

Logisztikai rendszerek viselkedésének modellezése intelligens számítási módszerekkel

A publikáció a tárgyalt eljárásokat a logisztikai rendszerek szemszögéből vizsgálja, de a bemutatott megközelítések és módszerek különböző más területeken is kitűnően alkalmazhatók. A kutatás a fuzzy alapú modellezés mellett, a neurális hálózat alapú modellek tenzor szorzat alapú leírására mutat be újszerű megközelítési módszereket. A neurális hálózatok a vizsgált esetben lokális modelleket reprezentálnak.

Várlaki Péter

Széchenyi István Egyetem, Győr,
Budapesti Műszaki és Gazdaságtudományi Egyetem
e-mail: varlaki@t-online.hu,

–

Vadvári Tibor

Széchenyi István Egyetem,
Győr
vadvari.tibor@zalaegerszeg.hu

1. BEVEZETÉS

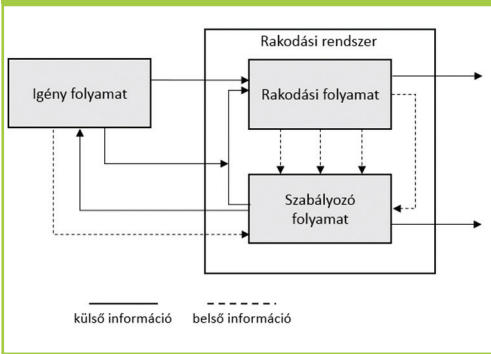
Az összetett logisztikai folyamatok irányítási rendszereinek tervezése során egyaránt ismerünk szükséges a szolgáltatási stratégiákat és a logisztikai rendszer belső működési mechanizmusait. A szolgáltatási stratégiák olyan eljárások és szabályok halmazának tekinthetők, amelyek meghatározzák a rendszer működését, elsősorban a rendszerállapotok közötti átmenetek „kijelölése” alapján. Kutatásunk során a szállítási lánc teljes folyamatából a raktári rendszerek modellezésének különböző lehetséges változataira összpontosítjuk figyelmünket, mivel ezek általában a nagy méretű logisztikai rendszerek egyik jelentős alrendszerét képezik [11],[12]. A raktári rendszerek felfoghatók lineáris „paraméterváltozós” (LPV) rendszerként, ahol a nemlineáris viselkedés lokális lineáris modellek megfelelő keverésével hatékonyan approximálható [3],[6]. Az analitikus technikák mellett a heurisztikus módszerek alkalmazása is szükséges, különös tekintettel a „fekete doboz” jellegű megközelítési módok esetén. Az analitikus és heurisztikus módszerek együttes alkalmazásával a modellezés hatékonysága általában még tovább javítható. A szakirodalom számos mód-

szert javasol MIMO rendszerek modellezésére [7]. A neurális hálózatok ugyancsak gyakran használt eszköznek tekinthetők a nemlineáris modellezési problémák megoldása során [8]. A mesterséges intelligencia a logisztikai rendszerek tervezésének, illetve a szolgáltatási teljesítmény növelésének támogatásában hatékonyan bizonyulhat [13]. Gyakran alkalmaznak neurális hálózatokat a vállalatokat ellátó logisztikai rendszerek teljesítményének kiértékelésére [14]. Az elmondottakból kiindulva komplex logisztikai rendszerek modellezésére mutatunk be neurális alapú „megközelítéseket”. Ugyancsak fontosnak tartjuk a HOSVD alapú kanonikus formák és a tenzor szorzat (TP) alapú technikák alkalmazását is. A TP transzformáció segítségével „hidat” képezhetünk a lineáris paraméterváltozós modellek és a magasabb rendű tenzorokkal leírt modell-reprezentációk között [4],[5]. A megközelítés szoros kapcsolatban van az ún. magasabb rendű szinguláris érték felbontással (HOSVD), amely napjainkban a lineáris algebra egyik legerőteljesebb modellezési és számítási eszköze.

Az elmúlt évtizedben a számítógépek rohamos fejlődése lehetővé tette az ún. „nagy méretű

tenzorokkal” való számolást, ami a HOSVD szélesebb körben való elterjedését is nagymértékben elősegítette. [1].

1. ábra: Általános sztochasztikus igény és anyagmozgató rendszerek kibővített struktúra modellje



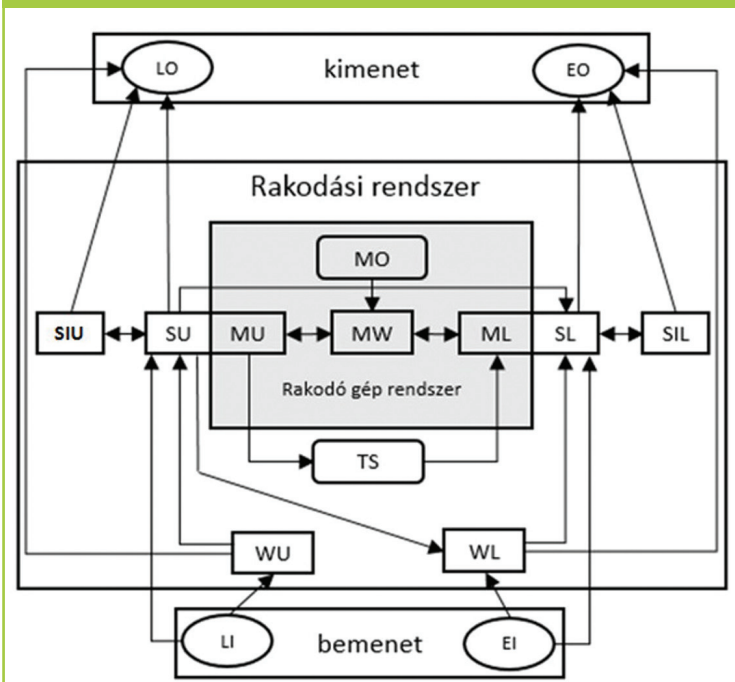
Cikkünkben a 2. fejezet a rakodási rendszerek architektúráját és belső mechanizmusait írja le, a 3. fejezet a tenzor szorzat transzformáció részleteibe nyújt betekintést, a 4. fejezet a fuzzy alapú modellezést mutatja be, az 5. fejezet pedig a neurális hálózatok tenzor szorzat alapú formáival foglalkozik a HOSVD módszerrel szoros összefüggésben. Emellett a 6. fejezet alternatív identifikáción alapuló megközelítést mutat be ellátási láncok identifikációjára. Végül jövőbeni munkánkat és a konklúziókat foglaltuk össze.

