

## FUTBALL SZIMULÁCIÓ MEGVALÓSÍTÁSA FUZZY SZABÁLY INTERPOLÁCIÓ ALAPÚ FUZZY AUTOMATÁVAL

**Tóth Alex**

MSc hallgató, Miskolci Egyetem  
Informatikai Intézet, Általános Informatikai Intézeti Tanszék  
3515 Miskolc, Miskolc-Egyetemváros, e-mail: toth.alex@iit.uni-miskolc.hu

**Vincze Dávid**

egyetemi docens, Miskolci Egyetem  
Informatikai Intézet, Általános Informatikai Intézeti Tanszék  
3515 Miskolc, Miskolc-Egyetemváros, e-mail: vincze.david@iit.uni-miskolc.hu

### **Absztrakt**

Jelen cikk egy fuzzy automatával vezérelt futball szimuláció modelljét mutatja be. A szimuláció ágenseinek (játékosainak) irányítása olyan fuzzy szabálybázisokkal történik, amelyekben csak a tényleges működéshez szükséges, leglényegesebbnek vélt szabályok lettek definiálva. Az ilyen, ritka fuzzy szabálybázisokat a klasszikus fuzzy következtető rendszerek, működésükből adódóan nem tudják alkalmazni. Ellenben, fuzzy szabály interpolációs (Fuzzy Rule Interpolation – FRI) módszer használatával az ágensek ritka fuzzy szabálybázisokkal is vezérelhetők. Ezen munka célja egy olyan modell konstruálása és bemutatása, amely a futball szimuláció vezérléséhez olyan tudásreprezentációt használ, amely emberek által is közvetlenül, könnyen értelmezhető. Erre a célra kiválóan alkalmasak a ritka fuzzy szabálybázisok, önmagyarazó mivoltuknak köszönhetően.

**Kulcsszavak:** fuzzy szabály interpoláció, viselkedés alapú irányítás, fuzzy irányítás, futball szimuláció

### **Abstract**

This paper introduces the model of a fuzzy automaton controlled football simulation. The controlling of the agents (football players) of the simulation is realized by evaluating such fuzzy rule-bases, which contain only the most important rules able to make the system work (forming so called sparse rule-bases). Classical fuzzy inference methods require complete rule-bases by design and cannot handle this kind of sparse rule-bases. However, by applying fuzzy rule interpolation (FRI), using sparse rule-bases to control the agents becomes possible. The goal of this work is to construct and present such a model, which employs a human-readable knowledge representation to control the football simulation. For this purpose the application of sparse fuzzy rule-bases is well suited, as these are self-describing by their nature.

**Keywords:** fuzzy rule interpolation, behavior based control, fuzzy control, football simulation

### **1. Bevezetés**

Bátran állíthatjuk, hogy a futball az egyik legismertebb és legnépszerűbb sport, ami rajongók sokaságát vonzza világszerte. A játékot két 11 főből álló csapat játssza (tíz mezőnyjátékos és egy kapus). A játék célja a gólszerzés és az a csapat nyer, amelyik több gólt szerez. A való élet mellett a futball a virtuális világban is nagy népszerűségnek örvend. Rengeteg játék, szimulátor, eredmény előrejelző,

stb. készült már, melyek különböző megközelítésekkel próbálják modellezni és implementálni a játékot illetve egyes részeit.

Egyik népszerű és érdekes területe a futball szimulációk alkalmazásának a robot futball, ami kapcsán versenyeket is rendeznek. Ilyen verseny a széles körben ismert és elismert RoboCup, ahol a különbözőképpen a játékra programozott robot csapatok robot futballban versenyeznek egymással, ugyanis a RoboCup a következőt tűzte ki céljával: „A 21. század közepére egy teljesen autonóm, humanoid robot futballcsapatnak képesnek kell lennie, a FIFA hivatalos szabályait betartva, legyőzni az aktuális világbajnok emberi futballcsapatot.” [8]. Ennek eléréséhez természetesen még rengeteg kutatási munka várat magára. Ellenben számos különböző megoldás született már a RoboCup versenyre, a legkülönbözőbb mesterséges intelligencia módszerek alkalmazásával (lásd többek között: [14], [15], [20], [23], [24] és [25]).

A [14]-ben bemutatott megoldás például megerősítéses tanulást alkalmaz, hogy feltárja azokat az alapvető képességeket, amelyek ahhoz szükségesek, hogy egy ágens megszerezze a labdát. Egy másik megközelítés [15], szintén megerősítéses tanulást, a Q-learning egy változatát használja. Itt a cél annak a tudásnak a feltérképezése, hogy mikor melyik akciót (passzolás, elrúgás, cselezés) érdemes az ágensnek végrehajtania a korábban felhalmozott tapasztalatok figyelembe véve. A [20]-ban bemutatott variáció Fuzzy Q-learning segítségével térképezi fel az ágens támadási viselkedését (hasonlóan a [15]-ben leírt akciókat), az alapján, hogy az ellenfél ágensei, illetve kapuja milyen távolságra és milyen irányban találhatóak az adott helyzetben. Ellentétben ezekkel a megoldásokkal, melyek a futball szimulációban a támadáshoz szükséges viselkedést írják le, az [23]-ban bemutatott munka a védekezésre fekteti a hangsúlyt. Itt a védekezési stratégiák és a defenzív játéktílus a cél, olyan helyzetek kezelése ahol a védekező ágensnek aktívan be kell avatkoznia a labdát vezető támadó ágenssel szemben, hogy megghiúsítsa az ellenfél csapat támadását. Olyan hierarchikus, hibrid fuzzy-crisp módszereket mutatnak be a szerzők a [24]-ben, amelyek alkalmasak lehetnek az ellenfél csapat stratégiájának felismerésére, és ez alapján meghatározni, hogy melyik ágensnek hol lehetne a legjobb felvehető pozíciója a pályán.

