

Miskolci Egyetem

Műszaki Anyagtudományi Kar

Kerpely Antal Anyagtudományok és Technológiák Doktori Iskola



**MISKOLCI**  
E G Y E T E M

## **Gépi látás és gépi tanulás alkalmazása ipari méretű tüzelési folyamatok ellenőrzésére**

Doktori (PhD) értekezés téziszfüzete

Készítette:

**Garami Attila**

okleveles energetikai mérnök

Tudományos vezető:

**Dr. Lukács Pál**

egyetemi adjunktus

Miskolc

2019.

## 1. Bevezetés, a téma ismertetése és a kutatás célkitűzései

Az utóbbi időben a könnyen hozzáférhető és gazdaságosan kitermelhető hagyományos fosszilis energiahordozó források csökkenése, a nukleáris energiahasznosítással kapcsolatos aggodalmak és a növekvő környezetvédelmi aggályok miatt az alternatív energiaforrások hasznosítása – azon belül a változó összetételű, heterogén tüzelőanyagok vagy tüzelőanyagkeverékek, mint például a biomassa, a kommunális hulladék, a szennyvíziszap energetikai célú felhasználása – globális trenddé vált [1]. Az ilyen tüzelőanyagok hasznosítása azonban a közepes méretű, néhány MW hőteljesítményű, decentralizált biomasszatüzelésben legáltalánosabban elterjedt rostélyos tüzelési technológiáknál számos nehézséggel jár. Ezek közül a legjelentősebbek a heterogén tüzelőanyag felhasználás okozta bonyolult tüzelésszabályozás, a növekvő károsanyag-kibocsátás [2, 3] – azon belül is a füstgázzal elragadott szilárd részecskék emissziójának nagymértékű növekedése [4, 5] –, lerakódások képződése a füstjáratokban és hőcserélő felületeken [6], instabil láng kialakulása a tűztérben és a füstgázokkal érintkező szerkezeti elemek korróziója [6, 7]. E problémák megoldását számos kutatás célozta, azonban az eredmények ellenére sok megoldandó feladat maradt a tüzelést befolyásoló fizikai és kémiai folyamatok tekintetében. Pontos és részletes információk hiányában kevésbé megbízható matematikai modellek és vizsgálatok készíthetők, ezért az elméleti modellek helyett empirikus, modell-alapú, korszerű felügyeleti és szabályozó rendszerek alkalmazása adhat megoldást a problémákra.

Az online felügyeleti és diagnosztikai rendszerek, amelyek többnyire részei a korszerű tüzelőberendezéseknek, elengedhetetlen eszközei a tüzelési folyamatok optimalizálásának. E rendszerek bemeneti jeleit legtöbb esetben hagyományos mérőműszerekkel mért üzemi paraméterek alkotják [8]. Ezzel szemben napjainkban a folyamatirányításban széles körben kutatott új, elsősorban információelméleti és mesterséges intelligencia alapú felügyeleti rendszerek alternatív megoldást nyújtanak a technológia hatékonyságának növelésére, a gyakran nagy beruházási költségű és jelentős karbantartást igénylő hagyományos műszerezéssel szemben. Az ilyen indirekt mérő- és monitorozó rendszerek központi eleme az a matematikai modell, ami a mért érték és a számított változók közötti kapcsolatot írja le [9].

A legtöbb tüzelési folyamatban a tüzelőanyag kémiai átalakulása hőenergiává a lángban megy végbe, ezért az itt megvalósuló folyamatok meghatározók. Emiatt számos felügyeleti módszer közvetlenül a lángból nyerhető információkra összpontosít.

A korszerű digitális eljárások és adatfeldolgozás megjelenésével, a gépi látás és a képfeldolgozás jelentős figyelemre tett szert a tüzeléstechnikában a 90-es évektől [10, 11]. Jelenleg a legígéretesebb technikának a láng látható tartományban történő optikai képképzésén alapuló, valós idejű képfeldolgozás számít. E technikának számos előnye van a hagyományos módszerekkel szemben: hasonlóan az optikai szenzorokhoz a képképzés nem-intruzív – a mérés nem befolyásolja a folyamatot – és a kapott jel rezponzív. Egy kép a szenzor színcsatornáihoz tartozó pixel intenzitások rendezett halmaza, vagyis egy adatmátrix, amely intenzitásuktól függő radiometriai, színüktől függő spektrális és helyüktől függő áramlási információt hordoz [12]. Ezáltal a képek térbeli és időbeli információárama meghaladja a pontszenzorok jelét.

Tanulmányok sora demonstrálta a tüzeléstechnikában használt látásalapú felügyeleti rendszerek alkalmazhatóságát. Több kutatómunka megállapította, hogy a láng megfigyelt geometriai és fényintenzitással összefüggő paraméterei információt hordoznak a tüzelési folyamat hatékonyságáról és minőségéről [13, 14]. Számos korábbi tanulmány igazolta, hogy a tüzelési folyamat számszerűsíthető

[15, 16], előre jelezhető vagy akár irányítható [17, 18] on-line képközpont és gépi tanulást alkalmazó rendszerekkel.

Az utóbbi időben elterjedt az ún. „mély tanulás” (Deep Learning) paradigmán alapuló, mély neurális hálózatokat használó modellezés [19]. Ez a terület az elmúlt években jelentős fejlődésen ment keresztül. Az adatmennyiség folyamatos növekedésével, a nagyteljesítményű, mély neuronháló tanítására optimalizált grafikus processzorok elterjedésének és a tudományterület új eredményeinek köszönhetően ma ez az egyik legdinamikusabban fejlődő tudományág.

A tüzeléstechnika és azon belül a biomasszatüzelés területén számos kutatómunka igazolta a képközpont és a mesterséges neurális hálózatok együttes alkalmazásának sikerességét, azonban egyetlen munka sem terjedt ki a rostélyos biomassza tüzelés vizsgálatára, és az egyéb szilárd tüzelési technológiákat érintő vizsgálatok nagy része is csak laboratóriumi körülmények között valósult meg. Ezért kijelenthető, hogy a kutatás tárgyát képező, ipari körülmények között üzemelő technológián a gépi látás és gépi tanulás alkalmazhatóságának vizsgálata nagy jelentőséggel bír.

