

HATÉKONY MONITOROZÁS ÉS ERŐFORRÁS- GAZDÁLKODÁS ÉRZÉKELŐ HÁLÓZATOKKAL

Tézisfüzet a PhD disszertációhoz

Tornai Kálmán

okleveles mérnök informatikus

Témavezető:

Dr. Levendovszky János

MTA doktora



Pázmány Péter Katolikus Egyetem
Információs Technológiai és Bionikai Kar
Multidiszciplináris Műszaki és Természettudományi Doktori Iskola

Budapest
2013

1. Bevezetés és célkitűzések

A kommunikációs- és szenzoros technológia fejlődésének köszönhetően, számos olyan alkalmazás jelent meg, amely képes a mobilitási és flexibilitási igények kielégítésére. Ezek az alkalmazások elsősorban komplex rendszerek megfigyelésére és az ezekben előforduló krízis detekciójára összpontosítanak.

A hatékony rendszer-monitorozás eléréséhez ugyanakkor figyelembe kell venni, hogy az adatátvitelhez rendelkezésre álló erőforrások – úgymint felhasználható energiamennyiség, adóteljesítmény, sávszélesség – végesek, és ezek jelentős korlátozást jelentenek a vezeték nélküli rádiós hálózatban elérhető kommunikációs átvitel sebességére, a hálózat elemeinek élettartamára illetve a spektrális kihasználtságra vonatkozóan. A jelenlegi kutatások fókusza olyan monitorozási rendszerek kidolgozása, amelyek során sikerül a teljesítőképesség, pontosság és az erőforrások optimális kihasználásának elérése. A kérdés számos vezeték nélküli, mobil technológiát érint, melyeknél a kényszerek valamelyike fellép. Mivel ezeket a célkitűzéseket nem lehet általánosan megvalósítani, a disszertáció ezen feltételeket egy alkalmazás osztály során vizsgálja.

Az általam bemutatott új algoritmusok segítségével lehetővé válik a monitorozó rendszerekben a vezeték nélküli érzékelő hálózatokkal 1) az optimális közeghozzáférés, valamint 2) a kritikus események kis hibavalószínűségű detektálása a mérési eredmények felhasználásával. A bemutatott algoritmusok és metodikák azonban nem kizárólagosan ezen területen használhatóak. A bemutatásra kerülő ütemező módszert alkalmazni lehet számos véges kapacitással rendelkező berendezés hozzáféréseinek ütemezésével, hívásengedélyezés ütemezésére telekommunikációs rendszerekben, memória és számítási kapacitás ütemezésére általános és pénzügyi-informatikai rendszerekben. Az esemény detekciós módszer során bemutatott technikák és matematikai megközelítések alkalmazhatók további mérési idősorok, vagy adatok feldolgozása során szokatlan értékek előrejelzésére és megtalálására, hiba előrejelzésre és becslésre valamint döntésemeléttel kapcsolatos kérdésekre és problémákra is megoldást nyújthatnak. A séma adaptálható elosztott adatfeldolgozó rendszerek esetén is, például tipikus crowdsourcing alkalmazások során.

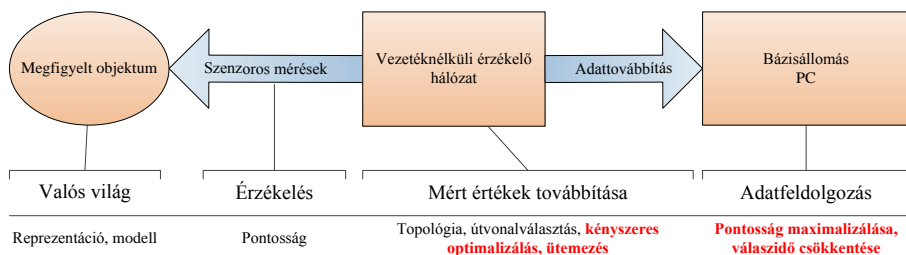
1.1 Bevezetés – technológiai motivációk és az eddigi eredmények

Ebben a szakaszban áttekintem a bemutatásra kerülő téziscsoportokhoz tartozó hátteret, a kapcsolódó elért eredményeket és a megoldatlan, létező kihívásokat.

1.1.1 A monitorozó rendszerek sémájának áttekintése

A WSN alapú monitorozó rendszerek áttekintését az 1. ábra mutatja be. A disszertációban WSN rendszerek adatátviteli protokolljával és az adatfeldolgozás problémájával foglalkozom. Pontosabban a téziseimben az (i) erőforrás ütemezéssel és csomagütemezéssel, valamint (ii) a szokatlan mérési értékek valamint krízisek detekciójával kapcsolatos algoritmusokat mutatok be.

A szakasz további részében részletezem az előbbi problémákra létező megoldásokat.



1. ábra A WSN alapú monitoring rendszerek kutatási területei. A disszertációban vizsgált problémák az ábrán kiemelték.

1.1.2 Erőforrás kezelés és csomagütemezés

Monitorozó hálózatok nagy komplexitású adatforgalmazásának és számítási feladatainak lebonyolítására hatékony ütemező algoritmusok szükségesek, amelyek képesek véges kapacitás esetén is optimális megoldást biztosítani. A bemutatott monitorozó rendszer esetén szükség van optimális ütemezésre.

Az elosztott számítási rendszerek használatának ugrásszerű fejlődésével, a klasszikus erőforrás kezeléssel és ütemezéssel foglalkozó elméletek új alkalmazási területen is használhatóak. A létező megoldásokat, amelyeket a véges erőforrásokkal rendelkező gyárakban és kiszolgáló iparban használnak, adaptálta a telekommunikáció, a számítógép ipar és más nagy komplexitású számításokat igénylő diszciplínák is: többek között a kvantitatív biológia, a kémia és a pénzügyi szektor [1], [2]. A probléma általános megfogalmazása egy véges kapacitású erőforrás ütemezésének megoldása. Ekkor figyelembe kell venni az igényekhez tartozó mennyiségeket, korlátokat, súlyozást, illetve el kell kerülni a késlekedést, az igények ütközését, valamint az erőforrás kapacitását meghaladó ütemezést.

A vizsgált problémakörben minden egyes ütemezendő feladat rendelkezik prioritással, és időkorláttal ameddig a feladatot el kell végezni. A feltételezésünk

szerint a feladatokat végrehajtás közben le lehet állítani és később folytatni (preemptív), továbbá a kiszolgáló számítási eszközök azonosak illetve a végrehajtási idő alatt számuk állandó. Az előző vázolt problémára napjainkban nem létezik olyan módszer, amely polinom időben megoldást nyújt.

Sahni [3] egy $\mathcal{O}(n \log nm)$ idejű algoritmust mutatott be, amely érvényes ütemezést állít elő betartva a határidőket, amennyiben az létezik n feladatra és m erőforrásra. A módszer kiterjesztésre került azonos funkciójú, de különböző számítási sebességgel rendelkező eszközökre is [4]. Amennyiben nincsen érvényes megoldása a feladatnak, úgy a probléma nehezebbé válik. Ilyenkor cél lehet a feladatok összes késletetésének (*total tardiness*, TT) csökkentése, vagy a kapacitás túlterhelésnek a kiegyenlítése. (A késletetést a határidő és a tényleges befejezési idő különbségéből számítjuk minden egyes feladatra, ami nulla, ha a határidőig befejeződött a feladat végrehajtása.)

A maximális késletetés minimalizálására Lawler [5] megmutatta, hogy polinom időben megoldható, még precedencia feltételek megtartása mellett is. Martel [4] ezt a konstrukciót felhasználva létrehozta az algoritmust. Mindamellet bizonyított, hogy a TT probléma NP nehéz, még egyetlen erőforrás esetén is [6]. Lawler [7] kifejlesztett egy pszeudo polinom idejű algoritmust, ugyanakkor a gyakorlati futásideje nem teszi lehetővé, hogy valós körülmények között használni lehessen. Azizoglu et al. [8] vizsgálta a preemptív TT probléma optimális megoldásának algoritmusát. Meghatároztak egy branch-and-bound (BB) algoritmust, azonban lassúsága miatt ezt a gyakorlatban nem lehet használni tizenötnél több feladat ütemezésére. A gyakorlati felhasználás során a feladatok fontosságát is figyelembe kell venni, amelyet egy-egy súly reprezentál emiatt egy súlyozott TT (*total weighted tardiness*, TWT) problémát kell megoldani. Rachamadugu et al. [9] a TWT problémára ad heurisztikát, szintén nem-preemptív esetben.

A monitorozó rendszerekben a vezeték nélküli szenzorhálózatokkal történő adatgyűjtés energia és komplexitási kényszereket jelent, ezért ezekben a környezetekben az erőforrások optimalizálása nagyon fontos. Az erőforrás ütemezés problémája a vezeték nélküli érzékelő hálózatokban megjelenhet egyrészt a kommunikációs csatorna ütemezése, másrészt a kisteljesítményű feldolgozó egység használatának ütemezése során. A disszertációban vizsgált alkalmazás esetén a közeghozzáférés (MAC) és csomagütemezés a kritikus feladat, amire számtalan protokoll létezik a klasszikus hálózatok esetén, de ezek javarészt nem alkalmazhatóak WSN környezetben. A MAC protokollok két nagy csoportja ismert: egyrészt a versengés alapú, véletlen, ütközést érzékelő módszerek, másrészt az ütemezés alapú (TDMA) módszerek. A versengés alapú protokollok a keletkezett csomagot azonnal megkísérlik továbbküldeni, így az áteresztőképességet növelni és a végpontok közötti késletetést minimalizálni. (Ez a feladat ekvivalens a TT problémával.) A TDMA protokollok előnye az energiahatékonyság, mivel nincs szükség a csomagütközések detektálására, újraküldésre, illetve csak a számára meghatározott időrészben ébred fel a node. TDMA esetben a determinisztikus adatforgalom és feszítőfa ismerete nagy előnyt jelent. Ez gyakran megvalósul a monitorozó rendszereknél.

A csomagütemezés megoldására energialimitált környezetben az S-MAC [11] a node-ok időnkénti kikapcsolásával, a B-MAC [12] pedig alacsony fogyasztású ébredési stratégia használatával alkalmazkodik. A B-MAC továbbfejlesztése az X-MAC [13], mely az áthallás következtében fellépő energiafelhasználást igyekszik csökkenteni.