2. RAKODÁSI RENDSZEREK SZOLGÁLTATÁSI STRATÉGIÁJA

A rakodási rendszerek működése során – beleértve annak alrendszerait is – különböző állapotátmeneteket figyelhetők meg, elsősorban a külső tényezők (pl. a szállító járművek és áruk típusa) és a belső elemek (pl. a

rakodó gépek és berendezések típusa) egymásra gyakorolt hatásának következményeként. Esetünkben az állapot egy adott folyamat, egy tényleges állapot vagy egy komplex rakodási folyamat időbeni keresztmetszetének kvalitatív jellemzője (pl. a szállító jármű állapota lehet megrakott vagy várakozó, a rakodógép állapota lehet működőképes vagy üzemképtelen, stb.). Az átmenet paraméterei a komplex rakodási folyamatok kvalitatív jellemzői (pl. rakodási prioritások, igény a rakodási kapacitásra, gépkarbantartási idő, stb.) [7]. Mivel a stratégia keretében az egyes elemek közötti kölcsönhatásokat nem különböztetjük meg, így a szolgáltatási stratégia „általánosan” is meghatározható. A műveleti algoritmusban úgy különböztetjük meg és elemezzük az egyes gépeket, berendezéseket, árukat, járműveket, állapotokat, állapotátmeneteket, hogy kvantitatívan írjuk le azokat. A 2. ábra egy műszaki és technológiai folyamat sematikus modelljét illusztrálja komplex rakodási rendszer esetén. A rendszerben futó folyamatok állapotait körök, ill. téglalapok ábrázolják, az átmeneteket nyilak jelzik.

2. ábra: Egy rakodási rendszer általános folyamata



A. A rakodási rendszer bemenete

- LI – **megrakott** szállító jármű
Megfigyelhető paraméterek: érkezési idő, szállított áruk típusa, a beérkező áruk mennyisége, rakodási igény, stb.
EI – üres szállító jármű. A paraméterek ugyanazok, mint az előző esetben.

B. Rakodási folyamat

- WU – **kirakodásra váró** szállító jármű. A kirakodás előre meghatározott prioritások alapján vagy érkezési sorrendben történik.
- WL – **berakodásra váró** szállító jármű. A berakodás előre meghatározott prioritások alapján vagy érkezési sorrendben történik.
- TS – **ideiglenes tárolás** vagy raktár. Paraméterek: koordináták, a raktár adott szektorának kapacitása, valamint az egyes szektorok közötti konverzió (csere) lehetősége.
- SIU – a kirakodás **megszakított állapotát** jelzi, ami pl. a szállító járműhöz rendelt rakodógép meghibásodása miatt következett be (nincs szabad rakodógép-kapacitás a rendszerben)
- SU – a **kirakodási állapotot** jelzi. A szállító jármű és a rakodó gép összerendelése a szállító jármű és a szállított áru típusa alapján. Rakodási paraméterek: rakodási idő és célállomás.
- MU – a **kirakodó gép** jelzése
- MW – a rakodásra váró üzemelő berakodó gép jelzése. Paraméterek: munka kapacitás értéke, amely az áru és a szállító jármű típusának függvénye, kinetikus karakterisztikák.
- ML – a **berakodó gép** jelzése
- SL – **berakodási állapot** jelzése
- SIL – a **megszakított berakodási állapot** jelzése
- MO – berakodó gép **üzemen kívül**.

C. A rakodási rendszer kimenete

- LO – a szállító jármű **megrakott** állapotban elhagyja a rendszert. Paraméterek: távozás időpontja, szállított áruk mennyisége, szállító jármű típusa.
- EO – a szállító jármű **üres** állapotban elhagyja a rendszert. Paraméterek: távozás időpontja, szállító jármű típusa.

A következőkben a rakodási rendszerre mutatunk be konkrét példát, valamint néhány olyan tényezőre is rá kívánunk mutatni, amelyek egy ilyen rendszer modellezése esetén feltétlenül figyelembe kell venni.

Hamburgi kikötő

A hamburgi kikötő, mint a világ szállítmányozásának egyik legfontosabb szállítmánykezelő telephelye, alkalmas példa a multi-input, multi-output komplex logisztikai rendszerszerű értelmezésére. A logisztikai szolgáltatásoknak biztosítaniuk kell, hogy a szükséges áru a szállítási lánc bármely pontján megfelelő mennyiségben, helyen és időben rendelkezésre álljon. A kikötőből továbbítani lehet az árut hajón, kamionon, vasúton és uszályhajóval. Emellett biztosítani lehet a tárolást is. A távolabbról érkező, illetve messzebbre irányuló, be-, illetve kimenő áruk szállítása vasúton történik, figyelembe véve a környezettudatos szállítás szempontjait. Hozzávetőleg 160 db nemzetközi és országos konténervonat érkezik, ill. távozik naponta a kikötőbe, ill. a kikötőből. Annak ellenére, hogy Hamburg kikötőjébe az összes szállítmány forgalmának közel 96%-a konténerekben érkezik, a fennmaradó mennyiségű „hagyományos szállítmány” még mindig nagy jelentőségű a kikötő számára. A „hagyományos szállítmány” kifejezés magában foglalja a ládákat, zsákokat, a keréken érkező szállítmányokat, a nehéz árukat, az ömlesztett rakományt pl. acélcsőket, stb. Több szállítmányozó régióban a Ro-Ro (gördülő rakomány) szállítás játszik fontos szerepet. A normál gépjárműveket szállító hajók mellett nagyon gyakran használnak Con-Ro hajókat. Ezek a fedélzeten konténereket szállítanak, míg a hajó belsejében olyan rakomány van, amely saját kerekén felgurítható az alsó dokkba és a célállomáson kigurítható onnan. Ezek mindenféle járművek vagy járművekbe töltött áruk. A hamburgi kikötőt rakparti bemeleyedésekkel, Ro-Ro rámpákkal látták el a speciális hajók a rakodásához [12].

