, "Hermit: An OWL 2 Reasoner", *Journal of Automated Reasoning*, October 2014, Volume 53, Issue 3, pp 245-269
- [9] Goldberger AL, Amaral LAN, Glass L, Hausdorff JM, Ivanov PCh, Mark RG, Mietus JE, Moody GB, Peng C-K, Stanley HE. *PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals. Circulation 101(23):e215-e220 [Circulation Electronic Pages; http://circ.ahajournals.org/cgi/content/full/101/23/e215]; 2000 (June 13).*
- [10] Doina Drăgulescu, Adriana Albu, "Medical Predictions System", *Acta Polytechnica Hungarica Vol. 4, No. 3, 2007, pp89*
- [11] Fernando Bobillo and Umberto Straccia, „Aggregations Operators and Fuzzy OWL 2”, *Proceedings of the 2011 International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-11)*, 2011.
- [12] Sidhu, Amandeep S., Paul J. Kennedy, Simeon Simoff, Tharam S. Dillon and Elizabeth Chang. "Knowledge Discovery in Biomedical Data Facilitated by Domain Ontologies.", In *Medical Informatics: Concepts, Methodologies, Tools, and Applications*, ed. Joseph Tan, 2096-2108 (2009), accessed July 11, 2015. doi:10.4018/978-1-60566-050-9.ch160
- [13] Birte Glimm, Ian Horrocks, Boris Motik, and Giorgos Stoilos, „Optimising Ontology Classification.”, *Proc. of the 9th Int. Semantic Web Conf. (ISWC 2010)*, volume 6496 of LNCS, pages 225--240, Shanghai, China, November 7-11 2010. Springer.
- [14] Boris Motik, Bernardo Cuenca Grau, and Ulrike Sattler, „Structured Objects in OWL: Representation and Reasoning”, *Proc. of the 17th Int. World Wide Web Conference (WWW 2008)*, pages 555-564, Beijing, China, April 21-25 2008. ACM Press.
- [15] Friesen, G.M, Jannett, T.C. ; Jadallah, M.A. ; Yates, S.L. ; Quint, S.R. ; Nagle,

- H.T., „A comparison of the noise sensitivity of nine QRS detection algorithms”, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Volume 37, Issue 1, pages 85 – 98, 1990
- [16] Qilian Liang, Jerry M. Mendel, „Interval Type-2 Fuzzy Logic Systems: Theory and Design”, IEEE Transactions on Fuzzy System, Vol. 8, No. 5, October 2000
- [17] Mendel, J.M., „Uncertain Rule-Based Fuzzy Logic Systems: Introduction and New Directions”, Computational Intelligence Magazine, IEEE, Vol. 2, Issue 1, 2007
- [18] Dongrui Wu, Jerry M. Mendel, „Uncertainty measures for interval type-2 fuzzy sets”, Elsevier Information Sciences, Volume 177, Issue 23, December 2007
- [19] Moody GB, „The PhysioNet / Computers in Cardiology Challenge 2008: T-Wave Alternans”, Computers in Cardiology 35:505-508; 2008.
- [20] Boussejot R, Kreisler D, Schnabel, A. Nutzungm „EKG-Signaldatenbank CARDIODAT der PTB über das Internet”, Biomedizinische Technik, Band 40, Ergänzungsband 1 (1995) S 317
- [21] Cingolani, Pablo, and Jesus Alcala-Fdez. "jFuzzyLogic: a robust and flexible Fuzzy-Logic inference system language implementation." Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE), 2012 IEEE International Conference on. IEEE, 2012.
- [22] Damodaram Kamma, Pooja Maruthi, “Effective unit-testing in model-based software development”, Proceeding AST 2014 Proceedings of the 9th International Workshop on Automation of Software Test, 36-42pp, 2014
- [23] Williams, L. ; Kudrjavets, G. ; Nagappan, N., “On the Effectiveness of Unit Test Automation at Microsoft”, Software Reliability Engineering, 2009. ISSRE '09. 20th International Symposium, 81-89pp
- [24] Donald E. Knuth, “Big Omicron and big Omega and big Theta”, ACM SIGACT News, 1976
- [25] P. V. S. Sobhan, G. V. Nagesh Kumar, M. Ramya Priya, B. Venkateswara Rao, “Look Up Table Based Fuzzy Logic Controller for Unmanned Autonomous Underwater Vehicle”, ACT '09 Proceedings of the 2009 International Conference on Advances in Computing, Control, and Telecommunication Technologies, 497-501pp, 2009
- [26] Barbara Liskov, Addendum to the proceedings on Object-oriented programming systems, languages and applications, OOPSLA '87, 17-34pp, 1987
- [27] Snijders, C.; Matzat, U.; Reips, U.-D., "'Big Data': Big gaps of knowledge in the field of Internet", International Journal of Internet Science 7: 1–5. , 2012
- [28] Ibrahim Abaker Targio Hashem, Ibrar Yaqoob, Nor Badrul Anuar, Salimah Mokhtar, Abdullah Gani, Samee Ullah Khan, “The rise of "big data" on cloud computing: Review and open research issues”, Information Systems, Volume 47, January 2015, Pages 98-115, ISSN 0306-4379
- [29] Vasant Dhar, “Data Science and Prediction”, Communications of the ACM, Vol. 56 No. 12, Pages 64-73
- [30] Mehryar Mohri, Afshin Rostamizadeh, Ameet Talwalkar, “Foundations of Machine Learning”, MIT Press ISBN 9780262018258. , 2012
- [31] Brewster Christopher, Alani Harith, Dasmahapatra Srinandan, Wilks Yorick,