A TDMA protokollok esetén a végpontok közötti késletetés jelentősen megnő, a hálózat áteresztőképessége alacsony. A hagyományos TDMA protokollok késletetése az időrés kiosztás változtatásával javítható [14]. A TreeMAC protokollt [15] WSN környezetre tervezték, figyelembe véve az egyes node-ok sávszélesség igényét. A két protokoll-család előnyeit ötvözve kompromisszumos megoldások is születtek, amelyek a több rétegű (cross-layer) protokolltervezés eredményei. Goldsmith [16] és Jurdak [17] az útvonalválasztásra, közeghozzáférésre és az adóteljesítményre közösen optimalizált megoldást ad.

A fentiek alapján nem létezik olyan, a gyakorlatban is alkalmazható problémák megoldására alkalmas algoritmus, amely a TWT problémát kezeli. Továbbá kérdés, hogy a létező WSN MAC protokollok teljesítmény növelhető-e vagy sem.

Az első téziscsoportban az erőforrás ütemezés problémáját vizsgálom az egyenletes terhelés, a TT és a TWT feladata, valamint WSN hálózatok esetén. Olyan módszert mutatok be, amely a probléma megoldására közel optimális eredményt ad, ugyanakkor egy olyan a gyakorlatban is használható polinom idejű heurisztikával oldom meg, amely sokprocesszoros architektúrákon hatékonyan futtatható.

1.1.3 Outlier- és esemény detekció

Monitorozó hálózatok esetén a megfigyelt területen bekövetkező események és krízisek detektálása kulcsfontosságú probléma, amelynek megoldására több módszer is létezik. Ugyanakkor WSN környezetben nemcsak a pontos detekciónak, hanem az energiahatékonyságnak is nagy szerepe van.

Az esemény detekciót gyakorta vissza lehet vezetni más adatelemzési feladatra, például eltérő, szokatlan értékek keresésére, ami az outlier detekció problémája. A valós időben futó, idősorokon futtatható magas detekciós rátával rendelkező eljárások jelenleg is kutatott módszerek, azonban megfelelő megoldás pillanatnyilag nem elérhető el.

A létező outlier detekciós módszerek három csoportba oszthatóak a meglévő információk és modellek alapján: i) Nem felügyelt módszerek, mely esetben semmilyen feltételezésünk nincsen a mérési értékekről; ii) Felügyelt klasszifikáció, amikor a normál adatokra és a kiugró értékekre egyaránt létezik modell; iii) Részben felügyelt módszerek, ilyenkor kizárólag a normális adatokra létezik modell. A WSN hálózatok esetén a nem felügyelt módszerek alkalmasak a használatra, mivel a mérendő objektumról, valamint az egyes bekövetkezendő eseményekről, vagy hibás mérésekről gyakran körülményes, vagy lehetetlen megfelelő modellt felépíteni, megfigyelni. A klasszikus módszerek között nagyon sok olyan parametrikus, modell

alapú létezik, amely az előzőek miatt csak pontatlan eredmények mellett használható [18], [19], [20]. Ezen módszerek helyett több olyan algoritmust dolgoztak ki, amelyek adaptív eljárásokon alapulnak. Ezek közül egy fontosabb csoportot képvisel a mesterséges neuronhálózaton alapuló módszerek családja, amelyek jó detekciós aránnyal rendelkeznek, könnyű az adaptálhatóságuk és viszonylag alacsony a számítási komplexitásuk [21], [22], [23].

A WSN hálózatokban alkalmazott esemény detekciós algoritmusok közül az *SVM alapú megoldások* csoportjába tartozik Havinga et al [24], [25] Quarter Sphere SVM módszere, amely a node-ok mérését SVM segítségével klasszifikálja outlier és nem outlier értéként. Az SVM-ben a klasszifikáció negyed hipergömb alkalmazásával történik. Bezdek et al. [26] Centered Hyperellipsoidal SVM (CESVM) módszere a negyed hipergömb helyett negyed hiperellipszoidot használ az SVM-ben, ezzel is pontosabbá téve a klasszifikációt.

További módszer a *neurális hálózat alapú klasszifikátor*, amely egy olyan kétfázisú módszer [23], ahol az első fázisban egyes szenzorok végrehajtanak egy klasszifikációt, amelynek eredményeit továbbküldve a bázisállomásra (BS) a második fázisban azok fűzőjével, egy második klaszterezéssel történik az esemény detekció. A *szavazás-alapú módszerek* esetén az egyes node-ok lokálisan létrehoznak egy döntési fát, majd a döntésük eredményét a BS szavazás-alapon (többségi, vagy súlyozott) feldolgozza, és detektál eseményt. *Szabály és mintázat illesztés alapú módszerek* esetében az eseményeket előre definiáljuk, vagy adatbányászati eszközökkel meghatározzuk, és ezekre a szabályokra keresünk illeszkedéseket. Ezzel bonyolult feltételekre is illeszkedő események és eseménysorozatok detekciójára nyílik lehetőség, viszont a szabályok meghatározása gyakran nem automatikus [28]. Az illesztési, illetve döntési algoritmusra fuzzy logikát felhasználó megoldás is született [29], amely az esemény valószínűségét is kezeli. A *feature extraction alapú módszerekkel* lehet az átvitt adatmennyiséget mérsékelni, mivel az egyes szenzor node-ok előfeldolgozzák a méréseket és azok eredményét juttatják el a BS-re [30]. Ezeknél a módszereknél az átvitt adatmennyiség csökkentésével az energiafogyasztás mérsékelhető.

Mindezen módszerekben azonban nem fektetnek nagy hangsúlyt az energiahatékonyságra, továbbá kevés az olyan módszer, amely a szenzorok méréseinek térbeli és időbeli korreláltságában rejlő információt is felhasználja.

A második téziscsoportban a monitorozó WSN hálózatok problémáját vizsgálom, olyan algoritmust bemutatva, amely egyrészt magas detekciós rátával rendelkezik, másrészt a rádiós csomagok számának csökkentésével energiahatékony is. Az algoritmus további fontos tulajdonsága a gyors kiértékelési képesség, amelyet sokprocesszoros architektúrára való adaptálással oldok meg.

1.2 A disszertáció célkitűzései

Összefoglalva az előzőeket, a disszertáció célkitűzése olyan algoritmikus eszközök létrehozása, amelyekkel monitorozó vezeték nélküli hálózatban lehet az esemény- és krízis detekciót végrehajtani magas detekciós ráta mellett, energiahatékonyan, az erőforrások és kommunikációs csatorna optimalizálásával.

A kidolgozott eljárások és tézisek kutatási, WSN technológiai és általános felhasználási területeit az 1. táblázat foglalja össze.

<i>Kutatási terület</i>	<i>WSN felhasználás</i>	<i>Eredmények további felhasználása</i>
Erőforrás optimalizáció, ütemezés	Közeghozzáférési protokollok, Csomagütemezés	Telekommunikáció, Számítási erőforrások ütemezése, Pénzügy, Kvantitatív diszciplínák
Esemény detekció, idősorok analizise	Szenzoradatok kiértékelése, mérési hibák, események detektálása	Outlier detekció idősorokon; Időben és térben korrelált adatok elemzése; Döntési rendszerek; Smart Metering és Smart Grid, Crowdsourcing

1. táblázat A tézisekben bemutatott kutatási területek és eredmények összefoglalása

2. Vizsgálati módszerek, alkalmazott eljárások

A disszertációban bemutatott eredmények létrehozásához a következő vizsgálati és kísérleti módszereket alkalmaztam:

Modellezés: Minden egyes téziscsoportnál létrehozott eredmény eléréséhez szükséges a vizsgált probléma és a folyamat megfelelő modellezése. Ez jelenti i) egyrészt a meglévő modellek alkalmazását és felhasználását; ii) másrészt új modellek kidolgozását, és a meglévő modellek módosítását a valós környezethez való jobb illeszkedés érdekében.

A disszertációban a WSN hálózatok csomagütemezésének feladatát megoldó algoritmus létrehozása során a különböző csatornamodellekre, és interferencia modellekre támaszkodtam. A hálózatok topológiáját, a node-ok viszonyait a gráfelmélet eszközeivel írtam le.

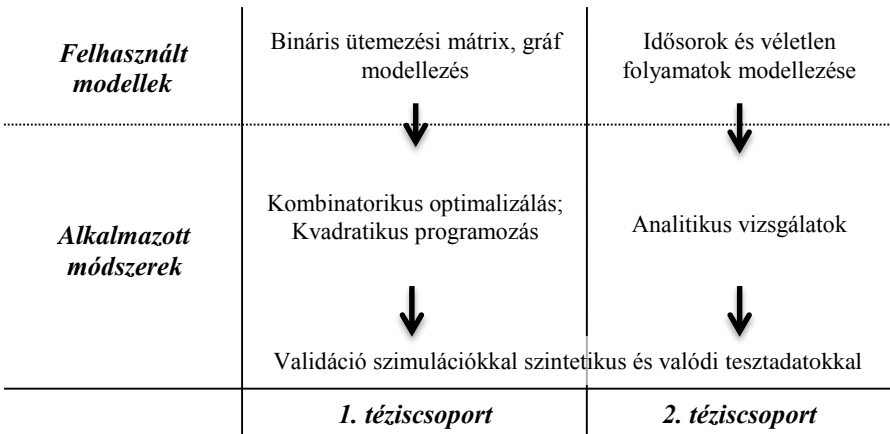
Az idősorok elemzésénél a már létező véletlen folyamatokra és idősorokra vonatkozó modelleket használtam fel.

Kombinatorikus optimalizálás: Az erőforrás ütemezési (és csatorna kiosztási) algoritmusok esetén a módszerem a megfogalmazott probléma kvadratikus optimalizálási feladattá történő transzformálása volt, amely problémák megoldására így már polinom idejű megoldást lehet adni.

Analitikus vizsgálat: Az idősorok modelljének paramétereit vizsgálva analitikusan kaptam összefüggéseket a kidolgozott predikciós alapú és klaszterezés alapú detekció szabad paramétereinek optimális meghatározásához.

Szimuláció és mérésekkel történő validáció: A létrehozott módszerek és algoritmusok teljesítőképességének validálására több szoftvert is készítettem Matlab nyelven. A programok egyrészt a már meglévő megoldások implementációi, valamint a saját algoritmusaim. Minden esetben a megfelelő fizikai és technológiai modelleket, paramétereket figyelembe vettem, hogy a szimulációk egy valós felhasználási környezetben történő alkalmazást a lehető legpontosabban tükrözzenek.

