

# **Kutatási Jelentés**

**Téma azonosítója: JKL-P7-T3**

**Téma megnevezése: Mesterséges intelligencia alapú technológiák alkalmazása a logisztikai rendszerek tervezésében és operatív irányításában jelentkező feladatok támogatására**

**1. munkaszakasz (lezárva: 2010.12.25.): A projekt céljainak definiálása, nemzetközi eredmények áttekintése:**

- 1.1.** A mesterséges intelligencia kutatási területén elért hazai és nemzetközi eredmények feltárása.
- 1.2.** A készlet szabályozás és a keresletelőrejelzés kutatási területén elért hazai és nemzetközi eredmények feltárása.
- 1.3.** A vizsgált területek eddig elért eredményei mentén új célok definiálása.
- 1.4.** Mesterséges intelligenciával támogatott mintarendszerek feltárása, adaptálási lehetőségek a készletezés és a keresletelőrejelzés területén
- 1.5.** A kutatási projekt információs oldalának kialakítása, ahol a kutatás aktuális állását, az elért eredményeket és az aktuális, illetve jövőbeli fejlesztéseket nyomon lehet követni

**Az összefoglalót készítette:** Lénárt Balázs, PhD hallgató

BME Közlekedésmérnöki Kar, Közlekedésüzemi Tanszék

**Témavezető:** Dr. Bóna Krisztián PhD, adjunktus

BME Közlekedésmérnöki Kar, Közlekedésüzemi Tanszék

## **A JKL-P7-T3 kutatási téma alapjai, stratégiai célkitűzései**

A kutatás célja a mesterséges intelligencia (MI) megoldások implementálása a logisztika rendszerek tervezése és üzemeltetése területén. Az MI képességei révén a sejtések szerint kiváló alapját adhatják olyan rendszerek kidolgozásának, amelyek a logisztikai rendszerekben állandóan fennálló bizonytalanságot és összetettséget kezelni képesek, ezáltal javítva a rendszertervezés és logisztikai folyamatüzemeltetés hatékonyságát. Tanszékünkön már kidolgozásra került több olyan mintarendszer is, amely egyértelműen bizonyítja az MI ún. logisztikai szabályozó rendszerekben való hatékony alkalmazhatóságát. Ilyen például a közelmúltban kidolgozott automatikus, hibrid, genetikusan támogatott statisztikai idősor elemző eszközt. Jelenleg az egyik fő kutatási irány az ellátási hálózatokban jelentkező egyik súlyos probléma, a keresletelőrejelzés pontosságának fokozása területén az automatikus statisztikai rendszer identifikáció neurális hálózatokkal történő megvalósítása. Egy másik jellemző terület a készletezési folyamatok irányításában olyan intelligens szabályozó rendszer fejlesztése, amely Neuro-Fuzzy szabályozási logikát tartalmaz.

Várható eredményként a jövőben pontosabb keresleti előrejelzések készíthetők, csökkentve ezzel a kereslet gyártórendszerekre gyakorolt statisztikai instabilitásának hatását, továbbá hatékonyabb készletezést, valamint az erőforrásokkal való takarékoskodást lehet megvalósítani az ellátási hálózatokban résztvevő vállalatoknál. A kutatás célja a felsorolt területeknek a továbbfejlesztése, szintetizálása, mintarendszerek koncepciójának kidolgozása, valamint új alkalmazási lehetőségek feltárása.

## **1.1. A mesterséges intelligencia kutatási területén elért hazai és nemzetközi eredmények**

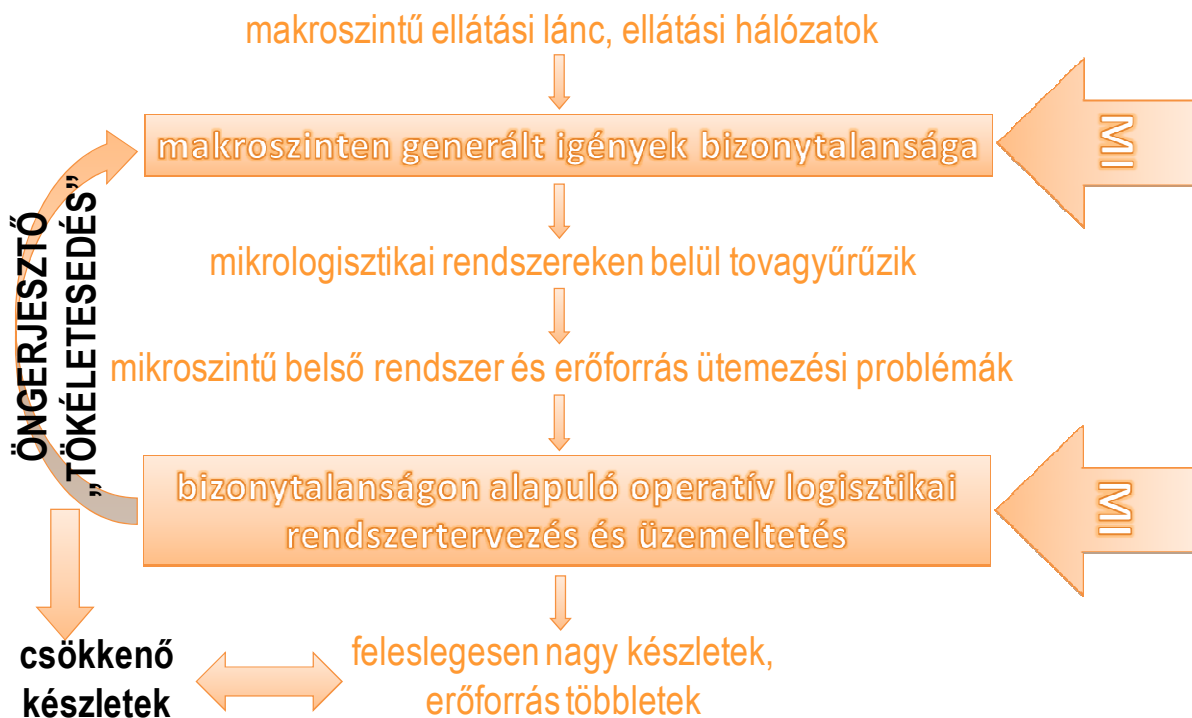
A logisztika területén, a folyamatok optimalizálása során felmerülő számítási problémák sok esetben ún. NP-hard, azaz nem polinomiális időben megoldható problémák. Ezekre jellemző, hogy a bemenő adatok számával arányosan a megoldásukhoz szükséges idő – azaz a megoldási lépések száma – exponenciálisan nő. Az ilyen problémák lehetséges megoldásainak száma a gyakorlatban általában igen nagy. Ezért hagyományos, lineáris keresési módszerekkel általában nem, vagy csak elfogadhatatlanul hosszú idő alatt oldhatóak meg. Ezeknek a problémáknak a megoldásához speciális kereső algoritmusokat célszerű használni, melyek a keresési tér szűkítésével közelítik az optimális megoldást. Az ilyen algoritmusok a mesterséges intelligencia (MI) tárgykörét képezik.