Mindezek alapján doktori kutatásom célja egyrészt a modern mesterséges intelligencia, gépi látás és gépi tanulás alkalmazhatóságának vizsgálata volt a decentralizált biomasszatüzelés hatékonyságának javítása és károsanyag-kibocsátásának csökkentése érdekében. A kutatási cél megvalósításához másrészt egy új, költséghatékony és megbízható komplex felügyeleti rendszer alapjainak kifejlesztését végeztem el, amely lehetővé tette a mesterséges intelligencia-alapú mérési és szabályozási elvek alkalmazhatóságának vizsgálatát egy decentralizált technológiákra jellemző méretskálán üzemelő, ipari berendezésen.

A kísérleti tüzelőberendezés egy fűrészüzem számára technológiai hő szakaszosan előállító, 3 MW névleges kimenő hőteljesítményű, léptető rostélyos, biomassza tüzelésű kazán volt. A berendezés tüzelőanyagát a fafeldolgozás során keletkező faapríték képezte. A tüzelőanyag változó minősége kihívást jelentett a kazán tüzelési technológiája és szabályozása tekintetében.

A vizsgálati módszerek gépi látáson, lángképfeldolgozáson és prediktív gépi tanuláson alapulnak. Az alkalmazott modellek bemenetét a mért üzemi paraméterek és valós időben, a látható fénytartományában érzékeny CCD kamerával rögzített lángképfelvételek képezték. A kutatómunka során egy üzemvitel szempontjából reprezentatív, szakaszos és változó hőteljesítményű, 12 órás működés során rögzített adathalmazt használtam fel elemzéseimhez.

A technológia sarkalatos problémáit tanulmányozva megállapítható, hogy a tüzelési folyamatot befolyásoló paraméterek adaptív, vagyis a tüzelőanyag minőség változásának függvényében való szabályozásának megvalósítása és az üzemi paraméter értékek szűk határon belül tartása hatékonyságnövelés és károsanyag-kibocsátás csökkentése céljából kulcsfontosságú kérdés [20, 21].

A gépi látás – azaz a lángképközpont és feldolgozás – üzemi technológián való alkalmazhatóságának kezdeti vizsgálata során arra a megállapításra jutottam, hogy a mozgó reakciózóna helymeghatározásából és nyomon követéséből származó információt felhasználva lehetőség adódik a tüzelőanyag adagolás, a rostélymozgatás és a primer égési levegő adaptív vezérlésére.

Az alkalmazásban rejlő jelentős potenciál ellenére a vonatkozó szakirodalom hasonló feladatot ellátó, képalapú felügyeleti rendszerről eddig még nem számolt be.

Tekintve, hogy a vizsgált tüzelés eljárás nagyfokú nemlinearitással és jelentős válaszdő különbségekkel terhelt, kézenfekvő megoldásnak látszik a fizikai törvényekkel nehezen leírható folyamatok modellezése gépi tanuló algoritmusok alkalmazásával.

A végbemenő összetett folyamatok szabályozásához, olyan szabályozó jel vagy jelek szükségesek, melyek nem késnek jelentősen a hatásokat kiváltó okok időbeli megjelenéséhez képest. Az eddigi kutatások alapján, ez a probléma a tüzelőberendezés üzemi paramétereinek valós idejű előrejelzésével és a mért üzemi paraméterek és a lángképből származó információk együttes felhasználásával oldható meg.

A gépi tanulás alkalmazhatóságának vizsgálata során a kilépő vízhőmérsékletet, mint a szabályozó kör fő vezérlőjelének időbeli előrejelezhetőségét vizsgáltam a jelenleg legsikeresebben és legszélesebb körben alkalmazott mély mesterséges neurális hálózat alapú modell alkalmazásával. A kilépő vízhőmérséklet szabályozása elengedhetetlen, kiváltképp szakaszos üzemű és hagyományosan mért és vezérelt komplex biomassza tüzelési folyamat során, ahol a kilépő vízhőmérséklet széles tartományban fluktuál a célérték körül. Ez a jelenség távfűtő rendszer kiszolgálása esetén sem kívánatos, pontos paramétereket igénylő technológiai célú hőkiadásnál pedig nem engedhető meg. Az előrejelzésnek köszönhetően a tüzelést befolyásoló paraméterek korrigálása elvben lehetséges a nem kívánt üzemállapot kialakulása előtt.

Hasonló célú kutatómunka során Tóth és társai [22] szabályalapú gépi tanulást (artificial immune systems, AIS) alkalmaztak a kilépő vízhőmérséklet szabályozására és a tüzelőanyag adagolás és az égési levegők bevezetésének korrekciójára a füstgáz CO-tartalma alapján. A munkában gépi látást nem alkalmaztak és az alkalmazott modell részleteiről sem kapunk információt, a kutatás inkább a szabályozó kör kialakítására fókuszált.

Bár számos olyan tanulmány található, amely képkalkotást és mesterséges neurális hálózatot (Artificial Neural Network, ANN) alkalmaz ipari tüzelőberendezés felügyeletére vagy egy adott paraméter előrejelzésére, ezt megelőzően hasonló módszert még nem alkalmaztak rostélyos biomassza tüzelésű berendezésen.

A fentiek alapján, valós idejű lángképkalkotás és -feldolgozás, valamint mély mesterséges neurális hálózat alapú modell alkalmazhatóságának feltételeit vizsgáltam ipari, rostélyos, szakaszos üzemű biomassza tüzelési technológián.

A kutatás során a következő kérdésekre kerestem a választ:

- Milyen képkalkotási és feldolgozási módszer alkalmazásával valósítható meg a reakciózóna (intenzív égés) helyének pontos, megbízható meghatározása és nyomon követése a rostélyon?
- Milyen mértékű kapcsolat áll fenn a digitális lángképből származtatott intenzitás és geometria alapú statisztikai mutatók és az egyes üzemi és kibocsátási paraméterek között?
- Lehetővé teszi-e a digitális lángképből nyert információ az üzemállapot gyorsabb érzékelését a hagyományos módszerekhez képest?
- Előrejelezhető-e a tüzelőberendezés üzemmenete valós időben, és ha igen, milyen időtávlatban és pontossággal?
- Hogyan befolyásolja az alkalmazott előrejelző modell paramétereinek változtatása az előrejelzést?