A módszerek összefoglalását a következő ábra mutatja meg:



2. ábra A kutatások során felhasznált modellek és módszerek

Ebben a mátrixban, ha a $c_{j,i}$ érték 1-es, akkor a j -edik feladat egy egysége az i -edik időszletben kiszolgálásra kerül a feldolgozó egység által.

Egy ütemezési mátrix akkor érvényes, amikor az előírt peremfeltételek teljesülnek, nevezetesen az ütemezési mátrix j -edik sorában található egyesek száma X_j , illetve egyetlen oszlopban sincs több mint V darab egyes, továbbá a feladatok befejezési ideje az előírt K_j időkorlátan belül van a j -edik node esetén. Formálisan:

$$\forall j = 1, \dots, J : \sum_{l=1}^L c_{j,l} = X_j, \quad (1.3)$$

$$\forall l = 1 \dots L : \sum_{j=1}^J c_{j,l} \leq V, \quad (1.4)$$

$$\forall j = 1, \dots, J : \sum_{l=K_j+1}^L c_{j,l} = 0. \quad (1.5)$$

A fenti modellel több optimalizálási probléma is felírható, amelyek meghatározott célfüggvények mellett, a peremfeltételek betartásával optimális ütemezési mátrixot határoznak meg. Célfüggvény lehet az egyenletes terhelés, preemptivitás minimalizálása, minimális késleltetés, minimális súlyozott késleltetés. A következőekben a feladatok megoldására vonatkozó téziseimet ismertetem.

1.1. tézis. Létrehoztam egy polinom idejű heurisztikus ütemező algoritmust, amely az általános célfüggvények mellett az összesített súlyozott késleltetést is minimalizálja. A létrehozott LWPF és PLWPF algoritmusok a létező súlyozást figyelembe vevő algoritmusok variánsai, amelyek a TWT problémák esetén jól teljesítenek. Az eredményeket részletes szimulációkkal ellenőriztem.

Az ütemezési probléma egy változata, amikor az (1.5) által előírt feltétel bizonyosan nem teljesül, azaz a rendelkezésre álló feldolgozó kapacitás nem elegendő. Így a bejövő feladatokat a megadott határidőkön belül nem lehet megoldani. A feladat megkívánja a modell kiterjesztését a következő módon: minden j feladathoz tartozik egy súlyérték, az alábbiak szerint:

$$\mathbf{w} = \{w_1, w_2, w_3, \dots, w_J\} \in \mathbb{R}^J, w_j \geq 0, \forall j = 1, \dots, J \quad (1.6)$$

Ekkor a cél az összegzett, súlyozott késleltetés (TWT) minimalizálása, és így célfüggvény a következőképpen alakul:

$$C_{opt} := \arg \min_{\mathbf{c}} \sum_{j=1}^J w_j T_j, \quad (1.7)$$

ahol $T_j = \sum_{l=K_j}^L c_{j,l}$.

A Largest Weighted Process First (LWPF) módszer az ütemezéshez a feladatokat a súly alapján rendezi sorba, és illeszti bele az ütemezési mátrixba a kapacitásnak figyelembe vételével. A módszer lényegesen jobb eredményt ér el a létező EDD és WSPT heurisztikákhoz képest.

A Perturbed LWPf (PLWPF) módszer továbbfejlesztése az előző heurisztikának, mivel annak az eredménye a TWT-t tekintve nem éri el a HNN alapú megoldás eredményét. A PLWPF módszer analóg a PSHNN módszerhez. A heurisztika a létrehozott ütemezési mátrixban az egy adott időszelethez tartozó ütemezést véletlenszerűen megváltoztatja. Ez a lépés a felhasznált kapacitást nem befolyásolja, azonban az előírt feladatmennyiségekre vonatkozó kitétel sérülhet. A korrekciós algoritmust az 3. ábra mutatja be.

Számos létrehozott, véletlenszerűen megváltoztatott és korrigált ütemezési mátrix közül a legjobb TWT-vel rendelkezőt kiválasztva olyan ütemezést kapunk eredményül, amely közel olyan jó eredményt nyújt, mint a kvadratikusan optimalizált megoldó heurisztikával elért eredmény. Ez a módszer ugyanakkor rugalmatlan a peremfeltételek változásával szemben.

REQUIRE $\mathbf{X}, \mathbf{w}, \mathbf{K}, V, \mathbf{C}$

FOR $l = 1 \rightarrow L$

WHILE $\sum_{j=1}^J c_{j,l} > V$

Távolítsunk el 1-est abból a i , sorból a l oszlopban, ahol a sorhoz tartozó feladat súlya a legkisebb és $c_{i,l}=1$

END WHILE

END FOR

FOR $k = 1 \rightarrow J$

WHILE $\sum_{k=1}^L c_{l,k} > \mathbf{X}_l$

Távolítsunk el 1-est a l sorban levő i oszlopból, ahol az i az a jobbszélső oszlop, ahol $c_{i,l}=1$

END WHILE

WHILE $\sum_{k=1}^L c_{l,k} < \mathbf{X}_l$

Adjunk hozzá 1-est a l sorban levő i oszlophoz, ahol az i az a balszélső oszlop, amelyben nincs 1-es és a V kapacitást nem sértjük meg

END WHILE

END FOR

RETURN \mathbf{C}

3. ábra Korrekciós algoritmus

1.2. tézis. Az ütemezési feladatot visszavezettem kvadratikus optimalizálási feladatra. A problémát az erőforrás egyenletes terhelése mellett oldom meg miközben az előírt feladatmennyiségre és az időkorlátra vonatkozó megszorításokat figyelembe veszem.

Az előírt feladatmennyiség teljesítése egyenletes terhelés megvalósítása mellett a következő célfüggvénnyel írható fel:

$$\mathbf{C}_{opt} : \min_{\mathbf{c}} \sum_{l=1}^L \sum_{k=1}^L \left(\sum_{j=1}^J c_{j,l} - \sum_{j=1}^J c_{j,k} \right)^2, \quad (1.8)$$

tehát az egyes oszlopokban található egyesek száma az egyes oszlopok között minimális különbségű.

A \mathbf{C} mátrixot egy sorfolytonos kiolvasással átalakítom egy \mathbf{c} vektorba, majd az egyesített optimalizálási függvényt

$$\min E(\mathbf{C}) = \sum_{j=1}^J \left(\sum_{l=1}^L c_{j,l} - X_j \right)^2 + \sum_{j=1}^J \sum_{l=K_j+1}^L c_{j,l}^2 + \sum_{l=1}^L \sum_{k=1}^L \left(\sum_{j=1}^J c_{j,l} - \sum_{j=1}^J c_{j,k} \right)^2 \quad (1.9)$$

transzformálok úgy, hogy a következő kvadratikus alak minimuma legyen az előző célfüggvény megoldása:

$$\frac{1}{2} \mathbf{c}^T \mathbf{W} \mathbf{c} + \mathbf{b}^T \mathbf{c}. \quad (1.10)$$

A transzformáció az alábbi egyenletek szerint hajtható végre. Elsőként a megoldandó feladat méretére vonatkozó feltétel:

$$\sum_{j=1}^J \left(\sum_{l=1}^L c_{j,l} - X_j \right)^2 = \frac{1}{2} \mathbf{c}^T \mathbf{W}_A \mathbf{c} + \mathbf{b}_A^T \mathbf{c}. \quad (1.11)$$

A következő egyenlet a feladatok határidejére vonatkozó feltételt definiálja:

$$\sum_{j=1}^J \sum_{l=K_j+1}^L c_{j,l}^2 = \frac{1}{2} \mathbf{c}^T \mathbf{W}_C \mathbf{c} + \mathbf{b}_C^T \mathbf{c}. \quad (1.12)$$

Az utolsó egyenlet pedig a célfüggvényt tartalmazza:

$$\sum_{l=1}^L \sum_{k=1}^L \left(\sum_{j=1}^J c_{j,l} - \sum_{j=1}^J c_{j,k} \right)^2 = \frac{1}{2} \mathbf{c}^T \mathbf{W}_D \mathbf{c} + \mathbf{b}_D^T \mathbf{c}. \quad (1.13)$$

Az egyenletek megoldásával a következő \mathbf{W} mátrixokat és \mathbf{b} vektorokat kapjuk: (A harmadik egyenlet szétbontásra került.)

$$\mathbf{b}_A = 2(\mathbf{d}_{A_1} \quad \mathbf{d}_{A_2} \quad \cdots \quad \mathbf{d}_{A_J}), \quad \mathbf{d}_{A_j} = X_j \cdot (\mathbf{1}_{1 \times K_j} \quad \mathbf{0}_{1 \times L - K_j}), \quad (1.14)$$

$$\mathbf{W}_A = 2 \begin{pmatrix} \mathbf{1}_{K_1 \times K_1} & \mathbf{0}_{K_1 \times L - K_1} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0}_{L - K_1 \times K_1} & \mathbf{0}_{L - K_1 \times L - K_1} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{1}_{K_2 \times K_2} & \mathbf{0}_{K_2 \times L - K_2} & \cdots & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0}_{L - K_2 \times K_2} & \mathbf{0}_{L - K_2 \times L - K_2} & \cdots & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{1}_{K_j \times K_j} & \mathbf{0}_{K_j \times L - K_j} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{0}_{L - K_j \times K_j} & \mathbf{0}_{L - K_j \times L - K_j} \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{W}_C = 2 \begin{pmatrix} \mathbf{D}_{C_1} & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{D}_{C_2} & \cdots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{D}_{C_j} \end{pmatrix} \text{ és } \mathbf{b}_C = \mathbf{0}_{JL \times 1}, \quad (1.15)$$

ahol $\mathbf{D}_{C_j} = \begin{pmatrix} \mathbf{0}_{K_j \times K_j} & \mathbf{0}_{K_j \times (L - K_j)} \\ \mathbf{0}_{(L - K_j) \times K_j} & \mathbf{I}_{(L - K_j) \times (L - K_j)} \end{pmatrix}$.

$$\mathbf{W}_{D_1} = 2L \begin{pmatrix} \mathbf{I}_{L \times L} & \mathbf{I}_{L \times L} & \cdots & \mathbf{I}_{L \times L} \\ \mathbf{I}_{L \times L} & \mathbf{I}_{L \times L} & \cdots & \mathbf{I}_{L \times L} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{I}_{L \times L} & \mathbf{I}_{L \times L} & \cdots & \mathbf{I}_{L \times L} \end{pmatrix}, \text{ és } \mathbf{b}_{D_1} = \mathbf{0}_{JL \times 1}, \quad (1.16)$$

$$\mathbf{W}_{D_2} = 2\mathbf{1}_{JL \times JL}, \text{ és } \mathbf{b}_{D_2} = \mathbf{0}_{JL \times 1}. \quad (1.17)$$

A meghatározott mátrixokból és vektorokból a kvadratikus alak paramétereit összegzéssel kaptam meg:

$$\mathbf{b}_{BC} = \alpha \mathbf{b}_A + \gamma \mathbf{b}_C + \delta_1 \mathbf{b}_{D_1} + \delta_2 \mathbf{b}_{D_2}, \quad (1.18)$$

$$\mathbf{W}_{BC} = \alpha \mathbf{W}_A + \gamma \mathbf{W}_C + \delta_1 \mathbf{W}_{D_1} + \delta_2 \mathbf{W}_{D_2}.$$

Az egyes peremfeltételeket az α , γ , δ_1 , δ_2 heurisztikus paraméterekkel priorizálom. A bemutatott módszer általánosítható, további kényszerfeltételek vezethetők be, amelyekkel más, hasonló ütemezési problémák oldhatók meg, ahogyan azt következőkben összefoglalom.