Ebben a cikkben egy másfajta megközelítést mutatunk be: az ágensek viselkedését fuzzy szabályokkal, szakértő-rendszer szerűen írjuk le, de olyan módon, hogy kizárólag a fontos szabályokat definiáljuk. Ez klasszikus fuzzy irányítási rendszerekben nem lehetséges, mivel ott mindig szükség van egy teljes, ún. fedő szabálybázisra. A fuzzy szabály interpolációs módszerek erre a problémára adnak lehetséges megoldást, mivel ezek használatával lehetőség nyílik szándékosan hiányos, ún. ritka szabálybázisokkal is következtetéseket nyerni és felhasználni azokat az ágensek irányítására.

A következő fejezetekben bemutatásra kerülnek az alkalmazott módszerek, illetve a szimulációt működtető tudásbázis alkotóelemei és a kapcsolódó keretrendszer. Ezek az eredmények viselkedés komponensként felhasználhatóak a későbbiekben, akár a RoboCup követelményeinek megfelelő ágensek vezérlésére.

## 2. A szimuláció modellje

A szimuláció modelljének megvalósítása a klasszikus viselkedés alapú irányítás [17] felépítést követi. Egy ilyen rendszerben a tényleges (kimeneti) viselkedést adhatja egyrészt az éppen az adott szituációra legjobban illeszkedő, előre definiált viselkedés komponens, vagy a legmegfelelőbbnek tűnő viselkedés komponensek összegzése (fúziója). A futball szimulációban a játékosok az ágensek, és ezeknek a viselkedését írják le a konstruált szabálybázisok. A viselkedések több komponensből is állhatnak, amelyeknek a szükségességét a szabálybázisok kiértékelése határozza meg. Ezekből a szükségesség érté-

kekből (súlyokból) pedig az adott viselkedések fúziójával áll elő a végrehajtandó tényleges akció. Az itt bemutatott szimuláció modelljét, azaz a viselkedés elemeket ritka fuzzy szabálybázisok írják le.

A fuzzy logika alapú irányítási rendszerek előnye, hogy a működtető szabálybázis tudásreprezentációja önmagyarázó. Ez a fuzzy szabályok formátumából adódik, amelyek nyelvi változókat (pl. kicsi, nagy, közel, távol, lassú, gyors, stb.) használnak az összefüggések leírásához. Ezek a nyelvi változók HA-AKKOR kapcsolatokkal vannak szabályokká formálva, lásd például (1):

$$\mathbf{HA} \text{ labda\_távolsága} = \text{közel} \mathbf{ÉS} \text{ ellenfél\_távolsága} = \text{közel} \mathbf{AKKOR} \text{ futás} = \text{gyors} \quad (1)$$

A fuzzy szabálybázisokat pedig ilyen jellegű fuzzy szabályok alkotják. A szabálybázisokat pedig különböző fuzzy következtető módszerekkel lehet kiértékelni. Ilyen klasszikus fuzzy következtető módszer például a nagyon gyakran alkalmazott nulladrendű Takagi-Sugeno módszer [19], mivel ennek kimenete nem fuzzy halmaz, hanem közvetlenül felhasználható, ún. éles következtetést ad. A klasszikus fuzzy szabályozórendszerek működéséhez olyan szabálybázisokra van szükség, amikben minden lehetséges esethez található valamilyen mértékben illeszkedő szabály (fedő szabálybázis). Ezek a teljes szabálybázisok így sok olyan szabályt tartalmazhatnak, amelyek hasznos információt valójában nem hordoznak. A redundáns szabályokat ellenben nem lehet elhagyni, mivel a rendszer működésképtelenné válna, így már néhány nyelvi változó esetén is elvesztheti a szabálybázis az olvashatóságát, hiába a fuzzy szabály önmagyarázó mivolta.

Erre a problémára kínálnak megoldást a fuzzy szabály interpolációs módszerek, amelyek lehetővé teszik a következtető rendszerek működését, azokban az esetekben is, amikor a szabálybázisok nem fedő szabálybázisok. FRI módszerek és gépi tanulás együttes alkalmazásával lehetőség nyílik hatékony tudáskinyerésre is (részletekért lásd [29], [30], [21] és [31]), így kiaknázva a fuzzy szabályokkal leírt rendszerek előnyeit.

## 2.1 Fuzzy szabály interpoláció

A fuzzy szabály interpolációs (Fuzzy Rule Interpolation – FRI) módszerek lényege, hogy olyan esetekben is tudnak következtetést hozni, amikor az adott megfigyelésre (bemenet) nincs megadva szabály a szabálybázisban. Ezt a következtetést a többi, más esetekre megadott szabályok felhasználásával számítják ki. Számos különböző fajta fuzzy szabály interpolációs módszert fejlesztettek ki az elmúlt évtizedekben, a különböző FRI módszerekről részletes áttekintést nyújt [1], továbbá gyakorlati FRI alapú alkalmazásokat mutat be [4], [5], [6], [13], [22] és [26].

Ezen FRI módszerek egyike a FIVE FRI, mely a szimuláció működtetéséhez felhasználásra került. A FIVE (Fuzzy rule Interpolation based on Vague Environment – bizonytalan környezet alapú fuzzy szabály interpoláció) egy alkalmazás orientált FRI módszer (részleteket lásd [10] és [11]). Ez a módszer egy alacsony számításgényű és közvetlenül használható egyértékű (crisp – éles) következményt ad, amely gyakorlati alkalmazás esetén (mint ez a futball szimulációs modell) előnyös, mivel nincs szükség defuzzifikációs lépésre.