- „Data Driven Ontology Evaluation”, International Conference on Language Resources and Evaluation, Lisbon, Portugal, May 2004.
- [32] Melanie Hilario, Phong Nguyen, Huyen Do, Adam Woznica, Alexandros Kalousis, „Ontology-Based Meta-Mining of Knowledge Discovery Workflows”, *Meta-Learning in Computational Intelligence Studies in Computational Intelligence Volume 358*, 2011, pp 273-315
- [33] René Witte , Ninus Khamis , Juergen Rilling, „Flexible Ontology Population from Text: The OwlExporter”, *Int. Conf. on Language Resources and Evaluation (LREC)*, 2010
- [34] John C. Reynolds, „Theories of Programming Languages”, ISBN-13 978-0521108979, 2009
- [35] Butler Lampson, „Lazy and speculative execution in computer systems”, *Proceeding of the 13th ACM SIGPLAN international conference on Functional programming (ICFP 2008)*, 2008
- [36] Chris Okasaki, *Purely functional data structures*, Cambridge University Press, ISBN 0-521-66350-4, 1998
- [37] Brian Goetz, “Java Concurrency in Practice”, Addison Wesley Professional, Section 3.4. Immutability, 2006
- [38] Igor Pechtchanski, Vivek Sarkar, "Immutability specification and its applications". *Concurrency and Computation: Practice and Experience* 17 (5–6): 639–662 (2005).
- [39] Alfred P. Hallstrom, Leonard A. Cobb, Roberta Ray, “Smoking as a Risk Factor for Recurrence of Sudden Cardiac Arrest”, *The New England Journal of Medicine* 314, pp 271-275, 1986
- [40] Timothy J. Hodgettsa, Gary Kenwardb, Ioannis G. Vlachonikolisc, Susan Payneb, Nicolas Castleb, “The identification of risk factors for cardiac arrest and formulation of activation criteria to alert a medical emergency team”, *Resuscitation Volume 54, Issue 2*, pp 125–131 , 2002
- [41] Nicole Washington, Suzanna Lewis, “Ontologies: Scientific Data Sharing Made Easy”, *Nature Education* 1(3):5, 2008
- [42] Seth Carbon, Amelia Ireland, Christopher J. Mungall, ShengQiang Shu, Brad Marshall, Suzanna
- [43] Søndergaard, Harald, Sestoft, Peter, "Referential transparency, definiteness and unfoldability", *Acta Informatica* 27, 505–517, 1990
- [44] <http://www.mathworks.com/products/matlab/>
- [45] <http://www.mathworks.com/products/fuzzy-logic/>
- [46] E. Tóth-Laufer, “Soft computing-based techniques in real-time health monitoring systems”, in *Proc. of the International Engineering Symposium at Bánki, Efficiency, Safety and Security (IESB 2013)*, Budapest, Hungary, November 19, 2013.
- [47] Kóczy T. László, Tikk Domonkos, “Fuzzy rendszerek”, Typotex, ISBN 963 9132 55 1, 2001
- [48] L. A. Zadeh. Fuzzy sets. *Information and Control*, 8(3):338–353, 1965.
- [49] Fuzzy Logic Toolbox – R2012a Documentation [Online], Available: <http://www.mathworks.com/help/toolbox/fuzzy/jp351dup8.html> [Febr 04,