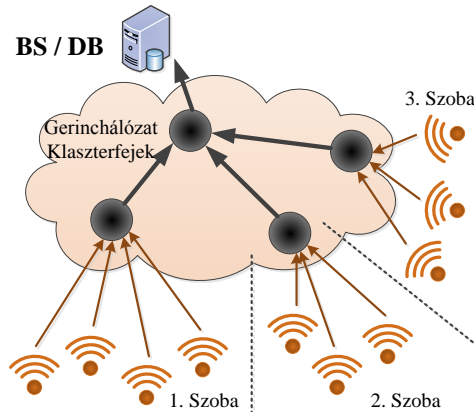
1.3. tézis. Az előző eredmények felhasználásával új csomagütemezési protokollokat vezettem be vezeték nélküli érzékelő hálózatban. A módszerek kezelik a WSN környezetben felmerülő további kényszerfeltételeket, és azoknak megfelelő, érvényes csomagütemezést biztosítanak.

Megmutattam, hogy az I.1 altézisben ismertetett erőforrás-ütemezési módszer használható vezeték nélküli érzékelő hálózatokban. Két alkalmazási lehetőséget vizsgáltam és adaptáltam a következők szerint:

1) Az első, egyszerűsített megvalósításban a mögöttes fizikai modell az alábbi: A hálózat node-jai klaszterekbe tartoznak, és az egyes node-ok a klaszterfejeken keresztül kommunikálnak a bázisállomással. Ezt az 4. ábra illusztrálja.

A feladat az egyes klaszterfejekbe beérkezett csomagok ütemezése annak érdekében, hogy egyetlen időkeretben mely csomagok kerüljenek továbbküldésre a BS felé. Az egyes források által küldeni kívánt csomagok száma ismert (X_j) illetve a teljes továbbítást be kell fejezni az előre definiált időkorláton belül (K_j). A modellben feltételezem, hogy az időkeretekben rejlő kapacitás nem elegendő a csomagok időben történő továbbítására illetve, hogy az időkényszer sokkal fontosabb, mint a csomagküldés megbízhatósága, ugyanis a forrás node-ok élettartama véges (K_j idő múlva lemerül). A cél egyenletes csomagvesztésbiztosítása, azaz

$$P(\text{csomagvesztés az } i \text{ node-on, } l \text{ időpillanatban}) = \frac{\sum_{j=1}^J c_{j,l} - V}{\sum_{j=1}^J c_{j,l}}. \quad (1.19)$$



4. ábra WSN elrendezés klaszterfejekkel

A probléma közvetlenül visszavezethető az előző altézisben bemutatott módszerre.

- 2) A második, bővített megvalósításban egy teljes WSN hálózat csomagütemezését kell realizálni az alábbi feltételek betartásával, amelyek az érvényes csomagütemezést garantálják:
- Előírt csomagmennyiség átküldése a levél node-oknál.
 - Minden egyéb node a forgalmának megfelelő mennyiségű csomagot küldjön, és csak akkor küldje, ha rendelkezésére áll. (Előidejűség megtartása.)
 - Ne legyen interferencia a hálózatban a csomagküldések garantálása érdekében. Ezen feltételek megtartásával konstruálható a kvadratikus optimalizálási feladat, amely a meghatározott paraméterek mellett megoldja a problémát. Az érvényes ütemezés létrehozásához a kvadratikus optimalizálás súlymátrixai és súlyvektorai a következők: az interferenciát gátoló $\mathbf{W}_F, \mathbf{b}_F$; a forgalmi paramétereket betartó $\mathbf{W}'_A, \mathbf{b}'_A, \mathbf{W}_E, \mathbf{b}_E$; és a node-ok felesleges felébredését meggátoló $\mathbf{W}_G, \mathbf{b}_G$ mátrixok és súlyvektorok. Ezeket felhasználva a végső optimalizálási feladat a tetszőleges célfüggvényhez tartozó súlyokkal ($\mathbf{W}_H, \mathbf{b}_H$) együttesen a $\mathbf{W} = \alpha \mathbf{W}'_A + \varepsilon \mathbf{W}_E + \zeta \mathbf{W}_F + \zeta \mathbf{W}_G + \mathbf{W}_H$ és $\mathbf{b} = \alpha \mathbf{b}_A + \varepsilon \mathbf{b}_E + \zeta \mathbf{b}_F + \zeta \mathbf{b}_G + \mathbf{b}_H$ alakban írható fel, ahol az összegben szereplő tényezőket az $\alpha, \varepsilon, \zeta, \zeta$ heurisztikus paraméterek súlyozzák. Ezek közül a forgalmat szabályozó súlymátrixokat határoztam meg, amelyek a következők:

$$\mathbf{W}'_A = 2 \begin{pmatrix} \mathbf{I}_{J \times J} & \mathbf{I}_{J \times J} & \cdots & \mathbf{I}_{J \times J} \\ \mathbf{I}_{J \times J} & \mathbf{I}_{J \times J} & \cdots & \mathbf{I}_{J \times J} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{I}_{J \times J} & \mathbf{I}_{J \times J} & \cdots & \mathbf{I}_{J \times J} \end{pmatrix}, \mathbf{b}'_A = (\mathbf{z}, \mathbf{z}, \dots, \mathbf{z})_{JL \times 1}. \quad (1.20)$$

Illetve:

$$\mathbf{W}_E = 2 \begin{pmatrix} \mathbf{P}_{J \times J} & \mathbf{P}_{J \times J} & \cdots & \mathbf{P}_{J \times J} \\ \mathbf{P}_{J \times J} & \mathbf{P}_{J \times J} & \cdots & \mathbf{P}_{J \times J} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{P}_{J \times J} & \mathbf{P}_{J \times J} & \cdots & \mathbf{P}_{J \times J} \end{pmatrix}, \mathbf{b}_E = \mathbf{0}_{JL \times 1}, \quad (1.21)$$

ahol $\mathbf{P} = \mathbf{D}_E + \mathbf{I}_{J \times J} - 2\mathbf{R}_{J \times J}$ és

$$\mathbf{D}_E = \begin{pmatrix} \mathbf{R}_{1,1}^2 + \mathbf{R}_{1,2}^2 + \dots + \mathbf{R}_{1,N}^2 & \mathbf{R}_{1,1}\mathbf{R}_{2,1} + \dots + \mathbf{R}_{1,N}\mathbf{R}_{2,N} & \cdots & \mathbf{R}_{1,1}\mathbf{R}_{N,1} + \dots + \mathbf{R}_{1,N}\mathbf{R}_{N,N} \\ \mathbf{R}_{1,1}\mathbf{R}_{2,1} + \mathbf{R}_{1,2}\mathbf{R}_{2,2} + \dots + \mathbf{R}_{1,N}\mathbf{R}_{2,N} & \mathbf{R}_{2,1}^2 + \mathbf{R}_{2,2}^2 + \dots + \mathbf{R}_{2,N}^2 & \cdots & \mathbf{R}_{2,1}\mathbf{R}_{N,1} + \dots + \mathbf{R}_{2,N}\mathbf{R}_{N,N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{R}_{1,1}\mathbf{R}_{N,1} + \mathbf{R}_{1,2}\mathbf{R}_{N,2} + \dots + \mathbf{R}_{1,N}\mathbf{R}_{N,N} & \mathbf{R}_{2,1}\mathbf{R}_{N,1} + \mathbf{R}_{2,2}\mathbf{R}_{N,2} + \dots + \mathbf{R}_{2,N}\mathbf{R}_{N,N} & \cdots & \mathbf{R}_{N,1}^2 + \mathbf{R}_{N,2}^2 + \dots + \mathbf{R}_{N,N}^2 \end{pmatrix}$$

1.4. tézis. A kvadratikus optimalizálási feladatokat Hopfield neurális hálózatot alkalmazva oldottam meg. Kidolgoztam egy eljárást a HNN által szolgáltatott eredmény pontosságának növelésére, egyrészt a kiindulási állapotok megválasztásával, másrészt a heurisztikus paraméterek variálásával.

Az előző altézisekben bemutatott kvadratikus optimalizálási feladatra transzformált ütemezési feladatokat polinom időben az alábbi, a Hopfield neurális hálózatoknál használt rekurziós formula segítségével oldottam meg:

$$\mathbf{y}_i(k+1) = \operatorname{sgn} \left(\sum_{j=1}^N \hat{W}_{ij} y_j(k) - \hat{b}_i \right), i = \operatorname{mod}_N k. \quad (1.22)$$

Ez a módszer bizonyítottan minimalizálja *polinom időben* az alábbi kvadratikus függvényt, amennyiben a konvergencia feltételek adottak:

$$f(\mathbf{y}) = \frac{1}{2} \mathbf{y}^T \mathbf{W} \mathbf{y} + \mathbf{b}^T \mathbf{y}. \quad (1.23)$$

A HNN alapú módszer esetén több különböző véletlen pontból indítjuk a rekurziót, és a legjobb eredményt tekintjük a módszer kimenetének. Az ilyen módon végrehajtott megoldásnak más megoldó heurisztikákkal szembeni előnye a nagymértékű párhuzamosíthatóság, amely az algoritmus futási idejét jelentősen lerövidíti.

