

Fuzzy logika alapú kockázat értékelő keretrendszer személyre szabhatósága

Personalization in a fuzzy logic-based risk assessment framework

Tóthné Laufer Edit

Óbudai Egyetem, Bánki Donát Gépész és Biztonságtechnikai Mérnöki Kar, Budapest, Magyarország
laufer.edit@bkgk.uni-obuda.hu

Összefoglalás — Páciens monitorozás során a személyre szabhatóság elengedhetetlen annak érdekében, hogy reális képet kaphassunk a páciens állapotáról. Ilyen típusú alkalmazásokban a fuzzy logika alapú kiértékelő rendszerek alkalmazása nagy népszerűségnek örvend, hiszen segítségével jól kezelhetők a bemenetek értéktartományainak homályos határai, valamint az adatokban és a kiértékelésben rejlő szubjektivitás. A monitorozás során figyelembe veendő paraméterek számos tényezőtől függenek, mint a személyes jellemzők, személyre szabott orvosi ajánlások, valamint a választott aktivitási forma. Ebben a cikkben a szerző egy olyan fuzzy alapú kockázat értékelő keretrendszert mutat be, amely a fentiek alapján személyre szabható. A rendszerben mind a bemeneti tényezők száma, mind azok normál tartományai a személy adottságainak megfelelően változtathatók, figyelembe véve a korábbi mérésekből készült statisztikákat is.

Kulcsszavak: kockázat értékelés; fuzzy; Mamdani-típusú következtetés; páciens monitorozás

Abstract — In patient monitoring personalization is indispensable to obtain realistic results. In these kinds of applications fuzzy logic-based inference can be used advantageously due to the blurred boundaries of the input parameters' ranges; and in this way the subjectivity in the data and in the evaluation process can also be handled. The parameters, which should be measured depend on personal characteristics, health status of the person, personalized medical recommendations and on the monitored activity. In this paper the author introduces a fuzzy logic-based risk assessment framework, which uses these personalisation possibilities. In the developed system the number of the input factors, and their limits can be adapted to the person, based on the personal parameters including the statistics based on the previously measured values.

Keywords: risk assessment; fuzzy; Mamdani-type inference; patient monitoring

1 BEVEZETÉS

Napjainkban a technológiai fejlődésnek és az életmódbeli változásoknak köszönhetően a kutatások népszerű területét képezik a páciens monitorozó rendszerek [1]. Az öregedő népesség problémájából adódóan gyakran idősek felügyeletében használják ki ennek előnyeit [2],[3] hiszen ezek a páciensek gyakran valamilyen krónikus betegségben szenvednek, ennek ellenére egyedül,

felügyelet nélkül töltik napjaikat, így könnyen előállhat egy vészhelyzet, ami az említett rendszerek segítségével elkerülhető. A másik népszerű terület a sport monitorozás [4],[5], hiszen annak ellenére, hogy tudjuk, a sport jóteknony hatással van a szervezetben lezajló folyamatokra, ismert az a tény is, hogy ha nem a képességeink, orvosi ajánlások szerint végezzük a tevékenységet, a túlzásba vitt, nem megfelelő körülmények között történő mozgás, akár veszélyes is lehet. Ezek a vészhelyzetek szintén elkerülhetők egy megfelelő monitorozó rendszer alkalmazásával.

Orvosi vonatkozású rendszerekben, mint például a cikk témájául szolgáló páciens monitorozó rendszerekben, a lágy számítási módszerek előnyösen használhatók [6],[7], hiszen a vizsgált tényezők nehezen számszerűsíthetők, illetve nem adhatók meg éles határok arra vonatkozóan, hogy melyik értéket tekinthetjük normálisnak, és honnantól számítjuk kórosnak. Emellett fontos az is, hogy személyre szabottan vizsgáljunk ezeket az átmeneteket, mivel az orvosi irodalomban található általános értékhatárok nem mindig alkalmazhatók biztonságosan. A páciensre számos tényező hat (beleértve az illető körelőzményét is) és az ezek között fennálló bonyolult kölcsönhatások is nehezen számszerűsíthetők [5]. A személyre szabhatóságot az irodalomban különböző módokon kezelik:

- az értékhatárok definiálása táblázatok, képletek segítségével, melyek a személyes jellemzőkön alapulnak mint az életkor, nem, és a fittségi szint, vagyis az azonos jellemzőkkel bíró páciensek értékeinek összesítésével készül statisztika [5],[8]-[10]
- a tagsági függvény hangolása neuro-fuzzy rendszer segítségével történik, az ismert bemenet-kimenet párok alapján [11],[12].

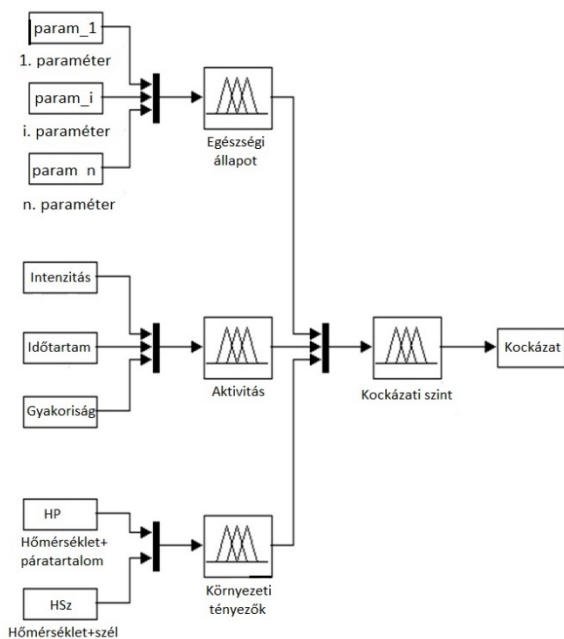
Ebben a cikkben egy olyan fuzzy logika alapú kockázat értékelő keretrendszert mutatok be, amelyben a fuzzy logika alkalmazása biztosítja az értéktartományok közötti finom átmenetet, az alkalmazott tagsági függvények pedig személyre szabhatók. Egy személyes profil szolgál a rendszer alapjául, melyben a páciens adatait tároljuk, beleértve azt is, hogy milyen típusú mozgásokat szokott végezni, milyen tényezőket kell mérnünk az egyes sporttevékenységek során és az orvosi ajánlások, illetve a körelőzmény alapján megadható egy alapértelmezett értékhatár minden egyes tényező esetén. Mivel a korábbi monitorozások során az értékeket rögzítjük, az alapértelmezett tagsági függvények tovább finomíthatók, a

korábbi mérésekből készült statisztikák alapján, így még biztonságosabbá téve a kiértékelést.

