

Oktatási rendszerek paramétereinek fuzzy kognitív térképe

Igor Bagány *, Márta Takács **, ***

*Óbuda University/Doctoral School of Applied Informatics and Applied Mathematics, Budapest, Hungary

**Óbuda University/John von Neumann Faculty of Informatics, Budapest, Hungary

***University of Novi Sad/Hungarian Language Teacher Training Faculty, Subotica, Serbia

bagany.igor@phd.uni-obuda.hu

takacs.marta@nik.uni-obuda.hu

takacs.marta@magister.uns.ac.rs

Összefoglalás — Kognitív térképet építettünk fel az oktatási rendszer és a tanulók eredményességének modellezésére. A cél az, hogy előrejelzést adjunk az adott összefüggések alapján a tanulók jövőbeli várható eredményességi mutatóira. Az esettanulmány adatgyűjtés alapján szerkesztett kognitív térképről szól.

Kulcsszavak: fuzzy kognitív térkép, oktatási rendszerek.

Abstract — We built a cognitive map to model an educational system and student performances. Our goal is to make predictions based on the given context of the students' future performance indicators. The case study is about a cognitive map constructed from data set.

Keywords: fuzzy cognitive map, educational systems.

1 BEVEZETÉS

Az oktatási rendszerek hatékonysága nagyon sok paramétertől függ. A tanulók eredményessége azonban jórészt attól a tényezőcsoporttól függ, amit a tehetségmodellek is meghatároznak a tehetségazonosítás tekintetében. Vannak olyan tényezők (későbbi rendszermodell-paraméterek), amelyek a hatékonyságot és a tanulók eredményességét befolyásolják, és vannak olyanok, amelyek a hatékonyságot, eredményességet kvantitatív, esetlegesen kvalitatív mutatókkal mérik. A kimutatható, reprezentálható eredmények például a képzések egyes szakaszait lezáró vizsgák eredményei. Ahhoz, hogy az oktatási rendszer esetlegesen javítható gyenge pontjait felismerjük, modellezhetjük a paraméterek kölcsönhatását, paraméterértékek változásának, különbözőségének hatását a mérhető paraméterekre. Különböző Kárpát-medencei régiókban ugyan eltérnek közoktatásban mérhető paraméterek, de lényegében az alapfokú általános képzés lezárásakor mindenhol mérik a tanulók eredményességét, így ez a paraméter összehasonlítható a különböző régiókra. Nyilvánvalóan az erre a kimenetre ható paraméterek/tényezők viszont mindenütt jelen vannak, így azok, a paraméter-kölcsönhatások mérőszámai és a mért eredményesség is megfelelő skálázással összehasonlítható.

Kutatásunk általános célja a kognitív térképek összehasonlító mértékeinek elemzése és a csomópont bővítés lehetőségei, és a fentiekben leírt problémakör kognitív térképekkel történő modellezése sokat segít az általánosítható következtetések megadásában.

Ennek kapcsán, adatgyűjtést végeztünk Szerbiában és a Kárpát-medence többi régiójában, felállítottunk egy összefüggésrendszert a paraméterek között, és megszerkesztettük az alapvető kognitív térképstruktúrát a problémához. Figyelembe véve, hogy a paraméterek nem csak kvantitatív, de kvalitatív jellegűek is lehetnek, bizonyos helyzetekben fuzzy alapú leírást alkalmazunk.

A különböző régiókban begyűjtött adatok alapján így hasonló szerkezetű, de azonos funkciójú térképeket tudunk összehasonlítani és különbözőségeiknek jellegére rámutatni.

Jelen írásunkban először a fuzzy kognitív térképek (Fuzzy Cognitive Maps - FCM) általános leírását tekintjük át (2. fejezet), majd a FCM inicializálásáról és tanításáról esik szó (3. fejezet). A 4. fejezet a fentiekben leírt esettanulmány kapcsán született kognitív térképet mutatja be. Végezetül majd áttekintést adunk a vizsgált helyzet tekintetében a következő általánosított elméleti és alkalmazott, gyakorlati kutatási tervekkel kapcsolatosan.

