

Doktori tézisek

Számítási intelligencia alkalmazási lehetőségei ipar 4.0 környezetben

Írta:

Szűcs Balázs

Témavezető:

DR. BALLAGI ÁRON

Tanszékvezető egyetemi docens

Széchenyi István Egyetem, Automatizálási és Mechatronikai Tanszék



Infrastrukturális Rendszerek Modellezése és Fejlesztése
Multidiszciplináris Műszaki Tudományi Doktori Iskola

Győr
2023

Tartalomjegyzék

1. Motiváció.....	3
2. A kutatás során alkalmazott módszerek	3
3. Adatintegrációs keretrendszer	4
4. Gyártási anomálfelismerés gépi tanulási módszerekkel	7
5. Folyamatfelügyelet LTSM és autoencoder hálózatokkal	9
6. Nemdeterminisztikus zavarok eliminálása ipari képfeldolgozó alkalmazásokban	10
7. Karbantartási hatékonyság növelése természetes nyelvfeldolgozással	12
8. Új tudományos eredmények összefoglalása	13
I. Tézis	14
II. Tézis	14
III. Tézis	14
IV. Tézis	15
V. Tézis	15
9. Konklúzió, jövőbeni tervek	16
10. Hivatkozások	17
11. Saját publikációk	17

1. Motiváció

Kutatási témám a számítási intelligencia ipari alkalmazási lehetőségei ipar 4.0 környezetben [1]. A számítási kapacitások és az adatok, adatforrások növekedésével a mesterséges intelligencia módszerek egyre nagyobb hangsúlyt kapnak a mindennapi életünkben. A különböző szórakoztatóipari felhasználások, ajánló rendszerek, intelligens asszisztensek, önvezető járművek és intelligens robotok, valamint a szociális média profilalkotási eljárásai és célzott hirdetései is különféle MI módszereket alkalmaznak. Munkám célja ezen mesterséges intelligencia módszerek gyakorlati ipari felhasználási eseteinek felkutatása és alkalmazása.

A XXI. század elején végbement negyedik ipari forradalomnak, azaz az Ipar 4.0-nak köszönhetően robbanásszerű növekedésnek indult az ipari automatizálásban a különböző intelligens szenzorok, kommunikációs megoldások és a dolgok internetének alkalmazása, valamint az automatizálási komponensek hálózatba kapcsolása [2]. Az említett folyamatnak és alkalmazott új technológiáknak hála rengeteg adat áll rendelkezésünkre az ipari folyamatokról, paramétereikről és berendezések állapotáról.

A rendelkezésre álló adatokkal olyan intelligens modellek hozhatóak létre, melyek segítségével a berendezések meghibásodása előre jelezhető, a folyamatfelügyeleti- és minőségbiztosítási rendszerek hatásfoka javítható, ezáltal a berendezések rendelkezésre állása, valamint a gyártási minőség színvonala növelhető. A minőség és a rendelkezésre állás növelésével a gyártási, karbantartási és selejt költségek csökkenthetőek és jelentős megtakarítások érhetőek el a szériagyártásban.

Munkám célja tehát olyan mesterséges intelligencia módszerek [3] felkutatása, kidolgozása és bevezetése a gyártásba, melyekkel jelentős megtakarítások érhetőek el. A költségek csökkentésével és a berendezések, folyamatok hatásfokának növelésével nem csak anyagi megtakarítás és magasabb profit realizálható, hanem szervesen hozzájárulnak a termelő vállalatok fenntartható működéséhez.

Kutatásom során megtapasztaltam az ipari adatgyűjtés nehézségeit, és ezek leküzdésére adatgyűjtési eljárást dolgoztam ki, valamint különböző mesterséges intelligencia módszereket felhasználva olyan modelleket hoztam létre, melyek segítségével a karbantartási költségek és a selejtek aránya csökkenthető, valamint a gyártott termékek minősége növelhető a gyakorlatban.

2. A kutatás során alkalmazott módszerek

Kutatásom irodalomkutatással kezdtem, melynek során feldolgoztam az ipar 4.0-val, a gépi tanulással [3] és különböző mesterséges intelligencia módszerekkel foglalkozó nemzetközi szakirodalmat és folyóiratcikkeket. Az irodalomkutatás során összefoglaltam a kutatási témámban releváns eljárásokat, módszereket és információkat, melyek alapján azonosítottam a potenciális felhasználási lehetőségeket és kiválasztottam a munkám során felhasznált modelleket.

A következő lépésben adatgyűjtést végeztem a kiválasztott modellek tanításához és az alkalmazási esetek kiértékeléséhez és érvényesítéséhez. Az adatok az AUDI HUNGARIA Zrt. termelési folyamataiból gyűjtöttem. Az adatgyűjtés során szembesültem az életkorban és technológiában heterogén géppark okozta nehézségekkel, ezért egy standardizált adatgyűjtési eljárást és

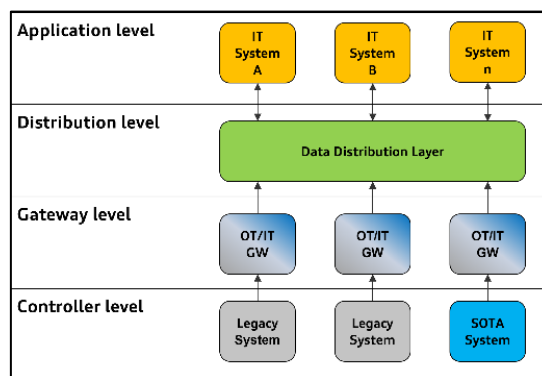
szabályrendszert dolgoztam ki a kihívások leküzdésére. A problémák ismertetése után bemutatom a kidolgozott adatgyűjtési keretrendszert.