A cikk felépítése a következő: A 2. fejezetben az alkalmazott keretrendszert mutatom be, annak alrendszerait és a kiértékelés alapjául szolgáló személyes profilt is ismertetve. A 3. fejezetben a kiértékelés menetét vezetem végig, majd a 4. fejezetben a statisztika alapú tagsági függvény előállítását, valamint ennek alkalmazását mutatom be az alapértelmezett tagsági függvény hangolásában. Végül az 5. fejezetben két esettanulmányon keresztül szemléltetem a módszer alkalmazását. Az eredményeket a 6. fejezetben foglalom össze.

2 A KERETRENDSZER FELÉPÍTÉSE

Páciensmonitorozás során valós eredményt csak a személyes jellemzők figyelembe vételével kaphatunk. Egyéni kiértékelésre abban az esetben van lehetőségünk, ha a bemenetek számát, jellegét és azok értékhatárait nem általánosan, mindenkire érvényes módon definiáljuk, hanem páciensenként személyre szabottan. Ebben az esetben nem lehetséges egy minden tekintetben egységes rendszer építése, olyan keretrendszerre van szükség, ahol a fentiek egyénileg szabályozhatók. Minden egyes páciens esetén megadhatók a mérendő tényezők az orvosi ajánlások, a kórelőzmény, illetve a rendelkezésre álló eszközök függvényében. A rendszer rugalmassága a moduláris felépítésnek köszönhető, ahol a kiértékelés során figyelembe vett tényezőket csoportosítjuk jellegük szerint az 1. ábrán látható módon [13].



1. ábra: A keretrendszer felépítése

2.1 A kiértékelést végző alrendszerek

A rendszer első csoportjának „Egészségi állapot” bemenetei a fiziológiás jellemzők pillanatnyi értékei. A cikk szempontjából ez a legfontosabb alrendszer, hiszen ahogy az ábrán is látható, a bemenetek száma nem rögzített, illetve az sem, hogy pontosan milyen bemenetek szükségesek. Ezeket a páciens személyes jellemzőinek megfelelően a választott mozgásformától függően a

személyes profilban lehet definiálni (azok értékhatáiraival együtt), amelyet később ismertetek részletesen.

A következő alrendszer „Aktivitás” a páciens mozgási szokásainak megfelelő bemenetekkel rendelkezik. Megadható, hogy milyen intenzitással (Intenzitás, 0-100), milyen időtartamban (Időtartam, min) és hetente hányszor (Gyakoriság) végzi a választott tevékenységet.

A „Környezeti tényezők” csoportja kültéri mozgásformák esetén használatos, egyéb esetben a rendszer modularitásának köszönhetően elhagyható. Két bemenetet veszünk figyelembe, mindkettő a hőmérséklet, egy másik tényezővel kombinálva, mivel a páratartalom és a szél hatása is befolyásolja a hőérzetet, így ezeket együtt kell figyelembe venni a kiértékeléskor [13].

A moduláris felépítés következtében a rendszer könnyebben áttekinthető, könnyen bővíthető, az egyes alrendszerek a körülményeknek megfelelően egymástól függetlenül módosíthatók, illetve szükség esetén elhagyhatók. Fentiek szintén hozzájárulnak a személyre szabhatósághoz, hiszen a páciens állapotában bekövetkezett esetleges változásokhoz is könnyen alkalmazkodik a rendszer

2.2 A személyes profil

Az első csoportnál alkalmazott személyes profil az azonosíthatóság, illetve az alapállapot beállítása érdekében tartalmazza a páciens alapvető személyes adatait. Később az azonosítás a TAJ szám alapján történik, mivel ez mindenkinél egyéni. Ezen kívül itt adjuk meg a lehetséges mozgásformákat, amelyek során monitorozás várható a későbbiekben (1. táblázat). A személyes profil alapállapotban a szívfrekvencia és a vérnyomás értékeit tekinti bemenetnek és azok kiértékelésekor a szakirodalmi értékeket veszi figyelembe, ha nem áll rendelkezésre orvosi javaslat, illetve kórelőzmény. A rendszer jelentősége azonban éppen abban rejlik, hogy ezek az értékek személyre szabhatók. Megadható, hogy az egyes mozgásformák esetén milyen fiziológiás jellemzőket szeretnénk mérni, ezek száma különböző is lehet, akár ugyanazon páciens esetében is, ha ezt a mozgásforma indokolja. Például intenzív mozgás közben a vérnyomásmérés nem szerencsés. Az egyes tényezőkhöz tartozó antecedensek száma és neve általánosan adott, hiszen az, hogy milyen kategóriákat vizsgálunk (pl. alacsony, normál, emelkedett tartomány), nem függ az egyéni jellemzőktől (2. táblázat), ezek értékhatárai azonban szintén egyénileg megadhatók nem csak páciens, hanem sport-specifikusan is definiálhatók, mivel a választott tevékenység befolyásolja a normálisnak tekinthető értéktartományt (3. táblázat).