2014]

- [50] J. Dombi, „Towards a General Class of Operators for Fuzzy Systems”, IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2008, Vol. 16, No. 2, pp. 477-484.
- [51] Fuzzy Logic Toolbox – Defuzzification Methods, Mathworks, <http://www.mathworks.com/products/fuzzy-logic/demos.html?file=/products/demos/shipping/fuzzy/defuzzdm.html#2> [Febr 04, 2014]
- [52] A.V. Patel, “Simplest Fuzzy PI Controllers under Various Defuzzification Methods”, *International Journal of Computational Cognition*, Vol. 3, No. 1, March 2005, <http://www.yangsky.yangijcc.htm>
- [53] R.Fullér, „Fuzzy Reasoning and Fuzzy Optimization,” Turku Centre for Computer Science, 1998, <http://uni-obuda.hu/users/fuller.robert/sda1.pdf>
- [54] Zs.Cs. Johanyák, „Fuzzy logika”, Oktatási segédlet, 2004 [Online]. Available: http://www.johanyak.hu/files/u1/publi/J_Fuzzy_logika_segedlet.pdf [Febr 04, 2014]
- [55] N. Guarino and P. Giaretta, „Ontologies and Knowledge Bases: Towards a Terminological Clarification”, Towards Very Large KnowledgeBases: Knowledge Building and Knowledge Sharing, pages 25–32, IOS Press, Amsterdam, 1995.
- [56] Nicola Guarino, Daniel Oberle, and Steffen Staab, „What Is an Ontology?”, Handbook on ontologies, Springer Verlag, 2009.
- [57] Nicola Guarino, „Formal ontology and information systems”, Formal Ontology in Information Systems: Proceedings of the first international conference (FOIS'98), Volume 46, 1998.
- [58] T. R. Gruber, „A Translation Approach to Portable Ontologies”, Knowledge Acquisition, 5(2):199–220, 1993.
- [59] W. Borst, „Construction of Engineering Ontologies”, PhD thesis, Institute for Telematica and Information Technology, University of Twente, Enschede, 1997
- [60] R. Studer, R. Benjamins, and D. Fensel, „Knowledge engineering: Principles and methods”, Data & Knowledge Engineering, 25(1–2):161–198, 1998.
- [61] T. R. Gruber, „Toward Principles for the Design of Ontologies Used for Knowledge Sharing”, International Journal of Human Computer Studies, 43(5–6):907–928, 1995.
- [62] M. R. Genesereth, N. J. Nilsson, „Logical Foundations of Artificial Intelligence”, Morgan Kaufmann, Los Altos, CA, 1987.
- [63] E. Tóth-Laufer, I. Krómer, M. Takács, “Fuzzy Logic-based Risk Evaluation of Physiological Processes and the Inherent Uncertainties”, in Proc. of the *1st Regional Conference – Mechatronics in Practice and Education (MECH-CONF 2011)*, Subotica, Serbia, December 8-10, 2011, pp. 398-406., ISBN: 978-86-85409-67-7
- [64] I. J. Rudas, M. Takács, E. Tóth Laufer, “Risk and Uncertainties of Physiological Processes Handled by the Fuzzy Implementation”, in *LATEST ADVANCES in SYSTEMS SCIENCE and COMPUTATIONAL INTELLIGENCE: Proceedings of the 11th WSEAS International Conference on Computational Intelligence, Man-Machine Systems and Cybernetics (CIMMACS '12)*, Singapore City, Singapore, May 11-13, 2012, pp. 37-42, ISBN: 978-1-61804-094-7.