- Az előrejelző modell bemenetét képező egyes paraméterek mennyire fontosak az előrejelzés szempontjából?
- Milyen hatással van a digitális képi információk alkalmazása az előrejelzés pontosságára és időtávlatára?

## 2. Kísérleti és vizsgálati módszerek

A gépi látás és tanulás alkalmazhatóságának vizsgálatához kísérleti berendezésként egy korszerű, ipari körülmények között üzemelő, 3 MW névleges hőteljesítményű, ferde, léptető rostélyos biomassza tüzelésű berendezést alkalmaztam. A 2014-ben üzembe helyezett tüzelőberendezés egy fűrészüzem fűtési és technológiai célú hőenergiáját biztosítja, tüzelőanyaga a fafeldolgozás során keletkező fahulladékok (háncs, kéreg, lehulló darabok). A kazán online mérő- és szabályzórendszerrel szerelt, ezáltal számos üzemi paraméter mérése történt párhuzamosan.

A kutatás eredményeit egy megszakítás nélküli, 12 óra időtartamú mérésorozat alatt rögzített adatok feldolgozásával és elemzésével kaptam.

A képalkotó rendszert a kazán tűzálló falzatában egy gyárilag kialakított kémlelő nyílásba helyeztük el, így a primer tüztér a rostéllyal és a tüzelőanyag adagoló nyílás is a kamera látóterébe esett.

A lángképalkotás nagy hőmérsékletű, ipari pinhole (lyuk) lencsén keresztül CCD szenzoros digitális RGB kamerával történt, amelyeket sűrített levegő hűtött egy cső a csőben típusú saját fejlesztésű hűtőrendszerrel. E kamera típus alkalmazása mellett szólt, hogy a képalkotó technológiák közül a legelterjedtebb módszernek számít és számos eddigi kutatómunkában alkalmazták, mivel költséghatékony és változó ipari körülmények között is megbízható.

A kazán online mérőrendszere mellett egy nagy pontosságú, hordozható füstgázelemzőt is alkalmaztam az emissziós füstgáz paraméterek ( $O_2$ ,  $CO_2$ ,  $CO$ ,  $NO_x$ ) mérésére.

A mérés alkalmával rögzített adatok előfeldolgozását MATLAB programozási környezetben végeztem.

A reakció zóna meghatározásánál az izzó tüzelőanyag és a már kiégett tüzelőanyag érintkezési felületét kerestem. Ennek detektálását ún. Aktív Kontúr Modell (Active Contour Model, ACM) alkalmazásával valósítottam meg szintén MATLAB programozási környezetben. A kutatás során alkalmazott modell, a konkrét alkalmazáshoz szükséges módosításokat leszámítva, hasonló a Kass, Witkin és Terzopoulos úttörőnek tekinthető munkájában leírtakkal [23].

A kilépő vízhőmérséklet valós idejű előrejelzésére mély (több rejtett réteget tartalmazó) mesterséges neurális hálózatot alkalmaztam, amely időben előre meghatározott időközönként folyamatos előrejelzést adott a paraméter értékéről. Az alkalmazott többlépcsős előrejelző modell megvalósítására közvetlen, azaz önálló párhuzamosan működő egységekből álló stratégiát alkalmaztam. Minimalizálva a modell számítási igényét, a megszokottól eltérően a módszer nem idősoros volt, vagyis nem korábbi időpontokhoz tartozó adatsorok képezték a párhuzamos egységek bemeneteit, hanem az aktuális időponthoz tartozó paraméterek értékei. A modell önállóan működő párhuzamos egységeit egymástól függetlenül tanított és értékelt több ún. előrecsatolt (fully connected, feedforward) rejtett réteget tartalmazó neurális hálózat képezte, amelyek kimenetei

előrejelzést adtak a jövő egy adott időpontjára. A hálózat hibrid volt abban az értelemben, hogy a bemenetét lángkép adatredukálásából származó intenzitás és geometria alapú statisztikai mutatók és a fontosabb üzemi paraméterek alkották. A hálózat modellezéséhez és szimulációjához a Keras elnevezésű, Python programozási nyelvű, magasszintű neurális hálózatok alkalmazásprogramozási interfészét használtam.

### 3. Kutatómunka eredményeinek összefoglalása

A gépi látás (lángképalkotás és feldolgozás) alkalmazhatóságának vizsgálata során megállapítottam, hogy a mozgó reakció zónának, azaz az intenzív égés helyének meghatározásából és nyomon követéséből származó információk felhasználhatók a tüzelőanyag adagolás, a rostélymozgatás és a primer égési levegő adaptív – tüzelési feltételek változásának függvényében – vezérlésére. Ezért a lángképeken a mozgó reakció zóna rostéllyal érintkező, vezető határvonalának meghatározását és nyomon követését éldetektáló algoritmussal valósítottam meg.

Vizsgálataim során bizonyítottam, hogy az alkalmazott módszerrel megbízhatóan és pontosan meghatározható és nyomon követhető a reakciózóna helye a rostélyon. Keresztkorrelációs analízissel kimutattam, hogy a reakciózóna rostéllyal érintkező, vezető határvonalának koordinátáiból származtatott statisztikai mutatók és a füstgáz  $O_2$ -,  $CO_2$ -tartalma, a füstgáz porleválasztó után mért hőmérséklete és a kilépő víz hőmérséklet között szoros, a tüztér hőmérséklete esetében érzékelhető, míg a füstgáz  $NO_x$ - és  $CO$ -tartalma esetén laza lineáris kapcsolat állapítható meg.

A feltárt kapcsolatokon túl megállapítottam, hogy az üzemállapotban bekövetkező változásra utaló jel percekkel hamarabb jelenik meg a digitális lángképből nyert információban, mint az azokkal kapcsolatban álló, hagyományos elven mért üzemi paraméterek értékében.