2 FUZZY KOGNITÍV TÉRKÉP

Az FCM (Fuzzy Cognitive Map) egy olyan rendszer, melyet Bart Kosko mutatott be 1986-ban [1]. Ez lényegében egy (fuzzy) irányított gráf struktúra, amely jól modellezi az ok-okozati következtetéseket. Lényegében egy hibrid rendszernek tekinthető, amely egyszerre tekinthető neurális hálónak és fuzzy alapú megoldásnak is. A hálózat csomópontokból áll, melyek numerikus értékekkel, vagy fuzziifikált paraméterértékekkel vannak jellemezve, és a köztük lévő összekötő kapcsolatokat a $[-1,1]$ intervallumból vesznek fel értéket, vagy ugyancsak fuzziifikált formában adottak. A minősítő súlyok a paraméterek erősítő (pozitív előjelű), illetve gyengítő (negatív előjelű) kölcsönhatását érzékeltetik [2]. A módszer alkalmazható többek között biológiai, vagy társadalmi-gazdasági szervezetek működésének modellezésére is. A paraméterek/tényezők értékváltozása által változó rendszert, illetve FCM modelljének működését dinamikus módon vizsgálhatjuk, mégpedig úgy, hogy a kognitív térképek a csomóponti értékeit módosíthatjuk. Ennek módja az, hogy egy adott csomóponthoz bemenetként kapcsolódó csomópontok értékeit megsúlyozzuk kapcsolati élsúlyokkal, és a kapott értéket aggregáljuk a meglévő vizsgált csomópontértékkel. Az élsúlyok ugyancsak taníthatók figyelembe véve a

modellezett rendszerre vonatkozó korábbi adathalmazokat illetve adatkapcsolatokat. Ezáltal akár előre jelezhetünk, a fennálló paraméterértékek mellett, várható rendszerállapotokat és paraméterértékeket. A számításokhoz különböző matematikai függvényeket, operátorokat és módszereket alkalmazhatunk.

Számos szoftver áll rendelkezésünkre a feladatok kognitív térképpel történő modellezésére. A megvalósításokat általában különböző scenáriók (beállítások) mellett vizsgálhatjuk [3]. A vizsgált témakörben, első lépésben, kézilleg vezérelt élsúlyokkal felépített rendszert alakítottunk ki. Majd a begyűjtött adatokból a rendszert tanítottuk, az adathalmazokból kinyert kapcsolati értékek alapján, és transzfer függvények alkalmazásával a csomópontok értékeit újra számítottuk, megsúlyozva a tanított élsúlyokkal a bemenő csomópontok értékeit. A tanítható kognitív térkép esetében terveink szerint a továbbiakban különböző operátor típusokkal számítottunk csomópont és élsúly értékeket, és felhasználjuk a modellt a tanulói eredményesség előrejelzésére.

Alapvetően két lépést különböztetünk meg a számításban: a csomópont és a súlyértékek inicializálását, azaz kezdeti értékének megadását, majd később a módosított, tanított értékek számítását. A jelentősebb alkalmazott módszerekről és megközelítésekről [4], [5] és [14] forrásban olvashatunk.

Mindkét esetben az aggregáló operátorok kulcsszerepet játszanak az értékmódosításban [6]. A fuzzy kognitív térkép egy lágy számítási módszer alapú modell, amely szerkezete lehetővé teszi több operátor és függvénytípus alkalmazását a számításokban és a következtetési módszerekben. Figyelembe véve a tényt, hogy a FCM általában alkalmazás-orientált modellként van felépítve, a modell hatékonyságának növelése érdekében megengedett, hogy különböző operátorcsaládokkal kísérletezzünk. De, mint általában, ez a szabadság felveti a rendszermodell stabilitásának kérdését és az alkalmazott operátorok szükséges funkcionális tulajdonságait a matematikailag helyes számítás mechanizmusában.

3 A FCM INICIALIZÁLÁSA ÉS TANÍTÁSA

3.1 Inicializálás

A fuzzy kognitív térkép inicializálása a csomópont és az élsúly értékek kezdeti adatainak megadása.

A csomópont inicializálása

Amikor az FCM modellező kiválasztja a modell szempontjából fontos csomópontokat, azonnal felmerül az említett fogalmak kezdeti értékeinek kérdése.

A kognitív térképeken belül vannak csomópontok, amelyeknek kezdeti értékét az adatgyűjtés alapján meg lehet határozni, és vannak számítható csomópont értékek.

Esettanulmányunkban például a tanulók teljes vizsgaeredménye ilyen, amely több részeredmény átlagaként adódik. Más régiókban más a teljes kiértékelés meghatározása, és ez felveti a hasonló, de mégis bizonyos részmodelljeiben különböző FCM modellek összehasonlítási problémáit.

A csomópontok tehát alapvetően két csoportra oszthatók: a megadott értékekkel rendelkező csomópontok (concepts with a previously known values - CKV) és a kiszámítható értékekkel rendelkező csomópontok (concepts with calculable values - CCV).

1) A megadott értékekkel rendelkező csomópontok

Az a tény, hogy a csomópontoknak ismert az értéke, abból eredhet, hogy:

- szakértők által megadható, vagy
- egy másik ellenőrzött és szakmailag elfogadott forrásból származtatható, illetve
- egy ismert hitelesített adatkészlet segítségével számíthatók ki.