- [65] M. Takács, Multilevel Fuzzy Approach to the Risk and Disaster Management, *Acta Polytechnica Hungarica*, Vol. 7, Issue No.4, (2010).
- [66] M. Takács, E. Tóth-Laufer, "The AHP Extended Fuzzy Based Risk Management" in *The 10th WSEAS International Conference on Artificial Intelligence, Knowledge Engineering and Data Bases (AIKED'11)*, Cambridge, UK, February 20-22, 2011, pp:269-272, ISBN: 978-960-474-273-8, pp:269-272
- [67] J. Min Kang, T. Yoo, H.Chan Kim, "A Wrist-Worn Integrated Health Monitoring Instrument with Tele-Reporting Device for Telemedicine and Telecare", *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, Vol. 55, No. 5, October 2006, pp. 1655-1661, doi: 10.1109/TIM.2006.881035.
- [68] B. Meade, "Emergency care in a remote area using interactive video technology: A study in prehospital telemedicine", *J. Telemed. Telecare*, Vol. 8, No. 2, Apr. 2002, pp.115-117
- [69] F. Rahnman, A. Kumar, G. Nagendra, G. Sen Gupta, "Network Approach for Physiological Parameters Measurement," *IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement*, Vol. 54, No. 1, Feb. 2005, pp. 337-346., doi: 10.1109/TIM.2004.834595.
- [70] L. Fanucci, S. Saponara, T. Bacchillone, M. Donati, P. Barba, I. Sánchez-Tato, C. Carmona, "Sensing Devices and Sensor Signal Processing for Remote Monitoring of Vital Signs in CHF Patients," *IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement*, Vol. 65, No. 3, March 2013, pp. 553-569, doi: 10.1109/TIM.2012.2218681
- [71] M. Kozlovsky, J. Sicz-Mesziár, J. Ferenczi, et.al., "Combined Health Monitoring and Emergency Management through Android Based Mobile Device for Elderly People," *Wireless Mobile Communication and Healthcare, Lecture Notes of the Institute for Computer Sciences, Social Informatics and Telecommunications Engineering*, Vol. 83, 2012, pp. 268-364.
- [72] M-L. Lee, H-Y. Chung, F-M. Yu, "Modeling of Hierarchical Fuzzy Systems", *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 138, No. 2, pp. 343-361, Sept. 2003, DOI: 10.1016/S0165-0114(02)00517-1.
- [73] A. Gegov, "Complexity Management in Fuzzy Systems", *Studies in Fuzziness and Soft Computing*, Springer, Heidelberg, 2007.
- [74] S.A. Torabi, M. Ebadian, R. Tanha, "Fuzzy hierarchical production planning (with a case study)", *Fuzzy Sets and Systems*, 161 (11) (2010), pp. 1511-1529, DOI: 10.1016/j.fss.2009.11.006
- [75] V.S. Kouikoglou, Y.A. Phillis, "On the monotonicity of hierarchical sum-product fuzzy systems", *Fuzzy Sets and Systems*, 160 (24) (2009), pp. 3530-3538, DOI: 10.1016/j.fss.2009.02.001
- [76] S. Chopra, R. Mitra, V. Kumar, „Reduction of Fuzzy Rules and Membership Functions and its Application to Fuzzy PI and PD Type Controllers”, *International Journal of Control, Automation, and Systems*, Vol. 4, No. 4, pp. 438-447, August, 2006.
- [77] M. Cococcioni, L. Foschini, B. Lazzarini, F. Marcelloni, "Complexity Reduction of Mamdani Fuzzy Systems through Multi-valued Logic Minimization", in proc. of the *IEEE International Conference on System, Man and Cybernetics*, 2008, pp. 1782-1787, Oct. 2008, DOI:

10.1109/ICSMC.2008.4811547

- [78] N. Xiong, L. Litz, "Reduction of fuzzy control rules by means of premise learning – method and case study", *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 132 No. 2, 2002, pp. 217-231, DOI: 10.1016/S0165-0114(02)00112-4
- [79] P. Baranyi, Y. Yam, "Fuzzy rule base reduction", *Chapter 7 of Fuzzy IF-THEN Rules in Computational Intelligence: Theory and Applications*, Eds., D. Ruan and E.E. Kerre, Kluwer, 2000, pp. 135-160.
- [80] Tóthné Laufer Edit, „Mamdani-típusú következtetési rendszeren alapuló kockázatkéértékelő módszerek optimalizálása”, doktori értekezés, http://lib.uni-obuda.hu/sites/lib.uni-obuda.hu/files/Laufer_Edit_PhD_ertekezes.pdf
- [81] H. Douglas, "The Failure of Risk Management: Why it's Broken and How to Fix it", John Wiley & Sons, 2009.
- [82] Sram N., Takacs M., "An Ontology Model-based Minnesota Code", *Acta Polytechnica Hungarica* 12(4), 2015, pp. 97-112
- [83] Sram N., Takacs M., "Analysis of fuzzy logic assisted evaluation of the Minnesota Code", *Computational Cybernetics (ICCC)*, 2013, pp. 121-124
- [84] Sram N., Takacs M., "A Type-2 Fuzzy-based Approach to the Minnesota Code", *Acta Polytechnica Hungarica*, elfogadva, publikálás előtt