A gépi tanulás alkalmazhatóságának vizsgálata során a nagyfokú nemlinearitással terhelt, komplex tüzelési folyamat és a bemenő paraméterek közötti jelentős válaszidő különbséget mély, előrecsatolt mesterséges neurális hálózatok párhuzamos alkalmazásával modelleztem. A végbemenő folyamat megfelelő kontrollálása érdekében a kilépő víz hőmérsékletet, mint a szabályozó kör fő vezérlőjelének időbeli előrejelzését valósítottam meg. A kilépő víz hőmérséklet értékének „jövőbeli” ismerete a tüzelést befolyásoló paraméterek módosítását teszi lehetővé a nem kívánt üzemállapot kialakulása előtt. A modell bemenő paramétereit a tüzelőberendezés online mérőrendszeréből származó üzemi adatok és a rögzített lángképekből származtatott statisztikai paraméterek képezték.

Az alkalmazott modell képes volt valós időben előrejelzést adni a kilépő víz hőmérséklet várható értékéről „jövőbeli” időpillanatokra egészen 28 perces időtávlatban. A várható értékek az idő előrehaladtával valós időben folyamatosan frissültek. Az előrejelzés validálása megmutatta, hogy a rövid távú előrejelzés hibája (a ténylegesen mért és az előrejelzett értékek különbségéből adódó átlagos négyzetes hiba négyzetgyöke) 1-2 perccel az időben előre minimális volt. Ezt követően a hiba fokozatosan növekedett egészen  $\pm 1^\circ C$ -ig, ami  $\pm 1\%$  relatív hibának felel meg, 28 perccel előre az aktuális időponthoz képest. A lángképalkotás előrejelzés pontosságára gyakorolt hatását vizsgálva megállapítható volt, hogy üzemi paramétereket alkalmazva – a képi információk nélkül – az előrejelzés hibája  $\pm 1,6^\circ C$ -ra, 60%-al emelkedett.

Az előrejelző modell további vizsgálata bebizonyította, hogy a modell párhuzamos hálózatai reprodukálhatóan taníthatók változatlan tanítási iteráció szám mellett. Az előrejelzés hibája a hálózat komplexebbé válásával, azaz a rejtett rétegek számának és a rejtett rétegenkénti neuronok számának növekedésével csökkent. A modell bemeneti paramétereinek érzékenységi vizsgálata megmutatta, hogy rövid távú előrejelzésnél a kilépő vízhőmérséklet aktuális értéke a legfontosabb bemeneti paraméter, míg hosszabb távon számos intenzitás és geometria alapú képi paraméter válik döntővé. A hálózat hasznos kapcsolatokat volt képes megtanulni a kilépő vízhőmérséklet jövőbeli értéke és a működés szakaszossága, valamint a láng viselkedését leíró fizikai alapelvek és üzemeltetési tapasztalatok között.

Összességében megállapítható, hogy a lángképzés és a mély neurális hálózat alapú modell alkalmazása javította a rostélyos biomassza tüzelésű kazán előrejelző felügyeleti rendszer válaszidejét és pontosságát.

A korszerű gépi látás és gépi tanulás rostélyos biomassza tüzelésen való alkalmazhatóságának vizsgálati eredményei rámutattak, hogy az alkalmazott módszerek továbbfejlesztését követően nagyban hozzájárulhatnak a rostélyos tüzelőberendezések jövőbeli hatékonyabb működéséhez mind károsanyag-kibocsátás, mind gazdaságos üzemelés szempontjából.

#### **4. Az értekezés tudományos eredményeinek jelentősége és hasznosításuk lehetőségei**

A kutató munka több szempontból is értékelhető. Egyrészt újdonságtartalma, másrészt aszerint, hogy a nyert eredményeknek milyen hatásai lehetnek a folyamatok mélyebb elméleti összefüggéseinek további feltárására és gyakorlati alkalmazására.

A rostélyos tüzelőberendezések szerkezetének és működtetésének elemzése alapján megállapíthatjuk, hogy a tüzelőanyag-adagolás, a rostélymozgatás és a primer égési levegő adaptív vezérlése lehetővé teszi a tüzelési folyamat hatásfokának növelését és a környezetre káros hatást gyakorló anyagok kibocsátásának csökkentését. Belátható, hogy az alkalmazott módszer, vagyis a reakciózóna helyének detektálása és nyomon követése elősegíti a szilárd tüzelőanyaggal működő rostélyos tüzelőberendezések vezérlő rendszerének és működési mechanizmusának továbbfejlesztését.

A kidolgozott vizsgálati eljárás a kilépő vízhőmérséklet előrejelzésén túl alkalmas lehet egyéb technológiai paraméterek előrejelzésére is. A vizsgálataim bebizonyították, hogy a kilépő vízhőmérséklet előrejelzésének időintervalluma lehetőséget ad szükség esetén a tüzelési technológiába való beavatkozásra. Ezért a jövőben vizsgálandó a kapcsolatot leíró algoritmus alkalmazása szabályozás céljából.

A kutatásban alkalmazott módszer nagy előnye, hogy minimális, az adott technológiának megfelelő módosításokkal adaptálható hasonló rendszerekben. A legnagyobb alkalmazási potenciál a rostélyos hulladékégetők esetében várható, ahol a reakciózóna hasonlóképpen nyomon követhető és változó minőségű szilárd tüzelőanyagot égetnek el. Ilyen típusú tüzelőberendezésekben a gépi látás és

mesterséges intelligencia már említett alkalmazásain túl lehetőség van az úgynevezett „sootblowing” rendszerek optimális vezérlésére is, amelyek a lerakódások időközönkénti eltávolítását végzik.

Mindezek mellett a kidolgozott módszerrel bármilyen kapacitású rostélyos tüzelőberendezés felügyelhető, mivel alkalmazhatósága nem függ a berendezés méretétől, hanem csak annak mechanikai jellemzőitől, és a tűztérben lévő szilárd és gázhalmazállapotú anyagok tüzeléstechnikai és optikai tulajdonságaitól.