1. táblázat: A felhasználóhoz kötődő jellemzők

| Reláció | Attribútumok |
|--------------|---|
| Felhasználók | TAJ, név, cím, születési dátum, nem, magasság, testsúly |
| Sportok | TAJ, sport |

2. táblázat: A vizsgált paraméterhez kötődő jellemzők

| Reláció | Attribútumok |
|--------------------|---------------|
| Antecedensek száma | param, MFszám |
| Antecedens név | param, MFnév |

3. táblázat: A személyre szabott függvényhangoláshoz kötődő jellemzők

| Reláció | Attribútumok |
|--------------------|--|
| Monitorozott_param | TAJ, sport, param |
| Param_határártékek | TAJ, MFnév, határártékek, sport |
| Szabályok | param ₁ , ..., param _n , kimenet |

A páciens állapotában bekövetkezett bármilyen változás esetén a személyes profilban szereplő adatokat, különös tekintettel a személyes függvényhangolás alapjául szolgáló értékekre, minden esetben frissíteni kell [13]. A még megbízhatóbb kiértékelés érdekében az orvosi ajánlásokon kívül, az illető korábbi mérési eredményeit is figyelembe tudja venni a rendszer, ennek megfelelően módosíthatók az értékhatárok tovább finomítva a kiértékelést. Ezt részletesen a 4. fejezetben ismertetem.

3 A KIÉRTÉKELÉS LÉPÉSEI

3.1 A Mamdani típusú következtetési rendszer

A kiértékelés során fuzzy következtetési rendszert alkalmaztam, mivel olyan bemeneteket kell kezelni, amelyeknél nem adható meg éles határ, nem mondható meg pontosan, hogy milyen érték az, ami még normálisnak tekinthető és mi az, ami már rossz. Az átmenet fokozatosan történik a két tartomány között, ami fuzzy tagsági függvények segítségével jól definiálható. Ebben az esetben a karakterisztikus függvény általánosítását alkalmazzuk. Nem azt mondjuk meg, hogy az adott érték a halmazhoz tartozik-e, hanem egy $[0,1]$ tartománybeli értékkel jellemezzük, hogy milyen mértékben tartozik a halmazhoz. A kiértékelés során Mamdani-típusú következtetési rendszert alkalmaztam, amelyben *HA feltétel AKKOR következmény* típusú természetes nyelvi szabályokat alkalmazunk. Legyen x_1, x_2, \dots, x_n bemeneti paraméterek rendre az X_1, X_2, \dots, X_n univerzumból valók a kimenet pedig $y \in Y$ ekkor a következtetési rendszer szabályai a következő alakban írhatók fel [14]:

IF x_1 *is* A_{1,i_1} *and* ... *and* x_n *is* A_{n,i_n} *THEN* y *is* B_{i_1, \dots, i_n}

ahol A_{k,i_k} a k -edik bemenethez tartozó i_k -edik antecedens halmaz, B_{i_1, \dots, i_n} a szabályok konzekvens részéhez tartozó fuzzy halmaz, $i_j = 1, \dots, n_j$, és n_j a j -edik bemenethez tartozó antecedens halmazok száma. A szabálypremisszák a bemenetek összes lehetséges kombinációjából állnak elő. Az alapértelmezett tagsági függvények trapéz alakúak (1) mind a bemenetek, mind a kimenetek esetén.

$$A_i(x) = \begin{cases} 0 & x < a_i \\ \frac{x - a_i}{b_i - a_i} & a_i \leq x \leq b_i \\ 1 & b_i \leq x \leq c_i \\ \frac{d_i - x}{d_i - c_i} & c_i \leq x \leq d_i \\ 0 & d_i \leq x \end{cases} \quad (1)$$

ahol a_i, b_i, c_i, d_i a tagsági függvény paraméterek, feltéve, hogy $a_i \neq b_i$ és $c_i \neq d_i$. A tagsági függvények hangolása a paraméterek változtatásával történik.

3.2 A kiértékelés folyamata

Az itt bemutatásra kerülő lépések a minden egyes alrendszer esetén azonosak a kiértékelés során, a rendszer

modularitásának köszönhetően mindegyik alrendszerben egymástól függetlenül végrehajthatók, majd ezek eredményéből számítható az összegzett kockázati szint. A kiértékelés előtt a személyes profilt aktualizálni, illetve az első használat előtt inicializálni kell, hogy meghatározhatók legyenek a vizsgálandó bemenetek, illetve a mért tényezők értékhatárai.

3.2.1 Fuzzifikálás

A kiértékelés első lépése a bemeneti értékek fuzzifikálása, ami ebben a rendszerben trapéz alakú tagsági függvények alkalmazásával, (1) által definiált módon történik, a személyes profilban rögzített határártékek segítségével meghatározva a függvényparamétereket (3. táblázat). Ebben a lépésben határozzuk meg az érték tartományokhoz rendelt halmazhoz tartozás mértékét minden egyes bemenetre külön-külön.

3.2.2 Tüzelési szint meghatározása

Az azonos szabálypremisszában szereplő, az előző lépésben kapott fuzzifikált értékek összesítése történik ebben a lépésben valamilyen konjunkciós operátor segítségével. A rendszerben a szorzat operátort alkalmaztam (2) [15].

$$w_i = \prod_{j=1}^m \mu_j(x) \quad (2)$$

ahol m az adott szabálypremisszában szereplő bemenetek száma.

3.2.3 Mamdani-implikáció

A kapott tüzelési szint és a szabályok konzekvens részei alapján számítható a Mamdani-implikáció eredménye, ahol ismét a szorzat operátort alkalmaztam (3). Itt kapjuk meg azt, hogy az adott szabálykimenet milyen mértékben vesz részt a végső eredményben [15].

$$y_{Y_i} = w_i \mu_{Y_i} \quad (3)$$

3.2.4 Defuzzifikáció

A hagyományos Mamdani-típusú következtetés esetén az aggregáció lépése következne, de korábban bizonyítottam, hogy az alkalmazott operátorok esetén ezek sorrendje felcserélhető, ezáltal csökkentve a kiértékelés számítási bonyolultságát [16]. A defuzzifikáció lépését minden egyes szabálykimenet esetén külön kell alkalmazni. Ebben a lépésben a kapott fuzzy halmazt reprezentáló egyetlen értéket kell meghatározni szabályonként annak érdekében, hogy a rendszer kimenete diszkrét legyen. A rendszerben a súlyközpont (COG) módszert alkalmaztam (4) [15].