A gyűjtött adatok előkészítéséhez, feldolgozásához, valamint a modellek elkészítéséhez Python nyelvet, a scikit gépi tanulási csomagot, valamint a Google által fejlesztett TensorFlow keretrendszert használtam.

A munkám végén bemutatom az általam létrehozott modellek gyakorlati alkalmazásait, majd összegzem az eredményeket. Dolgozatomat egy kitekintéssel zárom, melyben vázolom a további potenciális kutatásokat, fejlesztési irányokat.

3. Adatintegrációs keretrendszer

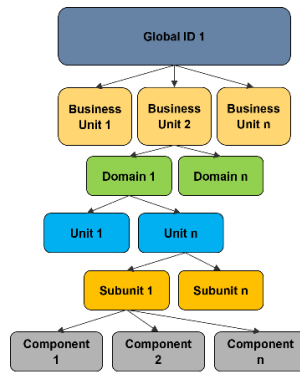
A disszertáció 10. fejezetében bemutattam az általam kidolgozott adatintegrációs keretrendszert [S1], mely a heterogén ipari környezetben tapasztalt gyakorlati adatgyűjtési- és elosztás problémákra nyújt megoldást. Az adatintegrációs keretrendszer olyan architektúráis összetevők (1.ábra) és szabályok összessége, amelyek megoldást javasolnak az adatok gyűjtésére, azonosítására és terjesztésére ipari környezetben. A keretrendszer segítségével a különböző életkorú és képességű forrásrendszerekből az adatok egységesített formában gyűjthetők és továbbíthatók. A szabványosított névkonvenció segítségével a forrásrendszerek elnevezése standardizálható és az adatok egyértelműen beazonosíthatóvá válnak. Az adatintegrációs réteg bevezetésével elkerülhető az újabb pont-pont interfészek bevezetése, ezáltal a hálózati architektúra egyszerűsíthető, valamint a már az adatintegrációs rétegen közzétett adatokat felhasználni kívánó újabb felhasználási esetek bekötése egyszerűbbé vált.



1. ábra: Az adatintegrációs keretrendszer architektúráis szintjei [S1]

A bemutatott adatgyűjtő keretrendszert az OT/IT rendszerekből történő adatgyűjtésre és az interfész dzsungel megelőzésére szolgál, ami egyszerűsíti a vállalati hálózat architektúráját és az új adatfeldolgozási felhasználási eseteket gyors integrálását teszi lehetővé. A keretrendszer lehetővé teszi olyan régebbi OT és informatikai rendszerekből származó adatok gyűjtését, amelyek nem képesek a legkorszerűbb kommunikációs protokollokat használni, illetve nem teljesítik az adatkezelési követelményeket.

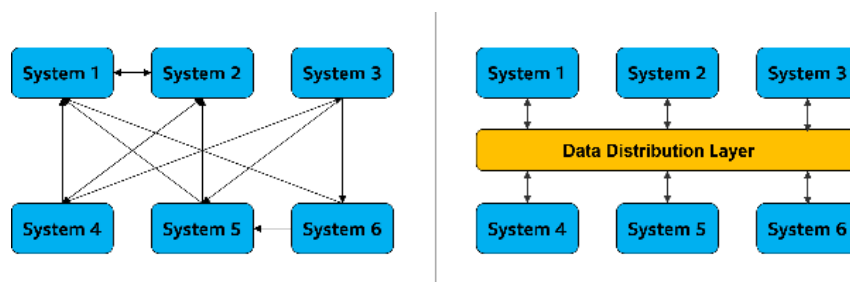
A javasolt elemekkel, így a szabványosított elnevezési konvencióval (2.ábra), az adatgyűjtő ügynök és az adatelosztó réteg használatával egyszerűsíthető a kapcsolódó adatok összekapcsolása, és kiküszöbölhető a rosszul menedzselte rendszerből és a változáskezelés hiányából adódó nehézségek. A szabványos elnevezési konvenció a vagyonnevelés részeként is használható.



2. ábra: A szabványosított elnevezési konvenció fastruktúrája [S1]

Az adatelosztási réteg bevezetésével elkerülhetők a pont-pont interfészek (3. ábra), így a hálózatkezelés és üzemeltetés is egyszerűbbé válik. Az adatelosztási réteg az adathozzáférési szabályzatok, a felhasználókezelés és a naplózás révén átláthatóságot és nyomon követhetőséget is biztosít. Konkrét felhasználók vagy kliensek csak azokhoz a témákhoz férhetnek hozzá, amelyek a bróker hozzáférés-vezérlési listájában engedélyezettek, írási és olvasási jogosultságok is beállíthatók, valamint a kliens csatlakozási kísérletei is naplózásra kerülnek. Ezek a funkciók lehetővé teszik az IT biztonsági szabályoknak való megfelelést is.