A rendszer jelentőségét tovább növeli, hogy a módszerhez kapcsolódó eszköz és adatfeldolgozás költsége aránylag alacsony, különösképpen, ha összehasonlítjuk más létező optikai diagnosztikai módszerekkel, mint például a hangolható diódalézeres abszorpciós spektrometria. A vizuális felügyeleti rendszer becsült kedvező költségét az is mutatja, hogy az összemérhető a hagyományos felügyeleti módszerekével, ahol hőmérséklet és hőáram alapú méréseket végeznek. A módszer utólagos létesítése különösebb nehézséget nem jelent olyan esetekben, ahol korábban már történt megfigyelés digitális kamerával a vizuális adatok kvantitatív módon való feldolgozása nélkül.

Az alkalmazott vizsgálati módszerek és azok eredményei mind a graduális és posztgraduális, mind pedig a doktori képzésben az Energia és Minőségügyi Intézet által oktatott tantárgyakban (Energetikai modellezés, Energiagazdálkodás II., Kazánok, Biomasszatüzelés) közvetlenül hasznosíthatók.



## 5. Új tudományos eredmények, tézisek

Ipari méretű, szakaszos és részterheléses üzemű, léptető rostélyos, faapríték tüzelésű kazán vizsgálata során a következő új, az irodalomban eddig nem közölt tudományos megállapításokra jutottam:

1. A vizsgált berendezésen és az adott üzemi viszonyok között a digitális lángképből nyert információ és mért technológiai paraméterek között számszerűsíthető kapcsolat áll fenn. A Pearson-féle keresztkorrelációs együttható abszolútértéke a reakciózóna rostéllyal érintkező, vezető határvonal koordinátáinak 25. percentilise és:
  - a füstgáz oxigéntartalma között 0,87;
  - a füstgáz szén-dioxid-tartalma között 0,89;
  - a füstgáz hőmérséklete (porleválasztó után mérve) között 0,88;
  - a kilépő víz hőmérséklet között 0,77;

azaz e paraméterek között szoros kapcsolat áll fenn. A tűztér hőmérséklete esetében ugyanez az érték 0,66; vagyis érzékelhető, míg a füstgáz nitrogén-oxid-tartalma (0,27) és a szén-monoxid-tartalma (0,24) esetén laza kapcsolat állapítható meg.

### Tézist alátámasztó megjelent publikáció:

Attila Garami, Pál Tóth, Bernadett Csordás, Árpád Palotás: Reaction zone monitoring in biomass combustion - Control Engineering Practice, 2018, 74: 95-106, ISSN 0967-0661

2. A vizsgált berendezésen és az adott üzemi viszonyok között az üzemállapotban bekövetkező változás az üzemállapottól függően percekben mérhetően (*T2. táblázat*) hamarabb jelenik meg a reakciózóna rostéllyal érintkező, vezető határvonal koordinátáinak 25. percentilise és a lángkép piros színcsatorna átlag intenzitásának értékében, mint a füstgáz oxigéntartalmának ( $O_2$ ), a füstgáz szén-dioxid-tartalmának ( $CO_2$ ), a füstgáz hőmérsékletének ( $T_{füstgáz}$ ), a tűztér hőmérsékletének ( $T_{tűztér}$ ) és a kilépővíz hőmérsékletének ( $T_{ki}$ ) értékében. Ebből következik, hogy a vizsgált – hagyományos szenzorokkal mért – technológiai paraméterekhez képest a digitális lángképből nyert információ az üzemállapot gyorsabb érzékelését teszi lehetővé.

*T2. táblázat. A reakciózóna rostéllyal érintkező, vezető határvonal koordinátákból származtatott 25. percentilis ( $p_{25}$ ), a digitális lángkép piros színcsatorna átlag intenzitása ( $R_{átlag}$ ) és az üzemi és a kibocsátási paraméterek között a válaszidő különbség.*

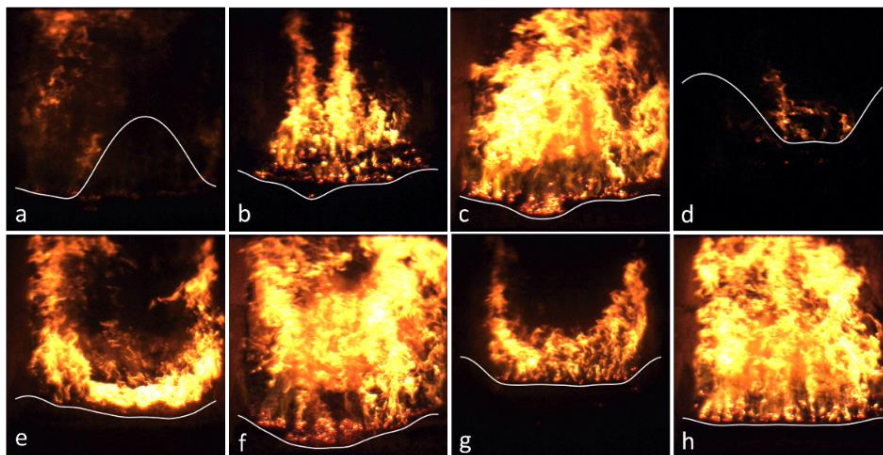
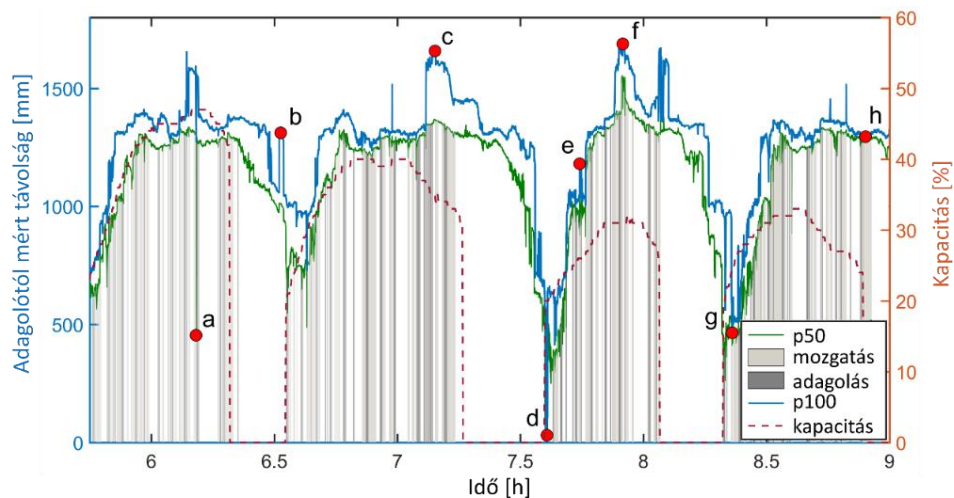
	Válaszidő különbség [min]				
	$O_2$	$CO_2$	$T_{füstgáz}$	$T_{ki}$	$T_{tűztér}$
$p_{25}$	0-5	0-5	5-8	8	20
$R_{átlag}$	0-5	0-5	0-12	0-7	8-20

### Tézist alátámasztó megjelent publikáció:

Attila Garami, Pál Tóth, Bernadett Csordás, Árpád Palotás: Reaction zone monitoring in biomass combustion - Control Engineering Practice, 2018, 74: 95-106, ISSN 0967-0661

3. A vizsgált berendezésen és az adott üzemi viszonyok között a reakciózóna rostéllyal érintkező, vezető határvonalának helyzete – azaz az intenzív égés helye – a digitális lángképeken az általam kifejlesztett aktív kontúr éldetektáló algoritmust alkalmazva meghatározható és nyomon követhető (T3. ábra). Megállapítható, hogy a határvonal helyzetének és alakjának ismerete lehetővé teszi nemkívánatos reakciózóna helyzet és tüzelőanyagágys eloszlás azonosítását.

T3. ábra. A reakciózóna rostéllyal érintkező, vezető határvonal koordinátákból származtatott 100. (p100) és 50. (p50) percentilis változása a bináris tüzelőanyag adagolás és rostély mozgata hatására az idő függvényében: a) rostély mozgata porfelhőképzdéssel; b-c) rostély mozgata izzó tüzelőanyagágysból levált parázssal; d) láng kialvása; e-f) „U” alakú reakciózóna határvonal; g-h) egyenletes reakciózóna határvonal különböző üzemállapotban.



**Tézist alátámasztó megjelent publikáció:**

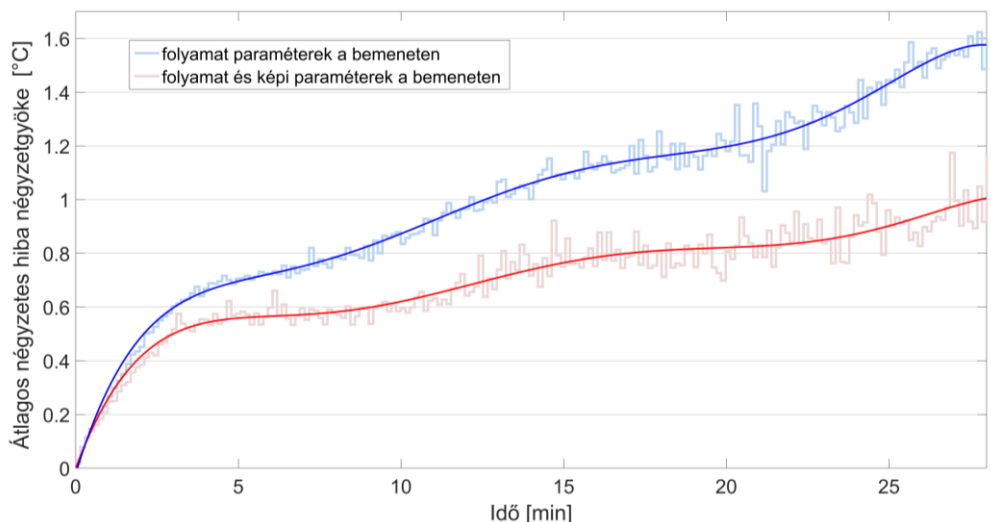
Attila Garami, Pál Tóth, Bernadett Csordás, Árpád Palotás: Reaction zone monitoring in biomass combustion - Control Engineering Practice, 2018, 74: 95-106, ISSN 0967-0661

4. A vizsgált berendezésen és az adott üzemi viszonyok között mély, előrecsatolt mesterséges neurális hálózatok párhuzamos alkalmazásával többlépcsős és közvetlen előrejelzést megvalósítva – ahol a prediktált, kilépő víz hőmérséklet paraméter és további üzemi és digitális lángképből származtatott statisztikai paraméterek (T4. táblázat) aktuális értékei képezik a modell bemenetét – valós időben prognosztizálható a kazán üzemmenete. Vizsgált feltételek mellett a kilépő víz hőmérséklet előrejelzésének a ténylegesen mért és az előrejelzés alapján várható érték különbségéből számítható átlagos négyzetes hiba négyzetgyöke az előrejelzés időtávlatának nagyságával folyamatosan nő, 28 perccel előre az időben az aktuális időponthoz képest  $\sim \pm 1^\circ\text{C}$ , ami – figyelembe véve a kilépő víz hőmérséklet átlagos értékét –  $\pm 1\%$  relatív hibának felel meg a vizsgált rendszerben (T4. ábra). Lángképből származó információk kizárásával mintegy  $\pm 0,6\%$ -kal nő az előrejelzés hibája a 28. percben. Tehát a képi információk növelik az előrejelzés pontosságát és időtávlatát adott hibahatár mellett.

T4. táblázat. Előrejelző modell bemeneti paramétereit.

1.	Kazán kapacitás	Üzemi paraméterek
2.	Kilépő víz hőmérséklet	
3.	Belépő víz hőmérséklet	
4.	Füstgáz oxigéntartalma	
5.	1. primer levegő ventilátor kapacitása	
6.	2. primer levegő ventilátor kapacitása	
7.	Szekunder levegő ventilátor kapacitása	
8.- 11.	Piros pixel intenzitások első négy statisztikai mutatója	Lángkép paraméterek
12.-15.	Zöld pixel intenzitások első négy statisztikai mutatója	
16.-19.	Kék pixel intenzitások első négy statisztikai mutatója	
20.-23.	Gradiens nagyság első négy statisztikai mutatója	
24.-27.	Gradiens irány első négy statisztikai mutatója	

T4. ábra. Az előrejelzés átlagos négyzetes hibáinak négyzetgyöke az idő függvényében hibrid (képi és folyamati paraméterek) és kizárólag folyamati bemeneti paraméterek esetén.



