

MISKOLCI EGYETEM



GÉPÉSZMÉRNÖKI ÉS INFORMATIKAI KAR

FUZZY SZABÁLY INTERPOLÁCIÓ ALAPÚ Q-TANULÁS

Ph.D. értekezés tézisei

KÉSZÍTETTE:

Vincze Dávid

okleveles mérnök-informatikus

AKI DOKTORI FOKOZAT ELNYERÉSÉRE PÁLYÁZIK

HATVANY JÓZSEF INFORMATIKAI TUDOMÁNYOK DOKTORI ISKOLA
ALKALMAZOTT SZÁMÍTÁSTUDOMÁNY TÉMATERÜLET
ADAT- ÉS TUDÁSBÁZISOK, TUDÁSINTENZÍV RENDSZEREK TÉMACSOPORT

TÉMAVEZETŐ:

Dr. habil. Kovács Szilveszter

Miskolc, 2013.

Vincze Dávid

Fuzzy szabály interpoláció alapú Q-tanulás

Ph.D. értekezés tézisei

Miskolc, 2013.

VÉDÉSI BIZOTTSÁG

Elnök:

Juhász Imre, PhD

ME, egyetemi tanár

Titkár:

Mileff Péter, PhD

ME, egyetemi adjunktus

Tagok:

Miklósi Ádám, DSc

ELTE, egyetemi docens

Tar József, DSc

Óbudai Egyetem, egyetemi tanár

Baranyi Péter Zoltán, DSc

SZTAKI, laboratóriumvezető;

BME, egyetemi tanár

Fegyverneki Sándor, PhD

ME, egyetemi docens

Erdélyi Ferenc, CSc

ME, ny. egyetemi docens;

BME, c. egyetemi tanár

Opponensek:

Kóczy T. László, DSc

BME, egyetemi tanár;

SZE, egyetemi tanár

Peter Sinčák, CSc

TUKE, egyetemi tanár

TARTALOMJEGYZÉK

1. BEVEZETÉS	6
1.1. A KUTATÁS CÉLJA	7
2. ÚJ TUDOMÁNYOS EREDMÉNYEK.....	8
2.1. FUZZY SZABÁLY INTERPOLÁCIÓ ALAPÚ MEGERŐSÍTÉSES TANULÁSI MÓDSZER ...	8
2.2. SZABÁLYBÁZIS LÉTREHOZÁS ÉS BŐVÍTÉS FRIQ-TANULÁS ALKALMAZÁSÁVAL ..	11
2.3. AZ FRIQ-TANULÁS ÉS AZ ALKALMAZOTT FRI MÓDSZER OPTIMALIZÁLÁSA	13
2.4. ETOLÓGIAI INDÍTTATÁSÚ VISELKEDÉS MODELL LEÍRÁSA FUZZY AUTOMATÁVAL	16
3. TOVÁBBI KUTATÁSI FELADATOK	19
4. SUMMARY	20
SAJÁT PUBLIKÁCIÓK AZ ÉRTEKEZÉS TÉMAKÖRÉBEN	22
HIVATKOZÁSOK	27

1. BEVEZETÉS

Modern társadalmakban széles körben ismert a mesterséges intelligencia, illetve a számítási intelligencia fogalma, bár természetesen nem mindenki által azonos mértékben. A gépek már elég régóta jelen vannak ahhoz, hogy mindenki számára elfogadottak és érthetőek legyenek valamilyen szinten az adott egyéntől függően. Egy (ebben a tekintetben) átlagembernek kézenfekvő lehet a gépek intelligenciáját emberi intelligenciához hasonlítani; valószínűleg emberi vagy emberszerű viselkedést vár el a gépektől. Pontosabban, az elvárt intelligencia szintje függhet a gép megtestesülésének formájától, gondoljunk pl. egy ital automatára vagy egy bank automatára egy humanoid robottal szemben. Az összetett emberi gondolkodás illetve komplex viselkedés halmazok modellezése jelenleg még mindig távol áll attól, hogy valósággá váljon. Ráadásul az emberszerű (főként a külső kinézetre értve) robotok fejlesztése zsákutcába vezethet tekintetbe véve a „borzongások völgye” effektust [31]. Orvosság lehet ezekre a problémákra olyan, etológiai tanulmányokon nyugvó viselkedési modellek és robotok fejlesztése, melyek célja nem egy ember leutánczása, nem az emberi viselkedések lemásolása, hanem egy már létező ember és állat közti kapcsolat modellezése.

Egyik lehetséges módja egy ilyen működő modell kialakításának a viselkedés komponensek és stratégiák manuális implementációja, pontosan és részletekbe menően meghatározott szakértői tudás alapján. Előfordulhatnak azonban olyan esetek is, ahol a pontos működtető mechanizmus nem áll rendelkezésre, ellenben az elvárt eredmények ismertek. Továbbá lehetnek olyan helyzetek a valóságban, amikor kizárólag az elérendő cél van megadva, anélkül, hogy pontos (lépésről-lépésre definiált) módszer, vagy a cselekedetek és állapotok korrelációja definiálva lenne (pl. nem áll rendelkezésre ismert módszer).

Ez utóbbi probléma egybevág a megerősítéses tanulási módszerek alapjával, ahol is a rendszer kezdeti tudásbázis nélkül, próbálgatással képes elérni a definiált célt kizárólag a környezetből nyert jutalmak, illetve büntetések alapján. Egy a megfelelő jutalmazást leíró függvény ismeretében, elkészíthető egy lehetséges modell egy adott probléma megoldásához. Egy ilyen működő rendszerből a feltérképezett tudás kinyerhető és más (statikus) rendszerekben újrahasznosítható. Jelentős hátránya a megerősítéses tanulási módszereknek, hogy viszonylag nagy dimenziószámú állapot és akció leírók esetén nem célravezető az alkalmazásuk, mivel a feltérképezendő tér

kezelhetetlen méretűre növekedhet, ebből kifolyólag komplex viselkedés modellek létrehozására gyakorlatilag nem alkalmazható.

Ebben a disszertációban újszerű, fuzzy következtető rendszer alapú megerősítéses tanulási módszereket mutatok be. Ezek az új módszerek, a fuzzy szabály interpolációnak köszönhetően, képesek olyan esetekben is működni, amikor csak a kardinális összefüggések állnak rendelkezésre. Ily módon nincs szükség a kiadódó, illetve szükségtelen korrelációk tárolására, ellenben a hagyományos fuzzy következtető rendszerekkel. Továbbá az új módszerek a jutalom függvény alapján automatikusan képesek a szükséges tudásbázist felépíteni fuzzy szabályok formájában.

Ezen felül egy újszerű, etológiai indíttatású ember-robot interakciót megvalósító modellt mutatok be a hozzá tartozó, a modellt valós időben működtető, kifinomult keretrendszerrel egyetemben. A modell alapvetően egy szabványosított etológiai tesztbeli ágenszt valósít meg, amiben az ágens alapvető viselkedés komponenseit fuzzy szabály interpoláció alapú fuzzy automaták valósítják meg.

1.1. A kutatás célja

Egyike a kutatási céloknak egy olyan fuzzy következtetés alapú megerősítéses tanulási módszer kidolgozása, amely lehetővé teszi ritka fuzzy szabálybázisok használatát fuzzy szabály interpoláció alkalmazásával. Továbbá ezen módszer kiegészítése, olyan módon, hogy képes legyen automatikusan felépíteni a szükséges fuzzy szabálybázist az alapoktól kiindulva. Az így felépített szabálybázisból pedig kiválogatni és elhagyni azokat a szabályokat, amelyekre csak az építési folyamat közben volt szükség, a végleges rendszer működtetésében nincs (jelentős) szerepük.

Továbbá az alkalmazott fuzzy szabály interpolációs módszer, a FIVE optimalizálása kimondottan a kifejlesztett fuzzy szabály interpoláció alapú megerősítéses tanulási módszerhez. Első lépésben ez a FIVE módszer részletes vizsgálatát igényli az optimalizálási lehetőségek azonosítása érdekében. Az analízis eredményeit felhasználva általános implementációs jellegű optimalizációk, illetve a FIVE FRI módszer további tanulmányozásával strukturális és módszer specifikus fejlesztések kivitelezése.

Egy másik célja a kutatásnak egy fuzzy szabály interpolációt használó fuzzy automata alapú etológiai indíttatású rendszer felépítése, mely rendszernek képesnek kell lennie helyesen modellezni egy már létező szabványosított etológiai teszthelyzetet. Ehhez járulékos teendő a rendszer üzemeltetéséhez egy működtető keretrendszer kidolgozása.

2. ÚJ TUDOMÁNYOS EREDMÉNYEK

2.1. Fuzzy szabály interpoláció alapú megerősítéses tanulási módszer

A megerősítéses tanulás (Reinforcement Learning) [35] alap gondolata szerint egy megoldandó problémánál nem a megoldás mikéntjét, hanem az elérendő célt határozzuk meg. Maga a probléma megoldása a környezettől kapott visszajelzésekben rejlik. Ezen visszajelzések (jutalmak / büntetések) felhasználásával a rendszer képes arra, hogy felderítse azokat a beavatkozásokat, amelyek a legjobbnak bizonyulnak egy-egy adott állapotban. Az egyik leggyakrabban alkalmazott megerősítéses tanulási módszer a Q-tanulás (Q-learning) [38], amely eredeti megfogalmazásában csak diszkrét felbontású terekben alkalmazható, fuzzy következtetés [39] [23] bevezetésével azonban kiterjeszhető folytonos terekre is (Fuzzy Q-tanulás) [18] [22] [20] [19]. Lényegesen csökkenthető a fuzzy modell komplexitása a ritka szabálybázis alkalmazását lehetővé tevő fuzzy szabály interpolációs módszerek bevezetésével. Ez utóbbit alkalmazza az FRIQ-tanulás [13] is, ami egy fuzzy szabály interpoláció alapú Fuzzy Q-tanulási módszer.

A fuzzy szabály interpoláció (FRI) alapú Q-tanulás (FRIQ-tanulás) a már ismert Fuzzy Q-tanulás (FQ-tanulás) kiegészítése, a ritka (nem teljes) szabálybázisok alkalmazhatóságának érdekében.

A FIVE FRI [24] [26] [28] és az FQ-tanulás kombinációjából születő módszer előnye, hogy az FQ-tanulás szükségszerűen teljes szabálybázisából kihagyhatóak a kiadódó szabályok.

Az FRIQ-tanulást az FQ-tanulás nulladrendű Takagi-Sugeno fuzzy modelljének [34] [36] FIVE FRI-vel való helyettesítésével kapjuk. A FIVE FRI fuzzy modell konstans szabály konzekvensek esetén a következő képlettel fejezhető ki [25]:

$$\tilde{Q}(s, a) = \begin{cases} q_{i_1 i_2 \dots i_N} u & \text{ha } x = a_k \text{ valamely } k\text{-ra,} \\ \left(\sum_{k=1}^r q_{i_1 i_2 \dots i_N} u / \delta_{s,k}^\lambda \right) / \left(\sum_{k=1}^r 1 / \delta_{s,k}^\lambda \right) & \text{egyébként.} \end{cases} \quad (1)$$

ahol $\delta_{s,k}$ a skálázott távolság:

$$\delta_{s,k} = \delta_s(\mathbf{a}_k, \mathbf{x}) = \left[\sum_{i=1}^m \left(\int_{a_{k,i}}^{x_i} s_{X_i}(x_i) dx_i \right)^2 \right]^{1/2}, \quad (2)$$

ahol s_{X_i} az i -edik skálafüggvény az m dimenziós antecedens univerzumban, x az m dimenziós megfigyelés, \mathbf{a}_k pedig az m dimenziós fuzzy szabály antecedensek (A_k) magjait jelöli. Az R_k fuzzy szabályok a következő alakban vannak megadva:

If $x_1 = A_{k,1}$ **And** $x_2 = A_{k,2}$ **And** ... **And** $x_m = A_{k,m}$ **Then** $y = c_k$

FIVE FRI modellt (1) alkalmazva az állapot-akció-érték függvényben, a következőt kapjuk:

$$\tilde{Q}(s,a) = \begin{cases} q_{i_1 i_2 \dots i_N} u & \text{ha } x = a_k \text{ valamely } k\text{-ra,} \\ \sum_{i_1, i_2, \dots, i_N} \prod_{n=1}^N (1/\delta_{s,k}^\lambda) \left(\sum_{k=1}^r 1/\delta_{s,k}^\lambda \right) \cdot q_{i_1 i_2 \dots i_N} u & \text{egyébként.} \end{cases} \quad (3)$$

ahol $\tilde{Q}(s, a)$ a becsült állapot-akció-érték függvény.

Az állapot-akció-érték függvény becslése során szükség van a $\tilde{Q}(s, a)$ függvény $q_{u,i}$ fuzzy szabály konzekvensek szerinti parciális deriváltjára is, ami a FIVE FRI modell esetében (3) a következőképpen határozható meg [30]:

$$\frac{\partial \tilde{Q}(s,a)}{\partial q_{i_1 i_2 \dots i_N} u} = \begin{cases} 1 & \text{ha } x = a_k \text{ valamely } k\text{-ra,} \\ (1/\delta_{s,k}^\lambda) / \left(\sum_{k=1}^r 1/\delta_{s,k}^\lambda \right) & \text{egyébként.} \end{cases} \quad (4)$$

ahol $q_{u,i}$ a k -adik fuzzy szabály konstans konzekvense, $\delta_{s,k}$ a megfigyelés és a k -adik fuzzy szabály antecedens skálázott távolsága a bizonytalan környezetben, λ a Shepard interpoláció [33] paramétere, x az aktuális megfigyelés, r pedig a szabályok száma a szabálybázisban.

A nulladrendű Takagi-Sugeno fuzzy következtető modell parciális deriváltját a FIVE FRI modell parciális deriváltjára (4) cserélve kapjuk eredményül az FRIQ-tanulás akció-érték függvény iterációját:

ha $\mathbf{x} = \mathbf{a}_k$ valamely k - ra :

$$\begin{aligned} q_{i_1 i_2 \dots i_N u}^{k+1} &= q_{i_1 i_2 \dots i_N u}^k + \Delta \tilde{Q}_{i,u}^{k+1} = \\ &= q_{i_1 i_2 \dots i_N u}^k + \alpha_{i,u}^k \cdot \left(g_{i,u,j} + \gamma \cdot \max_{v \in U} \tilde{Q}_{j,v}^{k+1} - \tilde{Q}_{i,u}^k \right) \end{aligned}$$

egyébként:

$$\begin{aligned} q_{i_1 i_2 \dots i_N u}^{k+1} &= q_{i_1 i_2 \dots i_N u}^k + \prod_{n=1}^N (1/\delta_{s,k}^\lambda) / \left(\sum_{k=1}^r 1/\delta_{s,k}^\lambda \right) \cdot \Delta \tilde{Q}_{i,u}^{k+1} = \\ &= q_{i_1 i_2 \dots i_N u}^k + \prod_{n=1}^N (1/\delta_{s,k}^\lambda) / \left(\sum_{k=1}^r 1/\delta_{s,k}^\lambda \right) \cdot \alpha_{i,u}^k \cdot \left(g_{i,u,j} + \gamma \cdot \max_{v \in U} \tilde{Q}_{j,v}^{k+1} - \tilde{Q}_{i,u}^k \right) \end{aligned} \quad (5)$$

,ahol $q_{i_1 i_2 \dots i_N u}^{k+1}$ az $i_1 i_2 \dots i_N u$ -edik fuzzy szabály konklúziójának $k+1$ -edik iterációja, az S_j állapotból indulva az A_u akciót követően, S_j az új megfigyelt állapot, $g_{i,u,j}$ az $S_j \rightarrow S_j$ állapot-átmenetre kapott jutalom, γ a leértékelési tényező, $\alpha_{i,u}^k \in [0,1]$ pedig a lépésköz paraméter.

Az FRIQ-tanulással így lehetővé válik folytonos terek használata a Q-tanulás eredetileg diszkrét állapot-akció tere helyett. A ritka fuzzy szabálybázisok bevezetésével pedig a szabálybázis modell mérete jelentősen csökkenthető a kevésbé fontos szabályok elhagyásával.

Továbbá az FRIQ-tanulás képes szabálybázis felderítésre (lásd következő fejezet), így alkalmas tudáskinyerésre, illetve fuzzy automata identifikációra.

I. tézis:

[13][4][1][6][12][2][15]

A FIVE fuzzy szabály-interpolációs (FRI) modell alkalmas a Q-tanulás Q függvényének leírására (FRIQ-tanulás). Ráműtattam, hogy a Q függvény FIVE FRI modellel való leírása egy lehetséges folytonos akció-állapot terű kiterjesztését eredményezi az eredetileg diszkrét akció-állapot terű Q-tanulás algoritmusként. Megállapítottam, hogy a Q függvény FIVE FRI modellel való leírása lehetővé teszi egyes (redundáns) állapotok elhagyását, azaz a modell egyszerűsítését. Továbbá az alkalmazott FIVE FRI módszer kimondottan a javasolt FRIQ-tanulási módszerhez optimalizálható.

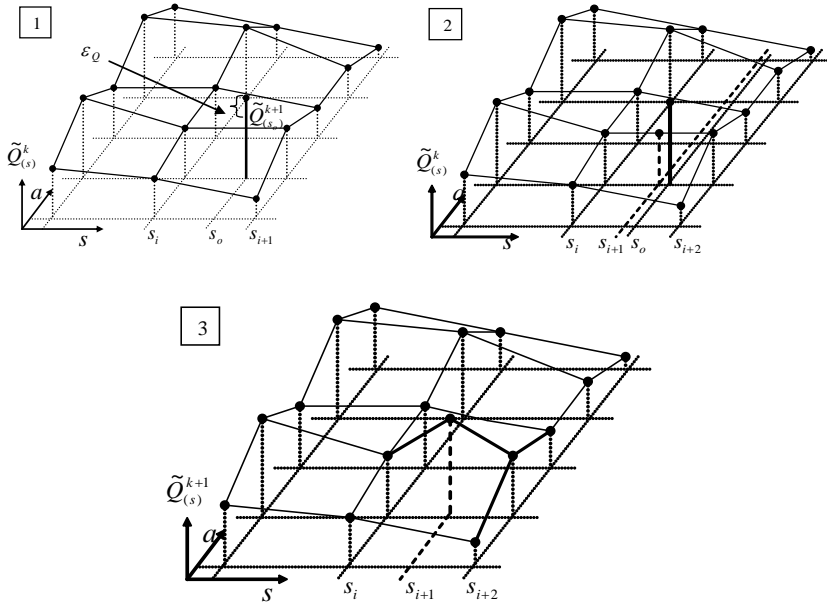
2.2. Szabálybázis létrehozás és bővítés FRIQ-tanulás alkalmazásával

Az FRIQ-tanulás ritka szabálybázis modelljének köszönhetően lehetőség nyílik az állapot-akció-érték függvény inkrementális felépítésére is. Ahelyett, hogy egy teljes szabálybázist építene fel, amiben az összes lehetséges szabály szerepel, kezdetben csak egy minimális méretű (2^{N+1} db fuzzy szabály) szabálybázist hoz létre, amiben a fuzzy szabályok az $N+1$ dimenziós antecedens (állapot-akció tér) hiperkocka sarkaiban helyezkednek el. A szabálybázis építési stratégia folyamatosan növeli a kezdeti szabálybázis méretét olyan módon, hogy amennyiben szükség van rá, úgy a megfelelő helyre egy új szabályt helyez be. Olyankor, mikor az akció-érték frissítés értéke magas (pl. magasabb, mint egy előre definiált érték: ε_Q :

$\Delta\tilde{Q} > \varepsilon_Q$) és a legközelebb eső már létező fuzzy szabály is távol van (előre meghatározott értéknel (ε_s) nagyobb a távolság), akkor egy új szabályt illeszt be a legközelebb eső lehetséges helyre (lásd 1/1. ábra). A lehetséges szabály pozíciók egy előre meghatározott stratégia szerint kaphatók meg, pl. $s_{k+1}=s_k$, $\forall k > i$, $s_{i+1}=\frac{s_i+s_{i+2}}{2}$, lásd az 1/2. ábrát. Abban az esetben viszont,

ha az érték frissítés viszonylag alacsony ($\Delta\tilde{Q} \leq \varepsilon_Q$), vagy a szóban forgó állapot-akció pont egy már létező szabály közelében van, akkor a szabálybázis érintetlen marad. Függetlenül attól, hogy került-e be új szabály vagy sem, a konklúziók (q értékek) az FRIQ-tanulási algoritmusnak megfelelően mindig frissülnek. A kapott akció-érték függvényt így egy olyan ritka szabálybázis fogja modellezni, amiben csak azok a szabályok szerepelnek, amik a leginkább szükségesek.

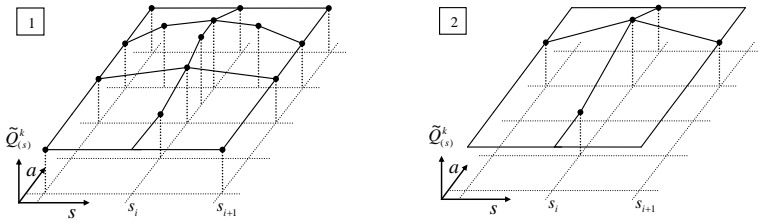
Így a ritka szabálybázisoknak köszönhetően a szabálybázis modell futásidőben inkrementálisan is kialakítható. A szabálybázis ez esetben egy kezdeti, minimális méretű, szándékosan ritka szabálybázisból inkrementálisan lépésről lépésre épül fel, így a végső szabálybázisba csak a kardinális szabályok kerülnek be, illetve lépésenként a már létező szabályok konklúziói automatikusan frissülnek. Ezen a módon kiaknázhatóak a FIVE alapú FRIQ-tanulás igazi előnyei: a csökkentett méretű fuzzy szabálybázis nem csak az aktuális modell számítási igényét csökkenti, hanem a kevesebb szabály (hangolható paraméter) az FRIQ-tanulás tanulási sebességét is növeli.



1. ábra

1. Q következő közelítése s_o -nál: $\tilde{Q}_{(s_o)}^{k+1}$.
2. Egy új fuzzy szabály beszúrása s_{i+1} -nél.
3. A következő közelítés az újonnan beszúrt szabállyal, és a frissített értékkel.

Az inkrementálisan kialakított végleges szabálybázis tartalmazhat olyan szabályokat, amelyeknek csak az építési folyamat közben volt szerepük, de a végleges szabálybázisban már nincs, vagy nem jelentős a hatásuk. Ezen szabályok megkeresésére és eliminálására, egy dekrementális szabálybázis redukciós stratégia alkalmazható. A legkisebb feltételezett hatású szabállyal kezdve a módszer újra és újra megvizsgálja a szabályok kivételének hatását az egész rendszerre, mindig a következő legkisebb feltételezett hatású szabállyal. Ha az eredmény változatlan, vagy az eltérés csekély (a definiált határon belül marad), a szabály véglegesen kikerül a szabálybázisból, ellenkező esetben visszakerül az eredeti helyére. A 2. ábra szemlélteti a módszer eredményét egy példa esetben.



2. ábra.

1. A kiindulásként használt, inkrementálisan létrehozott szabálybázis
2. A végső, azonos (vagy közel azonos) eredményt adó, dekrementálisan redukált szabálybázis

II. tézis:

[13][4][1][6][12]

FRIQ-tanulás esetén az akció-állapot teret (Q függvény) leíró kardinális szabályok, illetve azok (minimális) száma futási időben automatikusan (inkrementális/dekrementális módon) meghatározhatók a jutalom függvény megfelelő kiértékelésével egy automatikusan generált kezdeti szabálybázisból kiindulva. Rámutattam, hogy az így létrejött szabály alapú akció-állapot tér modelltől kinyerhető a működtető FRI fuzzy automata állapot-átmeneti szabálybázisa.

2.3. Az FRIQ-tanulás és az alkalmazott FRI módszer optimalizálása

Az alkalmazott FIVE fuzzy szabály interpolációs módszer [24] speciálisan adaptálható az FRIQ-tanuláshoz [13]. Az FRIQ-tanulás minden iterációjában kiszámítja a legjobbnak feltételezett akciót, amely meghatározza a választandó lépést a következő iterációhoz. A leghatékonyabb következő lépés meghatározásához az összes lehetséges akcióval el kell végezni a számításokat az aktuális állapotra. Az állapot-akció tér a következő formában néz ki az FRIQ-tanulás modelljében:

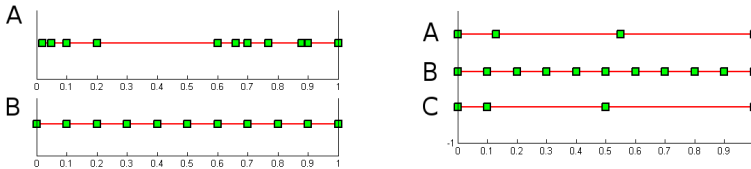
$$\text{If } s_1 = S_{k,1} \text{ And } \dots \text{ And } s_m = S_{k,m} \text{ And } a = A_u \text{ Then } \tilde{Q}(s_1, \dots, s_m, a) = Q_k$$

ahol $S_{k,i}$ az i -edik tagsági függvény a k -adik dimenzióban, m az állapotter dimenzióinak száma, A_u az u -adik tagsági függvénye az egy dimenziós akció

térben, Q_k a singleton konklúzió, végül a $\tilde{Q}(s_1, \dots, s_m, a)$ jelenti a becslt, folytonos állapot-akció érték függvényt.

Az FRIQ-tanulás modellje szerint az állapottér lehet több dimenziós is, míg az akció térnek csak egy dimenziója van. A legjobb akció keresésénél az állapot értékek konstansok maradnak, egyedül az akció értékek változnak. Ezt a tulajdonságot felhasználva, elegendő bizonyos számításokat (távolságok kiszámítása a bizonytalan környezetben) csak egyszer elvégezni az állapot értékekre és ezeket az értékeket újra felhasználni a különböző akció értékkel való számításnál. Így a lehetséges akció értékek számától függően, jelentős számítási költség megtakarítás érhető el.

Továbbá maga a FIVE FRI módszer minimális képesség csökkentésével számottevő teljesítménynövekedés érhető el. A FIVE módszer tetszőleges alaphalmazokkal képes dolgozni. Az alaphalmazokat előre kell definiálni az adott környezethez (lásd 3. ábra bal oldala). A döntési algoritmus egyik első lépése, hogy a környezetből érkező megfigyeléseket az alaphalmaz elemeire illeszti (lásd 3. ábra jobb oldala).



3. ábra.

Balra: *A: tetszőleges felbontású alaphalmaz, B: fix felbontású alaphalmaz*
 Jobbra: *A: megfigyelések, B: alaphalmaz (fix felbontású), C: az alaphalmazhoz igazított megfigyelések*

Az alaphalmaz számosságának függvényében ez költséges művelet lehet. A megfigyeléshez eső legközelebbi elemet az alábbi módon keresi:

$$i_k = \text{minindex}(U_{k,1..n} - P_k),$$

ahol P_k a bemeneti pont (megfigyelés), $U_{k,1..n}$ az n elemű vektor az alaphalmaz k -adik dimenziójában, a minindex pedig egy függvény, ami meghatározza egy tömb legkisebb elemét, és i_k a bemeneti pont (P_k) számított index pozíciója az alaphalmazban. Látható, hogy minden alaphalmaz elemmel el kell végezni a megadott műveletet, illetve az eredmény halmazban még meg kell határozni a minimális elemet a végeredményhez.

Azokban az esetekben, amikor az alaphalmaz tetszőlegessége nem feltétel (pl. [29], [5], [17]), és egyszerűbb, fix felbontású alaphalmazok vannak definiálva, ez a lépés egy egyszerűbb műveletre cserélhető. Amennyiben az alaphalmaz elemei előre meghatározott és egyenlő távolságra helyezkednek el egymástól, az illesztéshez nincs szükség az összes halmaz elem vizsgálatára, a végeredmény pozíció kiszámítható:

$$i_k = \text{round}(n_k \cdot (P_k - U_k) / (U_{k_n} - U_{k_1})),$$

ahol n_k az alaphalmaz számossága, U_{k_1} az első alaphalmaz elem, U_{k_n} pedig az utolsó alaphalmaz elem az alaphalmaz k -adik dimenziójában, a $\text{round}()$ pedig a közelebbi egész számra kerekítő függvény.

Ez utóbbi módosítás alkalmazása függetlenné teszi az alaphalmaz elemeire való illesztést az adott alaphalmaz számosságától, így a teljesítmény növekedés mértéke a használt alaphalmazok számosságától függ, minél nagyobb az alaphalmaz számossága, annál nagyobb a nyereség.

Az eredeti illesztési módszer időbeli komplexitása a következő:

$$m \cdot (9 \cdot n + 16),$$

ahol n az alaphalmazok átlagos mérete, m pedig a bemeneti alaphalmazok dimenzióinak száma.

A módosított algoritmus időbeli komplexitása a következő:

$$m \cdot 57.$$

A Landau féle Ordo-jelölést alkalmazva az eredeti illesztési eljárás komplexitása $O(mn)$, míg a módosított algoritmussal $O(m)$ -re csökken a komplexitás.

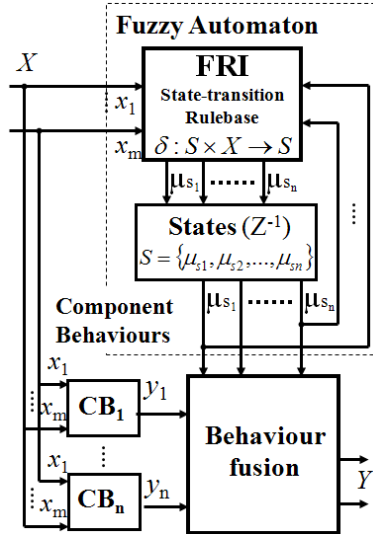
Tipikus esetekben az alkalmazásban az alaphalmazok ezer körüli elemmel rendelkeznek, így általános esetben a számítási költség csökkenése jelentős.

2.4. Etológiai indíttatású viselkedés modell leírása fuzzy automatával

Ember-gép kapcsolatok modellezésénél általában kézenfekvőnek tűnő módon a gépet, robotot az emberi lényről mintázzák, mind külső megjelenésre, mind viselkedésre, kifejezésre. Ezen területen jelentős eredmények születtek az elmúlt évtizedekben. Azonban Masahiro Mori szerint létezik egy ún. „borzongások völgye” hatás [31]. Ez utóbbi azt állítja, hogy az ember egy bizonyos hasonlósági fokig érdeklődést mutat egy gép, robot felé, azonban ahogy ez az ember és robot közti hasonlóság növekszik, elér a hasonlóság egy olyan fokot, ahol egy hirtelen átmenettel az ember elutasítóvá válik a robottal szemben. Az embernek, mint felhasználónak tudatában kell maradnia, hogy az interakcióban részt vevő partnere nem vele egyenrangú lény, bizonyos szempontból alárendelt mesterséges lény. Ezen probléma leküzdésére egy lehetséges megoldás lehet, hogy nem az emberi lény „lemásolása” a cél, hanem egy más, de társként már megszokott élőlény [9]. A „lemásolás” nem a forma, a kinézet lemásolását jelenti ebben az esetben, hanem egy modell megalkotását egy adott viselkedésről, összetett viselkedésről.

Az ELTE Etológia tanszékének közreműködésével sikerült kinyerni a szükséges szakértői tudást egy ilyen modellhez. Az etológusok tudásbázisa többnyire természetes nyelven megfogalmazott szabályszerűségekből áll, tehát a változók nincsenek egzakt módon definiálva, illetve csak a kardinális eseteket írják le, nincs minden egyes lehetőségre külön-külön leíró szabály. A változók esetében így kézenfekvő a fuzzy leírásmód (nyelvi elemek) használata. Egy működő fuzzy következtető rendszerhez teljes szabálybázisra van szükség, így a szabálybázist haszontalan, redundáns szabályokkal is fel kell tölteni, ami magas dimenziószám esetén kezelhetetlen méretű szabálybázisokat eredményezhet. Tehát egy hagyományos fuzzy következtető rendszer nem alkalmas a modellhez, a fuzzy szabály interpolációs módszerek ellenben hiányos szabálybázisok használatához lettek kifejlesztve.

A modell megvalósítása a klasszikus viselkedés alapú irányítás [32] felépítést követi. Egy ilyen rendszerben a rendszer tényleges (kimeneti) viselkedését adhatja: egy az éppen a szituációra legjobban illeszkedő, már létező (előre megadott) viselkedés komponens, vagy a legmegfelelőbbnek tűnő viselkedés komponensek összegzése.



4. ábra. A fuzzy automata és a hozzá tartozó viselkedés összegző blokkdiagramja

A fentieket figyelembe véve a modell alapja egy fuzzy szabály interpoláció alapú fuzzy automata [8] [21] [27] (lásd 4. ábra), 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 konkrét szabálybázis egy etológusok által alkalmazott teszhelyzetben („idegen helyzet teszt”) [37] írja le kutyák viselkedését. Ebben a tesztben a kutya kívül a kutya gazdája és a kutya számára egy idegen személy vesz részt. A teszt hét epizódból áll, amelyben a kutya különböző helyzetekben van (egyedül, gazdával, idegennel, gazdával és idegennel), illetve különböző módon interakcióba lépnek vele (pl. játszani próbálnak vele) a tesztben szereplő emberek. A különböző szituációkra és interakciókra adott reakciókat tanulmányozzák az etológusok és ezek alapján különböző mérőszámokat határoznak meg az egyes kutya egyedekhez, ami alapján lehetséges egy bizonyos szempont szerinti osztályozásuk.



5. ábra. A fuzzy automata által irányított szimulációs program képernyőképe

Ezt a tesztet írja le a fuzzy automatába töltött szabálybázisok összessége. A fuzzy automata implementációja egy MATLAB program formájában készült el. Önmagában a fuzzy automata a teljes etológiai teszt futtatására nem alkalmas, mivel csak a döntéseket képes meghozni. Ezért elkészült egy teljes keretrendszer is (lásd 5. ábra), ami a fuzzy automatát ellátja a megfelelő szimulált bemenetekkel (környezetből származó megfigyelések), illetve értelmezi és a felhasználó számára láthatóvá teszi a szimulált kutya egyed viselkedését. Továbbá elkészült egy megfigyelő komponense is az alkalmazásnak, ami a kutya viselkedését vizsgálja, mint egy külső szemlélőként, tehát a belső állapotok ismerete nélkül elemzi a szimulált kutya viselkedését. Ez a megfigyelő ugyanazon szempontok szerint határozza meg a vizsgált kutya mérőszámait, mint egy a valóságban elvégzett teszt kiértékelő személyzete, tehát ezzel a komponenssel elvégezhető a szimulált kutya automatikus kiértékelése.

III. tézis:

[3][7][8][9][10][11][14][16]

Természetes nyelven megadott, szabály alapú tudásreprezentációval és jellegéből adódóan nem teljes szabálybázissal rendelkező etológiai leíró modelleket felhasználva, egy megfelelő viselkedés fuzionáló komponenssel kiterjesztett, fuzzy szabály interpolációt használó fuzzy automata (fuzzy állapotgép) alapú modell alkalmas etológiai indítatású viselkedés modellek leírására. Továbbá az eredetileg természetes nyelven megfogalmazott modell fuzzy modellé való transzformálásával és a megfelelő viselkedés komponensek és viselkedés fuzionáló stratégia definiálásával, FRI fuzzy automatával modellezhető az ember-kutya „idegenhelyzet teszt”.

3. TOVÁBBI KUTATÁSI FELADATOK

A jövőbeli kutatási lehetőségeket illetően ígéretesnek tűnik az automatikus tudáskinyerés lehetőségeinek vizsgálata etológiai inspirációjú modellekben.

A szakértői tudás kinyerése verbális szabályok formájában nem feltétlenül lehetséges minden esetben, mivel bizonyos viselkedések, illetve funkciók működési alapjai nem ismertek vagy nem áll rendelkezésre. Ehelyett inkább célszerű lehet a viselkedés komponensek által elérni kívánt célokat, mint szakértői tudást kinyerni. Amennyiben ezek a célok felírhatóak egy adott állapot-akció térben jutalom függvényként, akkor a viselkedés komponensek működtető szabálybázisa automatikusan kinyerhető fuzzy szabályok formájában, a korábbiakban tézisbe foglalt FRIQ-tanulási módszer segítségével. Ily módon a kinyert szakértői tudás szabálybázis alapú tudásreprezentációvá transzformálható. Továbbá a bemutatott dekrementális szabálybázis redukciós módszert alkalmazva a kinyert végleges szabálybázis bizonyos esetekben olyan kis méretűre csökkenthet, hogy alkalmassá váljon arra, hogy közvetlenül ember által értelmezhető formában kiolvashatóak a működtető összefüggések.

Illetve érdemes lehet megvizsgálni további stratégiák kidolgozásának lehetőségeit az FRIQ-tanuláshoz használt FRI szabálybázisok inkrementális konstrukciójához, illetve dekrementális redukciójához. Jelentős teljesítménybeli előrelépéshez vezethet szabályok összevonása és csoportos kezelése. Továbbá különböző szabály beszúrési és kivételi vezérelvek kidolgozása.

4. SUMMARY

This work contributes to the field of fuzzy systems (especially fuzzy rule interpolation), reinforcement learning and also simulation.

A novel method, the FRIQ-learning (Fuzzy Rule Interpolation-based Q-learning) has been developed, along with methods to create minimal sized rule bases for operating the system. This method not only allows the original Q-learning method to be used in continuous spaces, but makes it possible to use spare fuzzy rule bases with reinforcement learning, thanks to fuzzy rule interpolation. This way only the cardinal rules have to be present in the rule base, the derivable and unnecessary rules can be omitted, which makes the overall rule base size significantly smaller. An extension of the method for creating minimal sized rule bases automatically works by incrementally constructing then decrementally reducing the rule base. Starting with a minimal, generated rule base, the method inserts new rules or updates the existing rules based on the rewards gathered in each and every iteration step. The incrementally constructed rule base can contain rule, which were only necessary during the construction, but not in the final rule base, these rules can be identified and removed by the decremental reduction strategy (see Thesis I. and Thesis II. below).

The incorporated fuzzy rule interpolation method, FIVE, has been successfully optimized specifically for FRIQ-learning, taking the performance of the method to a higher level.

Furthermore an ethologically inspired behaviour model using fuzzy rule interpolation based fuzzy automata for handling the state-transitions in a standard ethological test was developed along with a sophisticated framework. The model incorporates the rules for controlling an agent, which behaves like a dog in given situations in a standard ethological test, the strange situation test (see Thesis III.). The model can be operated by an ethologist expert in real time via the developed framework, or via other software and hardware interfaces specially developed for this model.

The scientific results of the research presented in this work summarized as theses can be read in the followings:

Thesis I.: [13][4][1][6][12][2]

The FIVE based fuzzy rule interpolation (FRI) model is suitable for describing the Q function of the Q -learning method (FRI Q -learning). I concluded that describing the Q function with the FIVE based FRI model results in a possible continuous space extension of the action-state space, where the original Q -learning algorithm was defined in discrete action-state space. Furthermore I concluded, that describing the Q function with the FIVE based FRI model allows the omission of some (redundant) states, that is, the simplification of the model. Also, the FIVE FRI method can be specifically optimized for the proposed FRI Q -learning method.

Thesis II.: [4][1][6][12]

In case of FRI Q -learning the cardinal rules, also the number of rules describing the action-state space (Q function) can be determined automatically (in an incremental/decremental fashion) in run-time with the appropriate evaluation of the reward function starting from an automatically generated base rule base. I concluded that the state-transition rule-base of the operating FRI-based fuzzy automaton can be extracted from the rule-based action-state space model created this way.

Thesis III.: [3][7][8][9][10][11][14][16]

Based on descriptive verbal ethological models, which have simple rule-based knowledge representation format and where the completeness of the rule-base is not required, the fuzzy rule interpolation-based fuzzy automaton (fuzzy state machine) extended with a capable behaviour fusion engine is suitable for describing ethologically inspired behaviour models. I concluded that the human-dog version of the ‘Strange Situation Test’ can be modeled using FRI-based fuzzy automata by transforming the initially verbal model to a fuzzy model and defining the appropriate behaviour components along with the strategy of behaviour fusion.

SAJÁT PUBLIKÁCIÓK AZ ÉRTEKEZÉS TÉMAKÖRÉBEN

Külföldön megjelent idegen nyelvű könyvfejezet

- [1] **Vincze, D., Kovács, Sz.:** Incremental Rule Base Creation with Fuzzy Rule Interpolation-Based Q-Learning, I. J. Rudas et al. (Eds.), Computational Intelligence in Engineering, Studies in Computational Intelligence, Volume 313/2010, Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, 2010, pp. 191-203.

Független hivatkozások: (6)

Johanyák, Zs. C., Papp, O.: Comparative analysis of two fuzzy rule base optimization methods, In: SACI 2011 - 6th IEEE International Symposium on Applied Computational Intelligence and Informatics, Proceedings. Timisoara, Romania, 2011, pp. 235-240.

Johanyák, Zs. Cs.: Performance improvement of the fuzzy rule interpolation method LESFRI, In: 12th IEEE International Symposium on Computational Intelligence and Informatics, CINTI 2011 - Proceedings. Budapest, Hungary, 2011, pp. 271-276. Paper 6108512.

Johanyák, Zs. Cs., Papp, O.: A Hybrid Algorithm for Parameter Tuning in Fuzzy Model Identification, Acta Polytechnica Hungarica Vol. 9: (6) 153-165 (2012)

Johanyák, Zs. Cs., Papp, O.: Benchmark Based Comparison of Two Fuzzy Rule Base Optimization Methods, In: Topics in Intelligent Engineering and Informatics. Springer Berlin Heidelberg, 2012. pp. 83-94.

Johanyák, Zs. Cs.: Clonal Selection Based Parameter Optimization for Sparse Fuzzy Systems, In: IEEE 16th International Conference on Intelligent Engineering Systems (INES 2012). Lisbon, Portugal, 2012, pp. 369-373.

Johanyák, Zs. Cs.: Fuzzy Modeling of Thermoplastic Composites' Melt Volume Rate, COMPUT INFORM 32: (4) pp. 845-857 (2013)

Nemzetközi folyóiratban megjelent, lektorált idegen nyelvű publikációk

- [2] **Vincze, D., Kovács, Sz.:** Performance Optimization of the Fuzzy Rule Interpolation Method 'FIVE', Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics (JACIII), Vol. 15. No. 3., Special issue on Fuzzy Rule Interpolation, 2011, Fuji Technology Press, Tokyo, Japan, ISSN 1343-0130, pp. 313-320.

- [3] **Vincze, D., Kovács, Sz., Gácsi, M., Korondi, P., Miklósi, Á., Baranyi, P.:** A Novel Application of the 3D VirCA Environment: Modeling a Standard Ethological Test of Dog-Human Interactions, Acta Polytechnica Hungarica, Journal of Applied Sciences, Vol. 9. No. 1., 2012, Óbuda University, Budapest, Hungary, ISSN 1785-8860, pp. 107-120. (**IF=0.588**)

Független hivatkozások: (4)

Sziebig, G., Øritsland, T.A.: Navigating in 3D immersive environments: A VirCa usability study, In: Proceedings of 10th IFAC Symposium on Robot Control, SYROCO 2012, Dubrovnik, Croatia, pp.380-384.

Aryania, A., Daniel, B., Thomessen, T., Sziebig, G.: New trends in industrial robot controller user interfaces, In: IEEE 3rd International Conference on Cognitive Infocommunications (CogInfoCom). Kosice, Slovakia: 2012.12.02-2012.12.05. (2012.) , pp. 365-369.

Devecseri, V., Dóka, A., Molnár, J., Tamás, P.: An ethological motion capture system, In: 12th IEEE International Symposium on Computational Intelligence and Informatics, CINTI 2011 - Proceedings. Budapest, Hungary: 2011.11.21-2011.11.22. (2011), pp. 487-491.

Devecseri, V.: Motion Capture System for Ethological Observation, In: Sixth Hungarian Conference on Computer Graphics and Geometry, Budapest, Hungary: 2012.02.20-2012.02.21. (2012), pp. 23-29.

- [4] **Vincze, D., Kovács, Sz.:** Extending Fuzzy Q-learning with Fuzzy Rule Interpolation Method "FIVE", Scientific Bulletin of "Politehnica" University of Timisoara, Romania, Transactions on Automatic Control and Computer Science, vol. 54(68) No. 4 / 2009, ISSN 1224-600X., pp. 173-178.
- [5] **Vincze, D., Kovács, Sz.:** Behaviour Based Control with Fuzzy Automaton in Vehicle Navigation, Production Systems and Information Engineering, Volume 5 (2009), University of Miskolc, Hungary, pp. 151-166. HU ISSN 1785-1270.

Hazai folyóiratban megjelent, lektorált magyar nyelvű publikációk

- [6] **Vincze, D., Kovács, Sz.:** Szabálybázis létrehozás és bővítés Fuzzy-szabály interpolációs Q-tanulás alkalmazásával, A GAMF Közleményei, Kecskemét, XXIV. (2010-2011), HU ISSN 1587-4400, pp. 35-47.

Nemzetközi konferencia kiadványban megjelent, lektorált, idegen nyelvű publikációk

- [7] **Vincze, D., Kovács, Sz., Niitsuma, M., Hashimoto, H., Korondi, P., Gácsi, M., Miklósi, Á.:** Ethologically inspired human-robot interaction interfaces, HCCE '12 Proceedings of the 2012 Joint International Conference on Human-Centered Computer Environments, Hamamatsu, Japan, 2012. ISBN: 978-1-4503-1191-5, pp. 51-57.
- [8] **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), Nagaragawa Convention Center, Gifu, Japan, September 9-12, 2009, pp. 451-456.

Független hivatkozások: (2)

Solvang, B., Sziebig, G.: On industrial robots and cognitive information communication, In: IEEE 3rd International Conference on Cognitive Infocommunications (CogInfoCom). Kosice, Slovakia, 2012, pp. 459-464.

Niitsuma, M., Numakunai, R., Onodera, A.: Tuning of behavioral characteristics in an ethologically inspired robot behavior model based on verbal communication. IECON 2013-39th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, Vienna, Austria, 2013, pp. 7855-7861.

- [9] **Kovács, Sz., Vincze, D., Gácsi, M., Miklósi, Á., Korondi, P.:** Fuzzy automaton based Human-Robot Interaction, IEEE 8th International Symposium on Applied Machine Intelligence and Informatics (SAMI), Herl'any, Slovakia, January 28-30, ISBN 978-1-4244-6422-7, 2010, pp. 165-169.

Független hivatkozások: (1)

Kifor, T., Gottdank, T., Hajnal, Á.: Ethology and Mobile Technology in One: EtoPhone, In: CogInfoCom 2011. 2nd international conference on cognitive infocommunications. 2011, Budapest, Hungary

- [10] **Kovács, Sz., Gácsi, M., Vincze, D., Korondi, P., Miklósi, Á.:** A novel, ethologically inspired HRI model implementation: Simulating dog-human attachment, 2nd IEEE International Conference on Cognitive Infocommunications: CogInfoCom 2011, Budapest, Hungary

Független hivatkozások: (1)

Devecseri, V., Farkas, Z., Bartok, A., Halachy, N., Samu, D.: The technology behind PhotoRobot, an interactive Kinect-based installation, In: 13th IEEE International Symposium on Computational Intelligence and Informatics (CINTI). Budapest, Hungary, 2012, pp. 401-404.

- [11] **Kovács, Sz., Vincze, D., Gácsi, M., Miklósi, Á., Korondi, P.:** Ethologically inspired robot behavior implementation, 4th International Conference on Human System Interactions (HSI 2011), Yokohama, Japan, 19-21 May 2011, (ISSN 2158-2246, ISBN 978-1-4244-9638-9, 2011, pp. 64-69.