A MI az egyik legújabb tudományos terület. Alapgondolatát a közelítő, ugyanakkor rendkívül határos, gyors és rugalmas emberi gondolkodáshoz való visszatérés képezi. Az emberi gondolkodási, következtetési folyamat modellezése és matematizálása révén a MI módszerek képesek racionális döntéseket hozni a környezet bizonytalansága és pontatlansága ellenére is, ezáltal lehetőséget biztosítva a nemlineáris, komplex rendszerek vizsgálatára. A pontatlansággal és a bizonytalansággal szembeni toleranciát kihasználva a vizsgált rendszer működése jobban közelítő, a robusztus modellek kifejlesztése nagyobb hatásfokkal megvalósítható. A modellek és mintarendszerek alacsonyabb áron előállíthatók, s a számítási idő rövidítésével hatékonyabban működtethetők [1] [2].

A MI megoldásokra tehát jellemző, hogy számítási eljárásokkal próbálja utánozni az intelligens viselkedést. Az ilyen elven működő kereső algoritmusok igen hatékonyak olyan problémák megoldásában, amelyek struktúráját nehéz matematikailag leírni, viszont a lehetséges megoldások egymással egyértelműen összehasonlíthatók az előre meghatározott optimumnak való megfelelésük alapján. Ezen kívül alkalmasak arra, hogy nagy keresési térben belátható időn belül közel optimális megoldást szolgáltatassanak. A logisztikai problémák többségére jellemzők az előbb említett tulajdonságok. Az ilyen típusú kereső algoritmusokra jellemző, hogy a megoldások optimumnak való megfelelése alapján határozzák meg a keresés irányát.

Mindezek mellett számos olyan MI megoldással támogatott fejlesztési, kutatási irány létezik, amely bár közvetett módon, de kihathat a logisztikai rendszerek működésének hatékonyságára. Példának okáért megemlíthetők a napjaink talán egyik legnagyobb kihívását jelentő, a logisztikai rendszerek működését gerjesztő sztochasztikus keresleti tényezők

leírására irányuló törekvések. Miért is jelent ez problémát? Általános tapasztalat, hogy az ellátási láncok résztvevői által makroszinten generált igények bizonytalansága a mikrologisztikai rendszereken belül tovagyűrűzik, ezáltal belső rendszer és erőforrás ütemezési problémákat generál, bizonytalanná téve a logisztikai rendszerek operatív üzemeltetését és tervezését. Ez a belső bizonytalanság feleslegesen nagy készleteket, erőforrás többleteket eredményez, hiszen a bizonytalanság ellen kvázi egyszerűen így lehet védekezni. Ha tehát ezt a fajta bizonytalanságot valamilyen technikával csökkenteni lehetne, akkor ez nagy előrelépést jelenthetne a felesleges „rendszertartalékok” csökkentésében, ez pedig nagy hatással lehetne a belső folyamatok hatékonyságára. Mi több, ez a fajta belső hatékonyság növekedés (előbb-utóbb) ellátási lánc szinten is visszahathatna, növelve ezzel a makrologisztikai rendszerek hatékonyságát. Hosszú távon tehát véleményünk szerint beindulhatna egy önmagát gerjesztő egyfajta „tökéletesedési” folyamat. [16]



**1. ábra: A vizionált öngerjesztő tökéletesedési folyamat**

Ezen a területen rendkívül nagy jelentősége van az MI módszerek (ezen belül pl. neurális hálózatok) képességeinek kihasználásán alapuló prognosztizálásnak, előrejelzésnek (szakértői rendszerek). Olyan tanuló algoritmusok kifejlesztése lehet tehát célszerű, amelyek az ellátási láncok résztvevői által generált bizonytalan környezetben is hatékonyak tudnak lenni, növelve ezzel az eddigi hagyományosnak számító matematikai statisztikai módszerek hatékonyságát, vagyis a kereslet-előrejelzési pontosságot. Ezen a területen magyar kutatók már több

mintarendszert fejlesztettek ki mezőgazdasági ellátási láncokban jelentkező igény folyamatok kezelésére [15].