Ha adott egy adathalmaz, amely a vizsgált csomópontok paramétereit jellemzi, akkor a csomópont kezdeti értéke lehet az adatállomány alapján begyűjtött parameter- illetve tényezőértékek normalizált aritmetikai átlaga. A normalizálás azért szükséges, hogy a csomópont értéke a [0,1] intervallumban legyen (az alkalmazott operátorok és függvények miatt).

Legyen a kognitív térképnek n csomópontja: $C = \{C_1, C_2, \dots, C_n\}$. A C_i csomópont ($i=1,2,\dots,n$) ismert, azaz mért értékhalmaza az $\{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ m elemű halmaz. A C_i érték hozzárendelése a C_i csomópontához legegyszerűbb módon a következőképpen történhet:

$$Av_i = \frac{\sum_{j=1}^m x_j}{m} \quad (1)$$

$$c_i = \frac{Av_i - \min_{j=1,2,\dots,m} (x_j)}{\max_{j=1,2,\dots,m} (x_j) - \min_{j=1,2,\dots,m} (x_j)}$$

A fent említett módszer csak egy a lehetséges módszerek közül, és az átlagoló operátor is csak egy a lehetséges operátorok közül, amely az inicializáláshoz és a normalizáláshoz használható. A leggyakoribb aggregáló operátorok a maximum és a minimum, de az átlag és a medián is gyakran alkalmazható.

A $C = [c_1, c_2, \dots, c_n]$ vektort a kognitív térkép állapotmátrixának is nevezhetjük, a t időpillanatban mért állapotvektor pedig $C(t) = [c_1(t), c_2(t), \dots, c_n(t)]$.

2) A számított értékekkel rendelkező csomópontok

Ha az csomópont-halmazban adott egy részhalmaz $\{C_{k1}, C_{k2}, \dots, C_{kl}\}$, ($l \leq n$), amely alapján kiszámítható egy újabb csomópont (C_k) értéke, alkalmazva az előzőleg ismert $c_k = g(C_{k1}, C_{k2}, \dots, C_{kl})$ kapcsolati függvényt a $\{C_{k1}, C_{k2}, \dots, C_{kl}\}$ és a C_k csomópontértékek között, egyértelműen kiszámítható a c_k érték. Ebben az esetben a $C_{k1}, C_{k2}, \dots, C_{kl}$ csomópontok, mint bemenet vagy premissza alapján definiálhatjuk a C_k csomópontot. A későbbiekben, amikor elindul a tanulási folyamat, ezek a csúcspontértékek kiemelt számítási algoritmussal rendelkezhetnek, amely eltér a mátrix számításoktól.

Az élsúly inicializálása

A kognitív térképek, valójában gráfok, melyek C_i tényező-csomópontokból, valamint az egyes C_i és C_j tényezőket összekötő e_{ij} élekből állnak. Összetett rendszereket modelleznek, valós időben; tényezőket, illetve a közöttük fennálló ok-okozati kapcsolatokat és azok egymásra gyakorolt hatásait rajzolják ki. A gráf e_{ij} éleihez w_{ij} súlyok társulnak, melyek a tényezők hatásának mértékét írják le.

Az egyik leggyakrabban alkalmazott megközelítés az, hogy a súlyokat a $[-1,1]$ intervallumból választjuk. Az élsúly előjele fontos. A C_i és C_j közötti w_{ij} élsúly akkor pozitív, ha C_i növekedése (csökkenése), C_j növekedését (csökkenését) eredményezi. Negatív w_{ij} élsúly az előbbivel éppen ellentétes módon azt jelenti, hogy C_i növekedése (csökkenése) C_j csökkenését (növekedését) vonja maga után. Ha a w_{ij} élsúly értéke nulla, akkor C_i és C_j között nincs érdemleges kapcsolat ($1 \leq i, j \leq n$).

Ha rendelkezésünkre áll egy adathalmaz, amely a fogalmak közötti kölcsönhatások erősségéről szól, akkor az élsúlyokat inicializálhatjuk az adatállomány statisztikájával. Az adatállomány létrehozása történhet, többek között, egy online kérdőív segítségével. A begyűjtött értékek átlaga, módusza vagy mediánja lehet a csomópontok kezdeti értéke [7]. A w_{ij} kölcsönhatás/súly inicializálásának természetes, megfelelő módja lehet rendre a C_i és C_j számára gyűjtött $\{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ és $\{y_1, y_2, \dots, y_m\}$ adatkészletek közötti korreláció. Ez azt jelenti, hogy például az adott adatforrást fel kell kérni becslési értékpár (x_k, y_k) megadása a C_i és C_j numerikusan leírt jellemzéséhez. (Ha az értékadás kvalitatív jellegű, akkor a statisztikai jellemzők helyett fuzzy környezetben használt operátorokat alkalmazhatunk). A kapott korrelációs érték az $[-1,1]$ intervallumból származik, ezért készen áll a további számításra normalizálás nélkül.