$$f_i = \frac{\int_{supp \mu_{D_i}} \mu_{D_i}(y) y dy}{\int_{supp \mu_{D_i}} \mu_{D_i}(y) dy} \quad (4)$$

3.2.5 Aggregáció

Utolsó lépésként a szabályonként kapott kimeneteket aggregálni kell, hogy egyetlen $[0,1]$ intervallumbeli kockázati szintet kapjunk kimenetként (5) [15].

$$O = \sum_{i=1}^n \overline{w}_i f_i = \frac{\sum_{i=1}^n w_i f_i}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad (5)$$

4 STATISZTIKÁK ÁLTAL HANGOLT TAGSÁGI FÜGGVÉNYEK

A fenti kiértékelési folyamat első lépésében egy, az orvosi javaslatok alapján hangolt tagsági függvényt alkalmazhatunk, ami már lehetővé teszi a felhasználó-

specifikus kiértékelést. Azonban további lehetőséget ad, hogy a mért értékeket is tárolni tudjuk az adatbázisban és ennek segítségével nyomon követhető a páciens állapotában bekövetkezett változás. Ez nem csak az orvos, illetve maga a páciens számára lehet egy fontos visszajelzés, hanem a kiértékelés is tovább finomítható a segítségével, hiszen ez alapján megismerhetjük a páciens reakcióit és ezt figyelembe vehetjük a kiértékeléskor alkalmazott tagsági függvények hangolásakor. Mivel a hangolás a valós idejű monitorozás előtt történik, a kiértékelés számítási bonyolultságát nem befolyásolja.

4.1 A hisztogram alapú tagsági függvény előállítás

A függvény hangolásakor fontos, hogy az azonos körülmények között mért korábbi értékeket vegyük alapul, vagyis az azonos időtartam, mintavételezési gyakoriság, nyugalmi szívfrekvencia (HR_{ny}), maximális szívfrekvencia (HR_{max}), illetve a szisztolés vérnyomás nyugalmi értéke (SBP_{ny}). Természetesen az itt felsorolt értékek annak függvényében változhatnak, hogy milyen bemeneteket vizsgálunk. Amennyiben találunk olyan korábbi méréseket, ahol a körülmények azonosak, ezekből az értékekből egy hisztogramot készítünk. Az így kapott értékekre egy szakaszonként lineáris tagsági függvényt illesztünk, melynek szuprémuma a hisztogram maximális értéke. A számítás alapja a két ponton átmenő egyenes egyenlete (6), ahol x_0, y_0, x_1, y_1 a két pont $P(x_0, y_0)$ és $Q(x_1, y_1)$ koordinátái és x, y meghatározandó pont koordinátái.

$$y = y_0 + \frac{y_0 - y_1}{x_0 - x_1} (x - x_0) \quad (6)$$

A tagsági értékeknek azonban az univerzumban kell maradniuk, ezért az így kapott függvényt normalizálni kell olyan módon, hogy a függvény maximumához az 1 értéket rendeljük, a többi értéket pedig (7) segítségével számoljuk.

$$\mu_P = \begin{cases} 1 & y_k = \max(h) \\ \mu_{j_0} + \frac{\mu_{j_0} - \mu_{j_1}}{x_{j_0} - x_{j_1}} (x - x_{j_0}) & \text{különben} \end{cases} \quad (7)$$

ahol $\max(h) = \{x | h(x) = \sup(h(x))\}$, a hisztogramból kapott érték $\mu_{j_i} = y_k / \max(h)$, $i = \{0, 1\}$, y_k pedig a k -adik intervallumhoz tartozó hisztogram értéket jelöli [17].

4.2 A bemeneti tagsági függvény hangolása a hisztogram alapú tagsági függvény alapján

Mint korábban említettem, az orvosi ajánlások által hangolt tagsági függvény szolgál abban az esetben is, amikor figyelembe vesszük a korábbi statisztikákat. Ezt a függvényt finomítja tovább a korábbi méréseken alapuló hisztogram alapú tagsági függvény. A függvények aggregálása (8),(9) segítségével történik arra a függvényre vonatkozóan, melynek értéktartománya fedésben van a hisztogram alapú függvénnyel. Abban az esetben, ha az orvosi ajánlások alapján jól hangolt alap függvények állnak rendelkezésünkre, ez a függvény a normál tartomány tagsági függvénye lesz. Az aggregálás során tulajdonképpen az a feladatunk, hogy meghatározzunk egy olyan tagsági függvényt, ami a két eredeti függvény egymás felé való eltolásából adódik.

$$\mu_s(x) = \begin{cases} \mu(x_s + (x_e - x_s)/2) & \text{ha } f_1 \\ 1 & \text{ha } f_2 \\ 0 & \text{különben} \end{cases} \quad (8)$$

ahol x_e, x_s és $x, x_e, x_s, x \in X$ az értelmezési tartomány azon pontjait adja meg rendre, ahol az alapul szolgáló (orvosi ajánlás alapján hangolt), a hisztogram alapú és az aggregált

tagsági függvény értéke megegyezik, vagyis $\mu_{A_i}(x_e) = \mu_P(x_s) = \mu_s(x)$.

$$f_1: \frac{a_{A_i} + a_P}{2} < x < \frac{b_{A_i} + b_P}{2} \text{ vagy } \frac{c_{A_i} + c_P}{2} < x < \frac{d_{A_i} + d_P}{2} \quad (9)$$

$$f_2: \frac{b_{A_i} + b_P}{2} \leq x \leq \frac{c_{A_i} + c_P}{2} \quad (10)$$

ahol a hangolt és a hisztogram alapú tagsági függvények paramétereire rendre a következők teljesülnek:

$$a_{A_i} = x_{j_{A_i}} = 0, a_P = x_{j_P} = 0 \text{ és } x_{j+1_{A_i}} > 0, x_{j+1_P} > 0$$

$$b_{A_i} = x_{j_{A_i}} = 1, b_P = x_{j_P} = 1 \text{ és } x_{j-1_{A_i}} < 1, x_{j-1_P} < 1$$

$$c_{A_i} = x_{j_{A_i}} = 1, c_P = x_{j_P} = 1 \text{ és } x_{j+1_{A_i}} < 1, x_{j+1_P} < 1$$

$$d_{A_i} = x_{j_{A_i}} = 0, d_P = x_{j_P} = 0 \text{ és } x_{j-1_{A_i}} > 0, x_{j-1_P} > 0$$