A módszer alapja onnan ered, hogy a legtöbb szabályzástechnikai alkalmazás konkrét megfigyelésekkel (observation) dolgozik és nem igényel a kimeneten fuzzy következtetést. A bizonytalan környezet (Vague Environment – VE) [9] ötletének felhasználásával a FIVE egyértékű halmazok és fuzzy partíciók távolságát nem-fuzzy távolságokká alakítja, így tetszőleges klasszikus interpolációs módszert képes fuzzy szabály interpolációként alkalmazni. A bizonytalan környezet koncepciója az elemek hasonlóságán vagy megkülönböztetlenségén alapul. Két elem megkülönböztetlenségének a

mértéke ebben a bizonytalan környezetben a súlyozott távolságuk függvényében változik. Ez utóbbi súlytényezőket nevezik skálafüggvényeknek. Amennyiben egy fuzzy partíciónak létezik skálafüggvénye (vagy ennek egy közelítése, lásd [10] és [11]), akkor a fuzzy partíciót alkotó fuzzy halmazok a bizonytalan környezetben pontokként jellemezhetőek. Ezáltal bármilyen klasszikus interpolációs vagy extrapolációs eljárás egyszerűen fuzzy szabály interpolációs eljárássá alakítható [10], [11]. A FIVE a Shepard operátor (lásd [18]) alapú interpolációs módszert használja, mivel többdimenziós esetekben is egyszerűen alkalmazható.

A FIVE és számos más FRI módszer implementációjának forráskódja több programnyelven is bárki számára ingyenesen hozzáférhető az FRI Toolbox részeként [3], [7].

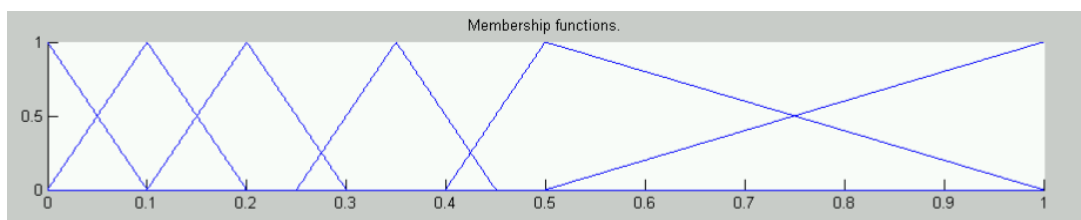
## 2.2. A szimuláció tudásbázisa

Az előbbieken leírtakat figyelembe véve, így a futball szimulációs modell alapja egy fuzzy szabály interpoláció alapú fuzzy automata [13] [2] [12], ami valós időben képes meghatározni a különböző viselkedés komponensek szükségességének mértékét (rendszer állapotának becslése, ahol az állapotok a különböző viselkedés komponensek szükségességeit jelentik). Másrészt meghatározza, hogy hogyan történjen a viselkedés komponensek összegzése. A következőekben kerülnek bemutatásra a szimulációban használt viselkedéskomponenseket leíró fuzzy nyelvi változók és szabálybázisok.

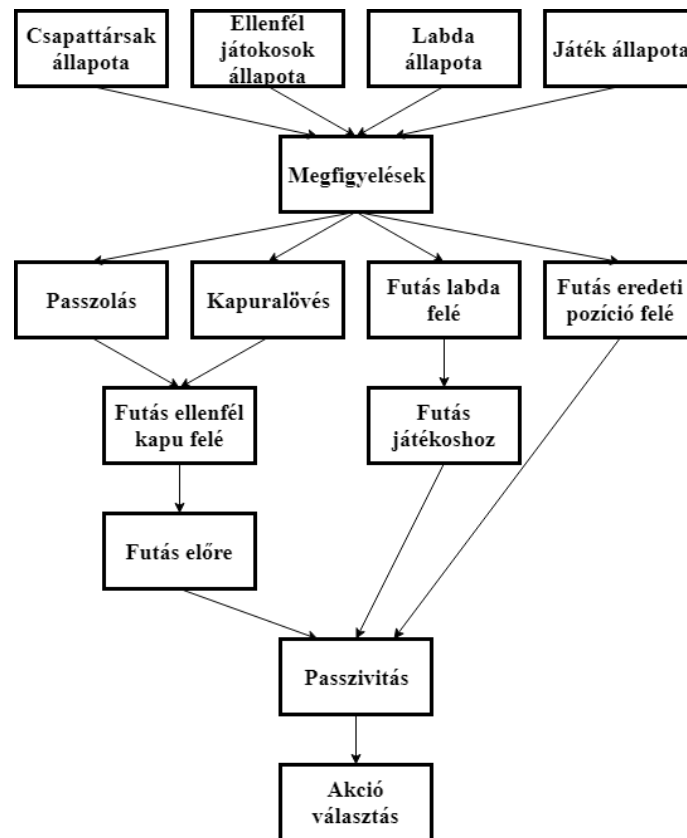
Négy különböző nyelvi változót használ a szimuláció a fuzzy szabályokban, melyek a *távolság*, *labdabirtoklás*, *eredmény*, és egy *kétértékű* nyelvi változó, amely az igaz és hamis logikai értékeket reprezentálja. A normalizált távolságokat a nulla távolság, közeli, közepes távolság, távoli, nagyon távoli és maximális távolság fuzzy halmazok írják le (lásd az 1. ábrán). Ezeknél a halmazoknál fontos, hogy legyen közöttük átfedés, annak érdekében, hogy folyamatos átmenetek legyenek a szimulációban és ne fordulhassanak elő ugrásszerű változások a konklúzióban a távolság változása okán.

A *labdabirtoklás* nyelvi változó összesen három különböző értéket vehet fel. Ennek a nyelvi változónak a segítségével jelölhető, hogy melyik csapatnál van a labda, így értéke egy ellenfél játékost vagy egy csapattársat jelölhet, vagy éppen azt, hogy senkinél nincs a labda. Ezek háromszög alakú tagsági függvényekkel rendelkeznek, mely háromszögek oldalainak meredeksége mindkét oldalon végtelenként definiált. A nagy meredekség biztosítja, hogy a halmazok között ne legyen átfedés, így egyértelműen meghatározható, hogy melyik csapat birtokolja a labdát. Vannak más olyan tényezők is, amelyek leírhatóak lennének a klasszikus logika segítségével, azonban ezeket itt fuzzy halmazokkal kell lefedni. A labdabirtokláshoz hasonlóan az igaz és hamis logikai értékeket reprezentáló fuzzy halmazok közötti átfedést is el kell kerülni a nagy meredekségek alkalmazásával.