A $w_{ij} = w_{ij}(0)$ kezdeti értékek a kezdeti $W(0)_{n \times n}$ súlymátrixban vannak elhelyezve:

$$W(0) = [w_{ij}(0)]_{i,j=1,2,\dots,n} \quad (2)$$

ahol a (0) jelzés a modellparaméterek kezdeti állapota.

Amennyiben a kezdeti súlyértékek nem korreláció alapján születnek, hanem szakértői javaslat alapján, a W mátrix nem lesz kötelezően szimmetrikus mátrix.

3.2 A csomópontérték tanítása

A csomópontérték, mint rendszerparaméter-érték tanításakor azt kell szem előtt tartani, hogy valós időben mindig egy t -edik időpillanat (vagy lépés) alapján igyekszünk meghatározni a $t+1$ -dik időpillanatban várható értékeket.

A fuzzy kognitív térképek abban különböznek az egyszerű kognitív térképektől, hogy a csúcspontok értékei, de akár az élsúlyok is lehetnek fuzzy meghatározások (élsúlyra vonatkozóan például erős negatív, gyenge pozitív, ..., a csomópont értékek pedig kvalitatív meghatározások tagsági függvényvel történő leírásai is lehetnek).

C_i tényező értéke (fuzzy meghatározása) a $t+1$ -dik időpillanatban vagy lépésben:

$$c_i(t+1) = f \left(\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n c_j(t) w_{ji} \right) \quad (3)$$

miközben f alatt egy szigmoid függvényt értünk [18], például:

$$f(t) = \frac{1}{1 + e^{-\lambda t}} \quad (4)$$

A következő időpillanatra vagy lépésre vonatkozó érték így mindig a megelőző pillanatban kiolvasható összes többi ($n-1$ darab) tényező súlyozott szorzatösszegével, pontosabban annak f -beli függvényértékével lesz egyenlő. Az érdemleges súly alatt a többi tényezőtől az éppen számított tényezőbe mutató élsúlyok értékeit értjük, $\lambda > 0$ paraméter pedig az $f(x)$ függvény görbületét szabályozza a $[0,1]$ tartományban. Az f függvény más egyéb szigmoid típusú függvény is lehet, pl. tanh, arc tg.

Adott t lépéshez tartozó tényezők az FCM C állapotvektorát adják meg:

$$C(t+1) = f(W(t)^T C(t)) \quad (5)$$

ahol $W(t)$ az élsúlyokból a t időpillanatban alkotott mátrix.

A kognitív térképek két további típusát is szokás megkülönböztetni az előbb említett mellett. A módszerek abban különböznek egymástól, hogy egy adott tényező maga is hatással lesz-e saját rákövetkező állapotára, és ha igen, akkor milyen súllyal [8].

Az élsúly tanítása

Számos módszer és operátor áll rendelkezésünkre az élsúlyok újraszámításához. A legegyszerűbb a Hebb-féle tanulási törvényen alapszik [9], az adaptív NN (Neurális Hálózat) elméletből is jól ismert. A javasolt tanulási algoritmus a felügyelet nélküli tanulási algoritmusok csoportjába tartozik. Ez a tanítási módszer az úgynevezett elsőrendű tanítási törvényt alkalmazó súlyok módosításán alapul:

$$w_{ij}(t+1) = -w_{ij}(t) + c_i(t) \cdot c_j(t) \quad (6)$$

Ha a $c_i(t)$ és $c_j(t)$ paraméterek értékei egyenes arányosságban vannak, akkor feltételezzük, hogy a $c_i(t) \cdot c_j(t) > 0$, és erős pozitív hatást gyakorolnak az élsúlyra. Ha viszont a $c_i(t)$ és $c_j(t)$ paraméterek értékei fordított arányosságban vannak, feltételezzük, hogy a $c_i(t) \cdot c_j(t) < 0$ és erős negatív hatást gyakorolnak az élsúlyra.

A kiszámított w'_{ij} érték a $[0,1]$ intervallumból származik, de normalizálható és újraszámítható a $[-1,1]$ intervallumra.

Az a tanulási modell, amely megtartja a csomópontok közötti súly előzetes ütközési irányát (mínusz vagy plusz), a

$$w_{ji}(t) = \gamma \cdot w_{ji}(t-1) + \varepsilon \cdot c_i(t-1) \cdot \left(c_j(t-1) - \text{sgn}(w_{ji}(0)) \cdot w_{ji}(t-1) \cdot c_i(t-1) \right) \quad (7)$$

összefüggéssel adható meg, ahol ε a tanulási arány paramétere, a γ pedig az élsúly hanyatlási paramétere. A $\text{sgn}(w_{ji})$ az a signum függvény, amelyet a megfelelő korrekció fenntartása érdekében használunk fel, mivel megtartja a szomszédos csomópont értékek közötti eredeti irányt.

Ezzel a modellel a súlyok értékei a kezdeti súlyokhoz képest kis mértékben módosulnak a tanulási arány kis értéke miatt.

A teljes tanítási algoritmus különböző scenáriók szerint végezhető el:

- a meglevő adathalmaz kialakított térkép csomópont- és élsúly-értékei alapján csak a csomópontok értékeit tanítjuk (3 képlet).
- a meglevő adathalmaz kialakított térkép csomópont- és élsúly-értékei alapján a csomópontok értékeit és az élsúlyok értékeit váltakozva, lépésről lépésre tanítjuk (3 és 7 képletek).
- az adathalmaz esetleges bővülésével újraszámítjuk csomópont és élsúly értékeket, majd újra tanítunk.

4 ESETTANULMÁNY

4.1 Az esettanulmány lényegi céljai és módszerei

A kognitív térképek szerkesztésének és viselkedésének tanulmányozását kutatásunk ideje alatt egy esettanulmány segíti. Az alapfokú (általános- vagy elemi) iskolákban zajló oktatásban résztvevő tanulók tanulmányi eredményét tanmeneti szakaszonként mérik egy-egy teszttel, amely alkalmanként a továbbtanulást is meghatározhatja. Ez egy mérhető, statisztikailag lekövethető paraméter, és nem csak a tanulók, de az oktatási rendszer hatékonyságát is jellemzi. Ugyanakkor ez a kimenet nagyon sok tényezőtől függ, amelyek között egyéni és társadalmi-szociális tényezők is szerepelnek. Mindezek azonban egy jól szerkesztett kérdőívvel begyűjthető adatok.

Arra a megállapításra jutottunk, hogy a vizsgálható, az eredményességre ható paramétereket tekintve a felmérés hasonlít a tehetséggonozási tényezők modelljében tapasztaltakhoz, például a Czeizel Endre féle tehetségmodellhez [10]. Ez a paramétercsoport tehát alapot képezhet a paramétereket összekapcsoló és kölcsönhatását vizsgáló kognitív térkép megalkotásához.

A bemenő adatokat először csak globális paraméterekkel adjuk meg, de ezek a későbbiekben finomíthatóak, részletezhetőek, hiszen értékeiket további paraméterhalmazok adhatják meg, és a számításukat egy hierarchikus következtetési rendszerbe építve tervezzük továbbfejleszteni [11].

Első lépésként a szülők hatását például csak anyagi helyzetükkel mértük, amit a személyi jövedelmükkel számszerű skálán adtunk meg. (Ez az adat nem bizonyult minden esetben korrektnek, mert a válaszadók, és a hivatalosan bejelentett jövedelemigazolások sem voltak mindig valóságok). A szülők jellemzői között a későbbiekben bemenő paraméterként megjelenhetnek még: az iskolai végzettség szintje, a munkaviszony megléte, élnek-e, házasságban élnek-e, stb.

Az otthoni körülményeket összesítve egy tízes skálán ábrázoltuk. Ez a bemenet is finomítható a későbbiekben, kvalitatív meghatározásokkal skálázható adatokkal, például:

- lakóhely nagysága és a lakók számának aránya,
- van-e külön szobája a tanulónak vagy hely ahol nyugodt körülmények között tanulhat,
- megfigyelhető-e az alapvető iskolai felszerelés hiánya, és még sok más.

A kortárs csoport hatása is nagyon fontos szempont. Amennyiben olyan tárgyi dolgok hiányoznak egy szociális hátrányú diáknál, amelyek pótolhatóak, akkor egy befogadó osztály összefogásával beszerezhető minden szükséges taneszköz, az ügyesebb diákok tarthatnak korrepetálást, és nagy mértékben segíthetnek a nehézségeken. Viszont, hatalmas hátrány is lehet a közösség, ha például nem fogadja be a hátrányos helyzetű tanulót. Ezzel még nehezebbé válhat a tanulás folyamata. Ezen paraméterek mérésének megvannak a szakmai alapjai, ezeket most egyenlőre nem vettük figyelembe, intuitív módon állítottuk fel a skálát és a tagsági függvényeket.

A tanító/tanár paraméter is kulcsfontosságú lehet, (tapasztalataink szerint különösen ha a gyermek árva, vagy csonka családban él). A pedagógus szakképzettsége, az odaadása, a gyerek helyzetének megértése és elfogadása mind kritikus szempont. Szerbiában a tanítókat négy kompetencia alapján minősítik:

- oktatási terület, tantárgy és tanítási módszer;
- tanítás és tanulás;
- a tanuló személyiségfejlesztése;
- együttműködés és kommunikáció [12].