A keretrendszer lehetővé teszi a régebbi rendszerekből történő adatgyűjtést, így heterogén rendszerekből szabványosított módon gyűjthetők az üzemi és folyamatadatok. A szabványos üzenetstruktúra megkönnyíti az adatkezelést és -tárolást, az újonnan csatlakozó klienseknek csak a szabványos elnevezési konvenció és üzenetstruktúra követelményeinek kell megfelelniük ahhoz, hogy adatokat küldjenek a brókernek. Ez a funkció lehetővé teszi az adattárolást az adatforrások további testreszabása nélkül. A szabványos üzenetstruktúra meghatározza az adatok témáját is. Ez a tulajdonság lehetővé teszi, hogy az ügyfelek csak arra a témakörre iratkozzanak fel, amire valóban szüksége van. Ez a funkció kiküszöböli az adattókra való igényt is, minden használati esetben csak azt az adatot kell összegyűjtenie, amire valóban szüksége van.

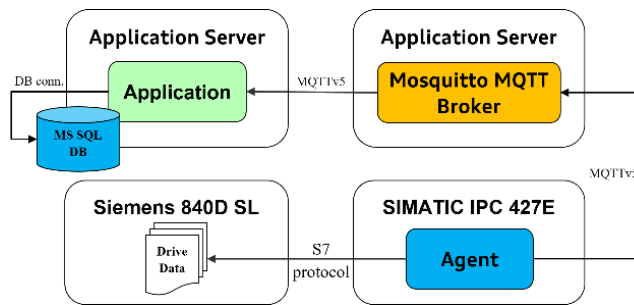


3. ábra: Hagyományos interfészek (balra) és interfész az adatelosztási réteggel (jobbra) [S1]

Abban az esetben, ha új felhasználási esetnek szüksége van az üzenetközvetítőn elérhető adatokhoz, új felhasználót kell létrehozni a közvetítőn, és az új ügyfél által igényelt témában adott hozzáférési jogosultság után feliratkozhat a témára. és megkezdheti az adatgyűjtést a brókertől. Ez a funkció lehetővé teszi az új adatfeldolgozási felhasználási esetek, például gépi tanulási modellek, mesterséges intelligencia (AI) alapú adatfeldolgozók és prediktív rendszerek gyors bekapcsolását.

Az adatintegrációs keretrendszer jó kiindulási alapot biztosít az ipari mesterséges intelligens alkalmazásokhoz a folyamat- és gépadatok adatgyűjtésének, kezelésének és elosztásának leegyszerűsítésével, az új adatgyűjtések pedig könnyen bevezethetők az adatelosztási rétegbe.

Az elméleti alapokon túl bemutattam, hogyan használható az általam kidolgozott metodika NC adatok gyűjtésére Siemens 840D SL vezérlések esetén [S2] (4. ábra), valamint az adatgyűjtés kiterjeszttem egy 36 megmunkáló berendezésből álló gyártósorra, ahol termelési és diagnosztikai adatok gyűjtünk (10. ábra) [S1].



4. ábra: Az adatintegrációs keretrendszer gyakorlati megvalósításának architektúrája [S1]

1. táblázat: A gyűjtött termelési adatok témaköre, átlagos napi száma és mérete [S1]

<i>Témakör (Topic)</i>	<i>Napi átlagos üzenetszám (db)</i>	<i>Átlagos üzenet méret (Byte)</i>
MqttState	2	128
PartMovement	10010	234
Energy	42657	147
MachineState	15504	131
MachineInfo	10010	240
Messages	37053	93
Operator	2	188
Override	251	130

Az adatintegrációs keretrendszerrel gyűjtött adatokat felhasználva modelleket készítettem, melyeken keresztül a mesterséges intelligencia ipari alkalmazásainak kihívásait, a modellalkotással kapcsolatos kérdéseket és nehézségeket, valamint annak multidiszciplináris jellegére vonatkozó kihívásokat a disszertációm 10.1.6-os fejezetében mutattam be [S3]. Ismertettem az ipari folyamatok, a termék és gyártástechnológia, a hálózati architektúra és az IT rendszerek ismeretének és a *domain knowledge* fontosságát. Azonosítottam a mesterséges intelligencia sikeres ipari alkalmazásához szükséges résztvevőket és stakeholder-eket, valamint javaslatot tettem a gyakorlati alkalmazások elkészítésének egy lehetséges munkamenetére.

Az MI sikeres ipari alkalmazásának munkamenete a következő [S3]:

1. **A probléma megfogalmazása technológiai megközelítéssel, domain knowledge segítségével.** Stakeholder-ek: konstruktőr, a folyamat-, automatizálási és minőségbiztosítási mérnökök.

2. **Forrásrendszerek és adatformátumok azonosítása, adattérképek létrehozása.** Stakeholder-ek: automatizálási és IT mérnökökkel, alkalmazásgazdák.

3. **Modellkészítés, tanítás, értékelés.** Stakeholder-ek: adattudós, termék-, folyamat- és automatizálási mérnökök.

4. **A modell üzembe helyezése és üzemeltetése a termelésben.** Stakeholder-ek: termék-, folyamat-, automatizálási és minőségbiztosítási mérnökök, folyamat és alkalmazásgazdák.