A HNN-el megvalósítás egy javított változatát (SHNN módszer) is létrehoztam, amely akkor használható, ha a probléma megoldására létezik olyan eredmény, amelyet más heurisztika szolgáltat. Ekkor a létező megoldást fel lehet használni a HNN kiindulási pontjaként, illetve a létező eredményt véletlenszerűen módosítva lehet létrehozni több kiindulási pontot a HNN számára (PSHNN módszer). Minderre azért van szükség, mert a HNN rekurzió a gyakorlati alkalmazásokban a lokális szélsőértékekben megrekedhet.

REQUIRE $\mathbf{X}, \mathbf{K}, V, e$

$\alpha \leftarrow 0.1, \beta \leftarrow 5, \gamma \leftarrow 5$

$i \leftarrow 0$

REPEAT

$i \leftarrow i+1$

$\mathbf{C}_i \leftarrow \text{HNN}(\mathbf{X}, \mathbf{K}, V, \alpha, \beta, \gamma)$

$\alpha \leftarrow \alpha + 0.01$

UNTIL $\text{error}(\mathbf{C}_i) \leq e$

FOR $k = 1 \rightarrow i$

$\mathbf{C}_k \leftarrow \text{correct}(\mathbf{C}_k)$

$\mathbf{T}_k \leftarrow \text{calculateTWT}(\mathbf{C}_k)$

END FOR

RETURN $\min(\mathbf{T})$

5. ábra HNN heurisztikus paramétereinek beállítása

A HNN megvalósítás egy másik problémája az egyes célfüggvényeket súlyozó heurisztikus paraméterek meghatározása. Az implementáció során alkalmazott a

heurisztikus paraméterek hangolására használt algoritmust a 5. ábra mutatja be. A HNN, SHNN és PSHNN által elért eredményeket a TWT probléma esetén pedig a 7. ábra illusztrálja.

1.5. tézis. A HNN/PSHNN iterációk futási idejének lerövidítése érdekében meghatároztam, hogy a módszer sokprocesszoros számítási architektúrán milyen módon párhuzamosítható. A módszer akár 400 százalékkal gyorsabban hozza létre az ütemezési mátrixot, mint szekvenciális implementáció.

Az 1.4. tézisben bemutatott, kvadratikus optimalizálásra használt HNN egy lehetséges heurisztika több közül, amely megoldja polinom időben a kitűzött problémát. A megfelelő eredményhez több iniciális pontból indítva, illetve a heurisztikus paraméterek számos kombinációjára megismételjük a HNN iteráció lefuttatását. Ez két különböző szintű újraiterálást jelent. A HNN egyetlen futtatásának idejét t jelöli, ekkor a teljes futtatási idő:

$$T = R_{init} (R_{heuristics} t), \quad (1.24)$$

Ekkor $R_{init} = 500$; $R_{heuristics} \sim 10^2$; $t = 10^{-3}$ s esetén a futási idő $T \sim 50$ másodperc, egy 200×200 méretű \mathbf{W} mátrix esetén.

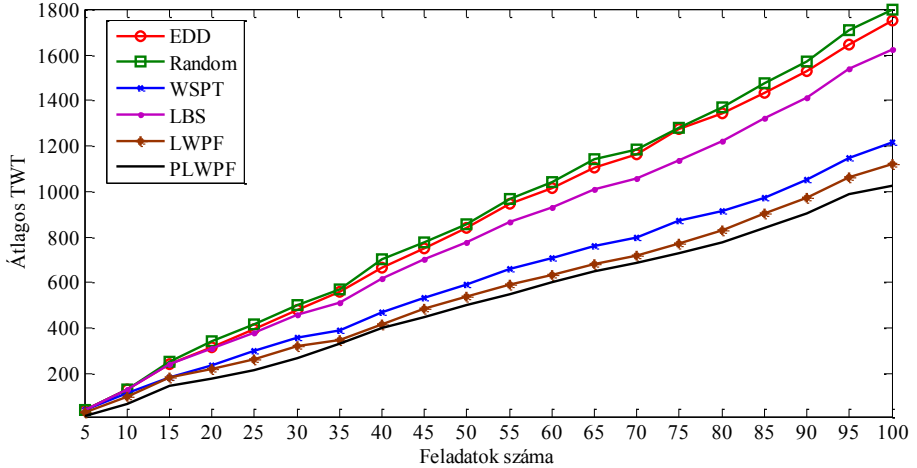
Az egyes ismétlődő iterációk függetlenek, ezért párhuzamosan is futtathatóak. Felhasználva egy létező GPGPU-s implementációt [31] a következő párhuzamosítási lehetőséget javaslom, amely az nVidia Fermi architektúrán alkalmazható [32]:

- A \mathbf{W} mátrix ritkás (5-10%-a nem nulla érték), ez lehetővé teszi nagyméretű \mathbf{W} mátrixszal rendelkező HNN-ek esetén is, hogy a HNN iterációkat egy-egy stream processzor dolgozza fel, mivel a mátrix az osztott memóriában elfér.
- Több párhuzamosan feldolgozott iniciális állapotú, vagy különböző heurisztikus paraméterekkel bíró HNN-t párhuzamosan, különböző stream processzorokon futtatok.

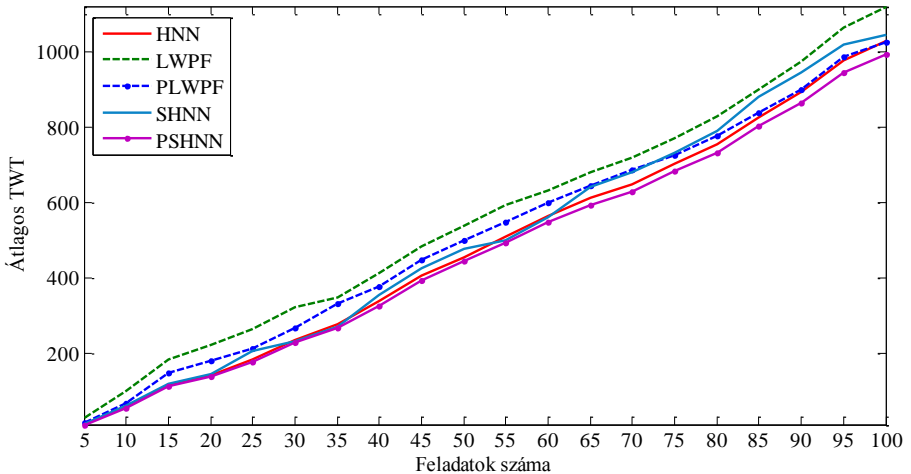
Ennek megfelelően a Fermi sokprocesszoros architektúrán a PSHNN algoritmus futási ideje jelentősen lerövidíthető, és így megfelelő méretű \mathbf{W} mátrix esetén több nagyságrenddel jobb idő alatt kapunk eredményt. A tézis megfogalmazásában szereplő 400%-os sebességnövekedést az nVidia 440GTX chippel lehet elérni az Intel Core i5 rendszerrel szemben. Ez teszi lehetővé, hogy a hagyományos heurisztikáknál nemcsak jobb eredményt kapjunk, hanem azt az eredményt a gyakorlatban is elfogadható időben határozzuk meg [32], [33].

Az 1. téziscsoporthoz tartozó teljesítőkéesség összehasonlítása az ismertetett módszerek esetén

A TWT probléma megoldására kidolgozott eljárások tesztjei jól illusztrálják az általam bemutatott LWPF, PLWPF, HNN, SHNN, PSHNN megoldási módszerek egymáshoz és a szokásos heurisztikus algoritmusokhoz viszonyított eredményét, amelyet az 6. ábra és 7. ábra mutat be.



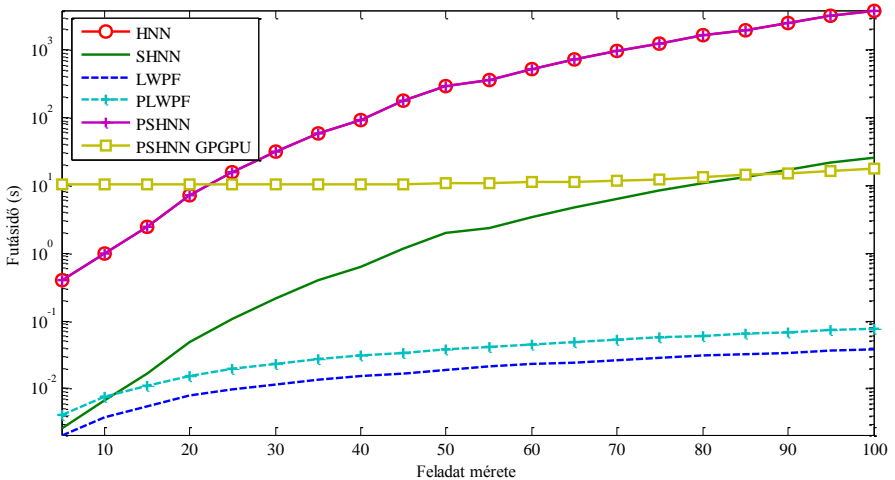
6. ábra A HNN segítségével megoldott kvadratikusan optimalizálási probléma eredménye összevetve más heurisztikus algoritmusok eredményével (az alacsonyabb érték a jobb)



7. ábra A javított heurisztikák eredménye a javított HNN módszer eredményéhez viszonyítva

A legjobb eredményeket a HNN alapú megoldások szolgáltatják, azonban lényegesen hosszabb idő alatt futnak le, mint a szokásos heurisztikák. A párhuzamosított HNN futási ideje jelentősen lerövidíthető, amelyet a következő 8. ábra illusztrál.

Az optimális ütemezés meghatározásához használt módszer párhuzamosítására kidolgoztam egy eljárást, amellyel GPGPU architektúrán futtatható az optimalizálás. A futási eredményeket a következő ábra mutatja be.



8. ábra A párhuzamos HNN módszer felhasználásával létrehozott konfiguráció és a többi módszer futási ideje

Összefoglalva, a fentiek alapján kijelenthető, hogy kényszeres optimalizálási feladatok megoldására sikerült olyan módszereket létrehoznom, amelyek közel optimális megoldást nyújtanak, elfogadható futási idővel.