Független hivatkozások: (1)

Rodic, A., Mester, G.: Sensor-based Navigation and Integrated Control of Ambient Intelligent Wheeled Robots with Tire-Ground Interaction Uncertainties, Acta Polytechnica Hungarica Vol. 10: (3) 113-133 (2013)

- [12] **Vincze, D., Kovács, Sz.:** Reduced Rule Base in Fuzzy Rule Interpolation-based Q-learning, 10th International Symposium of Hungarian Researchers on Computational Intelligence and Informatics, CINTI 2009, November 12-14, 2009, Budapest Tech
- [13] **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, (2009)

Független hivatkozások: (4)

Niu, J., Deng, Z.: Distributed self-learning scheduling approach for wireless sensor network, In Ad Hoc Networks (2010)

Niu, J.: Evolutionary self-learning scheduling approach for wireless sensor network, In: 2010 International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation, ICICTA 2010. Changsha, China, 2010, pp. 245-249.

Niu, J.: Self-learning scheduling approach for wireless sensor network, In: Proceedings of the 2010 2nd International Conference on Future Computer and Communication, ICFCC 2010. Wuhan, China, 2010, pp. 3253-3257.

Kumar, R., Nigam, M. J., Sharma, S., Bhavsar, P.: Temporal Difference based Tuning of Fuzzy Logic Controller through Reinforcement Learning to Control an Inverted Pendulum, 2012, International Journal of Intelligent Systems and Applications (IJISA) 4: (9) 15-21.

- [14] **Vincze, D., Kovács, Sz., Baranyi, P.:** Interconnecting the Spatial Eto-Motor and the VirCA Environment. Proceedings of the 2nd International Conference on Cognitive Infocommunications (CogInfoCom2011), Budapest, Hungary, July 7-9, 2011.
- [15] **Vincze, D., Kovács, Sz.:** Performance Issues of the Implemented FRI 'FIVE', Proceedings of the 11th International Symposium of Hungarian Researchers on Computational Intelligence and Informatics, CINTI 2010, November 18-20, 2010, Óbuda University, ISBN 978-1-4244-9278-7, pp. 131-136.
- [16] **Vincze, D., Kovacs, S., Korondi, P., Baranyi, P.:** A simple interface to the Virtual Collaboration Arena for MATLAB applications, 2011 IEEE 12th International Symposium on Computational Intelligence and Informatics (CINTI 2011), 21-22 Nov. 2011., Budapest, Hungary
- [17] **Vincze, D., Kovács, Sz.:** Using Fuzzy Rule Interpolation-based Automata for Controlling Navigation and Collision Avoidance Behaviour of a Robot, In Proceedings of the 6th IEEE International Conference on Computational Cybernetics, Stará Lesna, Slovakia, 2008, pp. 79-84.

Független hivatkozások: (1)

Johanyák, Z. Cs., Berecz, A.: Survey on Practical Applications of Fuzzy Rule Interpolation, In Proceedings of the 1st International Scientific and Expert Conference TEAM 2009, Slavonski Brod, Croatia, 2009, pp. 205-213.

HIVATKOZÁSOK

- [18] **Appl, M.:** Model-based Reinforcement Learning in Continuous Environments. Ph.D. thesis, Technical University of München, München, Germany, dissertation.de, Verlag im Internet, 2000
- [19] **Berenji, H.R.:** Fuzzy Q-Learning for Generalization of Reinforcement Learning. Proc. of the 5th IEEE International Conference on Fuzzy Systems, pp. 2208-2214., 1996
- [20] **Bonarini, A.:** Delayed Reinforcement, Fuzzy Q-Learning and Fuzzy Logic Controllers. In Herrera, F., Verdegay, J. L. (Eds.) Genetic Algorithms and Soft Computing, (Studies in Fuzziness, 8), Physica-Verlag, Berlin, D, (1996), pp. 447-466.
- [21] **Doostfatemeh, M., Kremer, S. C.:** New directions in fuzzy automata, International Journal of Approximate Reasoning 38, 2005, pp. 175-214.
- [22] **Horiuchi, T., Fujino, A., Katai, O., Sawaragi, T.:** Fuzzy Interpolation-Based Q-learning with Continuous States and Actions. Proc. of the 5th IEEE International Conference on Fuzzy Systems, Vol.1 (1996) pp. 594-600.
- [23] **King, P.J., Mamdani, E.H.:** The application of fuzzy control systems to industrial processes, Automatica, Vol. 13, Issue 3, May 1977, pp. 235-242.
- [24] **Kovács, Sz.:** New Aspects of Interpolative Reasoning. Proceedings of the 6th. International Conference on Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-Based Systems, Granada, Spain, 1996, pp. 477-482.
- [25] **Kovács, Sz.:** Extending the Fuzzy Rule Interpolation 'FIVE' by Fuzzy Observation, Advances in Soft Computing, Computational Intelligence, Theory and Applications, Bernd Reusch (Ed.), Springer Germany, ISBN 3-540-34780-1, 2006, pp. 485-497.
- [26] **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.
- [27] **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.

- [28] **Kovács, Sz., Kóczy, L. T.:** Approximate Fuzzy Reasoning Based on Interpolation in the Vague Environment of the Fuzzy Rule base as a Practical Alternative of the Classical CRI. Proceedings of the 7th International Fuzzy Systems Association World Congress, Prague, Czech Republic, 1997, pp. 144-149.
- [29] **Kovács, Sz., Kóczy, L. T.:** Application of the Approximate Fuzzy Reasoning Based on Interpolation in the Vague Environment of the Fuzzy Rulebase in the Fuzzy Logic Controlled Path Tracking Strategy of Differential Steered AGVs, Computational Intelligence - Theory and Applications, Lecture Notes in Computer Science, 1226, Springer, Germany, 1997, pp. 456-467.
- [30] **Krizsán, Z., Kovács, Sz.:** Gradient based parameter optimisation of FRI 'FIVE', Proceedings of the 9th International Symposium of Hungarian Researchers on Computational Intelligence and Informatics, Budapest, Hungary, November 6-8, ISBN 978-963-7154-82-9, pp. 531-538, 2008.
- [31] **Mori, M.:** The Uncanny Valley, *Energy*, 7 (4), 1970, pp. 33-35.
- [32] **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)
- [33] **Shepard, D.:** A two dimensional interpolation function for irregularly spaced data. Proc. 23rd ACM Internat. Conf., 1968, pp. 517-524.
- [34] **Sugeno, M.:** An introductory survey of fuzzy control. *Information Science*, (36), 1985, pp. 59-83.
- [35] **Sutton, R. S., Barto, A. G.:** Reinforcement Learning: An Introduction, MIT Press, Cambridge, 1998
- [36] **Takagi, T., Sugeno, M.:** Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. *IEEE Trans. on SMC*, (15), 1985, pp. 116-132.
- [37] **Topál, J., Miklósi, Á., Csányi, V., Dóka, A.:** Attachment behavior in dogs (*Canis familiaris*): A new application of Ainsworth's (1969) Strange Situation Test. *Journal of Comparative Psychology*, Vol. 112(3), 1998, pp. 219-229.
- [38] **Watkins, C. J. C. H.:** Learning from Delayed Rewards. Ph.D. thesis, Cambridge University, Cambridge, England (1989)
- [39] **Zadeh, L. A.:** Fuzzy Sets, in *Information and Control*, Vol. 8, 1965, pp. 338-353.