4. Gyártási anomáliafelismerés gépi tanulási módszerekkel

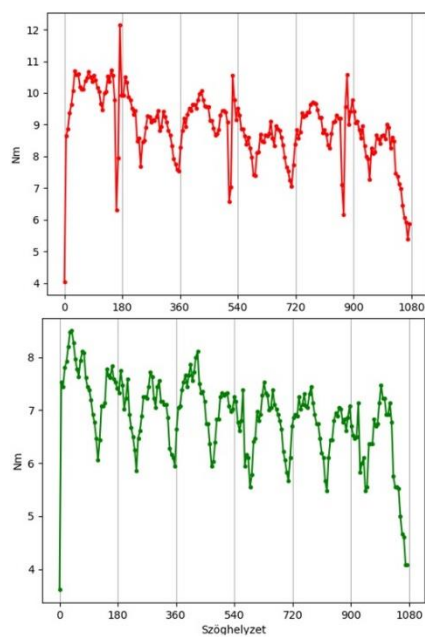
A disszertációm 11.1.1 fejezetében bemutattam a gépi tanulási algoritmusok alkalmazási lehetőségeit anomáliafelismerésre. A kutatáshoz egy motorszereldei automata állomás a főtengely átforgatási nyomatékának (5. ábra) méréseit használtam fel és a cél az átforgatási nyomaték mérések és csapágykarral járó motorhibák közötti összefüggések feltárása volt. A kutatásban csak a jónak értékelt mérési eredményeket használtam fel.

Az adatok gépi tanúlással történő elemzéséhez az elsődleges feladat az adatok szelektálása és rendezése volt. Ezután az adatokat normalizáltam és a dimenziócsökkenttem, melyek következtében a mesterséges intelligencia algoritmusok teljesítménye és pontossága javítható, tanítási sebessége gyorsítható. A 200 dimenziós bemeneti vektorokat egyenként egységnyi normájúvá skáláztam a scikit-learn és az L2-norma segítségével.

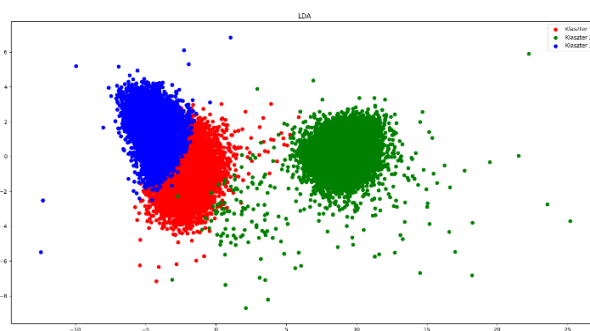
Az adatok dimenziójának csökkentésére a PCA [4] és LDA [5] algoritmusokat használtam. Az adatok 2D ábrázolásánál az LDA jobban teljesít, mivel jobban diszkriminálja az adatokban rejlő egyes csoportokat. A K-átlag++ [6] és a DBSCAN [7] klaszterezési eljárásnál is az LDA által dimenziócsökkentett adatokat használtam fel.

Az adatok szűrése és előfeldolgozása után a mintát a két különböző klaszterező eljárással (6-7. ábra) vizsgálva meghatároztam a mintában fellelhető, az adott motortípuson belüli különböző csoportok számát. Megállapítottam, hogy a csoportjaiktól távol eső, szélsőséges egyedek (7. ábra, fekete pontok) mérési görbéi eltérést mutatnak az átlagostól (5. ábra, piros görbe). Az feltűnő egyedeket azonosítottam és a nyomatékgörbéket a reklamációs és utómunka jegyzőkönyvekkel, valamint egyéb mérésekkel összehasonlítva megállapítottam, hogy az esetek nagy részében a főtengely axiális irányú játékanak mérése nem lett megfelelő, illetve a motorok utómunkája során a főtengely, vagy a hajtókarcsapágyakban idegen anyagot találtak.

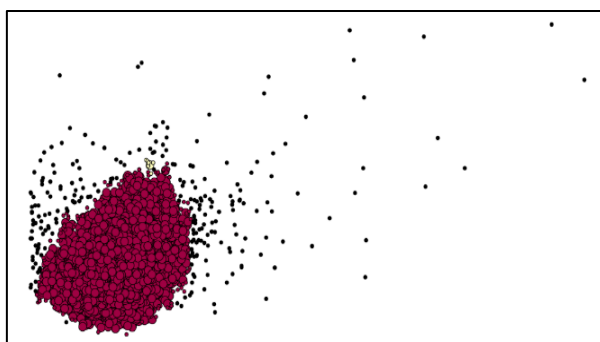
A 8.2 fejezetben bemutatott munkamenet és gépi tanulási algoritmusok segítségével az ipari gyártási folyamatokban az anomáliák és nem ismert összefüggések feltárhatók [S4], ezáltal célzott intézkedések hozhatók a minőség javítására és a selejtes termékek számának csökkentésére. A bemutatott munkamenet a megfelelő *domain knowledge* segítségével egyéb mért, szerelési és megmunkálási folyamatra is kiterjeszhető.