3.2 Outlier- és esemény detekció

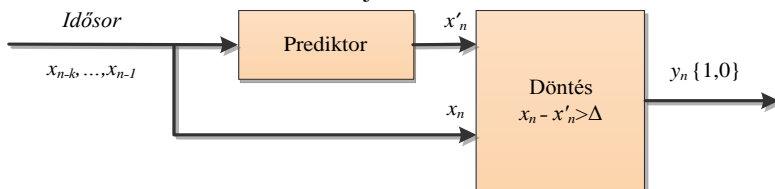
2. Téziscsoport. Olyan algoritmusokat fejlesztettem ki, amelyek az idősorokban előforduló kiugró értékek és események detektálására alkalmasak alacsony tévesztési ráta mellett. A létrehozott séma WSN hálózatokban alkalmazható energiahatékony módszer, amely csökkenti a rádiós kommunikációk számát, és olyan elosztott detekciós rendszert valósít meg, ahol a lokális detekció a node-okon történik.

(A tézisekhez kapcsolódó publikáció: [S3].)

Gyakori alkalmazás a WSN-ek esetén a felügyeleti és monitorozó felhasználás, amikor a vizsgált célterületen bekövetkező eseményeket is detektálni kell. Több olyan esemény detekciós algoritmus létezik, azonban ezek az energiafelhasználás csökkentésére nem fókuszálnak.

Az általam kidolgozott módszernek két építőköve van, amelyek lehetővé teszik, hogy az algoritmus elosztottan a szenzor node-jain működjön, illetve a rádiós csomagküldések számának csökkentésével a hálózat élettartamát jelentősen növelje. Ezeket a komponenseket a következő tézisekben ismertetem. (A képletekben szereplő jelölések, folyamatmodellek és függvények részletesen leírásra kerültek a disszertáció harmadik fejezetében.)

2.1. tézis. Szenzoros idősorokban előforduló kiugró (outlier) értékek detektálására predikció alapú algoritmust alkalmaztam, amely a valós mérési értékek és a korábbi mérésekből becsült érték összehasonlításából hozza meg a döntést. Analtikusan meghatároztam az optimális döntéshez a küszöbparaméter értékét, továbbá részletes szimulációkkal igazoltam a módszer hatékonyságát. A módszer a rendelkezésre álló adatok időbeli korreláltságának kihasználásán alapul, amelynek működését a 9. ábra illusztrálja.



9. ábra Predikciós outlier detekció

Egy idősor következő értékét (x_n) a korábbi értékek felhasználásával ($x_{n-k} \dots x_{n-1}$) megbecsüljük (x'_n), és a becsült értéket a ténylegessel összevetve egy bináris döntést hozunk ($y = 1$, ha $|x_n - x'_n| > \Delta$). A szenzorok által érzékelt idősor és az outlier folyamat modelljét felhasználva meghatározható az optimális döntéshez tartozó Δ küszöbérték, amelyet úgy kell megállapítani, hogy akkor jelezzen outlier értéket, amikor az valóban bekövetkezett, illetve normál értéket jelezzen ellenkező esetben. A

hibák valószínűségének minimalizálásával az optimális döntési paraméterek meghatározhatóak egy kényszeres szélsőérték keresési feladat során:

$$\Delta_{opt} : \min_{\Delta} P\left(\left|\hat{\xi}_k - \eta_k\right| \geq \Delta \mid \alpha_k = 0\right), \quad (2.1)$$

ahol $\hat{\xi}, \eta, \alpha$ a megfigyelt és predikált folyamat, valamint az outlier jelenlétét jelző érték. A minimalizálás feltétel mellett történik:

$$P\left(\left|\hat{\xi}_k - \eta_k\right| < \Delta \mid \alpha_k = 1\right) = \varepsilon, \quad (2.2)$$

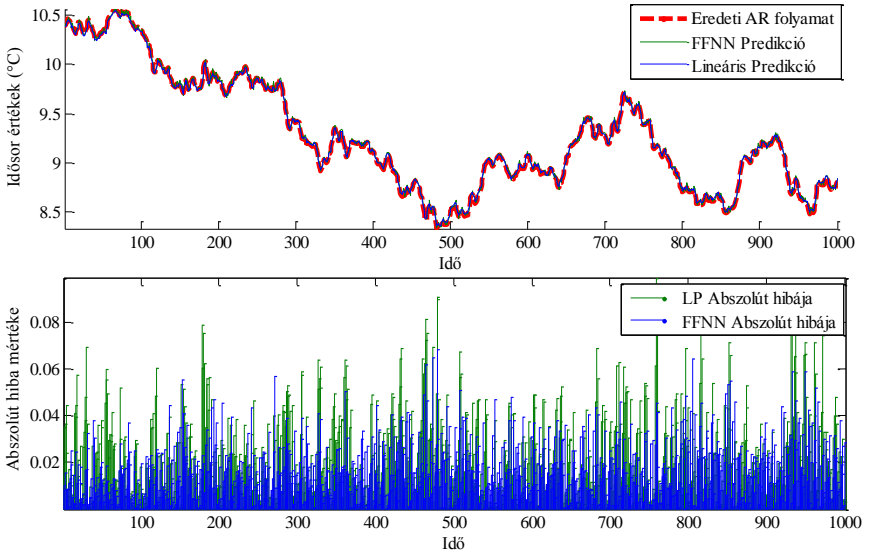
ahol a két valószínűség, behelyettesítve a paramétereket és értékeket:

$$P\left(\left|\hat{\xi}_k - \eta_k\right| < \Delta \mid \alpha_k = 1\right) = \sum_{l=1}^{L-1} \iint_{y,z} \left\{ \Phi\left(\frac{\Delta - y + z}{\sigma}\right) - \Phi\left(\frac{-\Delta - y + z}{\sigma}\right) \right\} f(y)g^{(l)}(z) \mathbf{d}y \mathbf{d}z \binom{L}{l} p^l (1-p)^{L-l} \quad (2.3)$$

és

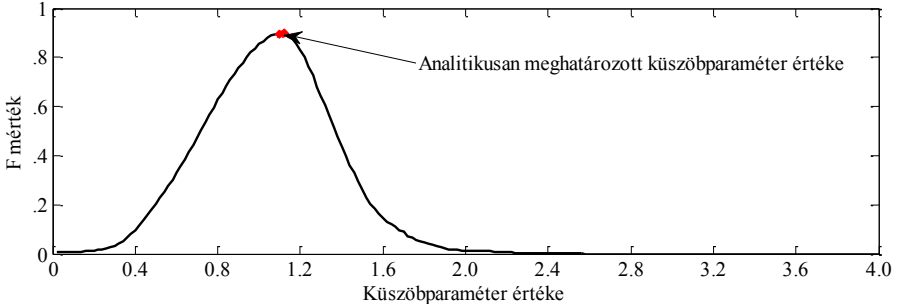
$$P\left(\left|\hat{\xi}_k - \eta_k\right| \geq \Delta \mid \alpha_k = 0\right) = \sum_{l=1}^{L-1} \int_z \left\{ \Phi\left(\frac{-\Delta - z}{\sigma}\right) + \Phi\left(\frac{-\Delta + z}{\sigma}\right) \right\} g^{(l)}(z) \mathbf{d}z \binom{L}{l} p^l (1-p)^{L-l}. \quad (2.4)$$

A kidolgozott módszerben a lineáris prediktort olyan idősor esetén alkalmaztam, amelyet lineáris autoregresszív (AR) folyamat generál. Általánosabb esetben a lineáris prediktor helyett előrecsatolt neurális hálózatot használtam (FFNN).



10. ábra Lineáris és nemlineáris prediktor összehasonlítása

A két módszer detekciós képességeit a 10. ábra foglalja össze. Az összegzett abszolút hiba az FFNN-nél alacsonyabb, ami a generált nemlineáris folyamatnak a következménye. Megfelelő döntési küszöb alkalmazásával az outlier értékek közel 100%-os detekciós rátával megtalálhatóak. Ez a részben elosztott outlier detekciós módszer használható olyan rendszerek esetén, amelyekben kis számítási kapacitással rendelkező mérőegységek kerülnek telepítésre és a lokális hibákat kell kiszűrni. (Például WSN környezetben, vagy Smart Grid hálózatokban az intelligens mérőkben.)



11. ábra Az analitikusan számolt küszöbértékhez tartozó teljesítőképesség a szimulációk során kapott maximumérték

A küszöbparaméter analitikus meghatározásának helyességét szimulációkkal ellenőriztem, amelynek eredményeit a 11. ábra mutatja be.

2.2. tézis. A predikció alapú outlier detekciós módszert felhasználva kidolgoztam egy eljárást, amely vezeték nélküli szenzorhálózatban alacsony tévedési valószínűséggel események detekciójára használható, minimális energiafelhasználás mellett, maximalizálva a hálózat élettartamát. A módszer a számításokat részben elosztottan végzi a hálózat node-jait felhasználva. Megmutattam az optimális klaszterek meghatározásának algoritmusát.

Az outlier detekciós módszerre építve az alábbi elrendezés szerint (12. ábra) hoztam létre az esemény detekciós módszert, amely a node-ok által rögzített mérési értékek közötti térbeli korrelációban rejlő információt használja fel.

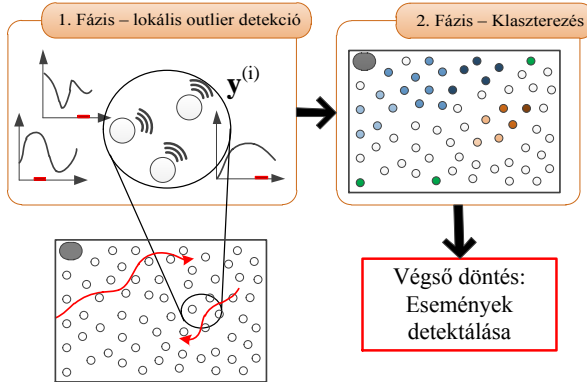
Az első fázisban, a hálózat node-jain végrehajtott outlier detekció kimeneti eredményei a bázisállomáson kerülnek feldolgozásra. A második fázisban történik a lokális döntések összegzése, amelyet klaszterezés alapú eljárással oldottam meg. Ennek segítségével i) kiszűrhetővé válnak a lokális, az egyetlen node-ot érintő mérési hibák, vagy szenzorhibák; és ii) meghatározhatóvá válnak az egy környezetben – szomszédos node-ok által érzékelt – események, az esemény sugarát is figyelembe véve.