Ezeket most ugyancsak intuitív módon, egyenlőre egy bemeneti paraméterbe foglaltuk össze és skáláztuk. A későbbiekben, a bővített rendszerben ezen részparaméterek egyértelműen behatárolhatóak (kvalitatív vagy kvantitatív mutatókkal).

Fontos kihangsúlyozni, hogy az oktatási körülmények tekintetében nagyon sokszor minőségi, vagyis kvalitatív meghatározások hangzanak el, nem számbeli adatokkal, hanem szavakkal kifejezve, ezért a fuzzy megközelítés megfelelőnek bizonyult.

4.2 Adatgyűjtés és inicializálás

Első lépésként a Szerbiában gyűjtött adatok alapján állítottuk fel a kognitív térképet. Időközben folytatódik a régióban is hasonló adatgyűjtés, hogy a romániai, szlovákiai és magyarországi adatok alapján hasonló szerkezetű kognitív térképeket szerkeszthessünk, és, a későbbiekben, ezekben az eltérésekre rámutatva, esetlegesen az oktatási rendszerekben tapasztalható különbözőségekre utalhassunk.

A kérdőívben szereplő kérdésekre adott válaszok közül most csak néhányat mutatunk, mert a létrehozás és a tanítás által vizsgálható előrejelzés volt a célunk. Ezek a paraméterek/csomópontok viszont nagyon fontosak a tanulói eredményesség-mérést tekintve, amelyet a nyolcadik osztály befejezésekor megírt tesztek pontszámai alapján ítélünk meg. Szerbiában három tesztet írnak a

tanulók (anyanyelv, matematika és általános ismeretek), és ezek átlaga adja a teljes értékelést. Ennek következtében az összesített eredmény már csak számított csomópontérték. Vannak kvalitatív paraméterek melyeket most a kérdőívben adott skála alapján numerikussá tettünk, de a későbbiekben fuzziifikálni kívánjuk őket.

1. táblázat: Csomópontok típusai és értékei

	kérdőív kérdései/ csomópont	típus	átlag	csomópont normalizált kezdeti értéke c_i
C1	Osztály létszám	mérhető adat	18,34	0,528
C2	Igazolt hiányzások	mérhető adat	30,38	0,122
C3	Igazolatlan hiányzások	mérhető adat	1,19	0,085
C4	Felső tagozat eredménye	mérhető adat	3,93	0,733
C5	Hány évig járt óvodába	mérhető adat	2,64	0,440
C6	Mennyire tartsa fontosnak az iskolát	skálázott mérhető adat	4,04	0,760
C7	Háztartás létszám	mérhető adat	4,21	0,368
C8	Testvérek száma	mérhető adat	1,45	0,181
C9	Anyagi helyzete a környezetéhez képest	skálázott mérhető adat	3,68	0,670
C10	Milyen sűrűn segít szülő a tanulásban	skálázott mérhető adat	1,97	0,243
C11	Mennyire igyekezett a záróvizsgán	skálázott mérhető adat	3,79	0,698
C12	Anyanyelvi teszt pontszáma (max20)	mérhető adat	12,32	0,596
C13	Matematika teszt pontszáma (max20)	mérhető adat	6,68	0,334
C14	Összetett/kombinált teszt pontszáma (max20)	mérhető adat	8,8	0,390
C15	Össz pontszám a záróvizsgán	számított érték C12-C14 alapján	27,8	0,425

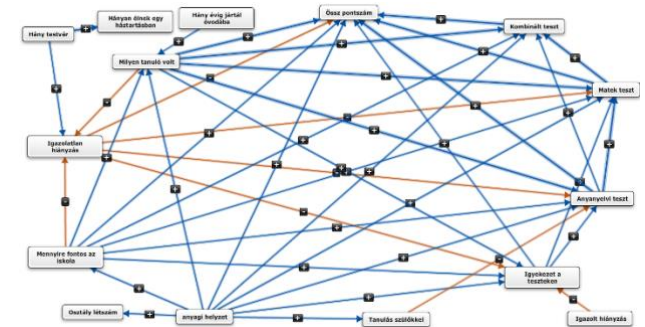
A kérdőívet 252, 15 éves végzős tanuló töltötte ki, 7 különböző általános iskolából a 2014/2015 tanév végén. A felmérés Észak-Vajdaságra összpontosult, 7 községre. Összesen 35 kérdésből a vizsgálat első szakaszában 15 kérdést emeltünk ki, mert különböző szempontokból jelentősek a hallgatók végső vizsgaosztályának elemzéséhez [12]. A válaszok tehát numerikusan adóttak, és a kognitív térkép egy-egy tervezett és vizsgált csomópontját jellemzik. A csomópontok a kérdőív eredeti kérdéseiből származnak, és a jelölésük rendre: C_1, C_2, \dots, C_{15} , kezdeti értékük pedig c_1, c_2, \dots, c_{15} és az (1) egyenlet használatával kapjuk meg őket.