Végül, az *eredmény* nyelvi változónak a konklúziók leírásában van szerepe. Ez, a távolsághoz hasonlóan, a  $[0; 1]$  intervallumon bármilyen értéket felvehet, amely érték azt jelenti, hogy egy adott akciót mekkora mértékben kell végrehajtani.



1. ábra. A távolság nyelvi változóhoz tartozó tagsági függvények.



2. ábra. A futball szimuláció modelljének felépítése

Az ágensek vezérlését ritka fuzzy szabálybázisok írják le, melyek a fentebb bemutatott nyelvi változókat használják. Minden szabálybázis rendelkezik egy kimenettel és legalább egy bemenettel. A kimenetük a kapcsolódó viselkedés komponens súly értéke, mely megmutatja, hogy egy adott akciót milyen mértékben kell végrehajtani. Egy szabálybázis kimenete felhasználható egy másik szabálybázis bemeneteként, így a szabálybázisok között kialakítható egyfajta hierarchia. A modell szabálybázisai közötti kapcsolatok a 2. ábrán követhetőek nyomon.

Az ágensek, azaz a játékosok a szimuláció során négy fő viselkedésforma közül választhatnak minden egyes iterációban, melyek a következők: *kapura lövés*, *passzolás*, *mozgás*, és *passzivitás*. Az ágensek mozgását valójában több viselkedéskomponens kombinációja együttesen határozza meg, ezek a következők: 1. futás az eredeti pozíció felé, 2. futás a labda felé, 3. futás más játékoshoz, 4. futás az ellenfél kapuja felé, illetve 5. futás előre. A tényleges mozgásvektor ezen öt viselkedés komponens fúziójából adódik. A másik három viselkedésforma közvetlenül kiértékelhető.

A játékosok a pályán betöltött szerepüktől függően különbözőképpen reagálnak a bemenetekre az egyes állapotokban. Az egyszerűséget szem előtt tartva, négy különböző játékos szerepkör lett meghatározva a szimulációban: *kapus*, *hátvéd*, *középpályás* és *csatár*. Minden szerepkör saját szabálybázis halmazal rendelkezik, így adódik, hogy a szimulációban összesen 28 fuzzy szabálybázis tartozik ehhez a négy szerepkörhöz, valamint a passzivitás akció szabálybázisa, amit szerepkörtől függetlenül közösen használnak az ágensek.

1. táblázat. A kapura lövés akciót leíró szabálybázis

#	A1	A2	A3	A4	C
1	HAMIS	BÁRMI	BÁRMI	BÁRMI	<b>NE TEDD</b>
2	BÁRMI	HAMIS	BÁRMI	BÁRMI	<b>NE TEDD</b>
3	BÁRMI	BÁRMI	TÁVOLSÁG MESSZE	BÁRMI	<b>NE TEDD</b>
4	BÁRMI	BÁRMI	BÁRMI	IGAZ	<b>NE TEDD</b>
5	IGAZ	IGAZ	TÁVOLSÁG KÖZEL	HAMIS	<b>TEDD</b>

Tekintve, hogy a játék célja a gólszerzés, a kapura lövés akció és a hozzá tartozó szabálybázisok a legfontosabbak a szimulációban. Ezeknek a szabálybázisokra négy bemeneti tényezőre van szükségük a döntéshozatalhoz, melyek a következők: 1. az éppen vizsgált játékosnál van-e a labda (A1), 2. látható-e az ellenfél kapuja a vizsgált játékos számára (A2), 3. milyen távol van az ellenfél kapu a vizsgált játékostól (A3), valamint 4. elakadt-e a labda valahol a pályán (A4). Ezen tényezők ismeretében és a vonatkozó szabálybázis alapján előállítható egy kimeneti érték (C), amely azt jelzi, hogy a játékosnak kapura kell-e lőnie a labdát, vagy sem. A csatárok által használt kapura lövés szabálybázis szabályait az 1. táblázat írja le. Az első szabály biztosítja, hogy csak a labdát birtokló játékos tudja ezt az akciót végrehajtani. A második és harmadik szabály jelentése, hogy ha messze van a kapu, vagy valamilyen akadály lenne a labda útjában, akkor ne legyen kapura lövés. Az utolsó szabály azt jelenti, hogy csak a labdát birtokló játékos rúghat kapura, olyankor, ha közel van a kapuhoz és akadály sincs előtte.

Továbbá a kapura lövés mellett van még egy fontos akció, a passzolás, melyet csak a labdát birtokló játékos képes végrehajtani. A kapura lövéshez, és minden más akcióhoz tartozó szabálybázisok hasonlóan a passzolás szabályai „kizárók/exkluzívak”, olyan értelemben, hogy amennyiben illeszkednek a bemenetre, akkor az akciót nem szabad végrehajtani. A passzoláshoz kapcsolódó szabálybázisok kimenetének feldolgozása valamelyest eltér más szabálybázisokétól, mivel itt minden vizsgált játékosra tíz különböző eredmény adódik, melyek közül egyet kell kiválasztani. Kézenfekvő lenne mindig azt a célpontot választani, amelyhez a legnagyobb konklúzió érték (súly) tartozik, azonban annak érdekében, hogy a szimuláció életszerűbb legyen, a passzolás célpontja a három legmagasabb konklúzióval rendelkező közül véletlenszerűen kerül kiválasztásra.

Ahogy már említésre került, a mozgás akció öt különböző komponensből tevődik össze. Ezekből az egyik komponens a „futás az eredeti pozíció felé”, amely garantálja, hogy a játékosok nem fognak a pálya tetszőleges, akár az adott szerepkörben értelmetlennek tűnő, pontjára menni, hanem a kezdeti pozíciójuk közelében próbálnak mozogni a játék szempontjából abszurd helyzetek elkerülése érdekében. Az ehhez kapcsolódó szabálybázisoknak csak néhány bemeneti tényezőre van szüksége: 1. a vizsgált játékosnál van-e a labda, 2. milyen messze van a játékos a kezdeti pozíciójától, illetve 3. elakadt-e a labda.