További lehetőséget nyújtanak a továbblépésre az optimumkeresésben az ún. hibrid rendszerek, amelyekben az újszerű MI módszereket ötvözik a hagyományos (klasszikusnak tekinthető) analitikus módszerekkel, vagy akár több (általában maximum két) MI módszer előnyös tulajdonságait kihasználva készítenek valamiféle hibrid kereső algoritmust (pl. neurális hálózatok és genetikus algoritmusok ötvözése, vagy a fuzzy-neurális rendszerek).

Tapasztalataink alapján a mesterséges intelligencia kutatása két klasszikus csoportra bontható, ezek a gépi tanulást magába foglaló módszerek (klasszikus MI), illetve a számítási intelligencia. Az klasszikus MI módszerek közé az alábbi módszerek tartoznak (a teljesség igénye nélkül):

- Bayes statisztikán alapuló módszerek [3],
- Markov láncok [4],
- szakértői rendszerek [5],
- esetalapú érvelés [6],
- Kalman filter [7].

A számítási intelligencia, vagy más néven soft computing (lágy számítási) módszerek közé tartoznak:

- a neurális hálózatok [8],
- a fuzzy rendszerek [9],
- evolúciós technikák [10].

Jelen kutatásban a vizsgált készletezési és keresletelőrejelzési problémák esetében csak a számítási intelligencia alapú módszerek integrálásával foglalkozunk, mivel az előzetes hazai és nemzetközi kutatások alapján ehhez fűzzük a legnagyobb reményeket.

## **1.2. A keresletelőrejelzés és készlet szabályozás kutatási területén elért hazai és nemzetközi eredmények feltárása [17.]**

A készlet tartást a gazdaságban, a vállalatok logisztikai rendszereiben fizikai és gazdasági kényszerek egyaránt indokolják. Az ellátási, a termelési, az elosztási és a hulladékkezelési folyamatokban különböző készletképződési pontokat lehet beazonosítani, amelyeken a készletek általában nem küszöbölhetők ki, legfeljebb csak bizonyos szempontok alapján minimalizálhatók. A készletek optimális nagyságának a meghatározásával foglalkozó tudomány a készletezés elmélet, amely általában matematikai modellekre támaszkodva segíti a döntéshozókat az előbbi célok elérése érdekében. Az első klasszikus készletgazdálkodási modellt 1915-ben HARRIS publikálta, amely az „optimális rendelési tétel nagyság (EOQ) modellje” néven vált ismerté. A modell a gyakorlat szempontjából meglehetősen „merevnek” tekinthető, és szigorú feltételrendszerhez kötött, azonban az is megállapítható, hogy elsősorban egyszerűségéből adódóan még napjainkban is talán a legközkedveltebb készletezési modell. Talán ennek is köszönhető, hogy napjainkig több továbbfejlesztett változatát publikálták. Nagy áttörést jelentett 1951-ben FORD publikációja, amelyben a paretoi elvek készletezési rendszerekre és folyamatokra gyakorolt hatását, valamint az ennek kapcsán kifejlesztett, napjainkig hatékonyan alkalmazott ABC-analízist publikálta. A fenti modelleket az ún. folyamatos készletfigyelésű modellek kategóriába sorolja a szakirodalom. Több esetben ezek a modellek hatékonyan alkalmazhatók, azonban a modellek a kiszolgált folyamatok (pl. kereskedelem) extrém jellegzetességeit (pl. szezonáltság, nagyfokú sztochaszticitás az igényekben, az utánpótlási folyamatokban) nem, vagy csak kevésbé veszik figyelembe, így csak elég nagy hibával alkalmazhatók. Ezekben az esetekben bonyolultabb matematikai apparátussal rendelkező készletezési modelleket kell alkalmazni. Ez indukálta tehát a készletezés elmélet, a készletmodellezés további fejlődését. Számtalan publikáció jelent meg a legkülönbözőbb készletezési problémák kezelésére. Az egyik nagy kutatási terület az ún. periodikus készletfigyelésű modellek csoportja, amelyben számos készletezési modellt publikáltak. Az egyik, a gyakorlat számára leginkább releváns, a klasszikus min-max stratégiához kapcsolódó modellezési kérdéskör, az ún.  $[s;S]$  modellek problémaköre, amellyel BASHYAM, FU, HEALY, valamint KLAFEHN is foglalkozott részletesen. Az előbb bemutatott problémák indukálták tehát a sztochasztikus készletezési modellek további fejlődését. Eleinte az 50-es, 60-as években – a számítástechnikai korlátokból adódóan (általában a pontosság rovására) – kevésbé számítás- és memóriaigényes algoritmusokat fejlesztettek, de az elmúlt évek számítástechnikai fejlődésével az akadályok elhárultak, és