Az így kapott aggregált tagsági függvény már nem biztos, hogy trapéz alakú lesz, mint az eredeti, hiszen a hisztogram alapú tagsági függvény előállításakor is ettől eltérő alakú, szakaszonként lineáris függvényt kapunk. A bementi érték kockázatának leírására szolgáló tagsági függvényeknek az aggregáció után is le kell fedniük a teljes értelmezési tartományt, ennek érdekében szükség van a szomszédos tagsági függvény(ek) értékeinek módosítására is. Ennek a feltételnek biztosan eleget tesznek a függvények, ha meghatározásuk során figyelembe vesszük, hogy Ruspini-partíciót kell alkotniuk, vagyis teljesíteniük kell a következő feltételeket [18]:

1. Összeg normalizálás: $\sum_{i=1}^n \mu_i(x) = 1$
2. Nem-negativitás: $\mu_i(x) \geq 0, i = 1, 2, \dots, n, \forall x \in X$

Ekkor a szomszédos tagsági függvény(ek) (11),(12) segítségével határozhatók meg [17].

$$\mu_{bal}(x) = \begin{cases} 1 - \mu_s(x) & \text{ha } c_{A_{i-1}} \leq x \leq d_{A_{i-1}} \\ \mu_{A_{i-1}}(x) & \text{különben} \end{cases} \quad (11)$$

ahol $c_{A_{i-1}}$ és $d_{A_{i-1}}$ a baloldali szomszédos függvény paramétere.

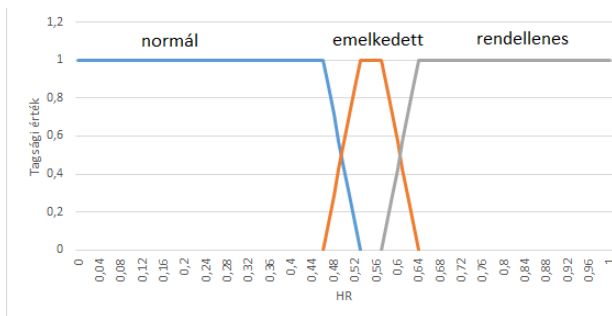
$$\mu_{jobb}(x) = \begin{cases} 1 - \mu_s(x) & \text{ha } a_{A_{i+1}} \leq x \leq b_{A_{i+1}} \\ \mu_{A_{i+1}}(x) & \text{különben} \end{cases} \quad (12)$$

ahol $a_{A_{i+1}}$ és $b_{A_{i+1}}$ a jobboldali szomszédos függvény paramétere. Abban az esetben, ha μ_s valamelyik szélső függvény, értelemszerűen csak egy szomszédja van, így csak őt kell módosítani.

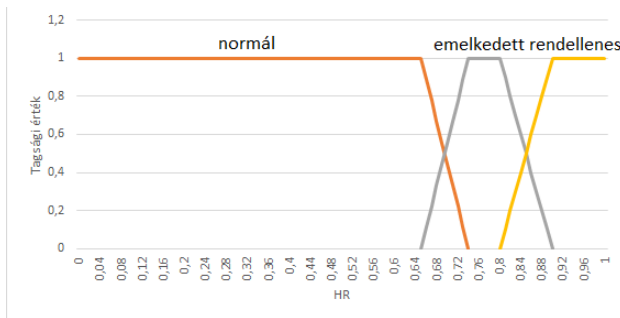
Statisztika alapú függvény hangolás esetén az adott bemenethez tartozó érték fuzziifikálása során az így kapott tagsági függvényeket (8),(11),(12) alkalmazzuk, az eredeti, trapéz alakú függvényt leíró képlet helyett (1). A kiértékelés további lépései változatlanok.

5 ESETTANULMÁNY

Ebben a fejezetben a fentiekben ismertetett módszer alkalmazhatóságát két esettanulmányon keresztül mutatom meg. Az esettanulmányban egy 37 éves, rehabilitáció alatt álló nő, illetve egy 23 éves, prevencióss céllal sportoló férfi személyes profilját vesszük alapul. A szívfrekvencia értékek vizsgálatokor kiindulásként használt tagsági függvényeket a 2.a és 2.b ábrák szemléltetik.