Egy másik mozgással kapcsolatos viselkedés komponens a „futás a labda felé”. Ez is kardinális része a szimulációnak, és magának a játéknak is, mivel bizonyos akciókat csak a labdát birtokló játékos képes elvégezni, így más játékosoknak meg kell próbálniuk azt leszerelni, hogy a labdához jussanak. A bemutatásra kerülők közül az ide kapcsolódó szabálybázisok az elsők, ahol megjelenik a labdabirtoklás nyelvi változó, mivel itt nem elég azt meghatározni, hogy az éppen vizsgált játékosnál van-e labda, azt is tudni kell, hogy csapattárs, vagy ellenfél birtokolja azt, vagy éppen senkinél sincs.

A labdarúgásban az ún. emberfogás lényege, hogy egy ellenfél játékos közelében maradván akadályozzák, hogy az labdát szerezzon vagy a kapu közelében gólhelyzetbe kerüljön. A „futás más játékoshoz” és az emberfogás elengedhetetlen a védekező játékosok számára, ez jelentősen megkönyvíti számukra a labdaszerzést.

## 2. táblázat. Az előrefutás akciót leíró szabálybázis

#	A1	A2	A3	A4	A5	A6	C
1	IGAZ	BÁRMI	BÁRMI	BÁRMI	BÁRMI	BÁRMI	<b>NE TEDD</b>
2	BÁRMI	TEDD	BÁRMI	BÁRMI	BÁRMI	BÁRMI	<b>NE TEDD</b>
3	BÁRMI	BÁRMI	TEDD	BÁRMI	BÁRMI	BÁRMI	<b>NE TEDD</b>
4	BÁRMI	BÁRMI	BÁRMI	TEDD	BÁRMI	BÁRMI	<b>NE TEDD</b>
5	BÁRMI	BÁRMI	BÁRMI	BÁRMI	HAMIS	BÁRMI	<b>NE TEDD</b>
6	BÁRMI	BÁRMI	BÁRMI	BÁRMI	BÁRMI	IGAZ	<b>NE TEDD</b>
7	HAMIS	NE_TEDD	NE_TEDD	NE_TEDD	IGAZ	HAMIS	<b>TEDD</b>

Amikor egy játékos megszerzi a labdát, főleg ha támadó játékosról van szó, meg kell próbálnia jobb helyzetbe kerülnie a gólszerzéshez, vagy segédkezni egy támadás előkészítésében, hogy a csapattársak gólt szerezhessenek. Az ide kapcsolódó szabálybázisok felelősek annak meghatározásáért, hogy a játékosnak kell-e mozognia az ellenfél kapujának irányába, vagy sem. Amíg a labdát birtokló játékos számára fontos lehet, hogy az ellenfél kapujának közelébe férközzön, más játékosoknak egyes esetekben célszerűbb lehet tartani a pozíciójukat egy kissé előrébb húzódva a pályán. Utóbbit elősegítő szabálybázist mutat a 2. táblázat, aminek három bemeneti tényezője egy másik, korábban kiértékelt szabálybázis kimenete (állapot). Az ezekhez kapcsolódó szabályok (2-4. szabály a 2. táblázatban), azt írják le, hogy ha valamelyik akciót végre kell hajtani (például kapura löni vagy passzolni), akkor ne válasszák az előrefutás mozgást. Az előrefutásnál figyelembe vett tényezők: rögzített helyzetet kell-e végrehajtani (A1), kapura lövés (A2), passzolás (A3) és futás az ellenfél kapuja felé (A4) szabálybázisok kimenete, az ellenfél térfelén van-e a labda (A5) és, hogy elakadt-e valahol a labda (A6).

A tényleges mozgásvektor a fentebb említett öt mozgáskomponens kombinációjaként adódik. Mindegyik komponenshez tartozik egy kimeneti érték, amely a megfigyelések alapján előállítható. Ahhoz, hogy a szimuláció során a játékosok mozgása folyamatos legyen, hirtelen irányváltások nélkül, a kapott konklúziók súlyokként vannak felhasználva a mozgásvektor kiszámításánál. Valójában minden szabálybázis kiértékelődik, így előállnak súlyértékek minden iterációban a szimuláció során. A mozgásvektor a (2) alapján kerül kiszámításra:

$$direction_{final} = \sum_{x \in A} direction_x \cdot w_x \quad (2)$$

ahol  $direction_{final}$  a tényleges mozgásvektor,  $A$  a mozgáskomponensek halmaza,  $w_x$  pedig az  $x$  mozgáskomponenshez tartozó szabálybázis által előállított konklúzió. Így, a mozgás iránya a kapott mozgásvektor, az értéke pedig a kapcsolódó szabálybázisok kimenetei közül a legmagasabb lesz.