egyre szélesebb körben igyekeztek kihasználni a számítógép adta lehetőségeket a készletezés elméletben is. Ennek egyik eredménye a szimulációs technikák megjelenése volt, amelyek nagymértékben fellendítették a kutatásokat. Több eddig megoldhatatlan készletezési modell és probléma újszerű megközelítésére nyílt lehetőség. Ebben a témakörben a legkorábbi publikációk között vannak a 70-es évekből BYRKETT, SASSER, BURDICK, GRAHAM, NAYLOR, valamint SHOWERS, a 80-as évekből COAKLEY, CARPENTER, valamint HADDOCK, BENGU publikációi. A készletezési rendszereket és folyamatokat támogató számítástechnikai háttérrendszerekben tárolt megfelelő mennyiségű és minőségű, a valós folyamatokat leíró elektronikus adatok, valamint az adatbányászat elektronikus kereskedelmet kiszolgáló készletezési folyamatok hatékonyságára gyakorolt hatását szintén többen elemezték. A készletmodellezési témakörrel összefüggésben egy másik irányt képviselnek a klasszikus átlagköltség alapú optimalizáló modellrendszerek, valamint a JIT filozófia logisztikai költséghatékonyságának elemző, optimalizáló modelljei. A készletezési problémák, és az ezek megoldására irányuló modellezési törekvések középpontjába a 90-es évek közepétől egyre inkább a vállalati ellátási (más néven értékalkotási) láncok kerültek. Ennek egyik oka a globalizáció, valamint az a szemléletmód váltás, amelynek köszönhetően a gyakorlati és az elméleti szakemberek a raktárakra és az ezekben felhalmozódó készletekre már nem mint elszigetelt elemekre, hanem mint egy értékalkotó lánc stratégiaiailag fontos elemeire tekintettek. A láncok működtetésének, azaz menedzsmentjének kérdéseivel kapcsolatban számos stratégiai, taktikai és operatív szinten jelentkező készletezési döntési probléma merül fel. A feldolgozott publikációk jelentős része általában a stratégiai, kisebb hányada pedig a taktikai és operatív problémákra alkalmazható matematikai-logikai modellekkel foglalkozik. ANGERHOFER, ANGELIDES pl. a dinamikus rendszermodellezés elvét alkalmazza a láncokban jelentkező stratégiai készletezési döntések támogatására. A láncok működésére jellemző ún. ostorcsapás effektus, valamint a kapcsolódó kereslet előrejelzési problémák kihatásának matematikai és logikai modellezésével foglalkoznak CHEN, DREZNER, RYAN, SIMCHI-LEVI publikációi. Egy, az e-supply chain-ekben jelentkező stratégiai és taktikai döntési problémák vizsgálatára kidolgozott keretrendszert ismerhetünk meg GOODWIN, KESKINOCAK, MURTHY, AKKIRAJU cikkéből. Az ellátási láncok taktikai szintű tervezésével kapcsolatos kérdésekkel foglalkozik értekezésében SIMCHI-LEVI és WATSON. A témakörrel kapcsolatban számos további kérdés merül fel és kutatási irány definiálható, így például

- a szervezeti integráció és az ehhez kapcsolódó ellátási lánc tervezés készletezési problémái,
- a virtuális vállalatokat kiszolgáló ellátási láncokban jelentkező készletezési problémák,
- az információ megosztás jelentősége kétfázisú ellátási láncok esetében, valamint
- az ellátási lánc elméletek megvalósítása tekintetében referenciának tekinthető, példaértékű modellek.

A problémák bonyolultságából adódóan a számítástechnika, valamint a szimulációs technikák jelentőségét az értékalkotási láncok stratégiai és taktikai tervezésében is hamar felismerték. Ezzel a kérdéskörrel foglalkozik DUNHAM, MORRICE, SCOTT, ANDERSON, HICKS, JAIN, ERVIN, WORKMAN, COLLINS, SWAMINATHAN, SMITH, SADEH valamint YOUNG, MIN, YUN. Továbbá számos publikációban, így KALASKY, PADMOS, HUBBARD, DUCZMAL, SAIDI cikkében is megjelenik a korszerű optimumkeresési módszerek alkalmazásának lehetősége és vizsgálata. A kutatások eredményeként több olyan célspecifikus – az értékalkotási láncban zajló folyamatok szimulációjára, ezáltal a gyakori stratégiai döntések támogatására alkalmas – modellrendszert is kifejlesztettek, amelyben fontos szerep jut a készletmodellezésnek. Az egyik ilyen szoftver az IBM szimulátora, amelyet BAGCHI, BUCKLEY, Ettl, LIN, valamint LENDERMANN, JULKA, GAN, CHEN, MCGINNIS, MCGINNIS cikkéből ismerhetünk meg. A modellrendszerek tesztalkalmazásai között olyan multinacionális vállalatok is megtalálhatók, mint a NOKIA, valamint a NIKE virtuális vállalati rendszere. Bebizonyosodott, hogy a korszerű számítógéppel támogatott készletezési modellek alkalmazásával elvileg optimálhatók a különböző rendelésütemezési, beszerzési problémák, így elég jól definiálható a két szakterület szinergiája. Ezeket a modellezési problémákat, az adaptáció és a gyakorlati megvalósítás kérdéseit SCHOLL, HÄSELBARTH, valamint ZINGEL tárgyalja. Az értékalkotási láncokban jelentkező ellátási, és elosztási logisztikai problémák kapcsán felmerülő készletezési problémákat és rendelésütemezési kérdéseket CSELÉNYI, ILLÉS és [KM24.], valamint SMITH, AGRAWAL tárgyalja, továbbá az ezzel összefüggésben lévő centralizált-decentralizált beszerzéssel kapcsolatos problémák kezelési kérdéseivel CSELÉNYI, ILLÉS, NÉMETH foglalkozik. A készletezési rendszerek és folyamatok optimalálásának újszerű megközelítései az MRP rendszerek, valamint az ún. „lágyszámítás” (pl. fuzzy) módszerek alkalmazásához köthetők, amelyekhez számítógép által támogatott modellező rendszereket és algoritmusokat alkalmaznak. Mivel a lágyszámítási eljárásokhoz köthető hasonló

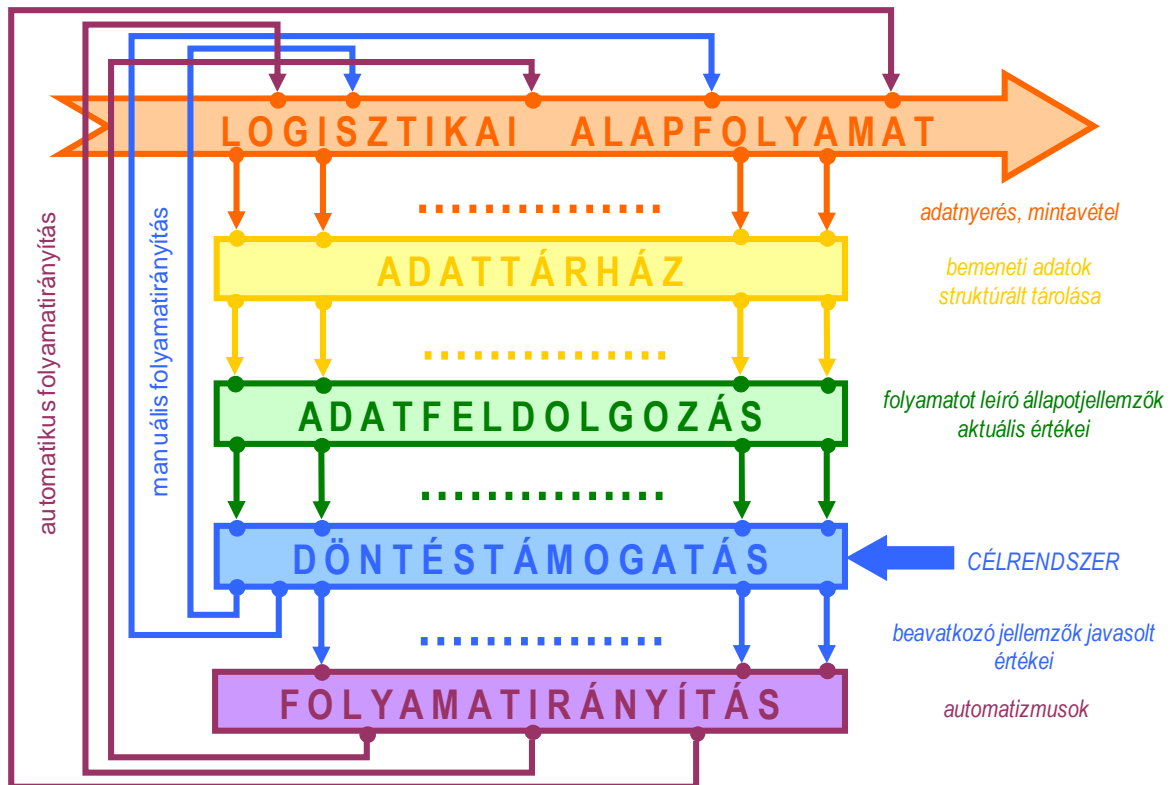


megközelítést a kutatásaink során csupán az ellátási láncok tervezésével kapcsolatos stratégiai szintű optimálási kérdésekben találtam, ezért a kutatások középpontjába a lágy számítási módszerek és a szabályozásban alkalmazható egyéb MI megoldások (pl. neurális hálózatok) operatív és taktikai szintű optimálásban való alkalmazásának gyakorlati hasznosíthatósága került.

### **1.3. A vizsgát területek eddig elért eredményei mentén új célok definiálása**

A klasszikus logisztikai kontrolling feladatok tekintetében sok esetben tapasztalható, hogy a matematikai, illetve modellezés-technikai szempontból viszonylag „robotosabb” megközelítést igénylő rendszer- és folyamat kontrolling, illetve az ezzel összefüggésben jelentkező optimalizálási feladatok nem, vagy csak meglehetősen csekély mértékben támogatottak. A logisztikai rendszerek stratégiai-taktikai tervezése, illetve operatív üzemeltetése során viszont számos ilyen „robotos” folyamat jellegű problémával találkozhatunk, amelynek optimális működése a rendszer egészét nézve kulcskérdés, hiszen kihatnak a klasszikus értelemben vett pénzügyi kontrolling, illetve hatékonyság kérdésekre is. A készletezési, illetve keresletelőrejelzési problémák tipikusan ezekhez a területekhez sorolódnak. Ezek esetében azonban a hatékonyság, az optimális működés értelmezése, illetve annak „bemérése” nem éppen triviális, mi több minden esetben egyedi megközelítést igénylő kérdéskör. A rendszer beméréséhez, az adatok korrekt kiértékeléséhez, nem is beszélve az optimális beavatkozási döntések meghozataláról, összetett informatikai rendszertámogatásra van szükség. Ennek legfőbb oka a folyamatok összetettségében, a keletkező és feldolgozandó adatok mennyiségében, valamint a logisztikai rendszert gerjesztő igények folyamatos változásában kereshető. Ennek köszönhetően a klasszikus logisztikai folyamat kontrolling feladatokat új megközelítésben célszerű vizsgálni. Ez az újfajta szemléletmód új feladatokat generál a rendszertervezők, szakértők számára. A cél már nem csupán a folyamat hatékonyság „kimutatása”. Egyre nagyobb az igény olyan, az operatív logisztikai feladatok optimalizálását támogató szabályozó rendszerek kifejlesztésére, amelyek már jóval túlmutatnak a klasszikus kontrolling rendszereken. Ebben az esetben a feladat tehát nem csupán a rendszer működésének hatékonyságát jellemző alapvető mutatószámok, fajlagos paraméterek előállítására. Igen pontosan meg kell határozni, hogy milyen beavatkozási lehetőségek vannak a logisztikai rendszerben, amelyekkel a rendszer működésének hatékonyságát befolyásolni lehet, illetve ezeket parametrizálni szükséges. Fel kell építeni olyan működési modelleket, illetve, ha erre van mód célfüggvény rendszereket, amelyek az előbb definiált fajlagos, illetve beavatkozó paramétereket felhasználva képesek kvázi „leképezni” a rendszer működését, a lehetséges rendszerállapotokat, illetve azok jóságát, még akár meglehetősen bizonytalan környezetben is. Ki kell fejleszteni olyan automata optimumkereső eljárásokat, amelyekkel akár több kritériumot is figyelembe véve keresni lehet a modell, és/vagy célfüggvény által definiált megoldások, rendszerállapotok között és meglehet határozni a leginkább kedvező állapotot. Mi több bizonyos esetekben olyan megoldást kell nyújtani, amely az előbb definiált

optimumkeresés után kvázi automata módon a beavatkozó paraméterek módosításán keresztül irányítani képes a logisztikai rendszert. [16]



2. ábra: A logisztikai szabályozókörök elvi felépítése

A jelenlegi igények azt mutatják, hogy leginkább olyan logisztikai szabályozó rendszerek létrehozására van kereslet, amelyek kvázi félautomata jelleggel egyfajta döntéstámogatást nyújtanak a döntéshozók, folyamatirányítók számára. Ennek talán a legfőbb oka az, hogy meglehetősen nehéz, költséges, és sajnos bizonytalan eredménnyel jár olyan rendszerek kifejlesztése, amely teljesen automata módon működik, nem is beszélve az ebből adódó állandó (valljuk be sokszor jogos) szkepticizmusról.

Napjaink logisztikai rendszerei és folyamatai bizonytalanságokkal terheltek, a rendszerek irányítására, valamint a folyamatos változtatások követésére és kezelésére a hagyományos, intuitív jellegű módszerek nem elég hatékonyak. Az itt felmerülő irányítási problémák nagy részére igaz, hogy a lehetséges megoldások halmaza sokszor kezelhetetlenül nagy. Emiatt az olyan számítási kapacitást igénylő matematikai problémák megoldására, mint pl. a készletezés, keresletelőrejelzés, nélkülözhetetlen a számítástechnikai segítség. A nagy keresési tér miatt a számítógépes támogatással is csak esetenként kaphatunk optimális megoldást. Ilyenkor általában a lineáris kereső módszereket vagy más egzakt matematikai

eljárásokat alkalmazzuk. A problémák bonyolultsága miatt, nélkülözhetetlenné vált az olyan matematikai módszerek kidolgozása, amelyek valamilyen elv szerint szűkítik a lehetséges megoldások halmazát, ily módon közelítve a legjobb megoldást. Az ilyen jellegű módszerekre viszont általánosságban igaz, hogy általában nem képesek belátható időn belül optimumot találni, tehát alkalmazásuk akkor vezet célra, ha a gyakorlatban felmerülő konkrét probléma megkötésekkel szűkített megoldásainak halmaza még mindig túl nagy ahhoz, hogy egzakt matematikai módszerrel megoldjuk azt, de elegendően kicsiny egy közel optimális megoldás megtalálására. A lehetséges megoldások halmazának szűkítésére, valamint a keresés gyorsítására további technikák is léteznek, amelyekkel az optimum megközelítéséig nagyobb lépésekben lehet haladni, az optimum közelében pedig már kisebb lépésekben a kellő pontosságban meg lehet találni az optimumot. A kidolgozott eljárások számos logisztikai probléma esetében akkor válnak igazán használhatóvá, ha szimulációs modellt építünk. A szimulációs modellt ilyen esetekben alapvetően arra használjuk fel, hogy segítségével kalkuláljuk adott bemeneti paraméter beállítások mellett a rendszermodell működési hatékonyságát leíró célfüggvényt, vagy célfüggvényeket. Ezt a technikát szimulációval támogatott optimumkeresésnek nevezzük, s úgy tűnik, hogy a jövőben a számítási kapacitás növekedésével egyre nagyobb teret fognak nyerni ezek az eljárások. [16]

#### **1.4. Mesterséges intelligenciával támogatott mintarendszerek feltárása, adaptálási lehetőségek a készletezés és a keresletelőrejelzés területén**

A sztochasztikus folyamatok (így a kereslet) előrejelzése területén mindmáig a leggyakrabban használt megoldások, a klasszikus Box-Jenkins módszertanokon alapuló (S)ARIMA típusú modellek felállításán alapszanak. Számos módon próbálták már a sztochasztikus idősor modellezési folyamatok hatékonyságát növelni. A különböző típusú autoregressziós mozgóátlag modellek csak abban az esetben adnak igazán pontos eredményt, ha a modell paramétereinek optimalizálása (keresése) előtti modell identifikációt kielégítő pontossággal hajtottuk végre. Az identifikációt a klasszikus esetekben az autokorrelációs (ACF) és a parciális autokorrelációs (PACF) függvények vizsgálatával lehet végrehajtani. A Box-Jenkins modellek általános identifikációs eljárása „ideális” függvények esetén hibátlanul működik [11], azonban a való életben ritkán dolgozunk ilyen függvényekkel, az adataink legtöbbször hibával terheltek. A készletgazdálkodásban igen gyakori, hogy a keresleti idősorban megjelennek olyan kiugró értékek vagy hiányok (pl. nem várt eseti nagy volumenű megrendelés), amelyek valójában a rendszer működése szempontjából irrelevánsak. Ezek az oda nem illő értékek, mint outlierok megjelennek a PACF) és ACF függvényekben is, lehetetlenné téve a hagyományos és automatikus identifikálási módszert. Az outlierok kiküszöbölésére számos teszt és módszer ismert, ilyen például Bartlett hibahatár választása [12], Level-1, Level-2 Distance Test [13], Multi Criteria Identification [14]. Azonban az itt felsorolt tesztek egyike sem képes arra, hogy az identifikációt minden esetben tökéletesen végrehajtsa. Az általánosan használt információs tesztek (AIC, nBIC) pedig csak utólagos értékelésre alkalmasak, így a legjobb előrejelzési modell kiválasztásához sok változatot kell kiszámolni, ami rendkívül számításigényes, vagyis szintén nem lehet követhető megoldás.

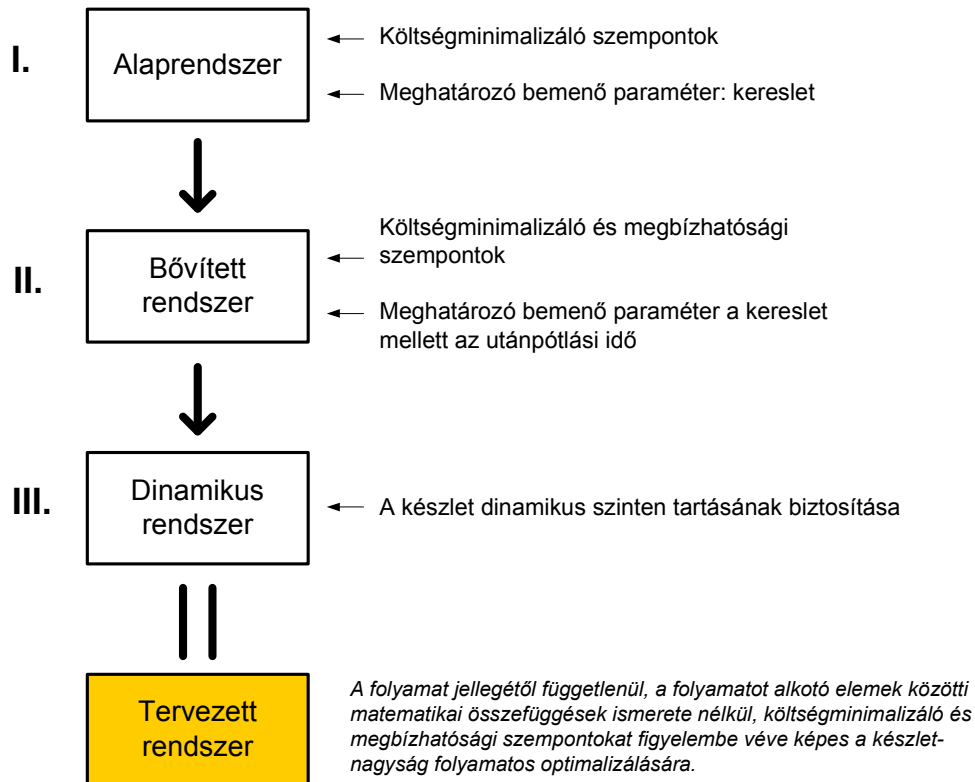
Figyelemre méltó azonban, hogy sok esetben egy szakértő (pl. forecaster) számára az outlier egyértelműen kitűnik, így a humán intelligencián (HI) alapuló identifikálási folyamat során „egyszerűen” nem veszi figyelembe azokat. Az emberi elme, a kvázi legtökéletesebb szűrőként viselkedve, az adatok vizsgálatakor – a legtöbb esetben – egyértelműen meg tudja határozni a legjobban illeszthető idősor modell típusát, viszont bonyolultabb esetekben a HI is hibás döntést hozhat, továbbá nagyszámú identifikációs feladat (pl. egy több tízezer elemből álló szortiment esetében) ez meglehetősen hosszú ideig tarthat. Ez adja az ötletet arra, hogy vértessük fel MI alapú tanulási képességgel a kifejlesztendő identifikációs algoritmusunkat. Ez tehát egy neurális hálózat identifikációs folyamatba ágyazásával érhető el, majd ennek a neurális hálózatnak át lehet adni azt az automatizálható szakértői tudást, amellyel a statisztikai

rendszer identifikációt el lehet végezni, ezáltal csökkentve az identifikációs időt, valamint a hibás identifikációk számát, vagyis növelve az előrejelzés várható hatékonyságát.

Mint már korábban is említésre került, az ellátási hálózatok (ezen belül a készletezési folyamatok és rendszerek) hatékony üzemeltetése tekintetében az egyik legnagyobb gondot az állandóan változó környezet, illetve a szintén folyamatosan változó igényeknek való megfelelés jelenti. Ez egy olyan „gerjesztést” ad az irányított rendszernek, amelynek eredménye az állandóan, vagy legalábbis igen gyakran változó optimális rendszerállapot. A „gerjesztő” változások lekezelése sok esetben megoldható olyan módon, hogy a készletezési rendszer működésének hatékonyságát befolyásoló beavatkozó tényezők, szabályozó paraméterek értékeit aktualizálja az alkalmazott logisztikai szabályozó rendszer. Sokszor az előbb definiált feladat megoldása sem egyszerű, de ennél még nagyobb kihívást jelenthet egy olyan eset, amikor a készletezési rendszer belső felépítésének újrastrukturálódási, és/vagy a működés szabályrendszerének megváltoztatási igénye merül fel, mert e nélkül nem valósítható meg az optimális működés, vagy csak egy ún. szuboptimum érhető el. Ezek kapcsán már az is egy fontos kérdés lehet, hogy miként lehet egyáltalán kvázi automatizált módon felismerni a fentebb definiált szituációkat. A már korábbi fejezetekben is előrevetített MI megoldások nagy előrelépést jelenthetnek ezen a területen. Számos olyan megoldás létezik, amelyek az előzetes kutatások és kifejlesztett mintarendszerek alapján alkalmasak lehetnek a fenti problémák kezelésére (például a neurális hálózatok alkalmazásán alapuló tanuló-öntanuló rendszerek, amelyek segítségével egyfajta egyszerűsített „emberi” gondolkodásmód képezhető le). Több olyan szabályozástechnikai alkalmazási példa létezik, amelyben a MI módszerek ezen képességeit használták ki komplex tanulási feladatok megoldásában. Ezek a módszerek lehetőséget adhatnak a készletezési rendszerek irányításában is a módosítási, átstrukturálási kényszerek felismerésére, mi több irányíthatják akár magát az újrastrukturálódási folyamatot is, betaníthatók velük egymástól eltérő szabályrendszerek. Ez motiválta tehát, hogy egy olyan készletszabályozó rendszer kifejlesztésén kezdjünk el gondolkodni, amely lehetőséget biztosíthat a jövőben a fenti igények kezelésére, illetve megteremtheti az alapját az ilyen irányú további fejlesztéseknek is. Alapvetően tesztelési célzattal egy olyan neuro-fuzzy logikán alapuló készletszabályozó kifejlesztését javasoljuk, amely a tanulási és intuíciós képessége révén javaslatot adhat a termékekkel kapcsolatos rendelésiütemezési paraméterekre, ezáltal támogatható az operatív döntéshozó munkája, és növelhetővé válhat a logisztikai folyamatok hatékonysága. Ezzel első körben klasszikus módon a külső környezeti tényezőkhöz való alkalmazkodás a beszállítók

felé történő rendelkezések feladásán keresztül valósulhat meg. A megvalósítandó alapvető szabályozási logika fejlesztésének menetét célszerű három fő részre felbontani:

- I. egy költségoptimalizálási elven működő készlet szabályozó rendszer megvalósítása
- II. megbízhatósági szempontokat is figyelembe vevő rendszerré való bővítés
- III. a készlet dinamikus szinten tartását biztosító/lehetővé tevő visszacsatolások kialakítása, illetve a rendszer finomítása



### 3. ábra: A szabályozási logika fejlesztésének lépései

Első lépésként egy olyan alaprendszer létrehozását tervezzük, melynek folyamatos bővítésével elérhető a kívánt szabályozási logika. Ugyanakkor az alaprendszer kialakításának további célja, hogy bizonyítást nyerjen a neuralizált fuzzy rendszer, azon belül is az ANFIS rendszer alkalmazhatósága készletezési problémák megoldására.

## **1.5. A kutatási projekt információs oldalának kialakítása**

A kutatás aktuális előrehaladásával kapcsolatos információkat, az elért eredményeket és az aktuális, illetve jövőbeli fejlesztéseket az 1. munkafázisban kialakított internetes oldalon lehet nyomon lehet követni:

<http://ailog.kku.bme.hu/hun/index.html>



## Felhasznált irodalom

- [1] Retter Gy. Fuzzy rendszerek – Bevezetés. Invest-Marketing Bt., 2002. ISBN 963 00 9539 4
- [2] Retter Gy. Kombinált fuzzy, neurális, genetikus rendszerek – Kombinált lágy számítások. Invest-Marketing Bt., 2007. ISBN 978 963 87401 0 6
- [3] Neapolitan, R.E., Learning Bayesian Networks, Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ, 2004
- [4] James K. Baker (1975). "The DRAGON System -- An Overview". IEEE Transactions on Acoustics Speech and Signal Processing 23: 24–29
- [5] Ignizio, James (1991). Introduction to Expert Systems. ISBN 0-07-909785-5
- [6] Roger Schank, Dynamic Memory: A Theory of Learning in Computers and People (New York: Cambridge University Press, 1982).
- [7] Kalman, R.E. (1960). "A new approach to linear filtering and prediction problems". Journal of Basic Engineering 82 (1): 35–45.
- [8] Bishop, C.M: Neural Networks for Pattern Recognition, Oxford: Oxford University Press. ISBN 0-19-853849-9 . (1995)
- [9] Zadeh, L.A. (1965). "Fuzzy sets", Information and Control 8 (3): 338–353.
- [10] Holland, J. H. (1975): Adaptation in Natural and Artificial Systems; MIT Press
- [11] Péter T, Prezenszki J, Várlaki P (1984). A rakodási rendszerek dinamikájának vizsgálata, KÖZLEKEDÉSTUDOMÁNYI SZEMLE XXXIV:(5) 208-219
- [12] Bartlett, M. S. (1937). Properties of sufficiency and statistical tests. Proceedings of the Royal Statistical Society Series A 160, 268–282.
- [13] Tran Nancy, Member, Reed Daniel A.: Automatic ARIMA Time Series Modeling for Adaptive I/O Prefetching, IEEE TRANSACTIONS ON PARALLEL AND DISTRIBUTED SYSTEMS, VOL. 15, NO. 2, FEBRUARY 2004
- [14] Bóna, K., Lénárt, B. (2009): Idősor előrejelzés SARIMA módszerrel (Kutatási összefoglaló)
- [15] Pitlik L., Pásztor M., Popovics A., Bunkóczi L. (2000): Mesterséges intelligencia alapú prognosztikai modulok adaptálása az EU/SPEL-Hungary rendszerhez az alapadatbázisok konzisztenciájának egyidejű ellenőrzésével, (2. részjelentés az OTKA F030664 sz. pályázathoz)
- [16] Bóna K., Pfeiffer A., Popovics G. (2008): Innovatív IT/MI megoldások alkalmazása logisztikai rendszerek és folyamatok hatékonyságának növelésére, IFFK Konferencia, Budapest 2008.
- [17] Bóna K. (2007): Készletezési rendszerek és folyamatok korszerű optimalizálási módszerei, eljárásai, BME, PhD értekezés, Budapest