A csomópont típusát az előző szakaszban leírtak alapján, továbbá a számított kezdeti értékeket az 1. táblázat tartalmazza.

Az élsúly kezdőértéke a csomópontok közötti korrelációval számoltuk ki, és a kutatás jelenlegi szakaszában nem tanítottuk a (4) képlettel.

A komplex kognitív térkép egyszerűsítése érdekében a $T=0,2$ küszöbértéket vezettük be, azaz ahol a kapcsolat ennél az értéknél gyengébb volt, zérusnak vettük, és csak a csomópontok közötti jelentős kölcsönhatásokat tartottuk meg [13].

A Mental Modeler környezetben kialakított kognitív térképet az 1. ábrán mutatjuk be, a 2. táblázatban pedig az élsúly mátrix látható.



1. ábra: Kognitív térkép

2. táblázat: Korrelációs mátrix

	Class headcount?	Justified absence?	Unjustified absence?	Success/failure in upper grade?	Years in kindergarten?	School importance?	Household headcount?	Number of siblings?	Family's financial situation?	How often do you learn with your parents help?	How often do you take the lead?	Achieved score in the native language test	Achieved score on the math test	Achieved score on the final test	Total score
Class headcount?															
Justified absence?															
Unjustified absence?															
Success/failure in upper grade?															
Years in kindergarten?															
School importance?															
Household headcount?															
Number of siblings?															
Family's financial situation?															
How often do you learn with your parents help?															
How often do you take the lead?															
Achieved score in the native language test															
Achieved score on the math test															
Achieved score on the final test															
Total score															

4.3 Esettanulmány tanítási lépések

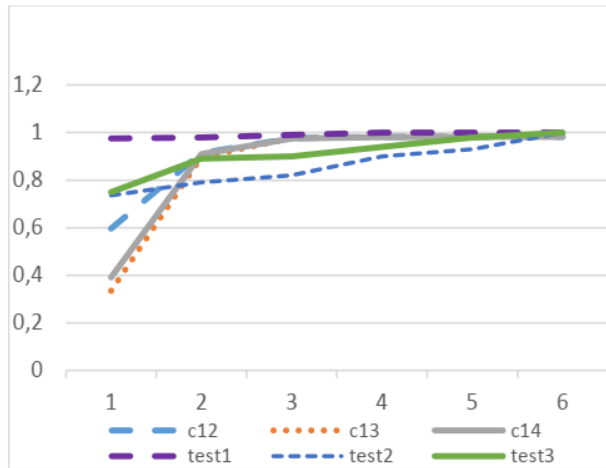
Az FCM-ben a tanulási folyamat ugyanúgy értelmezhető, mint a neurális hálózat (NN - Neural Network) modellben, azaz ha feltételezzük, hogy a FCM a rendszer diszkrét időmodellje, attól függően, hogy a t időbeli változó, és hogy a csomópont értéke lépésről lépésre változik. Alkalmazzuk a (3) képletet az (4) képletben definiált szigmoid transzferfüggvényel.

Lehetséges és ésszerű a kezdeti súlyok módosítása a kapcsolódó csomópontértékeknek függvényében. A (7) képlettel adott tanulási modell, amely megtartja a csomópontok közötti súly előzetes ütközési irányát elfogadhatóbb az egyszerű tanítási modellnél. Ezzel a modellel a súlyok értékei a kezdeti súlyokhoz képest kis mértékben módosulnak a tanulási arány kis értéke miatt.

A csomópontértékek tanulási folyamatát a (3) és (4) egyenletek alkalmazásával végeztük el 15 lépésben.

A környező csomópontérték a három részvizsgára (anyanyelvi, matematikai és vegyes összetételű teszt) gyakorolt hatását teszteltük leginkább, mivel a hipotézis az volt, hogy a megtanult kognitív térkép előrejelzést ad a csomópont értékekről, és ugyanazt a tendenciát mutatja a vizsgált csomópontértékekre, mint a valódi teszteredményekre ebben a régióban.

A C_{12} , C_{13} és C_{14} értékek tanítási folyamat alatti változását a 3. ábra szemlélteti.