5. ábra: Egy feltűnő (felső, piros) és egy átlagos (alsó, zöld) nyomatékgörbe összehasonlítása [S4]



6. ábra: Az 2D LDA és K-átlag++ csoportosítás eredménye [S4]



7. ábra: A 2D adatokra alkalmazott DBSCAN eredménye, az átlagos minták pirossal, a feltűnő minták feketével ábrázolva [S4]

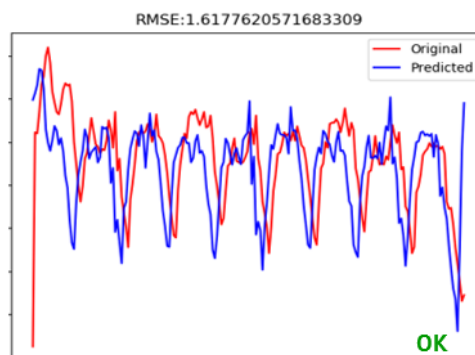
5. Folyamatfelügyelet LTSM és autoencoder hálózatokkal

A disszertációm 11.1.3-as fejezetében megmutattam a klasszikus folyamatfelügyeleti módszerek, mint a burkológörbe és a felügyeleti ablakok hiányosságát és javaslatot tettem az LSTM [8] és az autoencoder [9] hálózatok használatára a folyamatfelügyelet javítására [S5]. Az LSTM hálózatok alkalmazását a 8.2 fejezetben bemutatott főtengely átforgatási nyomaték (5. ábra) mérés felügyeletére, az autoencoder hálózatokat pedig egy főtengely tömítés bepréseli folyamat felügyeletére gyakorlati példáján keresztül mutattam be.

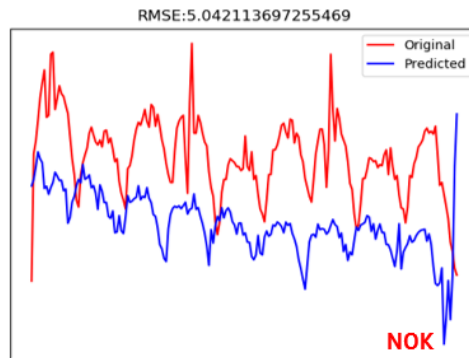
A bemeneti adatok megfelelő előfeldolgozása és skálázása után, a feltárt jelenség ismeretében megtanítottam egy LSTM neurális hálózatot a jó mérési görbék pontos rekonstrukálására. A hálózat a rossz mérési görbéket viszont nagy hibával rekonstruálja, így a rekonstrukciós hiba kiszámításának a segítségével a hibás mérések valós időben, automatizált módon detektálhatók. A feltárt összefüggések és módszerek segítségével tehát az idegen anyag jelenléte a belső égésű motorok főtengely- és hajtókarcsapágyaiban előre jelezhető, így jelentős minőségjavulás és költségcsökkentés érhető el.

Az autoencoder hálózatok esetén az univerzális approximátor tételt kihasználva, az adatok előfeldolgozása után megtanítottam a modellnek a jó mérési görbék rekonstrukálását. Az autoencoder hálózatok tanítására csak jó minőségű mintákat használtam, így azok a bemenetükre kapcsolt jó mérési eredmények relatív kicsi hibával képesek rekonstruálni a kimenetükön. Hibás mérések esetén a rekonstrukciós hiba nagyságrendekkel nagyobb lesz, így az anomáliát tartalmazó görbék automatikusan felismerhetők.

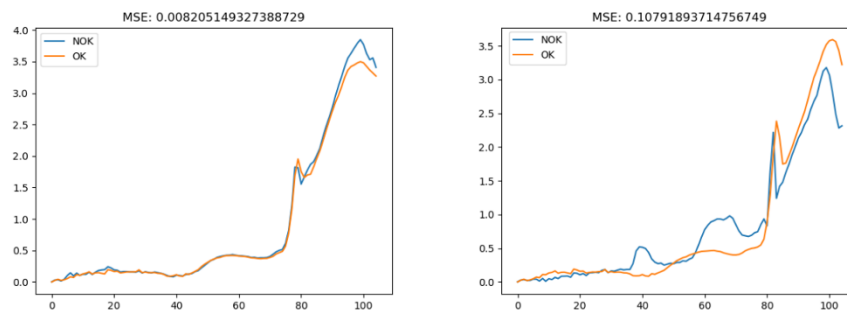
A bemutatott LSTM és autoencoder alapú módszerek egyszerű, de hatékony folyamatfelügyeletet tesznek lehetővé. A modellek képesek észlelni az előre nem látható hibákat és anomáliákat az olyan folyamatokban, ahol a mérési görbék jellege jól ismert. A bemenet és a kimenet közötti rekonstrukciós hiba figyelésével az anomáliát tartalmazó mérések és görbék detektálhatók (8-9. ábra). Ezekkel az eljárásokkal a felügyeleti ablakok és burkológörbék kiegészíthetők vagy akár teljes mértékben el is hagyhatók, így a teljes mérési görbékre kiterjedő folyamatfelügyelet érhető el. Az autoencoder alapú modell kisebb rekonstrukciós hibával képes dolgozni (10. ábra), mint az LSTM alapú verzió, így kisebb anomáliák észlelésére is alkalmas. A módszerek kiterjeszthetők bármilyen idősor jellegű adatot előállító ipari folyamatra, mint a bepréselések, csavarozások és egyéb illesztési eljárások.