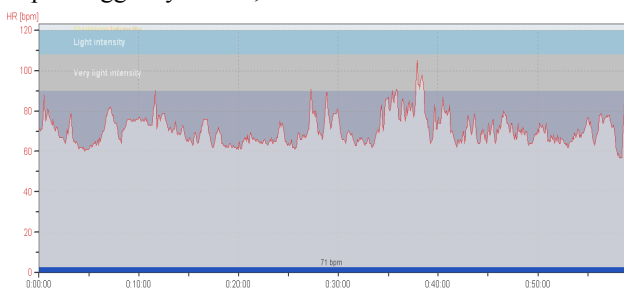


2.a ábra: 37 éves nő szívfrekvencia-érték tartományai

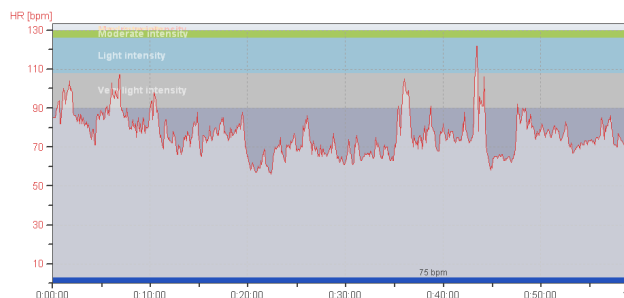


2.b ábra: 23 éves férfi szívfrekvencia-érték tartományai

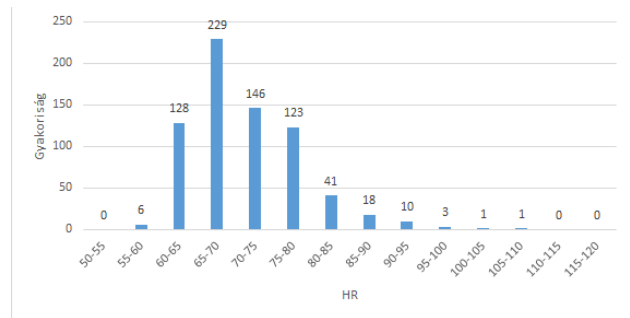
A fenti tagsági függvények további finomítása érdekében figyelembe vettem a korábban azonos körülmények között történt mérések alapján készült statisztikákat is. A figyelembe vett tényezők a hölgy páciens esetén: $HR_{rest}=70bpm$ $HR_{max}=180bpm$, $Weight=55kg$; a férfi páciens esetén $HR_{rest}=55bpm$ $HR_{max}=200bpm$, $Weight=69kg$, az edzés időtartama mindkét esetben 1 óra, a mintavételezési gyakoriság pedig 5s. Az így rögzített értékek a 3.a,b ábrákon láthatók, melyekből a 4.a,b ábrákon bemutatott hisztogramokat készítettem, majd a hisztogram alapján (6)-(7) felhasználásával előállítható az a tagsági függvény, ami a személyes profilban megadott értékhatárok finomítására szolgál. A szívfrekvencia értékek a vízszintes tengelyről olvashatók le a maximális érték százalékában. Az így kapott függvényt az 5.a,b ábra szemlélteti.



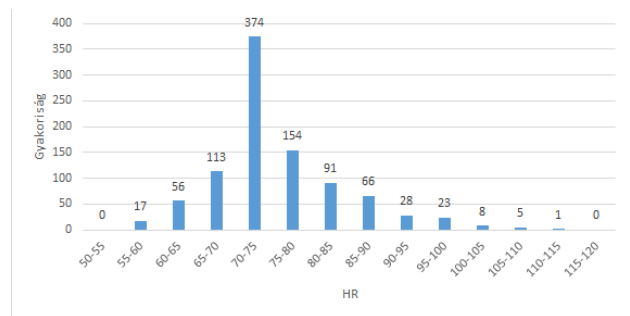
3.a ábra: A mért szívfrekvencia értékek (37 éves nő)



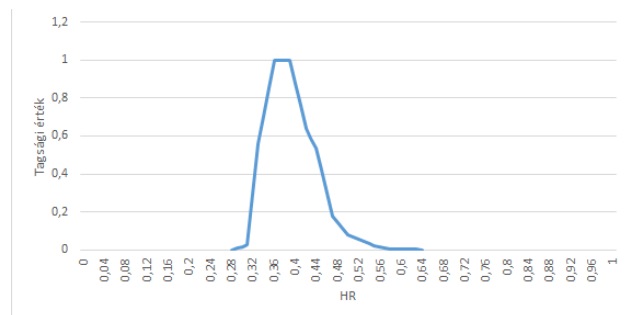
3.b ábra: A mért szívfrekvencia értékek (23 éves férfi)



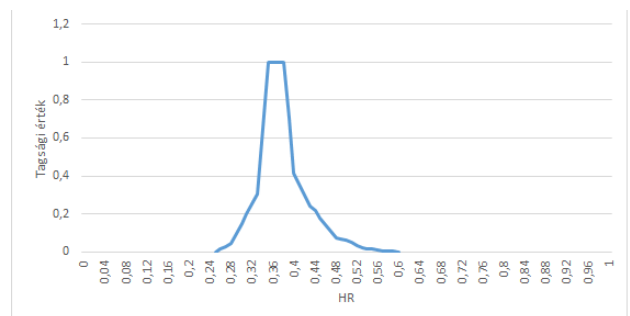
4.a ábra: Szívfrekvencia hisztogram (37 éves nő)



4.b ábra: Szívfrekvencia hisztogram (23 éves férfi)

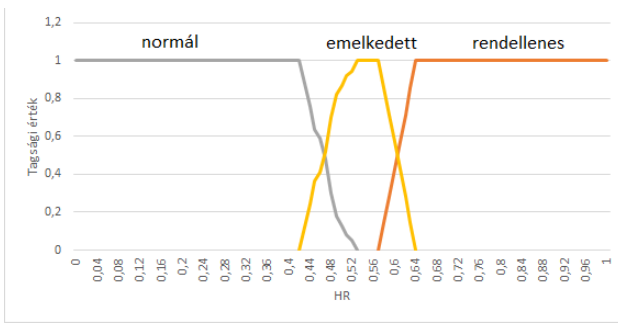


5.a ábra: A hisztogramra illesztett tagsági függvény (37 éves nő)

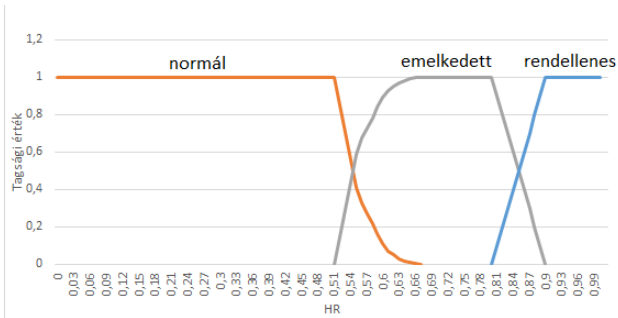


5.b ábra: A hisztogramra illesztett tagsági függvény (23 éves férfi)

Ezt követően a személyes profilban rögzített alapfüggvényeket és a hisztogram alapú tagsági függvényt aggregáltam. Az ábrákon látható, hogy a statisztikák alapján kapott függvény értelmezési tartománya az eredeti függvények közül a normál értékeket képviselő függvénnyel van fedésben, így rájuk alkalmazva (8)-(11) képleteket, majd a jobboldali szomszédos függvényre (12) által meghatározott összefüggést, a 6.a,b ábrán látható tagsági függvényeket kapjuk.