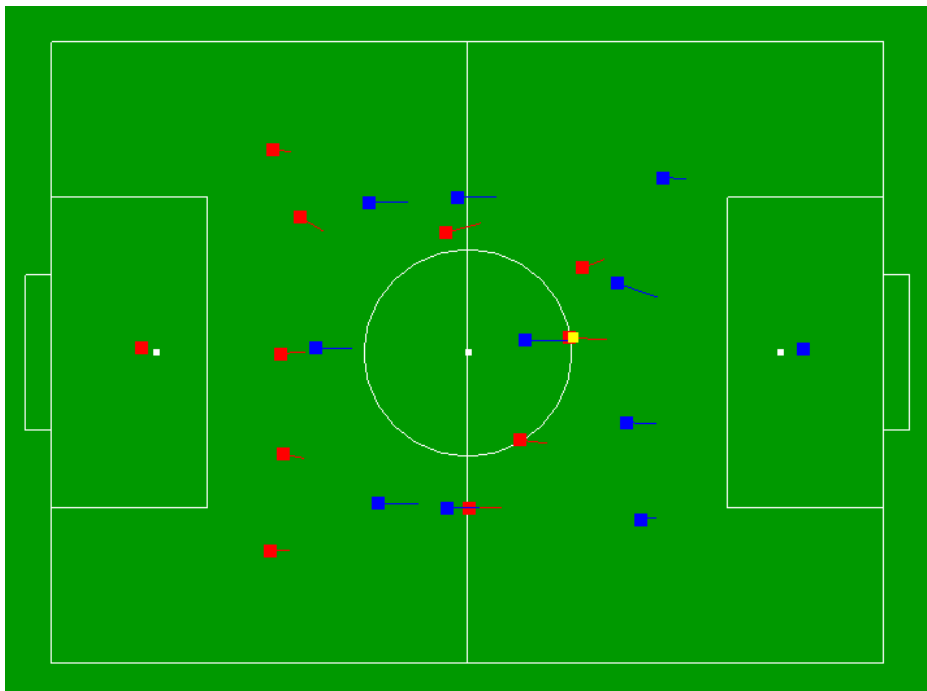
A passzivitás az egyetlen olyan akció a szimulációban, amelyhez csupán egy szabálybázis tartozik és minden ágens használ. Ez a szabálybázis bemenetként az összes többi kimenetét várja, és ez alapján eldönti, kell-e tennie valamit a vizsgált játékosnak. Lényegében ennek a szabálybázisnak a feladata csak annyi, hogy olyan esetekben, amikor minden más szabálybázis alacsony konklúziót adott, a legkevésbé rossz akció választása helyett várakoztassa a játékost, addig amíg nem adódik valami olyan akció, amit érdemes végrehajtani. Az ide tartozó összesen nyolc szabály nagyon egyszerű, azt írják le, hogy ha bármely más akcióra az lett a konklúzió, hogy érdemes végrehajtani, akkor ne válassza, egyébként pedig válassza a passzivitást a játékos. Ha minden lehetséges akció kiértékelésre került, négy különböző eredmény áll rendelkezésre, melyek az egyes akciókhoz tartozó konklúzió értékét és más adatokat, mint például egy passz címzettje, tartalmazhatnak. A kapott eredmények alapján minden játékos a legmagasabb konklúzióval rendelkező akciót hajtja végre.

### 2.3. A működtető keretrendszer

A szimuláció számítási modelljének tényleges használatához szükséges egy keretrendszer, aminek feladata elsősorban a vizualizáció, a környezet szimulációja (játékosok, pálya, labda stb.) és a modell iterációról iterációra való kiértékelése.

A játékosok esetén fontos tényező a játékos pályán elfoglalt aktuális pozíciója és mozgásának iránya. A játékosok kezdeti pozíciójának, valamint szerepkörének fontos szerepe van a viselkedés meghatározásában, ugyanis a szerepkörtől függ, hogy mely szabálybázisok kimenetére lesz szükség a döntéshozásoknál. A már említettek mellett fontos tényező az is, hogy a játékos melyik csapathoz tartozik. Ezeken kívül vannak olyan tulajdonságai is a játékosoknak, amelyeknek inkább csak a látvány szempontjából van jelentőségük a szimulációban, de némelyik akár közvetve felhasználható egyes szabálybázisokban, ilyenek például a játékos gyorsasága, el van-e éppen tiltva a játékos stb.

Jelentős tényező a labda mozgása és az azt birtokló játékos megkülönböztetése, amely befolyásolja az ágens viselkedését és hatással van választott akciókra. A szimuláció során minden iterációban választani kell egy játékosokat, aki a labdát birtokolhatja, ez a labda közelében lévő játékosok közül véletlenszerűen történik. Normális esetben a labdát birtokló játékos kijelölését követően egyszerűen folytatódik a szimuláció, más esetben, például, ha szabálytalanság történt, akkor rögzített helyzetből hozhatja játékba a labdát a sértett csapat egy játékosa. A szimuláció során a labda tulajdonságai közül a legfontosabb a labda pozíciója, illetve, hogy melyik csapat birtokolja azt. Azonban vannak olyanok tényezők is (a játékosokhoz hasonlóan), amelyeknek inkább csak a látványban van szerepük, de közvetve vagy akár közvetlenül a szimulációt is befolyásolhatják, mint például, hogy elakadt-e valahol a pályán a labda, milyen erős legyen a sűrűlódás, stb.



3. ábra. A futball szimuláció modell keretrendszere működés közben



Maguknak a csapatoknak a modellezésére egyszerűsítésképpen volt szükség, mivel így egy külön rétegben kezelhetők az egy csapatba tartozó játékosok, a különböző felállások stb. A szimuláció folyamatában ez csak közvetve játszik szerepet, például olyan esetekben, ha azt kell eldönteni, hogy melyik csapat játékosai birtokolja a labdát.

Amint az előző alfejezetben ismertetésre került, a végrehajtható akciók a kapura lövés, passzolás, mozgás és passzivítás, melyeket különböző tényezők befolyásolhatnak. Ezeknek a megjelenítése és a labda mozgás kiszámítása a vizualizációs keretrendszer feladata.

A 3. ábrán egy, a szimuláció során készült pillanatkép látható. Sárga színnel van jelölve a labda, pirossal a hazai-, késsel pedig a vendég csapat játékosai. A piros és kék vonalak az egyes játékosok aktuálisan végrehajtandó mozgásvektorait mutatják.

### 3. Összefoglalás

A bemutatott fuzzy automata alapú számítási modell a hozzá tartozó keretrendszerrel képes valós időben egy futball szimuláció ágenseit (játékosait) megfelelően, életszerűen vezérelni. A játékosok viselkedéselemeit ritka fuzzy szabálybázisok írják le, melyek előnye, hogy kizárólag a ténylegesen működető, fontos szabályokat tartalmazzák, amelyek ember által is közvetlenül értelmezhető formátumúak (ellentétben a manapság népszerű deep-learning módszerekkel, ahol a működető tudás rejtve marad).

A FIVE FRI módszer használatával elegendő volt csupán néhány szabályt megadni szabálybázisonként, mivel a többi esetre az interpolációval adódik felhasználható kimenet. FRI nélkül minden lehetséges esetet le kellene fedni szabályokkal, így a bemenetek számától és azok lehetséges értékeitől függően rengeteg szabályra lett volna szükség. Például, a passzivítással kapcsolatos szabálybázisnak hét bemeneti tényezője van, melyek mindegyike két különböző értéket vehet fel, „csináld” vagy „ne csináld”, így a jelenlegi 8 helyett 128 szabályt kellene tartalmaznia. A teljes számítási modellt tekintve, FRI használata nélkül a 29 szabálybázisnak összesen 5536 szabályt kellene tartalmaznia a jelenlegi 176 helyett. Ez jelentősen csökkenti a rendszer komplexitását, ezáltal növeli a tudásreprezentáció olvashatóságát.

Számos további kutatási lehetőséget rejt magában az eddig elkészült munka. Többek között érdekes lehet a viselkedéselemek egységes, szabványosított viselkedés-leírnyelven [16] való implementálása. Másfelől az elkészült számítási modell jó alapot szolgáltathat automatikus tudáskinyeréshez [31], így ezt a modellt referenciaként felhasználva, fuzzy szabály interpoláció alapú megerősítéses tanulási módszerrel ki lehet nyerni (lásd [27], [28], [29], [21] és [30]) a működető szabálybázist. Ezt a kinyert tudásbázist összehasonlítva az eredetivel, esetleges új összefüggésekre derülhetne fény.

További fejlesztést és tesztelést követően a kifejlesztett modell alkalmas lehet arra, hogy valós robotok viselkedését irányítsa a RoboCup szabályainak megfelelően.

### 4. Köszönetnyilvánítás

A cikkben ismertetett kutató munka az EFOP-3.6.1-16-2016-00011 jelű „Fiatallodó és Megújuló Egyetem – Innovatív Tudásváros – a Miskolci Egyetem intelligens szakosodást szolgáló intézményi fejlesztése” projekt részeként – a Széchenyi 2020 keretében – az Európai Unió támogatásával, az Európai Szociális Alap társfinanszírozásával valósul meg.

**Irodalom**

- [1] Baranyi, P., Kóczy, L. T., Gedeon, T. D.: A Generalized Concept for Fuzzy Rule Interpolation, *IEEE Trans. on Fuzzy Systems*, vol. 12, No. 6, 2004, pp. 820–837. <https://doi.org/10.1109/TFUZZ.2004.836085>
- [2] Doostfatemeh, M., Kremer, S. C.: New directions in fuzzy automata, *International Journal of Approximate Reasoning* 38, 2005, pp. 175–214. <https://doi.org/10.1016/j.ijar.2004.08.001>
- [3] Johanyák, Zs. Cs., Tikk, D., Kovács, Sz., Wong, K. W.: Fuzzy Rule Interpolation Matlab Toolbox – FRI Toolbox, *Proc. of the IEEE World Congress on Computational Intelligence (WCCI'06), 15th Int. Conf. on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE'06)*, July 16-21, Vancouver, BC, Canada, Omnipress. ISBN 0-7803-9489-5, 2006, pp. 1427–1433.
- [4] Johanyák, Z. C.: Survey on Five Fuzzy Inference-Based Student Evaluation Methods, in *Studies in Computational Intelligence*, 2010, Vol. 313, *Computational Intelligence in Engineering*, pp. 219–228. [https://doi.org/10.1007/978-3-642-15220-7\\_18](https://doi.org/10.1007/978-3-642-15220-7_18)
- [5] Johanyák, Z. C., Parthiban, R., Sekaran, G.: Fuzzy modeling for an anaerobic tapered fluidized bed reactor, *Scientific Bulletin of “Politehnica” University of Timisoara, Romania, Transactions on Automatic Control and Computer Science*, vol. 52(66), no: 2, June 2007, pp.67–72.
- [6] Johanyák, Z. C., Ádámné, M.A.: Fuzzy Modeling of the Relation between Components of Thermoplastic Composites and their Mechanical Properties, *Proceedings of the 5th International Symposium on Applied Computational Intelligence and Informatics (SACI 2009)*, May 28-29, 2009, Timisoara, Romania, pp. 481–486. <https://doi.org/10.1109/SACI.2009.5136296>
- [7] Johanyák, Z. C.: Sparse Fuzzy Model Identification Matlab Toolbox - RuleMaker Toolbox, *IEEE 6th International Conference on Computational Cybernetics, ICCCB 2008*, Stara Lesná Slovakia, pp. 69–74. <https://doi.org/10.1109/ICCCYB.2008.4721381>
- [8] Kitano, H., Asada, M.: RoboCup Humanoid Challenge: That's One Small Step for a Robot, One Giant Leap for Mankind, *IEEE, Proceedings. 1998 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Innovations in Theory, Practice and Applications (Cat. No.98CH36190)*, 1998.
- [9] Klawonn, F.: Fuzzy Sets and Vague Environments, *Fuzzy Sets and Systems*, 66, 1994, pp. 207–221. [https://doi.org/10.1016/0165-0114\(94\)90311-5](https://doi.org/10.1016/0165-0114(94)90311-5)
- [10] Kovács, Sz.: New Aspects of Interpolative Reasoning, *Proc. of the 6th. International Conf. on Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-Based Systems*, Spain, 1996, pp. 477–482.
- [11] Kovács, Sz., Kóczy, L.T.: The use of the concept of vague environment in approximate fuzzy reasoning, *Fuzzy Set Theory and Applications*, Tatra Mountains Mathematical Publications, Mathematical Institute Slovak Academy of Sciences, Bratislava, Slovak Republic, vol.12, 1997, pp. 169–181.
- [12] Kovács, Sz.: Interpolative Fuzzy Reasoning and Fuzzy Automaton in Adaptive System Applications, *Proceedings of the IIZUKA2000, 6th International Conference on Soft Computing*, October 1-4, Iizuka, Fukuoka, Japan, 2000, pp. 777–784.
- [13] Kovács, Sz., Vincze, D., Gácsi, M., Miklósi, Á., Korondi, P.: Interpolation based Fuzzy Automaton for Human-Robot Interaction, *Preprints of the 9th International Symposium on Robot Control (SYROCO'09), The International Federation of Automatic Control (IFAC), Nagarakawa Convention Center, Gifu, Japan, September 9-12, 2009*, pp. 451–456.
- [14] Sarje, A., Chawre, A., Nair, S. B.: Reinforcement learning of player agents in RoboCup Soccer

- simulation, IEEE, Fourth International Conference on Hybrid Intelligent Systems (HIS'04), 2004.
- [15] Neri, J. R. F., Zatelli, M. R., d. Santos, C. H. F., Fabro, J. A.: A Proposal of QLearning to Control the Attack of a 2D Robot Soccer Simulation Team, IEEE, 2012 Brazilian Robotics Symposium and Latin American Robotics Symposium, 2012. <https://doi.org/10.1109/SBR-LARS.2012.35>
- [16] Piller, I., Vincze, D., Kovács, Sz.: Declarative Language for Behaviour Description. Emergent Trends in Robotics and Intelligent Systems: Advances in Intelligent Systems and Computing, Vol 316. Springer, Cham, 2015, pp. 103–112. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-10783-7\\_11](https://doi.org/10.1007/978-3-319-10783-7_11)
- [17] Pirjanian, P.: Behavior Coordination Mechanisms - State-of-the-art, Tech-report IRIS-99-375, Institute for Robotics and Intelligent Systems, School of Engineering, University of Southern California, October (1999)
- [18] Shepard, D.: A two dimensional interpolation function for irregularly spaced data, Proc. 23rd ACM Internat. Conf., 1968, pp. 517–524. <https://doi.org/10.1145/800186.810616>
- [19] Takagi, T., Sugeno, M.: Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. IEEE Trans. on SMC, (15), 1985, pp. 116–132. <https://doi.org/10.1109/TSMC.1985.6313399>
- [20] Takahashi, K., Ueda, H., Miyahara, T.: Agent learning in simulated soccer by fuzzy Q-learning, IEEE Region 10 Conference TENCON 2004.
- [21] Tompa, T., Kovács, Sz.: Clustering-based fuzzy knowledgebase reduction in the FRIQ-learning, Proceedings of the 15th International Symposium on Applied Machine Intelligence and Informatics (SAMI 2017), January 26-28, 2017, Herl'any, Slovakia, pp. 197–200. <https://doi.org/10.1109/SAMI.2017.7880302>
- [22] Tompa, T., Vincze, D., Kovács, Sz.: The Pong game implementation with the FRIQ-learning reinforcement learning algorithm, in Proceedings of the 16th International Carpathian Control Conference (ICCC), Szilvásvárad, Hungary, May 27-30, 2015, pp. 542–547.
- [23] Gabel, T., Riedmiller, M., Trost, F.: A Case Study on Improving Defense Behavior in Soccer Simulation 2D: The NeuroHassle Approach, Springer, Berlin, Heidelberg, Iocchi L., Matsuura H., Weitzenfeld A., Zhou C. (eds) RoboCup 2008: Robot Soccer World Cup XII. RoboCup 2008. Lecture Notes in Computer Science, vol 5399., 2009. [https://doi.org/10.1007/978-3-642-02921-9\\_6](https://doi.org/10.1007/978-3-642-02921-9_6)
- [24] Maleki, K., Valipour, M. H., Mokari, S., Ashrafi, R., Reza Jamali M., Lucas, C.: A simple method for decision making in RoboCup soccer simulation 3D environment, arXiv, arXiv:1212.1570, 2012.
- [25] Riedmiller, M., Gabel, T., Hafner, R.: Reinforcement learning for robot soccer, Autonomous Robots, Volume 27, Issue 1, Springer US, 2009, pp. 55–73. <https://doi.org/10.1007/s10514-009-9120-4>
- [26] Vincze, D., Kovács, Sz., Niitsuma, M., Hashimoto, H., Korondi, P., Gácsi, M., Miklósi, Á.: Ethologically inspired human-robot interaction interfaces, In Proceedings of the 2012 Joint International Conference on Human-Centered Computer Environments, 2012, pp. 51–57. <https://doi.org/10.1145/2160749.2160761>
- [27] Vincze, D., Kovács, Sz.: Fuzzy Rule Interpolation-based Q-learning, SACI 2009, 5th International Symposium on Applied Computational Intelligence and Informatics, Timisoara, Romania, May 28-29, 2009, ISBN: 978-1-4244-4478-6, pp. 55–59, <https://doi.org/10.1109/SACI.2009.5136311>

- [28] Vincze, D., Kovács, Sz.: Incremental rule base creation with Fuzzy Rule Interpolation-based Q-Learning, Computational Intelligence in Engineering, Studies in Computational Intelligence, Vol. 313/2010, Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, pp. 191–203, 2010. [https://doi.org/10.1007/978-3-642-15220-7\\_16](https://doi.org/10.1007/978-3-642-15220-7_16)
- [29] Vincze, D.: Fuzzy Rule Interpolation and Reinforcement Learning, Proceedings of the 15th International Symposium on Applied Machine Intelligence and Informatics (SAMI 2017), Herl'any, Slovakia, pp. 173–178. <https://doi.org/10.1109/SAMI.2017.7880298>
- [30] Vincze, D., Kovács Sz.: Rule-Base Reduction in Fuzzy Rule Interpolation-Based Q-Learning, Recent Innovations in Mechatronics (RIIM), Vol. 2. No. 1–2. 2015. <https://doi.org/10.17667/riim.2015.1-2/10>
- [31] Vincze, D.: Automatikus tudáskinyerés fuzzy szabály interpoláció alapú Q-tanulással, Multi-diszciplináris tudományok, 4. kötet. 1. sz., 2014, pp. 135–146.