8. ábra: A jó mérési (piros) görbe és rekonstruáltja (kék), RMSE: 1,6178 [S4]



9. ábra: A rossz mérési (piros) görbe és rekonstruáltja (kék), RMSE: 5,0421 [S4]



10. ábra: Mérések rekonstrukciója, kék: eredeti görbe, narancs: rekonstruált görbe. A rekonstrukciós hiba viszonylag kicsi az OK esetben (balra), és egy-két nagyságrenddel nagyobb NOK minták esetén (jobbra) [S5]

6. Nemdeterminisztikus zavarok eliminálása ipari képfeldolgozó alkalmazásokban

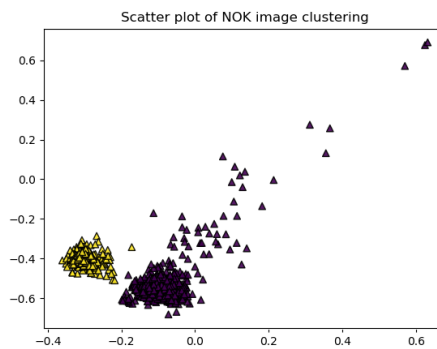
A disszertációm 11.1.5-ös fejezetében bemutattam az ipari képfeldolgozó alkalmazások nemdeterminisztikus zavarainak eliminálásának módszerét [S6] konvolúciós neurális hálózatok [10] segítségével. A modell fejlesztéséhez az AUDI HUNGARIA Zrt. egy motorszereldéjéből származó adatokat használtam fel. A képfeldolgozás során egy automata állomás ellenőrzi a szerelősoron lévő belső égésű motor elektromos csatlakozóit.

A problémát az olyan nemdeterminisztikus zavarok okozzák, mint az ellenőrzött területen lévő árnyékok, a megvilágítás vagy az anyag színének változása és a belógó kábelek (11. ábra). A konvolúciós hálózatok alkalmazásának célja az, hogy csökkentjük ezeket a hibákat a jól csatlakoztatott csatlakozó magas szintű reprezentációinak megtanításával, ezáltal a nemdeterminisztikus, a képfeldolgozást hátráltató hibákat elimináljuk.

Az előfeldolgozás során a bemeneti képek dimenziójának csökkentése és az emberi ellenőrzés felgyorsítása érdekében a képeket megvágtam és elforgattam. Az OK és NOK képek valódi számának meghatározásához, beleértve a hamis pozitív (hamis NOK) és hamis negatív eredményeket (hamis OK) is, a kategóriák felülvizsgálatát kellett elvégezni. A folyamat felgyorsítása érdekében a K-means++ [6] alkalmazást használtam (12. ábra). A klaszterezés után ismét manuálisan ellenőriztem a zavaró tényezővel rendelkező csoportot.



11. ábra: Tipikus hamis pozitív hibák [S6]



12. ábra: A NOK képek 2D szórásdiagramja, a sárgával jelölt minták nem tartalmaz zavart, a lilával jelölt minták igen. Az alacsonyabb sűrűségű régiókban elhelyezkedő képeken egyáltalán nem volt csatlakozó [S6]

A NOK képek valós számának meghatározása után a TensorFlow mintageneráló osztályát használtam a tanítás során az OK-NOK minták egyensúlyba hozásához. 20000 mintát generáltam a tanítás során, melynek 80%-át a tanításra, a maradék 20%-át pedig a validációra használtam.

A tanítási fázist követően az eredeti gépi látási algoritmus által korábban NOK-nak minősített 911 képet osztályoztam a modellel, ezek közül 173 darab kép volt valóban NOK. Az eredeti képfeldolgozó alkalmazás 738 képet osztályozott hibásan NOK-nak, a konvolúciós neurális hálózat alapú modell viszont csak 23 darab képet osztályozott rosszul, amivel 97,46%-os javulást értem el az eredeti alkalmasához képest [S6], mely a 2. táblázatban látható.

2. táblázat: A téves osztályozás arányának javulása [S6]

Összes minta	Valódi NOK	Téves osztályozás	
		Eredeti rendszer	CNN modell
911	173	738 (81,01%)	23 (2,52%)

7. Karbantartási hatékonyság növelése természetes nyelvfeldolgozással

A disszertációm 11.1.7. fejezetében az AUDI HUNGARIA Zrt. egy mechanikus megmunkálás gyártósor karbantartási feljegyzéseit vizsgáltam meg a 2019-es időszakban, majd az automatikusan rögzített gépi hibaüzenetet elemeztem természetes nyelvfeldolgozás segítségével [11] [S7]. A karbantartási napló 343 rekordot tartalmaz 79 gépről, az automatikusan rögzített hibaüzenetek pedig további 4533 bejegyzést tartalmaznak.

Első lépésként a természetes nyelvi szöveget számítógéppel értelmezhetővé alakításhoz, a szöveg előfeldolgozását végeztem el. Az előfeldolgozás során a szöveget kisbetűssé konvertáltam, eltávolítottam az írásjeleket, a stop szavakat, majd a lemmatizáció és a szótövesítés után n-gramokra bontottam a szöveggörpust.

A karbantartási feljegyzések klaszterezéséhez a DBSCAN algoritmust használtam. A DBSCAN távolságmérés alapján csoportosítja az egymáshoz közel eső pontokat. A ritka vektorok közötti távolság mérésére koszinusz hasonlóságot használtunk. A csoportosítás eredményeként a 343 karbantartási bejegyzésből 169 rekordot került külön csoportokba, mely alapján a hibák 49,27%-a visszatérő [S7].