A klaszterezés alapú detekció során keressük a helyes döntéshez tartozó optimális klasztert. Ennek meghatározásához a helyes esemény detekció valószínűségét kell maximalizálni:

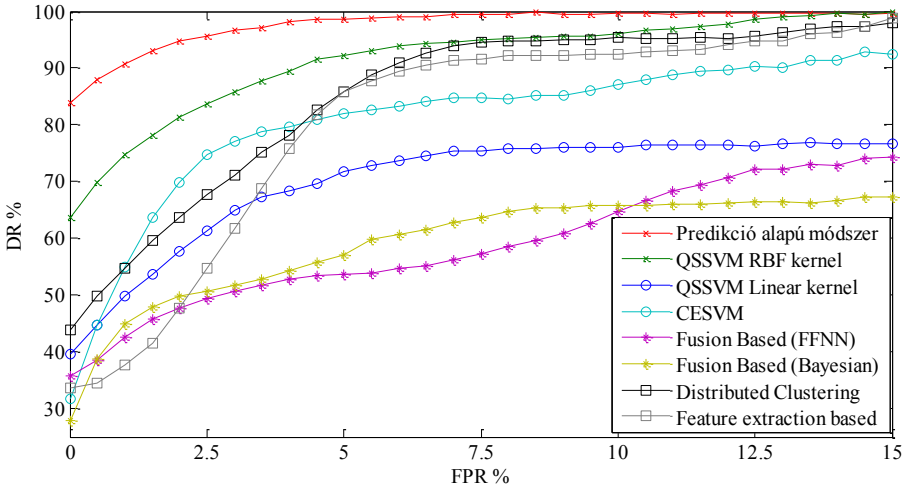
$$\max_{\mathbb{C}} \sum_{y \in \{0,1\}^q} \sum_{i=1}^L y_i P_i, \tag{2.5}$$

(y) ≥ ⌊L/2⌋

ahol az y jelenti az predikciós módszer döntését az L pedig a klaszter mérete. Azaz olyan klaszter kell, amelynek több mint a felében jelentkezik pozitív outlier döntés egy esemény bekövetkeztekor. A maximalizáláshoz szükséges értékeket valós hálózatban generált események segítségével állapíthatjuk meg. Az optimalizációt minden node-ra és minden klaszterre el kell végezni.



12. ábra Esemény detekciós módszer az outlier detekcióra alapozva

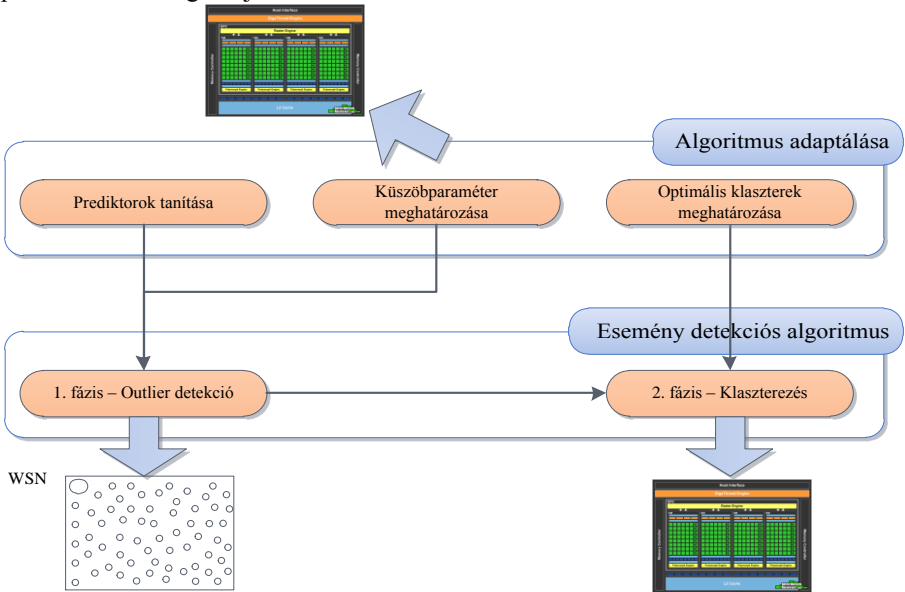


13. ábra Esemény detekciós módszer összehasonlítása és eredményei

A kidolgozott esemény detekciós algoritmus eredményeiről az előző, 13. ábra számol be, feltüntetve a létező [24]-[30] detekciós algoritmusok képességeit a ROC görbék segítségével.

2.3. tézis. Kidolgoztam az esemény detekciós eljárás párhuzamosított változatát. Ez alkalmas a sokprocesszoros (például GPGPU) architektúrákon történő futásra, jelentősen csökkentve az algoritmus futási idejét. A párhuzamosítással elért sebességnövekedés a node-ok számával arányos.

A kidolgozott esemény detekció fázisait a 14. ábra foglalja össze. A detekció első fázisa a predikció alapú outlier detekció, a hálózat node-jain elosztott módon fut. A második fázis a klaszterezés, ahol az egyes node-okhoz tartozó információk kiértékelése történik a BS-en. Az egyes node-ok kiértékelése független folyamat és párhuzamosan végrehajtható.



14. ábra Az algoritmus párhuzamos futtathatóságának összefoglalása. Az outlier detekció az első fázisban elosztottan történik, míg a többi lépés esetén meghatározható egy a GPGPU-n futtatáshoz szükséges párhuzamosítás, amely során az egyes számítási feladatok függetlenül, szimultán végrehajthatók.

A tanulási és adaptációs folyamatnak az alábbi lépései vannak, amelyeket végre lehet hajtani párhuzamosítva:

- *Prediktorok adaptálása*: Minden egyes node-ra ugyanazon lépések segítségével történik a prediktor beállítása, miszerint a node specifikus tanulóhalmaz segítségével az egyes node-ok tanítása párhuzamosan történhet

-
- *Predikció alapú detekció optimális küszöbparaméterének meghatározása:* Az egyes küszöbértékek a node-okra jellemző adatok felhasználásával egymástól függetlenül párhuzamosan kiszámíthatóak.
 - *Optimális klaszterek meghatározása az egyes node-okhoz:* Egy szimulált esemény esetén minden egyes node-hoz meg lehet határozni a hozzátartozó optimális klasztert. A megállapításhoz elégségesek a node-okhoz tartozó bemeneti adatok és a node-ok pozíciójára vonatkozó adatok, mely információk birtokában az optimális klaszterek párhuzamosan kereshetők, amelyre a GPGPU architektúra alkalmas.

Az elosztott eljárás mintájára olyan módszerek dolgozhatók ki, amelyek használhatók például a crowdsourcing alkalmazások során is.

4. A tézisek összefoglalása és az eredmények felhasználási területe

Mindkét téziscsoportban sikerült olyan új módszereket és algoritmusokat kifejleszteni, amelyek

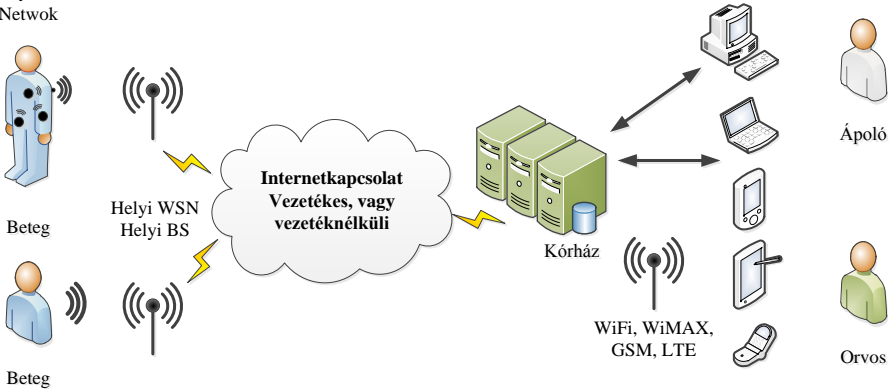
- teljesítőképesség szempontjából meghaladják a már létező módszereket;
- komplexitásukat illetően polinom időben képesek működni;
- sokprocesszoros architektúrára párhuzamosíthatók, ezzel jelentősen csökkentve a futtatási időt;
- új kényszerfeltételek mellett is közel optimális megoldás megtalálására alkalmasak.

A kidolgozott módszerek monitorozó WSN hálózatok hatékony működését segítik. Az előző követelmények teljesítésével az disszertáció kítűzéseit sikerült elérni.

Az eredmények monitoring rendszerekben használhatóak fel, például az következő környezetekben:

Egészségügyi, környezeti monitorozás, amely során a vizsgált területen a környezeti paramétereit monitorozzák adatgyűjtés és/vagy előrejelzés céljából. Számos szenzor létezik, amelyek klíma, geológiai, vagy egyéb környezeti tulajdonságokat képesek érzékelni.

Body Area
Network



15. ábra Intelligens páciens-monitorozás

Ipari berendezések monitorozása, ahol az egyes berendezések állapotát monitorozzák, hasonlóan a környezeti monitorozáshoz.

Területi megfigyelés, amely során az adott területen előforduló jelenségeket monitorozzák, vagy a területen bekövetkező szokatlan eseményeket (például: behatolás) detektálják.

A fenti alkalmazások során a téziseimben leírt eredmények felhasználhatóak, kiváltképpen a területi monitorozás esetében, ahol szükséges:

- az erőforrások megfelelő ütemezése a szenzorhálózat véges kapacitásainak optimális felhasználása érdekében;
- a csomagtovábbítás ütemezése, magas áteresztőképesség és energiahatékony működés érdekében;
- magas detekciós rátájú és energiahatékony esemény detekciós algoritmus, az egyes előforduló szokatlan jelenségek/események/behatólás detektálására.

Az eredményekkel elért teljesítőképességet az alábbi 2. táblázat foglalja össze.

<i>Kutatási terület</i>	<i>Teljesítőképesség és mérőszáma</i>		<i>Az eredmény alkalmazhatósága</i>	
			<i>WSN hálózatokban</i>	<i>más területen</i>
Erőforrás ütemezés, optimális csatorna hozzáférés	Késletetés, ütemezés összköltsége	5 % - 10 %	energiahatékonyt igénylő alkalmazások: riasztás, lokalizáció, monitorozás, kontroll	hívásengedélyezés, processzorütemezés; (például mobil eszközökben, vagy adatfeldolgozás során)
Idősor analízis, adatbányászat	Detekciós arány, energiafogyasztás	10 % -20 %		adatbányászat: adattisztítás, krízis detekció; pénzügyi idősorokon detekció; crowdsourcing alkalmazások során; Smart Grid rendszerekben Smart Meter-ek esetén

2. táblázat A tézisek összefoglalása

A tézisek megoldást nyújtanak más területen is létező problémákra az optimális ütemezés, a pontos outlier detekció, a HNN algoritmus párhuzamosíthatóságának területén.

5. Köszönetnyilvánítás

Köszönöm témavezetőmnek, Dr. Levendovszky János professzor úrnak az elmúlt években nyújtott támogatását, építő kritikáit, amelyekkel a disszertáció színvonalát emelte. Köszönettel tartozom a Doktori Iskola korábbi és jelenlegi vezetőinek, Dr. Roska Tamás és Dr. Szolgay Péter professzor uraknak, akik biztosították munkához szükséges háttérrel. Ezenkívül külön hálával tartozom Nyékyné dr. Gaizler Judit (Pro-)Dékánasszonynak, aki a legkülönfélébb időpontokban fogadott és hasonlóan különféle problémákra segített megoldást találni. A kutatási munka és a publikációk elkészítése közben felbecsülhetetlen segítséget nyújtottak szerzőtársaim, akiknek ezúton köszönöm a közös munkát és türelmet.

Köszönetet mondok dr. Oláh Andrásnak, valamint a WSN kutatócsoport minden tagjának, illetve a Doktori Iskolában velem együtt munkálkodó doktorandusz társaimnak a hasznos tanácsokért, beszélgetésekért és együttérző meghallgatásokért, valamint a felmerült problémák megoldásában adott segítségégekért.

A dolgozat elkészültében jelentős segítséget jelentett a magyar és angol nyelvi lektorálás, amelyet ezúton is köszönök.

Különös hálával tartozom feleségemnek, Gabicának, aki mellettem állt és elviselte a hosszú és fáradt napjaimat is. Végül, de nem utolsósorban hálás vagyok családom és barátaim szeretetéért, folyamatos támogatásáért.

6. Publikációk

Folyóiratokban

- [S1] G. Treplán, **K. Tornai**, J. Levendovszky: “Quadratic Programming for TDMA Scheduling in Wireless Sensor Networks”; *Hindawi Publishing Corporation, International Journal of Distributed Sensor Networks* (Sensor Networks for High-Confidence Cyber-Physical Systems (HCPS)) 2011
- [S2] N. Fogarasi, **K. Tornai**, J. Levendovszky, “A Novel Hopfield Neural Network Approach for Minimizing Total Weighted Tardiness of Jobs Scheduled on Identical Machines”, *Informatica Acta Universitatis Sapientiae*, **4** (1), 2012, pp. 48-66
- [S3] **K. Tornai**, A. Oláh, J. Levendovszky, “Monitoring Algorithm for Intrusion and Danger Detection in Wireless Sensor Networks”, reviewed and resubmitted to *Ad hoc & Wireless Sensor Networks*, Old City Publishing, 2012
- [S4] **K. Tornai**, N. Fogarasi, J. Levendovszky, “Improvements to the Hopfield Neural Network Solution of the Total Weighted Tardiness Scheduling Problem” in *Electrical Engineering and Computer Science*, Periodica Polytechnica, **57** (1), 2013, DOI 10.3311/PPee.2090

Konferenciákon

- [S5] J. Levendovszky, E. László, **K. Tornai**, and G. Treplán, “Optimal pricing based resource management”, *International Conference on Operations Research Munich 2010*, September 2010, pp. 169
- [S6] E. László, **K. Tornai**, G. Treplán, J. Levendovszky, “Novel load balancing scheduling algorithms for Wireless Sensor Networks”, *The Fourth International Conference on Communication Theory, Reliability, and Quality of Service*, CTRQ 2011 April 17-22, 2011
- [S7] J. Levendovszky, A. Oláh, **K. Tornai**, G. Treplán, “Novel load balancing algorithms ensuring uniform packet loss probabilities for WSN”, *2011 IEEE 73rd Vehicular Technology Conference* Budapest, May 15-18, 2011

7. A témához kapcsolódó irodalom

- [1] P. Brucker, *Scheduling Algorithms*, 5th edition, New York: Springer, 2007
- [2] M. Pinedo, *Scheduling – Theory, Algorithms and Systems*, 3rd edition, New York: Springer, 2008
- [3] S. Sahni, “Preemptive scheduling with due dates”, *Operations Research*, **27** (5), 1979, pp. 925–934
- [4] J. Martel, “Preemptive Scheduling with Release Times, Deadlines, and Due Times”, *Journal of the ACM*, **29** (3), 1982, pp. 812–829
- [5] E. L. Lawler, “Preemptive scheduling of precedence–constrained jobs on parallel machines, deterministic and stochastic scheduling”, *Proceedings of the NATO Advanced Study and Research Institute on Theoretical Approaches to Scheduling Problems*, 1981, pp. 101–123
- [6] J. Du, J. Y. T. Leung, “Minimizing total tardiness on one machine is NP–hard”, *Mathematics of Operations Research*, **15** (3), 1990, pp. 483–495
- [7] E. L. Lawler, “A pseudopolynomial algorithm for sequencing jobs to minimize total tardiness”, *Annals of Discrete Mathematics*, **1**, 1977, pp. 331–342
- [8] M. Azizoglu, O. Kirca, “Tardiness minimization on parallel machines”, *International Journal of Production Economy*, **55**, 1998, pp. 163–168

- [9] R. M. V. Rachamadugu, T. E. Morton, "Myopic heuristics for the weighted tardiness problem on identical parallel machines". Technical report, (CMU-RITR-83-17) Carnegie-Melon University, the Robotics Institute, 1983
- [10] D. Biskup, J. Herrman, J. N. D. Gupta, "Scheduling identical parallel machines to minimize total tardiness", *Internationa. Journal of Production Economy*, 115, 2008, pp. 134-142
- [11] W. Ye, J. Heidemann, and D. Estrin, "An energy-efficient MAC protocol for wireless sensor networks", *Proceedings of the 21st Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies (INFOCOM '02)*, New York, NY, USA 2002, pp. 1567-1576
- [12] J. Polastre, J. Hill, and D. Culler, "Versatile low power media access for wireless sensor networks", *Proceedings of the 2nd International Conference on Embedded Networked Sensor Systems (SenSys '04)*, ACM, Baltimore, Md, USA, 2004, pp. 95-107
- [13] M. Buettner, G. V. Yee, E. Anderson, and R. Han, "X-MAC: a short preamble MAC protocol for duty-cycled wireless sensor networks", *Proceedings of the 4th International Conference on Embedded Networked Sensor Systems (SenSys '06)*, ACM, New York, NY, USA, 2006, pp. 307-320
- [14] S. Ramanathan, "A unified framework and algorithm for channel assignment in wireless networks", *Wireless Networks*, 5 (2), 1999, pp. 81-94
- [15] W.-Z. Song, R. Huang, B. Shirazi, and R. LaHusent, "TreeMAC: Localized TDMA MAC protocol for realtime high-data-rate sensor networks", *Proceedings of the 7th Annual IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom '09)*, 2009, pp. 1-10
- [16] S. Cui, R. Madan, A. J. Goldsmith, and S. Lall, "Cross-layer energy and delay optimization in small-scale sensor networks", *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 6 (10), 2007, pp. 3688-3699
- [17] A. G. Ruzzelli, G. O'Hare, M. O'Grady, and R. Jurdak, "Merlin: cross-layer integration of MAC and routing for low duty-cycle sensor networks", *Ad Hoc Networks*, 6 (8), 2007, pp. 1238-1257
- [18] D. M. Hawkins, *Identification of outliers*, Chapman and Hall, 1980
- [19] J. Xi, "Outlier detection algorithms in data mining", *Proceedings of the 2008 Second International Symposium on Intelligent Information Technology Application*, 2008
- [20] Y. Zhang and J. Liu, "An outlier mining algorithm based on probability", *Power Electronics and Intelligent Transportation System (PEITS)*, 2009 2nd International Conference on, 2009, pp. 209-212
- [21] V. Karioti and C. Caroni, *Detecting an outlier in a set of time series*, Chania, 2002
- [22] E. M. Jordaan and G. E. Smits, "Robust Outlier Detection using SVM Regression", *Neural Networks*, IEEE International Joint Conference on, 3, 2004
- [23] M. Bahrepour, N. Meratnia, and P. Havinga, "Sensor fusion-based event detection in wireless sensor networks", *Mobile and Ubiquitous Systems: Networking & Services, MobiQuitous*, 2009. MobiQuitous '09. 6th Annual International, 2009, pp. 1-8
- [24] Y. Zhang, N. Meratnia, P. Havinga, "Adaptive and Online One-Class Support Vector Machine-based Outlier Detection Techniques for Wireless Sensor Networks", 2009 *International Conference on Advanced Information Networking and Applications Workshops*, IEEE, CIS, 2009
- [25] M. Bahrepour, N. Meratnia, P.J. Havinga, "An Online Outlier Detection Technique for Wireless Sensor Networks using Unsupervised Quarter-Sphere Support Vector Machine", *International Conference on Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Processing*, 2008

-
- [26] S. Rajasegarar, C. Leckie, M. Palaniswami, J. C. Bezdek “Quarter Sphere Based Distributed Anomaly Detection in Wireless Sensor Networks”, *ICC 2007 proceedings*, IEEE, 2007
 - [27] M. Bahrepour, N. Meratnia, M. Poel, Z. Taghikhaki, P.J.M. Havinga, “Disaster Management”, 2010 *International Conference on Intelligent Networking and Collaborative Systems*, 2010
 - [28] G. Amato, S. Chessa, C. Gennaro, C. Vairo, “Efficient Detection of Composite Events in Wireless Sensor Networks: Design and Evaluation”, 2011 *Computers and Communications (ISCC)*, IEEE Symposium on, 2011
 - [29] Q. Liang, L. Wang, “Event Detection in Wireless Sensor Networks Using Fuzzy Logic System”, *CIHSPS 2005 – IEEE International Conference on computational Intelligence for Homeland Security and Personal Safety*, 2005
 - [30] N. Dziengel, G. Wittenburg, J. Schiller, “Towards Distributed Event Detection in Wireless Sensor Networks”, *DCOSS '08*, 2008
 - [31] L. Liang, “Parallel implementations of Hopfield neural networks on GPU”, Technical Report, Dépôt Universitaire de Mémoires Apres Soutenance
 - [32] R. Farber, *CUDA Application desing and development*, Morgan Kaufmann 1st edition, 2009
 - [33] D.B. Kirk, W.W. Hwu, *Programming massively parallel processors: A hands-on approach*, Morgan Kaufman, 2010