Az előzőekből látható, hogy egy bonyolult logisztikai rendszer vezérlése, illetve irányítása számos inputot igényel, pl. a szállító eszköz

és a szállított áru típusa, a szállító eszközhöz rendelendő rakodógép típusa, érkezési idő, prioritás, stb. A rendszer bonyolultságát tovább fokozza a közlekedési folyamatok komplexitása, valamint az egyes szállítmányozási szektorok keveredése (vasúti, közúti, légi és vízi közlekedés) is. Belátható, hogy a logisztikai folyamatok vagy esetünkben a rakodási rendszerek működése számos paraméter függvénye lehet. Ha a rendszer működését a paraméterek függvényében meg lehet figyelni, úgy a mért adatok alapján az adott paraméterértékekhez tartozó lokális viselkedést lineáris modellel közelíthetjük. Ha a rendszer a paramétertér több pontjában is megfigyeljük (ekvidisztáns pontokban), a kapott lineáris modellek megfelelő keverésével (a paraméterek függvényében) a teljes rendszer viselkedését approximálni tudjuk.

3. ELMÉLETI HÁTÉR ÁTTEKINTÉSE

A matematika approximációs módszereit széles körben alkalmazzák számos probléma elméleti és gyakorlati megoldására. Tekintsünk egy n -változós sima függvényt:

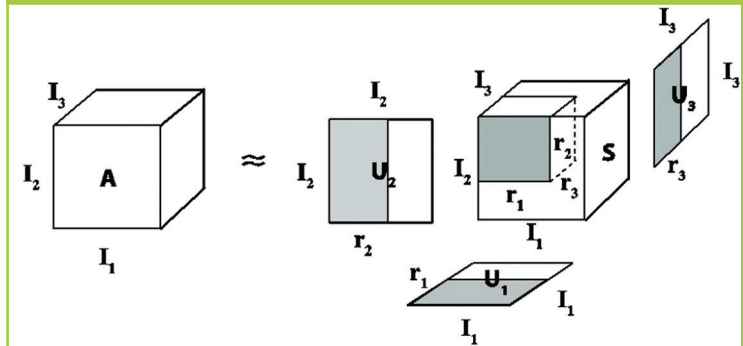
$$f(\mathbf{x}), \mathbf{x} = (x_1, \dots, x_N)^T, x_n \in [a_n, b_n], 1 \leq n \leq N,$$

$f(\mathbf{x})$ az alábbi módon approximálható:

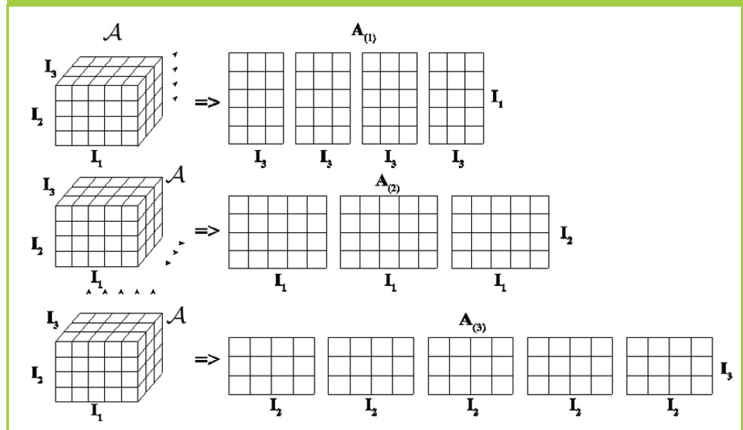
$$f(\mathbf{x}) = \sum_{k_1=1}^{I_1} \dots \sum_{k_N=1}^{I_N} \alpha_{k_1, \dots, k_N} p_{1, k_1}(x_1) \dots p_{N, k_N}(x_N), \quad (1)$$

ahol az ortonormált rendszert alkotó $p_{n, k_n}(x_n)$ függvények megválaszthatók egyrészt klaszszikus módon ortonormált polinomok vagy trigonometrikus függvények formájában, másrészt HOSVD segítségével, ahol a komponensek ortonormált rendszert alkotó, $f(\mathbf{x})$ -re nézve jellegükben specifikus függvények.

3. ábra: 3-dimenziós tenzor HOSVD felbontásának illusztrációja



4. ábra: 3-dimenziós tenzor kiterítésének illusztrációja



Az n -módú tenzor-mátrix szorzat az alábbi módon definiált: Legyen $A \in \mathbb{R}^{M_1 \times \dots \times M_N}$ és U egy $K_n \times M_n$ mátrix, ekkor $A \times_n U$ egy $M_1 \times \dots \times M_{n-1} \times \dots \times M_N$ tenzor, amelynek elemeire érvényes (3. és 4. ábra):

$$(A \times_n U)_{m_1, \dots, m_{n-1}, k_n, m_{n+1}, \dots, m_N} \stackrel{\text{def}}{=} \sum_{1 \leq m_n \leq M_n} a_{m_1, \dots, m_n, \dots, m_N} U_{k_n, m_n}$$

A fentiekből kiindulva az ún. többszörös szorzat az alábbi módon definiált:

$$A \times_1 U_1 \times_2 U_2 \dots \times_N U_N$$

A tenzor ábrázolás és műveletek részletes leírása megtalálható [3]-ban. Az $f(\mathbf{x})$ függvény a HOSVD-vel meghatározott magtenzor és az ortonormált rendszert alkotó egyváltozós komponensek segítségével tenzor szorzat formában az alábbi módon fejezhető ki (3.,4. ábra):

$$f(\mathbf{x}) = D \times_{n=1}^N \mathbf{v}_n(x_n), \quad (2)$$

ahol D a magtenzort jelöli, $\mathbf{v}_n(x_n)$ elemei pedig az n -edik dimenzióhoz tartozó egyváltozós függvények x_n pontban felvett értékeinek felelnek meg.

4. A FUZZY MODELLEZÉS

A fuzzy halmazokon alapuló megközelítés alkalmas lehet az összetett rendszerek leírására, amelyek analitikus módszerekkel való megközelítése sokszor nehézkes feladat. A fuzzy halmazok, műveletek és szabályok segítségével következtető rendszereket tervezhetünk.

A következőkben a Takagi-Sugeno (TS) féle módszert mutatjuk be, amely a logisztikai rendszerek modellezése esetén is hatékony eszköznek tekinthető.

4.1. Takagi-Sugeno (TS) fuzzy modell

Tételezzük fel, hogy az identifikálandó logisztikai vagy rakodási rendszer viselkedése egy N dimenziós \mathbf{p} paramétervektortól függ. Legyen adott a paramétertérben egy N dimenziós rács, ill. fuzzy halmazok úgy, hogy azok tagsági függvényei a megfelelő rácpontokban vegyék fel a maximális értéket (6. ábra).

A rendszerünket az alábbi diszkrét idejű lineáris paraméterváltozós állapotter modellel írhatjuk le:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(k+1) &= \mathbf{A}(\mathbf{p})\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}(\mathbf{p})\mathbf{u}(k) \\ \mathbf{y}(k) &= \mathbf{C}(\mathbf{p})\mathbf{x}(k) + \mathbf{D}(\mathbf{p})\mathbf{u}(k) \end{aligned} \quad (3)$$

Jelölje $\mathbf{s}(\mathbf{p}) = \begin{pmatrix} \mathbf{A}(\mathbf{p}) & \mathbf{B}(\mathbf{p}) \\ \mathbf{C}(\mathbf{p}) & \mathbf{D}(\mathbf{p}) \end{pmatrix}$ a fenti modell rendszer-mátrixát, amelyet esetünkben a rácpontokban identifikált lokális diszkrét idejű lineáris determinisztikus állapotter modellek konvex kombinációjaként az alábbi módon állítunk elő (5. és 6. ábra):

$$\mathbf{S}(\mathbf{p}) = \sum_j \mu_j(\mathbf{p}) \mathbf{S}_j, \quad (4)$$

ahol $0 \leq \mu_j(\mathbf{p}) \leq 1$ és $\sum_j \mu_j(\mathbf{p}) = 1$, az $\mathbf{S}_1, \mathbf{S}_2, \dots, \mathbf{S}_N$ a mátrixok a lokális modellekhez tartozó rendszer-mátrixokat jelölik. A TS alapú modellezés esetében a $\mu_j(\mathbf{p})$ koefficienseket a kapcsolódó fuzzy szabályok tüzelésének valószínűségé-ként határozzuk meg. A szabályok az alábbi formában jelennek meg:

$$\text{IF } p_1 \text{ is } A_{1,i_1} \text{ AND } \dots \text{ AND } p_N \text{ is } A_{N,i_N} \text{ THEN } S_{i_1, i_2, \dots, i_N},$$

ahol $A_{j,i}$ a j -edik fuzzy változó i -edik antecedens fuzzy halmazát jelöli $\mu_{A_{j,i}}(\mathbf{p})$ tagsági függvény-nyel (6.ábra). A fentieknek megfelelően az approximált modell az alábbi formában írható fel:

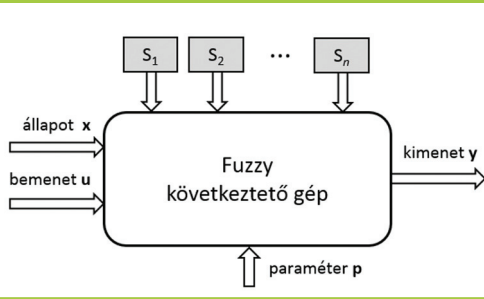
$$\tilde{\mathbf{S}}(\mathbf{p}) = \frac{\sum_{i_1=1}^{M_1} \dots \sum_{i_N=1}^{M_N} \mathbf{S}_{i_1, i_2, \dots, i_N} \prod_{j=1}^N \mu_{A_{j,i_j}}(\mathbf{p})}{\sum_{i_1=1}^{M_1} \dots \sum_{i_N=1}^{M_N} \prod_{j=1}^N \mu_{A_{j,i_j}}(\mathbf{p})}, \quad (5)$$

ahol M_n az n -edik változó alaphalmazához tartozó antecedens halmazok számát jelöli. Ha az antecedens halmazok Ruspini partíció-ban vannak, akkor $\sum_{i_1=1}^{M_1} \dots \sum_{i_N=1}^{M_N} \prod_{j=1}^N \mu_{A_{j,i_j}}(\mathbf{p}) = 1$. Ekkor az approximált modellt az alábbi módon is kifejezhetjük:

$$\tilde{\mathbf{S}}(\mathbf{p}) = \sum_{i_1=1}^{M_1} \dots \sum_{i_N=1}^{M_N} \mathbf{S}_{i_1, i_2, \dots, i_N} \prod_{j=1}^N \mu_{A_{j,i_j}}(\mathbf{p}). \quad (6)$$

A módszer bővebb leírása megtalálható [11,12]-ben.

5. ábra: TS fuzzy modell illusztrációja

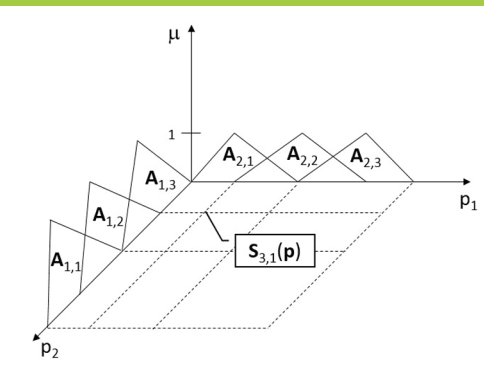


$$\mathbf{a}_3(\mathbf{p}) = \varphi_3 \left(\mathbf{W}^{(3)}(\mathbf{p}) \varphi_2 \left(\mathbf{W}^{(2)}(\mathbf{p}) \varphi_1 \left(\mathbf{W}^{(1)}(\mathbf{p}) \mathbf{h} \right) \right) \right), \quad (7)$$

ahol

$$\mathbf{W}^{(j)} = \begin{pmatrix} w_{11}^{(j)} & w_{12}^{(j)} & \dots & w_{1s_{j-1}}^{(j)} & b_{j1} \\ w_{21}^{(j)} & w_{22}^{(j)} & & w_{2s_{j-1}}^{(j)} & b_{j2} \\ \vdots & & & & \\ w_{s_{j1}}^{(j)} & w_{s_{j2}}^{(j)} & & w_{s_{j}s_{j-1}}^{(j)} & b_{js_j} \end{pmatrix}, \quad j = 1..N_L$$

6. ábra: A paraméterter particionálása fuzzy halmazok segítségével



N_L a rétegek számát, $\mathbf{h}=(h_1, h_2, L, h_R, 1)^T$ az input vektort, $\mathbf{a}_3=(a_{31}, a_{32}, \dots, a_{3s_3})^T$ pedig a kimenetek vektorát jelöli. Tételezzük fel, hogy a rendszer lokális viselkedése a $\mathbf{p}=(p_1, p_2, L, p_N)^T$ paramétervektor függvénye. Jelölje továbbá $\mathbf{W}_{i_1, i_2, \dots, i_N}^{(j)}$ a $\mathbf{p}_{i_1, i_2, \dots, i_N}$ paramétervektorhoz, ill. a hálózat j -edik rétegéhez tartozó súlyok mátrixát. A paraméterter diszkrétizációs pontjaiban vett paramétervektorokhoz tartozó $\mathbf{W}^{(j)}$ mátrixokat egy $N+2$ dimenziós tenzorra is kifejezhetjük. Jelölje $\mathbf{B} \in \mathfrak{R}^{1 \times I_2 \times \dots \times I_N \times s_j \times (1+s_{j-1})}$ az így kapott tenzort, amelyből az egyes súlymátrixokat az alábbi módon kaphatjuk meg:

$$\mathbf{W}_{i_1 \dots i_N}^{(j)} = \left\{ \mathbf{B}_{i_1 \dots i_N, \alpha, \beta}, 1 \leq \alpha \leq s_j, 1 \leq \beta \leq (1+s_{j-1}) \right\}$$

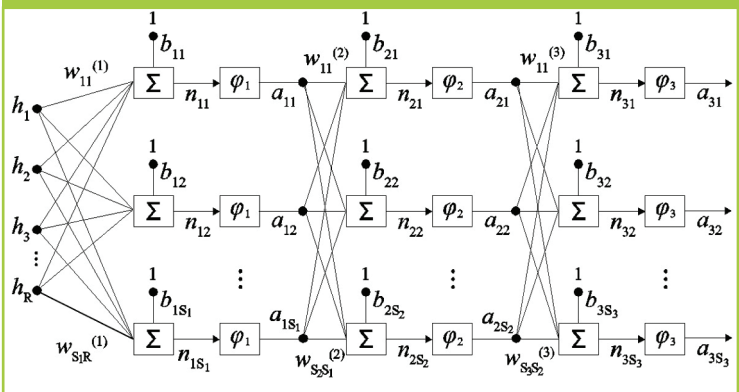
$$\mathbf{W}_{i_1 \dots i_N}^{(j)} \in \mathfrak{R}^{s_j \times (1+s_{j-1})}$$

5. NEURÁLIS HÁLÓZATOK TENZOR SZORZAT FORMÁBAN

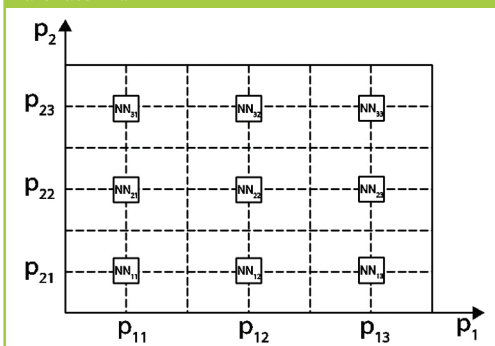
Tekintsünk át egy rakodási rendszert, amelynek viselkedését a paraméterterben lokálisan identifikált többrétegű perceptron hálózatokkal kívánjuk modellezni (5. ábra). Tételezzük fel, hogy ezek a helyi modellek szerkezetükben azonosak, vagyis a megfelelő rétegekben a neuronok száma megegyezik.

A lokális hálózatok szerkezetét a 6. ábra szemlélteti. A hálózat kimenetére az alábbi írtathatjuk fel:

7. ábra: Többrétegű perceptron architektúra



8. ábra: Kétdimenziós paramétertér illusztrációja ekvidisztáns pontokhoz rendelt lokális neurális hálózatokkal



Ha a \mathbf{B} tenzor első N -dimenziójára HOSVD felbontást alkalmazunk, a kapott ún. magtenzor és az ortonormált rendszert alkotó egyváltozós függvények segítségével a neurális hálózat súlymátrixait tetszőleges paraméterérték esetén tenzor szorzat alakban az alábbi módon fejezhetjük ki:

$$\mathbf{W}^{(3)}(\mathbf{p}) = \mathbf{D}_3 \times_{n=1}^N \mathbf{v}_n^{(3)}(p_n) \quad (8)$$

ahol

$$\mathbf{v}_n(p_n) = \begin{pmatrix} v_{n1}(p_n) & v_{n2}(p_n) & \cdots & v_{nI_n}(p_n) \end{pmatrix}.$$

Végül a hálózat kimenetére tetszőleges paramétervektor esetén a fentieket alkalmazva az alábbi írhatjuk fel:

$$\mathbf{a}_3(\mathbf{p}) = \varphi_3 \left(\mathbf{W}^{(3)}(\mathbf{p}) \varphi_2 \left(\mathbf{W}^{(2)}(\mathbf{p}) \varphi_1 \left(\mathbf{W}^{(1)}(\mathbf{p}) \mathbf{h} \right) \right) \right), \quad (9)$$

ahol

$$\mathbf{W}^{(1)}(\mathbf{p}) = \mathbf{D}_1 \times_{n=1}^N \mathbf{v}_n^{(1)}(p_n), \quad (10)$$

$$\mathbf{W}^{(2)}(\mathbf{p}) = \mathbf{D}_2 \times_{n=1}^N \mathbf{v}_n^{(2)}(p_n), \quad (11)$$

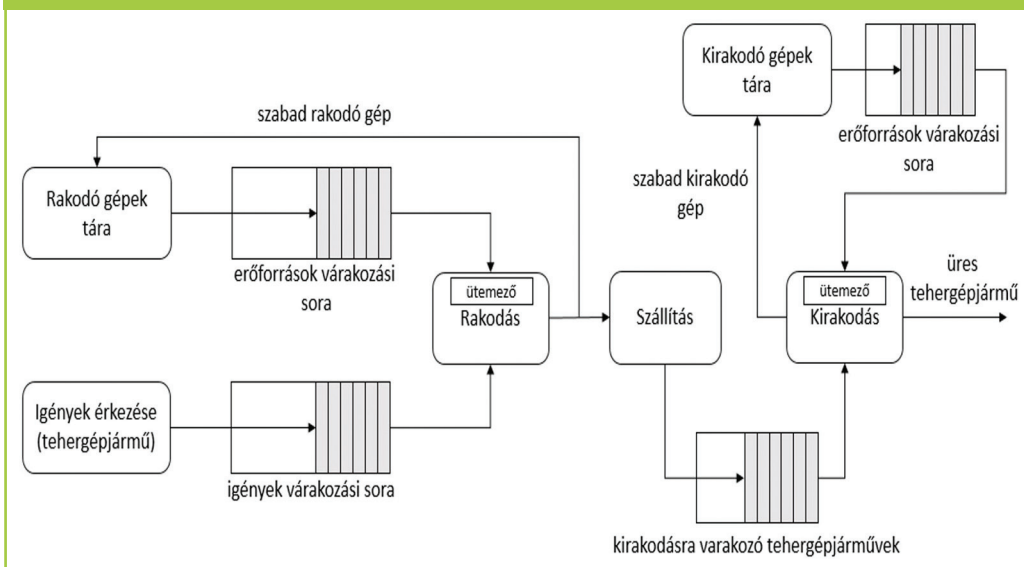
$$\mathbf{W}^{(3)}(\mathbf{p}) = \mathbf{D}_3 \times_{n=1}^N \mathbf{v}_n^{(3)}(p_n), \quad (12)$$

Az n -módú mátrixok legkisebb szinguláris értékeknek megfelelő oszlopainak elhagyásával, a modell komplexitása redukálható. A HOSVD alapú modell redukcióról további információ található [11]-ben.

6. ELLÁTÁSI LÁNCOK ALTÉR IDENTIFIKÁCIÓN ALAPULÓ MODELLEZÉSE

Ebben a fejezetben az ellátási láncok lineáris determinisztikus állapottér modellek identifikációját mutatjuk be. A rendszer mátrixot (4. fejezet) és az állapotvektort altér identifikációs technikával határozzuk meg (a rendszer ismert bemenetekre adott válaszai alapján) [15].

9. ábra: A modellezett rendszer architektúrájának vázlata



Első lépésként input-output párokból Hankel mátrixokat állítunk elő:

$$\mathbf{U}_{1|i} = \begin{bmatrix} \mathbf{u}_1 & \mathbf{u}_2 & \dots & \mathbf{u}_j \\ \mathbf{u}_2 & \mathbf{u}_3 & \dots & \mathbf{u}_{j-1} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \mathbf{u}_i & \mathbf{u}_{i+1} & \dots & \mathbf{u}_{j+i-1} \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$\mathbf{Y}_{1|i} = \begin{bmatrix} \mathbf{y}_1 & \mathbf{y}_2 & \dots & \mathbf{y}_j \\ \mathbf{y}_2 & \mathbf{y}_3 & \dots & \mathbf{y}_{j-1} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \mathbf{y}_i & \mathbf{y}_{i+1} & \dots & \mathbf{y}_{j+i-1} \end{bmatrix} \quad (14)$$

ahol \mathbf{u}_i a bemenet, \mathbf{y}_i pedig a mért kimenet jelölik. Az így kapott mátrixokból alter identifikációs technikával mind az állapotvektor

$$\mathbf{X}_i = [\mathbf{x}_i \quad \mathbf{x}_{i+1} \quad \dots \quad \mathbf{x}_{i+j-1}], \quad (15)$$

mind a rendszermátrix meghatározható [15].

A rendszermátrix az alábbi egyenletrendszer legkisebb négyzetek módszerével való megoldásaként adódik

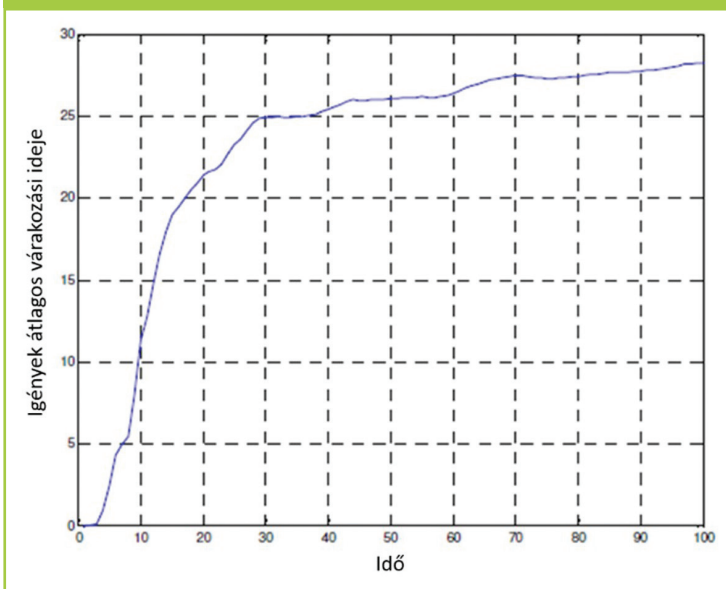
$$\begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{X}}_{i+2} \\ \mathbf{Y}_{i+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{A}} & \tilde{\mathbf{B}} \\ \tilde{\mathbf{C}} & \tilde{\mathbf{D}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{X}}_{i+1} \\ \mathbf{U}_{i+1} \end{bmatrix} \quad (16)$$

ahol $\tilde{\mathbf{X}}$ a becsült állapotokat, $\tilde{\mathbf{A}}$, $\tilde{\mathbf{B}}$, $\tilde{\mathbf{C}}$, $\tilde{\mathbf{D}}$ pedig a rendszermátrix becsült elemeit jelölik. Az eljárás bővebb leírása megtalálható [15]-ben. Végezzük el a 9. ábrán vázolt rendszer identifikációját az ismertetett módszer segítségével, az alábbi beállításokkal:

1. táblázat: Rendszerjellemzők

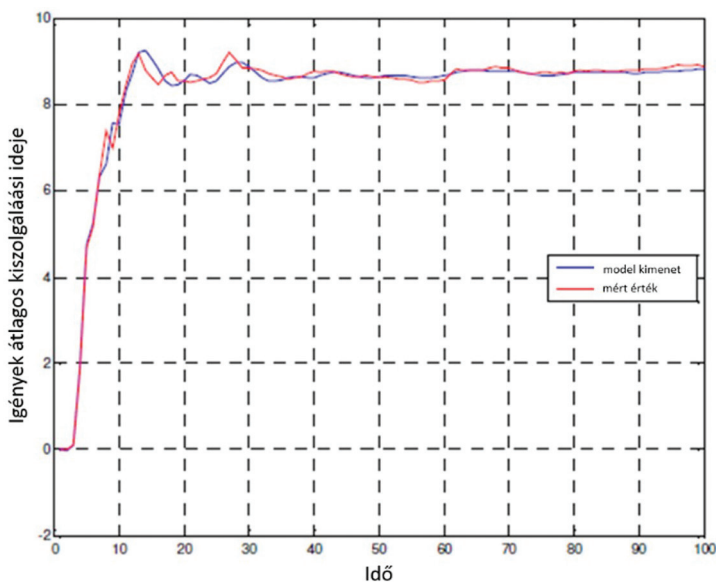
Paraméter	Érték
Rakodó gépek száma	5
Lerakodó gépek száma	10
Igények beérkezésének eloszlása	EXP, $E[T_{ar}] = 0.1$
Rakodás/lerakodás időtartamának eloszlása	EXP, $E[T_{ld}] = 3.0$
Szállítás időtartamának eloszlása	EXP, $E[T_{tr}] = 3.0$

10. ábra: A beérkező igények átlagos várakozási idejének változása



Jelen esetben a beérkező igények átlagos várakozási ideje (10. ábra) és az azok kiszolgálása közötti kapcsolatot identifikáljuk. 100 db input-output párt alkalmazunk a rendszermátrix és az állapotvektorok meghatározására. Ezt követően további 100 adatként használunk fel az identifikált rendszer validálására. Az ábrákon látható, hogy a valós rendszer és az identifikált modell által adott kimenetek jól illeszkednek (11. és 12. ábra) mind az identifikálásnál, mind pedig a modell verifikálásánál használt bemenetek esetében.

11. ábra: Az identifikált modell ill. a valós rendszer által adott kimenet (igények átlagos kiszolgálási ideje)



Ugyancsak rámutattunk arra, hogy milyen hatékonysággal alkalmazható az alter identifikáción alapuló megközelítés ellátási láncok esetében.

Jövőbeni kutatásunk keretében meg kívánjuk vizsgálni a lineáris paraméterváltozós megközelítés és az alter identifikáción alapuló technikák együttes alkalmazhatóságát és annak hatékonyságát komplex logisztikai rendszerek viselkedésének modellezése esetén.

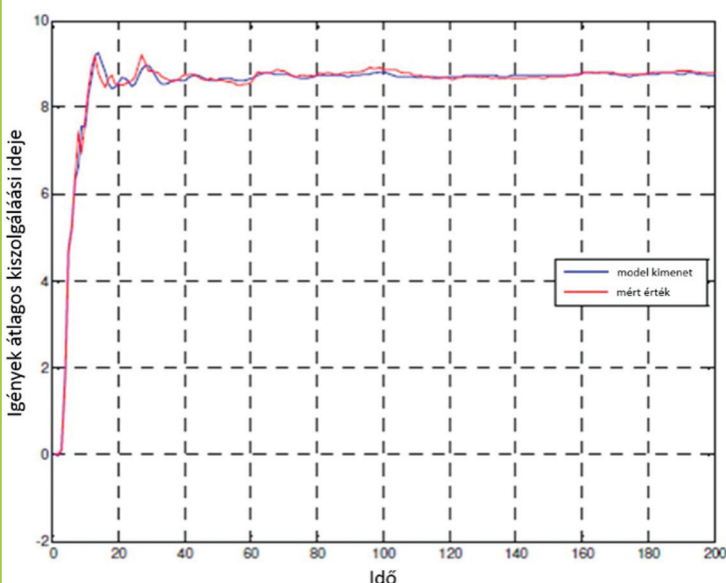
KÖSZÖNETNYILVÁNÍTÁS

A cikket dr. Prezenszki Józsefnek ajánljuk tisztelettel 80. születésnapja alkalmából.

7. JÖVŐBENI CÉLOK ÉS KÖVETKEZTETÉSEK

Eddigi kutatásaink a rakodási rendszerek modellezésének lehetőségeire „koncentráltak”. Elsősorban a neurális hálózatok és fuzzy rendszerek szemszögéből mutattunk be tenzor szorzat transzformáción alapuló eljárásokat ellátási láncok modellezésére. Megmutattuk, hogy a lokális hálózatok súlymátrixai tenzor szorzat formában együttesen is kifejezhetők. A neurális hálózatok tenzor szorzat transzformáción alapuló alkalmazása további vizsgálatokat igényel, különös tekintettel a hálózatok súlymátrixaira.

12. ábra: Az identifikált modell verifikálása



FELHASZNÁLT IRODALOM

- [1] L. De Lathauwer, B. De Moor, and J. Vandewalle, "A multilinear singular value decomposition," *SIAM Journal on Matrix Analysis and Applications*, Vol. 21, No. 4, pp. 1253-1278, 2000.
- [2] A. Rövid, L. Szeidl, P. Várlaki, "On Tensor-Product Model Based Representation of Neural Networks," In Proc. of the 15th IEEE International Conference on Intelligent Engineering Systems, Poprad, Slovakia, June 23–25, 2011, pp. 69-72
- [3] L. Szeidl, P. Várlaki, "HOSVD Based Canonical Form for Polytopic Models of Dynamic Systems," *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, ISSN:1343-0130, Vol. 13, No. 1, pp. 52-60, 2009.
- [4] S. Nagy, Z. Petres, and P. Baranyi, "TP Tool-a MATLAB Toolbox for TP Model Transformation " in Proc. of 8th International Symposium of Hungarian Researchers on Computational Intelligence and Informatics, Budapest, Hungary, 2007, pp. 483-495.
- [5] L. Szeidl, P. Baranyi, Z. Petres, and P. Várlaki, "Numerical Reconstruction of the HOSVD Based Canonical Form of Polytopic Dynamic Models," in 3rd International Symposium on Computational Intelligence and Intelligent Informatics, Agadir, Morocco, 2007, pp. 111-116.
- [6] I. Harmati, A. Rövid, P. Várlaki, "Approximation of Force and Energy in Vehicle Crash Using LPV Type Description," *WSEAS Transactions on Systems*, Vol. 9, No 7, pp. 734-743, 2010.
- [7] F. Khater, K. Zehar, and A. Hamzaoui, "State Feedback Controller Design via Takagi-Sugeno Fuzzy Model: LMI Approach," *International Journal of Information and Mathematical Sciences*, Vol. 2, No. 3, ISBN:960-8457-10-6, pp. 148-153, 2006.
- [8] S. Chena, S. A. Billingsb, "Neural networks for nonlinear dynamic system modelling and identification," *International Journal of Control*, Vol. 56, No. 2, pp. 319-346, 1992.
- [9] A. Van Mulders, J. Schoukens, M. Volckaert, M. Diehl, "Two Nonlinear Optimization Methods for Black Box Identification Compared," in Preprints of the 15th IFAC Symposium on System Identification, Saint-Malo, France, July 6-8, 2009, pp. 1086-1091
- [10] R. Babuska, H. Verbruggen, "Neuro-fuzzy methods for nonlinear system identification," *Elsevier, Annual Reviews in Control*, Vol. 27, No 1, 2003, pp. 73-85
- [11] G. Orbán, P. Várlaki, "Fuzzy Modelling for Service Strategy and Operational Control of Loading Systems," *Acta Technica Jaurinensis, Series Logistica*, Vol. 2. No. 3., ISSN 1789-6932, 2009, pp. 375–391.
- [12] I. Harmati, G. Orbán, P. Várlaki, "Takagi-Sugeno Fuzzy Control Models for Large Scale Logistics Systems," *International Symposium on Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, pp.199-203, 28-30 March, 2007.
- [13] Y.K. Tse, T.M. Chan and R.H. Lie, "Solving Complex Logistics Problems with Multi-Artificial Intelligent System," *International Journal of Engineering Business Management*, Wai Hung Ip (Ed.), ISBN: 1847-9790, 2009.
- [14] X. Shengling; W. Wei, "Evaluation of Enterprise Supply Logistics System Based on Neural Network," *International Conference on Artificial Intelligence and Computational Intelligence*, pp. 214-218, 23-24 Oct. 2010.
- [15] T. Vadvári, P. Várlaki, "Queuing Models and Subspace Identification in Logistics," *Acta Technica Jaurinensis*, Vol. 8, No. 1, pp. 63–76, 2014.
- [16] J. Prezenszki, P. Várlaki, "Sztoczasztikus igényfolyamattal vezérelt adaptív viselkedésű rakodási rendszerek vizsgálati módszereinek elemzése," *Közlekedéstudományi Szemle*, 26:(2), pp. 78-86, 1976.
- [17] J. Prezenszki, P. Várlaki, "Rakodási rendszerek komplex funkcióelemzésének fontosabb mutatószámai," *Közlekedési Közlemény*, 31, pp. 612-624, 1976.
- [18] J. Prezenszki, J. Keresztúri, P. Várlaki, "Kiszolgálási stratégiák és működési algoritmusok a komplex rakodási rendszerek automatizált irányításában," *Közlekedéstudományi Szemle*, 27:(8), pp. 370-379, 1977.



Modelling the behaviour of logistics systems through intelligent computational methods

System modelling and system identification play an increasingly significant and important role in a great number of research areas, including the studies of modern logistics. Therefore, they require special attention in regards to their practical application as well. The approximation methods of mathematics are widely applied for both the theoretical and practical solution of problems. Besides the fuzzy-based modelling, the article introduces innovative approaches for the description of neural network models (NH) based on tensor multiplication.



Modellierung des Verhaltens von Logistik-Systemen durch intelligente Rechenmethoden

Systemmodellierung und Systemidentifikation spielen eine zunehmend wichtige und bedeutende Rolle in einer Vielzahl von Forschungsbereichen, einschließlich der Studien der modernen Logistik. Daher erfordern sie besondere Aufmerksamkeit auch in Bezug auf ihre praktische Anwendung. Die Näherungsverfahren der Mathematik sind sowohl für die theoretische als auch für die praktische Lösung der Probleme weit verbreitet. Neben der auf Fuzzy-Logic basierten Modellierung zeigt der Artikel innovative Ansätze zur Beschreibung der neuronalen Netzwerkmodelle (NH), auf der Basis von Tensor-Multiplikation.

FELHÍVÁS

Felhívjuk szíves figyelmüket arra, hogy az Építési Vállalkozók Országos Szakszövetsége, az Építéstudományi Egyesület, mint alapítók és az Építőipari Mesterdíj Alapítvány valamint a Közlekedéstudományi Egyesület, a Magyar Építész Kamara, a Magyar Építőművészek Szövetsége, a Magyar Épületgépészeti Koordinációs Szövetség, a Magyar Mérnöki Kamara Építési Tagozata, a Magyar Művészeti Akadémia Építőművészeti Tagozata és az MTF Közműtechnológiákért Egyesület meghirdeti a

2016. évi ÉPÍTŐIPARI NÍVÓDÍJ-at

Több kategóriába sorolható építménnyel lehet pályázni. Ezek: többlakásos lakóépület, középület (irodaépület, kereskedelmi és vendéglátó építmény, sport- és szabadidős építmény, egészségügyi és egyéb építmény) ipari és energetikai építmény, mezőgazdasági építmény, műemlék helyreállítás, építmény rehabilitáció, közlekedési létesítmény, komplex infrastrukturális létesítmény, környezetvédelmi és vízügyi létesítmény.

Részletes tájékoztató és letölthető jelentkezési lap az Építőipari Mesterdíj Alapítvány honlapján (www.mesterdij.hu) a „Nívódíjról” rovatban

Telefonon: 06-30-525-1300
E-mail: mesterdij@mesterdij.hu

Beadási határidő: 2016. szeptember 16-án, péntek 16 óra.

Budapest, 2016. június 1.

*Pallay Tibor
az Építőipari Mesterdíj Alapítvány
Kuratórium nevében*