A karbantartási naplók és hibaüzenetek NLP elemzése ígéretes eredményt mutat. A bemutatott módszerek jól alkalmazhatók a karbantartási folyamatok és a karbantartási stratégiák felgyorsítására és javítására. A korábban említett technikák gyors eredményeket hoznak, különösen akkor, ha nagyméretű, hosszú időre visszanyúló karbantartási naplók állnak rendelkezésre.

Az automatikusan rögzített hibaüzenetek elemzéséhez nevesített entitás felismerés tanításához használtam, mely tanításához 4533 hibaüzenetet használtam. Az előfeldolgozás után a hibaüzeneteket 2891 egyedi szóra bontottam, majd csoportosítottam őket. Mivel a hibaüzenetek részben ismétlődő részeket tartalmaznak, ami azt jelenti, hogy a komponensek nevei ismétlődnek, a TF-IDF vektorizálás nem volt hatékony, mert a TF-IDF súlyozás kiszűri a gyakori kifejezéseket, ezért itt is TF

vektorizálást alkalmaztam. A csoportosítás után 2192 entitás sikerült automatikusan klaszterezni. A maradék 699 kifejezést kézzel kellett kategorizálni és felcímkézni. 70 kategóriát azonosítottam, ami mindegyik egy külön entitáshoz tartozik.

A modell a 3. táblázatban látható 94,67% Precision, 92,99% Recall és 93,82%-os F-Score értékkel rendelkezik. A gépelemek automatikus felismerésének köszönhetően a megfelelő karbantartók automatikusan értesíthetők, így a karbantartási hatékonyság növelhető [S7].

3. táblázat: A modell validálás utáni teljesítménye [S7]

<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F-Score</i>
94,67%	92,99%	93,82%

8. Új tudományos eredmények összefoglalása

Disszertációmban a számítási intelligencia ipari alkalmazásait kutattam Ipar 4.0 környezetben. Az elméleti összefoglalóban bemutatott technológiákra és eredményekre építve célom a kognitív számítástechnika ipari alkalmazásainak bemutatása és gyakorlati megvalósítása, mely segítségével a reakcióidők és a selejt termékek aránya csökkenthető, a gyártási minőség növelhető, ezáltal a karbantartási és gyártási költségek optimalizálhatók, hozzájárulva az energiatakarékos és fentartható gyártáshoz. A források alapján elkészítettem az általam alkalmazott adatgyűjtési eljárásokat és modelleket, valamint megmutattam azok eredményeit valós ipari környezetben.

Az ipari adatgyűjtés gyakorlati kihívásaira reagálva létrehoztam egy skálázható és standardizált adatintegrációs keretrendszert, mely a technológiai és architekturális elemek mellett különböző szabályokat és konvenciókat alkalmaz és elengedhetetlen, úgynevezett *enabler* a nagy volumenű ipari adatgyűjtés menedzselhető megvalósításához. Az adatok standardizált gyűjtése lehetőséget teremt az ipari adatok mesterséges intelligencia alkalmazásával történő feldolgozáshoz.

Dolgozatomban megmutattam a mesterséges intelligencia ipari alkalmazásainak kihívásait és kérdéseit, valamint azonosítottam az MI sikeres alkalmazásához szükséges lépéseket és résztvevőket, akiket be kell vonni az AI megoldások sikeres implementációjához.

Gépi tanulási algoritmusok segítségével feltártam a mért adatok és a hibás termékek közötti összefüggéseket, illetve megmutattam a klaszterező algoritmusok alkalmazásának egy általánosan kiterjeszhető munkamenetét, amivel az ipari folyamatokban jelentkező anomáliákat lehet detektálni.

Az anomáliák detektálásának képességet felhasználva különböző ipari folyamatok mérési adatait osztályoztam, majd az így kapott OK – NOK csoportok segítségével LSTM és autoencoder alapú mesterséges neurális hálózatokat alkalmaztam folyamatfelügyeletre. Megmutattam, hogy az említett hálózatok rekonstrukciós hibájának mérésével biztosabb és a teljes mérési görbére kiterjedő, idősor jellegű adatok felügyeletére általános kiterjeszhetően alkalmazhatóak az általam alkalmazott megoldások.

Konvolúciós neurális hálózatok alkalmazásával megmutattam, hogy a klasszikus képfeldolgozó algoritmus megbízhatóságát csökkentő nemdeterminisztikus zavarok eliminálhatók, így a hamis pozitív hibák száma és az emberi beavatkozás szükségessége csökkenthető.

Végül megmutattam, hogy a mérési és képi adatokon felül, az emberek által generált szöveges adatok, mint a karbantartási feljegyzések, valamint az automata gépi üzenetek természetes nyelvfeldolgozással történő elemzése segítségével a visszatérő hibák felismerhetők, a gyakran meghibásodó alkatrészek azonosíthatók, ezáltal a karbantartási tevékenységek optimalizálhatók és a reakcióidők csökkenthetők.