**Tézist alátámasztó megjelent publikáció:**

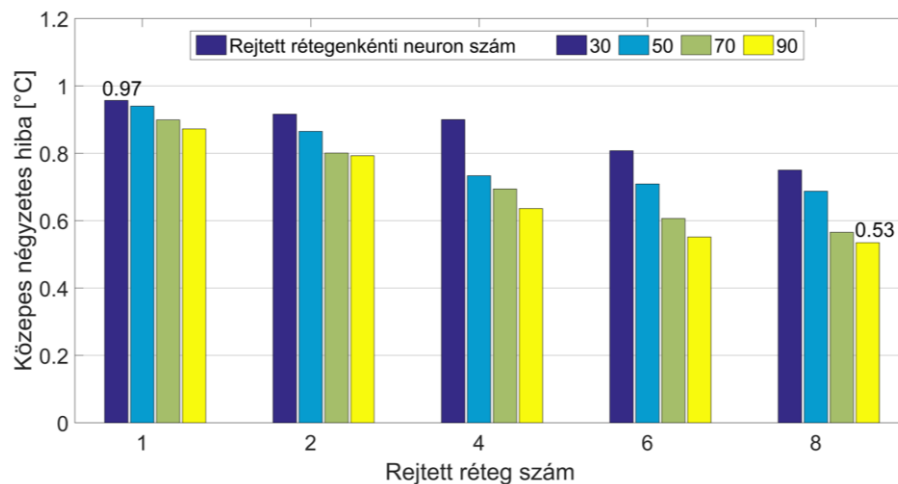
Pál Tóth, Attila Garami, Bernadett Csordás: Image-based deep neural network prediction of the heat output of a step-grate biomass boiler – Applied Energy 200 (2017): 155-169, ISSN 0306-2619

5. A vizsgált berendezésen és az adott üzemi viszonyok között mély, előrecsatolt mesterséges neurális hálózatok párhuzamos alkalmazásával többlépcsés és közvetlen előrejelzést megvalósítva – ahol a prediktált, kilépő vízhőmérséklet paraméter és további üzemi és digitális lángképből származtatott statisztikai paraméterek (T4. táblázat) aktuális értékei képezik a modell bemenetét – az előrejelzés pontossága nő a modell architektúrájának komplexebbé válásával, azaz nagyobb rejtett réteg számú és rejtett rétegenkénti neuron számú párhuzamos mesterséges neurális hálózat alapú előrejelző egységek alkalmazásával. Az előrejelzés 14. percét vizsgálva és a modell párhuzamos egyégeinek rejtett réteg számát 1-8 között, rejtett rétegenkénti neuronszámát 30-90 között növelve, a kilépő vízhőmérséklet előrejelzésének a ténylegesen mért és az előrejelzés alapján várható érték különbségéből számítható átlagos négyzetes hiba négyzetgyöke folyamatosan közel a felére csökken, 0,97 °C-ról 0,53 °C-ra (T5. ábra).

T4. táblázat. Előrejelző modell bemeneti paraméterei.

1.	Kazán kapacitás	Üzemi paraméterek
2.	Kilépő vízhőmérséklet	
3.	Belépő vízhőmérséklet	
4.	Füstgáz oxigéntartalma	
5.	1. primer levegő ventilátor kapacitása	
6.	2. primer levegő ventilátor kapacitása	
7.	Szekunder levegő ventilátor kapacitása	
8.- 11.	Piros pixel intenzitások első négy statisztikai mutatója	Lángkép paraméterek
12.-15.	Zöld pixel intenzitások első négy statisztikai mutatója	
16.-19.	Kék pixel intenzitások első négy statisztikai mutatója	
20.-23.	Gradiens nagyság első négy statisztikai mutatója	
24.-27.	Gradiens irány első négy statisztikai mutatója	

T5. ábra. Előrejelző modell párhuzamos mesterséges neurális hálózat alapú egységei rétegszámának és rétegenkénti neuronszámának hatása az előrejelzés 14. percének hibájára.



**Tézist alátámasztó megjelent publikáció:**

Pál Tóth, Attila Garami, Bernadett Csordás: Image-based deep neural network prediction of the heat output of a step-grate biomass boiler – *Applied Energy* 200 (2017): 155-169, ISSN 0306-2619

## 6. A disszertáció témájához kapcsolódó, írásban megjelent publikációk

### *Nemzetközi folyóiratcikkek:*

1. Pál Tóth, Attila Garami, Bernadett Csordás: Image-based deep neural network prediction of the heat output of a step-grate biomass boiler – Applied Energy 200 (2017): 155-169, ISSN 0306-2619.
2. Attila Garami, Pál Tóth, Bernadett Csordás, Árpád Palotás: Reaction zone monitoring in biomass combustion - Control Engineering Practice, 2018, 74: 95-106, ISSN 0967-0661.
3. Yngve Ögren, Pál Tóth, Attila Garami, Alexey Sepman, Henrik Wiinikka: Development of a vision-based soft sensor for estimating equivalence ratio and major species concentration in entrained flow biomass gasification reactors - Applied Energy 226 (2018): 450-460, ISSN 0306-2619.

### *Hazai folyóiratcikkek:*

4. Csordás Bernadett, Tóth Pál, Garami Attila: Gépi látás és mesterséges intelligencia a megbízható és környezetbarát megújuló energiáért - Energiagazdálkodás, ISSN 0021-0757, 2017. 58. évfolyam 3-4 szám.
5. Attila Garami, Pal Toth: Flame image processing and artificial intelligence as a diagnostic tool for industrial biomass combustion – Materials Science and Engineering 43/1, ISSN 2063-6792, 2018.
6. Garami Attila, Tóth Pál, Szűcs István: Reakciózóna felügyelet rostélyos, biomassza tüzelésnél - Energiagazdálkodás, ISSN 0021-0757, 2018.

### *Nemzetközi konferencia kiadványban publikált cikkek:*

7. Attila Garami, Pal Toth, Kókai Péter: Potential of a machine vision-based combustion monitoring system in optimizing step-grate biomass combustion – 25th European Biomass Conference and Exhibition (EUBCE); 2017. június 12-15. ISBN: 978-88-89407-17-2.
8. Yngve Ögren, Pal Toth, Attila Garami, Alexey Sepman, Henrik Wiinikka: Development of a camera based system for detection equivalence ratio in flames relevant for entrained flow gasification - Nordic Flame Days 2017; 2017. október 10.
9. Attila Garami, Árpád Palotás, Pál Tóth: Development of a vision-based monitoring system for optimizing industrial scale moving step grate biomass combustion – 9th European Combustion Meeting 2019; 2019. április 14-17.

## 7. A tézisfüzet irodalomjegyzéke

- [1] J. Ballester and T. Garcá-Armingol, "Diagnostic techniques for the monitoring and control of practical flames," *Progress in Energy and Combustion Science*, vol. 36, no. 4, pp. 375–411, 2010.
- [2] P. Glarborg, A. Jensen, and J. E. Johnsson, "Fuel nitrogen conversion in solid fuel fired systems," *Progress in energy and combustion science*, vol. 29, no. 2, pp. 89–113, 2003.
- [3] S. Hill and L. D. Smoot, "Modeling of nitrogen oxides formation and destruction in combustion systems," *Progress in energy and combustion science*, vol. 26, no. 4-6, pp. 417–458, 2000.
- [4] J. Pagels, M. Strand, J. Rissler, A. Szpila, A. Gudmundsson, M. Bohgard, L. Lillieblad, M. Sanati, and E. Swietlicki, "Characteristics of aerosol particles formed during grate combustion of moist forest residue," *Journal of Aerosol Science*, vol. 34, no. 8, pp. 1043–1059, 2003.
- [5] M. Jöller, T. Brunner, and I. Obernberger, "Modeling of aerosol formation during biomass combustion for various furnace and boiler types," *Fuel Processing Technology*, vol. 88, no. 11, pp. 1136–1147, 2007.
- [6] H. P. Michelsen, F. Frandsen, K. Dam-Johansen, and O. H. Larsen, "Deposition and high temperature corrosion in a 10 mw straw fired boiler," *Fuel processing technology*, vol. 54, no. 1-3, pp. 95–108, 1998.
- [7] J. Vos, "Biomass energy for heating and hot water supply in belarus," *Contract Report (BYE/03/G31)*, BTG, 2006.
- [8] J. Ballester and T. Garcá-Armingol, "Diagnostic techniques for the monitoring and control of practical flames," *Progress in Energy and Combustion Science*, vol. 36, no. 4, pp. 375–411, 2010.
- [9] T. Kulcsár, "Adatbányászati és gépi tanulási algoritmusok szoftver szenzorok fejlesztésére= data mining and machine learning algorithms for soft sensor development," Ph.D. dissertation, Pannon Egyetem, 2017.
- [10] N. Kurihara, M. Nishikawa, A. Watanabe, Y. Satoh, K. Ohtsuka, H. Miyagaki, T. Higashi, and T. Masai, "A combustion diagnosis method for pulverized coal boilers using flame-image recognition technology," *IEEE Transactions on Energy Conversion*, no. 2, pp. 99–103, 1986.
- [11] M. G. Allen, C. Butler, S. Johnson, E. Lo, and F. Russo, "An imaging neural network combustion control system for utility boiler applications," *Combustion and Flame*, vol. 94, no. 1, pp. 205–214, 1993.
- [12] A. González-Cencerrado, B. Peña, and A. Gil, "Coal flame characterization by means of digital image processing in a semi-industrial scale pf swirl burner," *Applied energy*, vol. 94, pp. 375–384, 2012.
- [13] G. Lu, G. Gilabert, and Y. Yan, "Vision based monitoring and characterisation of combustion flames," in *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 15, no. 1. IOP Publishing, 2005, p. 194.
- [14] J. S. Marques and P. M. Jorge, "Visual inspection of a combustion process in a thermoelectric plant," *Signal processing*, vol. 80, no. 8, pp. 1577–1589, 2000.

- [15] L. Bertucco, A. Fichera, G. Nunnari, and A. Pagano, "A cellular neural networks approach to flame image analysis for combustion monitoring," in *Cellular Neural Networks and Their Applications, 2000.(CNNA 2000). Proceedings of the 2000 6<sup>th</sup> IEEE International Workshop on*. IEEE, 2000, pp. 455–459.
- [16] H. Zhou, Q. Tang, L. Yang, Y. Yan, G. Lu, and K. Cen, "Support vector machine based online coal identification through advanced flame monitoring," *Fuel*, vol. 117, pp. 944–951, 2014.
- [17] J. Chen, Y.-H. Chang, and Y.-C. Cheng, "Performance design of image-oxygen based cascade control loops for boiler combustion processes," *Industrial & Engineering Chemistry Research*, vol. 52, no. 6, pp. 2368–2378, 2013.
- [18] J. Chen, Y.-H. Chang, Y.-C. Cheng, and C.-K. Hsu, "Design of image-based control loops for industrial combustion processes," *Applied Energy*, vol. 94, pp. 13–21, 2012.
- [19] I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, "Deep learning," 2015, 2016.
- [20] C. Yin, L. A. Rosendahl, and S. K. Kårl, "Grate-firing of biomass for heat and power production," *Progress in Energy and Combustion Science*, vol. 34, no. 6, pp. 725 – 754, 2008.
- [21] M. Ruusunen, "Real-time moisture content monitoring of solid biomass in grate combustion," *IFAC Proceedings Volumes*, vol. 41, no. 2, pp. 10652–10656, 2008.
- [22] M. Tóthová and J. Dubják, "Using computational intelligence in biomass combustion control in medium-scale boilers," in *Applied Machine Intelligence and Informatics (SAMII), 2016 IEEE 14th International Symposium on*. IEEE, 2016, pp. 81–85.
- [23] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes: Active contour models," *International journal of computer vision*, vol. 1, no. 4, pp. 321–331, 1988.