2. ábra - A 3 csomópontérték konvergálása

4.4 A tanulási folyamat eredményei

A csomópontértékek változása és a közzétett hivatalos átlagértékek összehasonlítása (2014/2015 és a 2017-2018 tanév között) arra a következtetésre vezet, hogy a valós világban felismert tendencia megjósolható a megtervezett és tanított kognitív térképekkel [12].

5 ÖSSZEGZÉS ÉS KITEKINTÉS

Kutatásunk első szakaszában először a fuzzy kognitív térképek általános leírását tekintettük át, majd a FCM inicializálásáról és tanításáról esett szó általánosságban. A leírtak alapján egy esettanulmány segítségével vizsgáltuk a FCM tanítási lehetőségeit, elsősorban tanulók előmenetelét vizsgálva és előre jelezve.

A kutatás folytatásban több feladat vár ránk. A kérdőív további 15 kérdésére adott válaszok elsősorban kvalitatív jellegűek, vagy skálázottak. A kognitív térképbe való bekapcsolásukkal, az sokkal komplexebb lesz.

A környező régiókban gyűjtött adatok alapján más országokra is el kell készítenünk a kognitív térképet, és bár a kérdőívek kérdései ugyanazok, a válaszadás lehetséges intervallumai, halmazai különböznek. Így a térképek összehasonlítása előtt újra skálázással mérhetővé kell tennünk a különbözőségeket.

Miután az összehasonlítás elsősorban mátrix- és vektor-összehasonlításon alapul, több lehetőség is adódhat a különbözőségi mérőszám megadására.

Az is kiderült az adatgyűjtés folyamán, hogy egyes régiókban nem tartanak számon bizonyos adatokat, amelyeket a vizsgált térképekben alapvető csomópontként meg kellene jeleníteni. Felmerül a kérdés, hogy hogyan végezhető el ebben az esetben a hiányzó csomópontok interpolációja.

KÖSZÖNETNYILVÁNÍTÁS

Az Óbudai Egyetem Bánki Donát Gépész és Biztonságtechnikai Mérnöki Kar és a Magyar Fuzzy Társaság támogatásával készült.

IRODALOMJEGYZÉK

- [1] B. Kosko (1986): Fuzzy cognitive maps, *International Journal of Man-Machine Studies*, pp. 24. 65-65.
- [2] J. R. Cole, K. A. Persichitte (2000): Fuzzy Cognitive Mapping - Applications in Education, *International Journal of Intelligent Systems*, vol. 15, 1-25
- [3] MentalModeller: <http://www.mentalmodeler.com>
- [4] Y. Choi, H. Lee, Z. Irani (2018): Big data-driven fuzzy cognitive map for prioritizing IT service procurement in the public sector, *Annals of Operations Research*, Volume 270, Issue 1-2, pp 75-104.
- [5] E. Bourgani, C. D. Stylios, G. Manis, V. C. Georgopoulos (2013): Fuzzy cognitive maps modelling and simulation, *Proceedings of the European Modeling and Simulation Symposium*, ISBN 978-88-97999-22-5; Bruzzocxne, Jimenez, Longo, Merkurjev Eds., pp. 561-570, 2013.
- [6] Bagány, I., Takács, M. (2019): FCM Based Parameter Analysis of Educational Models, 23rd IEEE International Conference on Intelligent Engineering Systems: proceedings, Budapest, Magyarország: IEEE, (2019) pp. 325-330., 6 p.
- [7] Buruzs, A. (2015): Fenntartható regionális hulladékgazdálkodási rendszerek értékelése fuzzy kognitív térképpel, PhD thesis, Széchenyi István University, Győr, Hungary.
- [8] Lantos, Z (2014): Hallgatói eredményesség vizsgálata lágy számítási módszerek alkalmazásával, Óbuda University, Budapest, Hungary.
- [9] Stylios, Ch. D., Groumpos, P. P. (1999): Mathematical Formulation of Fuzzy Cognitive Maps, *Proceedings of the 7th Mediterranean Conference on Control and Automation (MED99)* Haifa, Israel, pp
- [10] Czeizel, E. (1997): *Sors és tehetség*, Fitt Image és Minerva Kiadó, Budapest.
- [11] Takács, M (2010): Multilevel Fuzzy Approach to the Risk and Disaster Management, *Acta Polytechnica Hungarica*, Volume 7, Issue Number 4, pp.91-102.
- [12] Zavod za unapređivanje obrazovanja i vaspitanja, Srbija (Oktatást és Nevelést Fejlesztő Intézet): <http://www.zuov.gov.rs>
- [13] Ollé, J., Falusi, I. (2008): *Az empirikus kutatások gyakorlata*, Nemzeti Tankönyvkiadó
- [14] Papageorgiou, E. I., Groumpos, P. P. (2005): A weight adaptation method for fuzzy cognitive map learning, *Soft Computing* 9 (11):846-857