6.a ábra: A statisztikák figyelembevételével hangolt tartományok (37 éves nő)



6.b ábra: A statisztikák figyelembevételével hangolt tartományok (23 éves férfi)

A 2.a,b és 6.a,b ábrákat összehasonlítva azonnal látható, hogy a normál, és ennek következtében ez emelkedett tartomány értékhatárai balra tolódnak, vagyis előbb tekintünk egy szívfrekvencia értéket emelkedettnek, mint az alapfüggvény esetén, ezáltal még biztonságosabbá téve a kockázat becslését. A 4.a,b táblázatokban néhány konkrét érték esetén is láthatjuk az eredeti és a módosított tagsági függvények hatását. A táblázat első oszlopában a mért érték szerepel bpm-ben, a második oszlopban pedig ennek százalékos értéke a maximális pulzusszámhoz viszonyítva (HR_{max}), ezután rendre a módosítás során érintett tagsági függvények által meghatározott fuzziifikált értéket látjuk először az eredeti (orvosi ajánlás alapján hangolt), majd a statisztika alapú (hisztogram alapján eltol) tagsági függvényekre. A módosított tagsági függvényekből látható, hogy a kritikus tartomány a 37 éves hölgy páciens esetén a 0,42-0,46 közötti tartomány (76-83bpm), a 23 éves férfi páciens esetén pedig a 0,51-0,74 közötti tartomány (102-148bpm), a tartományon kívül eső értékeknél nem várható változás. Ennek megfelelően a táblázatokban a fenti tartományokból választottam értékeket annak érdekében, hogy a módosítás hatása számszerűen is látható legyen.

4.a táblázat: Az eredeti és a módosított tagsági függvények alapján számított tagsági értékek (37 éves nő)

| HR (bpm) | HR (%) | Az eredeti tagsági függvény alapján | | A módosított tagsági függvény alapján | |
|----------|--------|-------------------------------------|------------|---------------------------------------|------------|
| | | Normál | Emelkedett | Normál | Emelkedett |
| 72 | 0,4 | 1 | 0 | 1 | 0 |
| 74 | 0,4111 | 1 | 0 | 1 | 0 |
| 77 | 0,4278 | 1 | 0 | 0,9291 | 0,0709 |
| 79 | 0,4389 | 1 | 0 | 0,8282 | 0,1718 |
| 80 | 0,44 | 1 | 0 | 0,8182 | 0,1818 |
| 81 | 0,45 | 1 | 0 | 0,7273 | 0,2727 |
| 82 | 0,4556 | 1 | 0 | 0,6764 | 0,3236 |
| 85 | 0,4722 | 0,8257 | 0,1743 | 0,5255 | 0,4745 |
| 87 | 0,4833 | 0,6671 | 0,3329 | 0,4245 | 0,5755 |

A táblázatok jól szemléltetik, hogy a kritikus tartományban mindkét esetben fokozatosan csökken a normál tartományt jelölő tagsági függvény értéke, miközben az emelkedett tartomány értéke növekszik. Vagyis ahogy emelkedik a pulzusszám, egyre kevésbé tekintjük normálisnak, és egyre inkább emelkedettnek az értéket a kiértékelés során. A 37 éves hölgy páciens esetén például 82bpm az eredeti tagsági függvényeket figyelembe véve még egyértelműen normálisnak számít, hiszen a normális tartományt definiáló tagsági függvény értéke 1, az emelkedett pedig ennek megfelelően 0 (Ruspini-partíció), a módosított függvények alkalmazásakor pedig a normális tartományhoz tartozás mértéke már csak 0,6764, míg az emelkedett tartományba tartozás már 0,3236. 87bpm esetén pedig már meg is fordul a kiértékelés eredménye, hiszen az eredeti függvények esetén úgy tekintjük, hogy inkább számít ez az érték normálisnak ($\mu_{normális}=0,6671$; $\mu_{emelkedett}=0,3329$), mint emelkedettnek, a módosított függvények alapján pedig éppen fordítva ($\mu_{normális}=0,4245$; $\mu_{emelkedett}=0,5755$).

4.b táblázat: Az eredeti és a módosított tagsági függvények alapján számított tagsági értékek (37 éves nő)

| HR (bpm) | HR (%) | Az eredeti tagsági függvény alapján | | A módosított tagsági függvény alapján | |
|----------|--------|-------------------------------------|------------|---------------------------------------|------------|
| | | Normál | Emelkedett | Normál | Emelkedett |
| 100 | 0,5 | 1 | 0 | 1 | 0 |
| 104 | 0,52 | 1 | 0 | 0,9375 | 0,0625 |
| 110 | 0,55 | 1 | 0 | 0,75 | 0,25 |
| 115 | 0,575 | 1 | 0 | 0,5938 | 0,4062 |
| 125 | 0,625 | 1 | 0 | 0,2813 | 0,7187 |
| 135 | 0,675 | 0,7222 | 0,2778 | 0 | 1 |
| 140 | 0,7 | 0,4444 | 0,5556 | 0 | 1 |
| 145 | 0,725 | 0,1667 | 0,8333 | 0 | 1 |

A 23 éves férfi páciens esetén még jelentősebb különbségeket észlelhetünk, hiszen ott nagyobb mértékben tolódott el az eredeti tagsági függvény. Ebben az esetben például 125bpm-nél már látszik az előbb említett tendencia, hiszen ekkor az eredeti függvények alapján egyértelműen

normálisnak tekintett érték ($\mu_{\text{normális}}=1$; $\mu_{\text{emelkedett}}=0$) a módosított tagsági függvények hatására már csak 0,2813 értékkel tartozik a normál tartományhoz és 0,7187 értékkel az emelkedetthez. 135bpm esetén pedig már a módosítás hatására egyértelműen emelkedettnek tekintjük az értéket ($\mu_{\text{normális}}=0$; $\mu_{\text{emelkedett}}=1$), ami korábban 0,7222 értékkel tartozott a normál tartományba és csak 0,2778 értékkel az emelkedettbe. A tagsági függvények statisztika alapú hangolásának ezekben az esetekben van jelentősége, amikor az addig normálisnak tekinthető érték az új függvények alkalmazásával már emelkedettnek számít a kiértékelés során, hiszen az egyéni statisztikák mutatják a páciens megszokott reakcióját és ha ettől eltérően reagál, az jelzés értékű lehet.

6 ÖSSZEFOGLALÁS

Abban az esetben, ha a kockázat értékelés páciens monitorozás során történik, elengedhetetlen a rendszer személyre szabhatósága annak érdekében, hogy reális eredmény álljon rendelkezésünkre. Ilyen rendszerek esetén ez több tényezőtől tevődik össze. Mindenképpen célszerű fuzzy következtetési rendszert alkalmazni, mivel a fiziológiai jellemzők esetén nem adható meg egy éles határ, ami alatt még jónak tekinthető az érték, és felette már kórosnak mondható. A szakirodalomban a normálisnak tekinthető tartományok életkorra és nemre lebontva megtalálhatók, illetve az edzés céljának megfelelően is finomíthatók a határok. Egészen pontos tartományokat azonban a befolyásoló tényezők sokfélesége és azok bonyolult kölcsönhatásai következtében csak a személyes jellemzők figyelembe vételével tudunk meghatározni. A cikkben ezeket a módszereket ismertettem egy fuzzy logikán alapuló kockázat értékelő keretrendszerben alkalmazva. A tagsági függvények egy személyes profil alapján már eleve személyre szabottan hangolhatók, de ahogy megmutattam, a korábban azonos körülmények között végzett mérési eredményekből készített statisztikák alapján ezek tovább finomíthatók, ezáltal biztonságosabbá téve a kiértékelést. A statisztika alapú hangolás eredményeként olyan esetekben is emelkedett értéket jelez a rendszer, amikor az eredeti tagsági függvények alapján még normálisnak tekintenénk az értéket.

Köszönetnyilvánítás

Az Emberi Erőforrások Minisztériuma ÚNKP-17-4-I. kódszámú Új Nemzeti Kiválóság Programjának támogatásával készült.

IRODALOMJEGYZÉK

- [1] Rialle, V., Duchene, F. et.al (2002). Health "Smart" Home: Information Technology for Patients at Home. *Telemedicine Journal and e-Health*, vol. 8, no. 4, 395-409
- [2] Kozlovszky, M., Sicz-Mesziár, J., Ferenczi, J. et.al. (2012). 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, 268-364.
- [3] Najafi, B., & Aminian, K. (2002). Measurement of Stand-Sit and Sit-Stand Transitions Using a Miniature Gyroscope and its Application in Fall Risk Evaluation in the Elderly. *IEEE Trans. on Biomedical Engineering*, vol. 49, no. 8, 843-351.
- [4] Koyama, Y., Nishiyama, M., & Watanabe, K. (2013). A Motion Monitor Using Hetero-Core Optical Fiber Sensors Sewed in Sportswear to Trace Trunk Motion. *IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement*, vol. 62, no. 4, 828-836.
- [5] Sieira, M.C., Ricart, A. O., & Estrani, R. S. (2010). Blood pressure response to exercise testing. *Apunts Med Esport., Elsevier*, 2010, 191-200.
- [6] Wu, Y., Ding, Y., & Xu, H. (2007). Comprehensive Fuzzy Evaluation Model for Body Physical Exercise. *Risk Life System Modeling and Simulation, Lecture Notes in Computer Science*, vol. 4689/2007, 227-235.
- [7] Faisal, T., Taib, M. N., & Ibrahim, F. (2012). Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System for Diagnosis Risk in Dengue Patients. *Expert System with Applications, Elsevier*, 4483-4495.
- [8] Charbonnier, S., & Galichet, S. (2000). Statistical and Fuzzy Models of Ambulatory Systolic Blood Pressure for Hypertension Diagnosis. *IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement*, vol. 49, no. 5, 998-1003.
- [9] Polar RS800CX User Manual - Polar USA, http://www.polar.com/e_manuels/RS800CX/Polar_RS800CX_use_r_manual_English/manual.pdf
- [10] Czabański, R., Jeżewski, J. et al., (2013) Fetal state assessment using fuzzy analysis of fetal heart rate signals – Agreement with the neonatal outcome. *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, vol. 33, no. 3, 145-155.
- [11] Linh, T.H., Osowski, S. et al., (2003) On-line heart beat recognition using Hermite Polynomials and Neuro-Fuzzy Network. *IEEE Trans. On Instrumentation and Measurement*, vol. 52, no. 4, 1224-1231.
- [12] Ranganathan, G. et al. (2012) Estimation of heart rate signals for mental stress assessment using neuro fuzzy technique. *Applied Soft Computing*, vol. 12, no. 8, 1978-1984.
- [13] Tóth-Laufer, E., Takács, M., & Rudas, I. (2015). Fuzzy Logic-based Risk Assessment Framework to Evaluate Physiological Parameters. *Acta Polytechnica Hungarica*, vol. 12, no. 2, 159-178.
- [14] Fullér, R. (1998). Fuzzy Reasoning and Fuzzy Optimization. *Turku Centre for Computer Science*, <http://uni-obuda.hu/users/fuller.robert/sda1.pdf> [2018.01.22].
- [15] Dombi, J. (2008). Towards a General Class of Operators for Fuzzy Systems. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 16, no. 2, 477-484.
- [16] Tóth-Laufer, E., Rudas, I., & Takács, M. (2014). Operator Dependent Variations of the Mamdani-type Inference System Model to Reduce the Computational Needs in Real-Time Evaluation. *International Journal of Fuzzy Systems*, vol. 16, no. 1, 57-72.
- [17] Tóth-Laufer, E., & Várkonyi-Kóczy, A.R. (2015). Personal Statistics-based Heart Rate Evaluation in Anytime Risk Calculation Model. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 64, no. 8, 2127-2135.
- [18] Codara, P., D'Antona, O.M., & Marra, V. (2009). An Analysis of Ruspini-partitions in Gödel Logic. *International Journal of Approximate Reasoning*, vol. 50, no. 6, 825-836.