A következőben összefoglalom a disszertációmban megfogalmazott téziseket és a tézisek bizonyításaként felhasznált tudományos publikációm:

I. Tézis

Kidolgoztam és a gyakorlatban megvalósítottam egy újszerű adatintegrációs keretrendszert, mely hardver- és szoftverkomponensek, valamint névkonvenciók és szabályok segítségével heterogén ipari környezetben is standardizált és skálázható módon valósítja meg az adatgyűjtést. A hálózati entitások egyértelmű és standardizált azonosításával, az üzenetstruktúra szabványosításával, a hálózati architektúra egyszerűsítésével és az új adatfeldolgozó felhasználási esetek gyors integrálásának lehetőségével. Az adatintegrációs keretrendszer bevezetése növeli a transzparenciát és megkönnyíti a hálózat menedzselhetőségét, valamint lehetőséget teremt a mesterséges intelligencia módszerek alapjául szolgáló nagy volumenű ipari adatgyűjtéshez.

Munkám során azonosítottam a mesterséges intelligencia ipari alkalmazásainak kihívásait és nehézségeit, valamint bemutattam annak multidiszciplináris jellegét és rávilágítottam a *domain knowledge* fontosságára. Meghatároztam az MI sikeres ipari implementációjának stakeholder-eit és javaslatot tettem a sikeres ipari alkalmazás munkamenetére.

A tézisemhez tartozó publikációm a következők: [S1] [S2] [S3]

II. Tézis

Gépi tanulási algoritmusok segítségével feltártam a főtengely átforgatási nyomatékának mérési eredményei és a csapágykárokkal való motorkiesések közötti összefüggéseket. A PCA és LDA dimenziócsökkentő algoritmusok, valamint a K-átlag és a DBSCAN eljárások segítségével azonosítottam az anomáliát tartalmazó méréseket, melyekhez tartozó motorok további vizsgálata során felismertem, hogy az anomáliát tartalmazó mérésekhez tartozó belső égésű motorok főtengelyének axiális irányú játéka túrően kívül esik, valamint az utómunka során idegenanyagot találtak a csapágyhelyeken. Az összefüggések feltárására bemutattam az általam kidolgozott, mért szerelési és megmunkálási folyamatokra általánosan kiterjeszthető gépi tanulási algoritmusok alkalmazásának munkamenetét és annak gyakorlati alkalmazhatóságát.

A tézisemben foglalt eredményeket az alábbi publikációmban ismertettem: [S4]

III. Tézis

Kidolgoztam és bemutattam az LSTM és autoencoder mesterséges neurális hálózatok ipari alkalmazásának munkamenetét ipari környezetben újszerű folyamatfelügyeltre és gyakorlati példákon bemutattam azt. Megmutattam, hogy a modellek kimeneti rekonstrukciós hibájának mérésével a teljes mérési görbe felügyelhetővé válik, így a felügyeleti ablakok és burkológörbék az ismertett módszerekkel kiegészíthetők vagy azok akár el is hagyhatók. A bemutatott módszerek általános kiterjeszthetők bármilyen idősor jellegű mérési adatra és a hozzá tartozó folyamat felügyeletére.

A tézisemhez tartozó publikációm a következők: [S4] [S5]

IV. Tézis

Kidolgoztam és bemutattam a klasszikus képfeldolgozási alkalmazásokat zavaró nemdeterminisztikus hibák eliminálásának ipari környezetben újszerű módszerét konvolúciós neurális hálózatok alkalmazásával a hamis pozitív hibák számának csökkentésére. A módszer segítségével azokban az esetekben is érzékelhető az alkatrészek és komponensek megfelelő rögzítése vagy jelenléte, melyekben a klasszikus, pixelek vagy élek közötti távolságmérésen alapuló módszerek segítségével a képek nem megbízhatóan vagy egyáltalán nem alkalmazhatóak a megvilágítás változásai vagy a kiértékelendő területet részben kitakaró zavarok miatt. A gyakorlati alkalmazással 97,46%-kal sikerült csökkentenem a hamis pozitív hibák számát. A bemutatott munkamenet és modell kiterjeszhető más ipari képfeldolgozó alkalmazásokra is.

A tézisemben foglalt eredményeket az alábbi publikációmban mutattam be: [S6]

V. Tézis

Karbantartási feljegyzések és automatizált gépi hibaüzenetek elemzését végeztem természetes nyelvi feldolgozó alkalmazással. Az ipari környezetben újszerű algoritmusok segítségével megmutattam, hogy a kézzel rögzített feljegyzések 49,27% visszatérő hibákra utal, ami hibák szubjektív leírása miatt automatizáltan nem, vagy csak nagyon nehezen kimutatható. Az eredmények alapján a ciklikus karbantartási tevékenységek optimalizálása szükséges. A gépi hibajelentésekben alkalmazott nevesített entitás felismerés segítségével azonosítottam a hibás komponenseket, így emberi beavatkozás nélkül a megfelelő személyzet értesíthető, ezáltal a reakcióidők és a berendezések teljes berendezés-hatékonysága (OEE) javítható.

A tézisemben foglalt eredményeket az alábbi publikációmban mutattam be: [S7]

9. Konklúzió, jövőbeni tervek

Napjainkban egyre nagyobb hangsúly kerül a különböző gépi tanulási algoritmusokra és számítási intelligencia megoldásokra épülő eszközökre és szolgáltatásokra. