

Feladatmegoldókészség fuzzy szabálybázisú becslése

Fuzzy rule-based model of task solving skills

Stein Vera, Pokorádi László

Óbudai Egyetem, Bánki Donát Gépész és Biztonságtechnikai Mérnöki Kar, Budapest, Magyarország
stein.vera@bgk.uni-obuda.hu, pokoradi.laszlo@bgk.uni-obuda.hu

Összefoglalás – Napjainkban egyre nagyobb teret kapnak az olyan jellegű kutatások, melyek azt vizsgálják, hogy a felsőoktatásból kikerülő hallgatók milyen oktatási módszerek segítségével válhatnak a munkaerőpiaci elvárásoknak mind jobban megfelelő szakemberekké. A tanulmány egy ilyen kutatás részeként egy mikrokísérlet nyomonkövetése, és kiértékelése fuzzy következtetési rendszer alkalmazásával. A tanulmányban áttekintjük a rendszer bemenetül szolgáló tárgyi tudást mérő relevancia, és a motiváltságot mérő alapossáigény mutatószámok képzésének módszerét, valamint az alkalmazott fuzzy következtetések definícióit a hallgatói feladatmegoldó-készségre vonatkoztatva. Az eljárás és a defuzzifikálás során nyert minősítő végeredmények tükrében pedig lehetővé válik az egyes hallgatói teljesítmények objektívabb értékelése.

Kulcsszavak: fuzzy, feladatmegoldókészség, alapossáigény, relevancia, teljesítményértékelés

Abstract – Nowadays, there is a growing body of research on what educational methods can help students that are graduating from higher education to become better-equipped professionals to meet the demands of the labour market. This study is part of such research, monitoring and evaluating a micro-experiment using a fuzzy inference system. In this paper review the method of training the subject knowledge relevance as an input to the system, and the method of generating the motivation thoroughness metrics, as well as the definitions of the fuzzy inference applied to student task solving ability. In addition, in the light of the procedure and the qualitative results obtained during the defuzzification process, a more objective assessment of each student's performance becomes possible.

Keywords: fuzzy, task solving, need for thoroughness, relevant results, performance assessment

1 BEVEZETÉS

Jelen tanulmány egy komplex kutatás részét képezi, melyben azt vizsgáljuk, hogyan hat a rendszertechnika tudományának elsajátítása a mérnökhallgatók projekt-szemléletére.

Már önmagában a projektszemlélet definiálása, összetevőinek meghatározása, és ezek mérhetővé tétele is bőven meghaladja a mikrokísérlet kereteit, melyben azt tanulmányozzuk, hogy egy feladat megoldása során tapasztalható tárgyi tudás és a szorgalom, az alaposság

igénye, hogyan alakítják a hallgatók feladatmegoldó készségét.

Az irodalomkutatás során tanulmányunk megközelítéséhez szervesen illeszkedő elemzéseket nem találtunk. Voskoglou ugyan kidolgozott egy fuzzy modellt a tanulócsoporthoz tudásának és készségeinek értékelésére [9], de a kiinduló adatbázist eleve már szubjektív oktatói értékelés használatával alakította ki, és a javasolt módszer a tanulócsoporthoz készségeit szabálybázis alkalmazása nélkül értékelte.

Johanyák [10] a következő félév hallgatói csoportlétszám és laborórák számának tervezéséhez készített modellt a hallgatói eredmények előrejelzéséhez, ahol a vizsgaeredményt fuzzy szabályinterpoláción alapuló következtetés segítségével jósolja meg. Itt pedig elsősorban az előrejelzésen, nem pedig a hallgatók teljesítményének értékelésén van a hangsúly.

A tanulmány az alábbi fejezetekből áll: A 2. fejezetben ismertetjük majd a lágszámítási módszerrel feldolgozott adatok összegyűjtésének módszerét, és az ezekkel kapcsolatos elgondolásainkat. Ezt követi a harmadik fejezetben a fuzzy következtetési rendszer részletes bemutatása. Majd a negyedik fejezetben pedig számításaink eredményéből vonunk le következtetéseket.

2 A MIKROKÍSÉRLET ISMERTETÉSE

A feldolgozott adatokat egy önkéntesen megoldható, pozitívan motivált feladat kiadása során gyűjtöttük másodéves mechatronika szakos mérnökhallgatók munkáiból.

A feladat kérdésfelvetése inkább közelíti a munkavégzés során előforduló problémákat, mint a matematikában, fizikában és a műszaki felsőoktatás alapozó tantárgyaiban kiadott feladatok túlnyomó többsége. A hallgatók ugyanis nem kaptak kiindulási adatokat, és behelyettesítendő képleteket, megoldási sémákat, nem követhették a jól megszokott, „konzerv” feladatkidolgozási módszereket. Sőt, pont az volt az elérendő cél, hogy a megoldáshoz szükséges alapadatokat meghatározzák, és bemutassák azt a gondolatmenetet, melynek során eljutottak a megoldásig.

Bármilyen képzésben veszünk is részt, mindenki szembesült már tanulóként ezzel a problémával, amikor a teljesítményét értékeli. Ilyenkor az az elvárásunk, hogy ne csupán a tárgyi tudásunk, de a logikai készségünk, a szorgalmunk, a motiváltságunk, és a többiekhez

mért teljesítményünk is érvényre jusson a kapott osztályzatban, értékelésben. Objektív eredményt várunk egy teljesen szubjektív műfajban.

Természetesen a tanárok is törekszenek a mind tárgyilagossabb teljesítményértékelési rendszer kialakítására, de ez azért igen összetett és nehéz feladat. Így aztán ritkán fordulhat elő, hogy mindkét fél azonos mértékben elégedett.

Ha csak a tárgyi tudás megítélését vizsgáljuk, önmagában ez is rengeteg kérdést vet fel. Mondhatnánk, hogy egy teszt elég objektív lehet ennek méréséhez, de ha alaposabban belegondolunk, a jól mérő tesztkérdés helyes megválaszolásának könnyen lehet akadálya egy pillanatnyi zavar, hibásan értelmezett szöveg, ugyanakkor viszont a tanultak értő ismerete szükséges hozzá, ami túlmutat egyetlen kérdésen. Akármennyi pontot is érjen a kérdés, gyakorlatilag a megítélése mégiscsak bináris. Jó, vagy nem jó.

Erős túlzás lenne tehát azt állítani, hogy egy tesztkelően finom skálán alkalmas a tárgyi tudás mérésére. Ezt a módszert tehát elvetettük, maradt a hagyományosnak mondható, esszé jellegű, kifejtős kidolgoztatási mód.

További kérdés az is, hogy egy probléma kapcsán milyen módon hasonlíthatók össze egymással a leadott megoldások. Mi legyen az a szint, amihez mérünk, hol legyen a teljes megoldás?

Mikrokísérletünkben nem határoztuk meg a megoldás optimális szintjét, hanem – az egymáshoz mérhetőség kedvéért – az összes megoldás adatait összesítettük, és ehhez képest határoztuk meg az egyes feladatok %-os relevanciaszintjét.

A szorgalom mércéjének a kidolgozás alaposágigényét vettük alapul – függetlenül a leírtak helyességétől –, hogy hány egyenlettel, és magyarázó ábrával kívánta a feladat kidolgozója alátámasztani az eredményeit. Ennek optimális szintjét – a 100 %-ot – itt azonban a leadott munkák számtani átlagában határoztuk meg, mivel a szorgalom megítélése lényegesen szubjektívebb, mint a tárgyi tudás értékelése.

Az adatállomány felvétele éles értékekkel, többségében binárisan történt – az 1. ábra szerint – annak érdekében, hogy a későbbiekben mind lágyszámítási, mind matematikai statisztikai módszerekkel kiértékelhető adatállományt kaphassunk.

1. táblázat: Adatállomány

		hallgató1	...
releváns adatok	adat1	1	
	adat2	0	
	...		
irreleváns adatok	hibás adat1	0	
	hibás adat2	1	
	...		
releváns képletek száma		2	
irreleváns képletek száma		0	
magyarázó ábra van/nincs		1	
irodalomkutatás van/nincs		0	

Ebben a tanulmányban a lágyszámítás adta megoldási lehetőség kerül górcső alá.

3 A FUZZY KÖVETKEZTETÉSI RENDSZER BEMUTATÁSA

Az „emberi gondolkodásban a kezdetek óta jelen van az igény a kétértékű, túlságosan merev logikától való elterésre, a nem szélsőségekben való gondolkodásra.” [4]

Gyakori az az irodalmi megközelítés tehát, hogy a fuzzy logikát – kiemelve azt a tulajdonságát, hogyan „lágýtítja”, árnyalja a problémák megközelítését – a Boole kétértékű logikával hasonlítják össze, és definiálják az „elmosódott halmazok logikája”-ként. [2]

A pohár így félig tele van. De ugyanaz a pohár félig üres is, hiszen sok olyan feladat megoldása is cél lehet, ahol pedig a probléma fuzzy megfogalmazása teszi egyáltalán lehetővé, hogy az amúgy túl komplex, nehezen, vagy nem számszerűsíthető dolgokra mégis valamilyen számszerű megoldást találjunk, ahogy ez esetünkben is történik. Ez a megközelítés is tetten érhető Pokorádi [6] meghatározásában, miszerint a: „fuzzy teóriájának egyik fő célja olyan módszerek kidolgozása, melyekkel szabályokba foglalhatók és megoldhatók a túlságosan bonyolult, hagyományos vizsgálati módszerek segítségével nehezen megfogalmazható problémák.”

„A fuzzy következtetési rendszerek egyik legelterjedtebb típusa a természetes nyelvi szabályokat használó Mamdani típusú következtetési rendszer” [8], melyet ebben a tanulmányban is használunk majd.

3.1 A bemenetek létrehozása és fuzziifikálásuk

A bemeneti paramétereink kialakításakor a legkevésbé szigorú megközelítésre törekedtünk, amely így nem veszi figyelembe sem az irreleváns adatok létét, sem azok számosságát. Ugyanezt az elvet alkalmaztuk az egyenletek, és magyarázó ábrák tekintetében is.

A modell egyik bemenete a relevancia, mely [0; 1] tartománybeli értéke azt képviseli, hogy az adott hallgató hány százalékát találta meg azon kiindulási adatoknak, melyek az összes megoldást tekintve bármikor előfordultak. A számított relevancia értékek így a [0,18; 0,9] tartományban szóródtak.

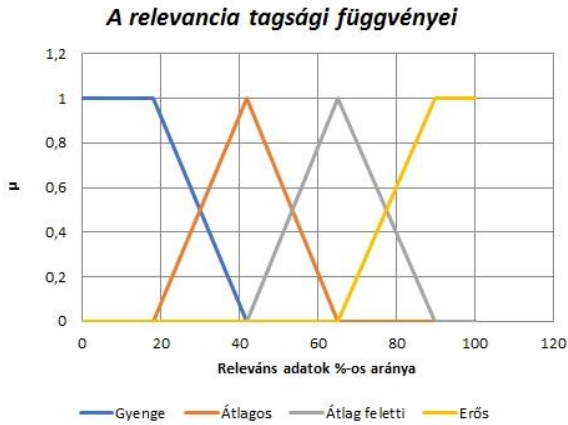
Négy kategória került megkülönböztetésre (1. ábra): a gyenge, az átlagos, az átlag feletti, és az erős minősítési megoldásvariáció.

Az átlagos kategória csúcspontjának helyét a teljes adatállomány számtani átlaga határozza meg.

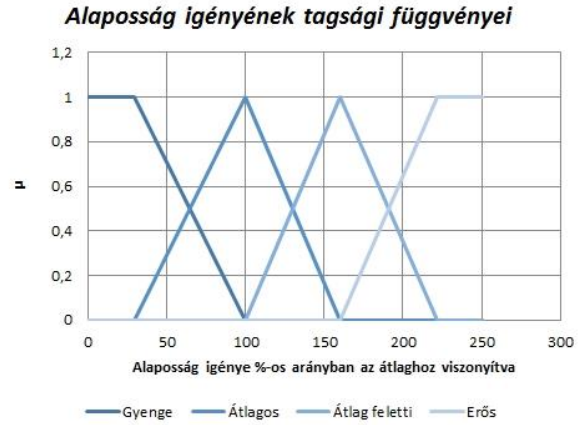
A nem szélsőértéket adó kategóriák tagsági függvényeinek alakja háromszög, ezzel biztosítjuk a mind egyenletesebb átmenetet az egyes kategóriák között. Ugyanez a törekvés adta az átlag feletti szinthez tartozó mag értéket is.

A legenyhébb értékelésre való törekvés abban is megnyilvánul, hogy egyértelműen gyengének kizárólag a leggyengébb leadott munka relevancia szintjét tekintettük. Ez indokolja ezen tagsági függvény alakjának eltérést a háromszög alaktól.

Ugyanezen gondolat mentén az egyértelműen erős szintet a legmagasabb relevancia értéket elért hallgató eredményével adtuk meg. Ezért e két kategória meghatározásánál alkalmaztunk trapéz alakot.



1. ábra: Relevancia függvények



2. ábra: Alaposságigény függvények

A tagsági függvények definícióit Koncz és szerzőtársai [1] által használt alakban írjuk fel:

$$\mu_{Gyenge}(x) = \begin{cases} 1, & x \leq 18 \\ \max\left(\frac{42-x}{24}, 0\right), & x > 18 \end{cases} \quad (1)$$

$$\mu_{\text{Átl.}}(x) = \begin{cases} \max\left(\frac{x-18}{24}, 0\right), & x \leq 42 \\ \max\left(\frac{65-x}{23}, 0\right), & x > 42 \end{cases} \quad (2)$$

$$\mu_{\text{Átl.fel.}}(x) = \begin{cases} \max\left(\frac{x-42}{23}, 0\right), & x \leq 65 \\ \max\left(\frac{90-x}{25}, 0\right), & x > 65 \end{cases} \quad (3)$$

$$\mu_{Erős}(x) = \begin{cases} \max\left(\frac{x-65}{25}, 0\right), & x < 90 \\ 1, & x \geq 90 \end{cases} \quad (4)$$

A modell másik bemenete az alaposságigény. Mutatószámát úgy képeztük, hogy az összes adat (relevanciától függetlenül), képlet, és magyarázó ábra darabszámának összegét viszonyítottuk hallgatónként a vizsgált teljes hallgatóállomány átlagához. Az értékek így a [0,29; 2,22] tartományban szóródtak.

A szintek elkülönítésére és a függvénygörbék alakjaira vonatkozó elvek itt is pontosan ugyanazok, mint a relevancia tagsági függvényeinél alkalmazottak (2. ábra). Az átlagos szint magja – természetesen – itt a 100% lett.

$$\mu_{Gyenge}(x) = \begin{cases} 1, & x \leq 29 \\ \max\left(\frac{100-x}{71}, 0\right), & x > 29 \end{cases} \quad (5)$$

$$\mu_{\text{Átl.}}(x) = \begin{cases} \max\left(\frac{x-29}{71}, 0\right), & x \leq 100 \\ \max\left(\frac{160-x}{60}, 0\right), & x > 100 \end{cases} \quad (6)$$

$$\mu_{\text{Átl.fel.}}(x) = \begin{cases} \max\left(\frac{x-100}{60}, 0\right), & x \leq 160 \\ \max\left(\frac{222-x}{62}, 0\right), & x > 160 \end{cases} \quad (7)$$

$$\mu_{Erős}(x) = \begin{cases} \max\left(\frac{x-160}{62}, 0\right), & x < 222 \\ 1, & x \geq 222 \end{cases} \quad (8)$$

Már a bemenetek meghatározásakor is megfigyelhető az oktatói megközelítés hatása, hiszen nyilván nem mindegy, hogy milyen adatok alapján, és milyen egyedi optimumszint meghatározásával alakítottuk ki a fuzziifikáló bemeneti paramétereinket. Itt is törekedtünk a legkevésbé szigorú megközelítés érvényre juttatásában, mivel még a gondolatmenet alátámasztását szolgáló képletek és ábrák helyességét sem vizsgáltuk, csupán azok számossága befolyásolta az alaposságigény számítását.

De azért igazán majd a szabályrendszer (2. táblázat) kialakításában lesz tetten érhető az oktatói szabadság, és a megítélés szubjektivitása.

3.2 A szabálybázis

Az értékelési szabálybázis felvételekor *ÉS* kapcsolatokat, és így minimum operátort alkalmaztunk az egyes szabályok képzésekor, így a 2. táblázatban látható 16 szabály jött létre.

2. táblázat: Értékelési mátrix

		relevancia			
	MIN	gyenge	átlagos	átlagon felüli	erős
alaposság-igény	gyenge	NFM	NFM	ELF	MF
	átlagos	NFM	ELF	MF	P
	átlagon felüli	NFM	MF	P	P
	erős	ELF	P	P	P

$$\mu_{MF}(x) = \begin{cases} \max\left(\frac{x-62}{14}, 0\right), & x \leq 76 \\ \max\left(\frac{90-x}{14}, 0\right), & x > 76 \end{cases} \quad (11)$$

$$\mu_P(x) = \begin{cases} \max\left(\frac{x-76}{14}, 0\right), & x < 90 \\ 1, & x \geq 90 \end{cases} \quad (12)$$

3.3 A kimenet tagsági függvényei

A feladatmegoldókészség tagsági függvényeinek (3. ábra) meghatározásakor az alapot az oktatói gyakorlatban igen gyakran alkalmazott értékelési skála adta.

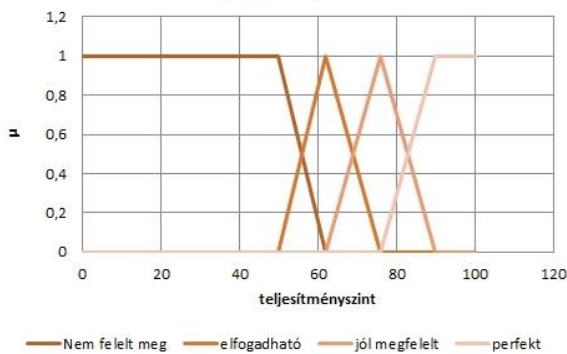
A fuzzy következtetéseinknél így tehát – a bemenetekhez hasonlóan – szintén négy szintet különböztetünk meg, mely teljesen hasonlóvá teszi így az értékelést az oktatásban tradicionálisan alkalmazott osztályozási módszerhez. Ezek a

- *NFM* – nem felelt meg;
- *ELF* – elfogadható;
- *MF* – jól megfelelt;
- *P* – perfekt.

Ennek megfelelően az – egyáltalán bármilyen szempontból – elfogadható szint alsó küszöbét 50%-os teljesítményben definiáltuk, a 90%-os eredmény pedig már a kimagasló kategóriát képviseli. Ezen szélsőértékek mentén határoztuk meg trapéz alakú tagsági függvényeinket.

A köztük elhelyezkedő háromszög alakú elfogadható, és jól megfelelt szintekhez tartozó függvények magját pedig rendre a 60%, és a 75% adja.

Feladatmegoldókészség tagsági függvényei



3. ábra: Feladatmegoldókészség függvények

$$\mu_{NFM}(x) = \begin{cases} 1, & x \leq 50 \\ \max\left(\frac{62-x}{12}, 0\right), & x > 50 \end{cases} \quad (9)$$

$$\mu_{ELF}(x) = \begin{cases} \max\left(\frac{x-50}{12}, 0\right), & x \leq 62 \\ \max\left(\frac{76-x}{14}, 0\right), & x > 62 \end{cases} \quad (10)$$

3.4 Aggregáció

Az általunk választott aggregációs módszer – a maximum operátor alkalmazása – egyetlen fuzzy halmazt képez az implikációs szabályok fuzzy halmazainak kimenetéből azok Zadeh-féle uniójával (4. ábra).

Mivel ez a t-konorma a legkisebb, az egyes képességek együttes hatásának figyelembevételénél ez látszik a legcélszerűbb aggregációs eljárásnak. [3]

Számításainkat a Matlab Fuzzy Logic Toolbox segítségével végeztük el. A programban megadott, és az ábráról leolvasható értékeket %-ban kell értelmezni.

3.5 Defuzzifikáció

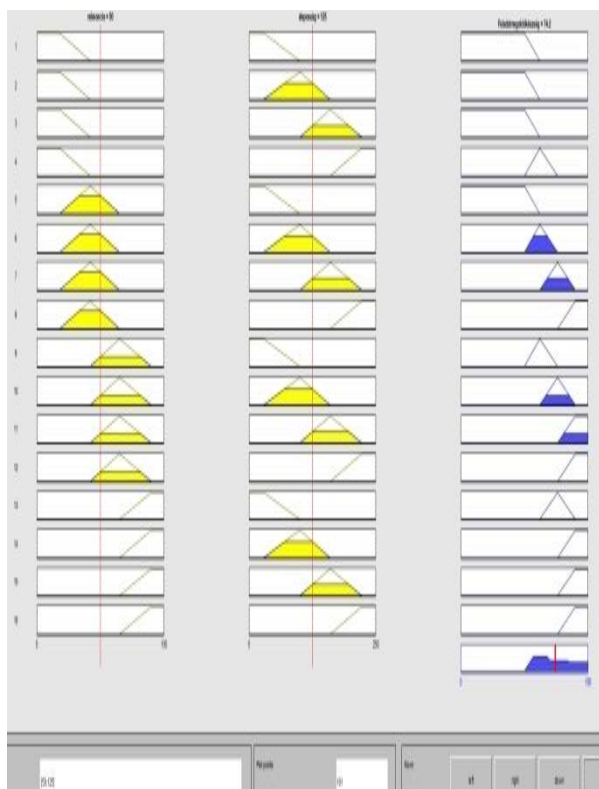
Mivel a defuzzifikáció során kapott görbe alatti terület – gyakorlatilag – a hallgatók mérhető teljesítményezőinek együttes hatását szemlélteti, így elemzésünk során két defuzzifikációs módszer használata lehet indokolt. Az egyik a Centroid of Area (CoA), a másik pedig a Bisector of Area (BoA).

A BoA által kapott egyenes többnyire egybeesik a CoA módszer adta centroid vonallal, illetve számottevő különbség nem nagyon van a kettő között.

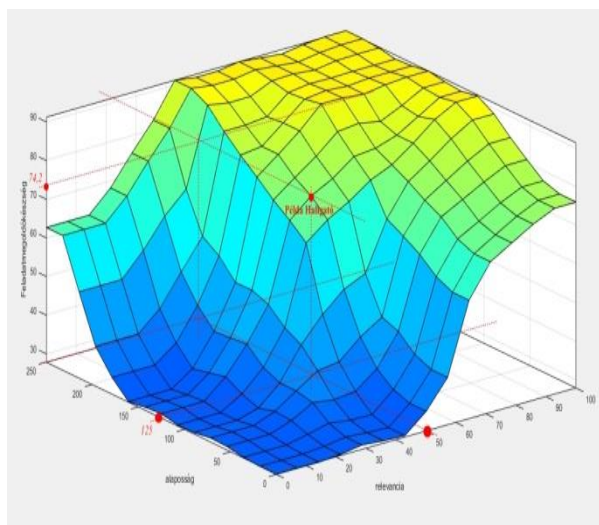
Mért adatok hiányában elemzésünkben nem lehetséges vizsgálatot végezni arra nézve, melyik módszer ad pontosabb eredményt, így választásunk a CoA defuzzifikációra esett. [3]

Számításainkban egy Példa Hallgató 50 %-os relevancia, és 125 %-os alaposságigény bemeneti adataihoz tartozó defuzzifikált érték 74.2 % lett. (4. és 5. ábra)

Oktatói szemmel nézve az eredményt teljesen reálisnak tűnik, hogy egy gyengébb tárgyi tudású, de átlag feletti szorgalommal rendelkező hallgató által készített feladat eléri a közepes szintet.



4. ábra: A szabályok és aggregáció



5. ábra: Példa Hallgató a defuzzifikációs felületen

4 KONKLÚZIÓ

Számításaink eredményeként ötfokú skálán értékelhetővé válnak az eredendően nagyon nehezen minősíthető hallgatói teljesítmények (3. táblázat), és így lényegesen realisabb osztályozatok adhatók, mintha az oktató csupán a szubjektív benyomásaira hagyatkozott volna, vagy kizárólag a releváns adatok mennyiségét értékelte volna.

Mindkét utóbb említett módszer önmagában nagyon félvezető lehet, és egymásnak teljesen ellentmondó értékelést eredményezhetnek adott hallgatók esetében.

Erre utaltunk a bevezetésben, hogy a fuzzy megközelítés alkalmazása bizonyos esetekben megoldhatóvá tesz megoldhatatlannak látszó komplex feladatokat is.

3. táblázat: Hallgatók értékelésének eredményei

	<i>relevancia</i>	<i>alaposság-igény</i>	<i>CoA Matlab</i>	<i>érdemjegy</i>
H1	65%	186%	92%	5
H3	29%	86%	35%	1
H4	47%	122%	72%	3
H5	35%	115%	46%	1
H6	24%	57%	32%	1
H7	18%	36%	28%	1
H8	53%	143%	79%	4
H9	53%	100%	70%	3
H10	59%	165%	87%	4
H11	47%	158%	79%	4
H12	35%	93%	42%	1
H13	59%	100%	72%	3
H14	59%	97%	67%	3
H15	47%	86%	50%	2
H16	35%	107%	44%	1
H17	24%	72%	32%	1
H18	18%	79%	29%	1
H19	41%	111%	61%	3
H20	18%	64%	29%	1
H21	41%	82%	43%	1
H22	53%	100%	70%	3
H23	18%	54%	29%	1
H24	53%	79%	48%	1
H25	47%	72%	42%	1
H26	24%	29%	29%	1
H27	24%	50%	32%	1
H28	24%	43%	31%	1
H144	71%	193%	90%	5
H145	94%	222%	91%	5

Megvizsgálandó az a tény, hogy mindkét bemenet képzésekor felhasználtuk a relevánsan megtalált adatok számosságát, amely felvetheti a kérdést, hogy mennyire függetlenek egymástól, és duplán vettük-e figyelembe ugyanazt az adatot.

Alapvetően a helyes adatok többszöri felhasználása a hallgatók szempontjából nem hátrányos, egyébként pedig a korreláció a két bemenet között nem lesz túl erős, így ez nem hibája a modellnek.

További vizsgálat tárgya lehet majd, hogy milyen egyéb mutatók képezhetők az eredetileg felvett adatállomány segítségével, melyek az alapkutatás szempontjából nagyobb relevanciával bírnak.

Az így nyert teljesítményértékelések felhasználhatók a jövőben egy matematikai statisztikával történő elemzésre is.

IRODALOMJEGYZÉK

- [1] Koncz A., & Johanyák, Zs. Cs., & Pokorádi, L. (2022). Fuzzy rule-based hierarchical overall risk analysis of battery testing laboratories, *Proceedings Of The Romanian Academy, Series A, Volume 23, Number 1/2022*, 89–97.
- [2] Halmai, A. (2011). Mérés és irányítástechnika, *Eduetus, TAMOP-4.1.2.A/2-10/1*, 167.
- [3] Tóth-Laufer, E. & Róvid, A. & Takács, M. (2012). Error Calculation of the HOSVD-based Rule Base Reduction in Hierarchical Fuzzy Systems, *FUZZY SETS AND SYSTEMS* 307 pp. 67-82., 16 p.
- [4] Kóczy, L. T., & Tikk, D. (2012). *Fuzzy rendszerek*, Typotex, ISBN 978-963-2797-09-0
- [5] Pokorádi, L. (2016). Modellek a műszaki biztonság tudományban. *Gradus*, 3(2), 92-100.
- [6] Pokorádi, L. (2008). *Rendszerek és folyamatok modellezése*, Campus, ISBN 978-963-9822-06-1, 181-212.
- [7] Pokorádi, L. (2013). *Rendszertechnika*, TERC, ISBN 978-963-9968-71-4
- [8] Tóth-Laufer, E. & Takács, M. & J Rudas, I. (2012) Conjunction and Disjunction Operators in Neuro-Fuzzy Risk Calculation Model Simplification, In: Szakal, A (szerk.) 13TH IEEE INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON COMPUTATIONAL INTELLIGENCE AND INFORMATICS (CINTI 2012), New York, Amerikai Egyesült Államok : IEEE pp. 195-200. , 6 p.
- [9] Voskoglou, M. (2013). Fuzzy Logic as a Tool for Assessing Students' Knowledge and Skills, *Educ. Sci.* 2013, 3., pp. 208-221.
- [10] Johanyák, Zs. Cs. (2019). Fuzzy rule interpolation based model for student result prediction, *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, vol. 36, no. 2, pp. 999-1008, DOI: 10.3233/JIFS-169875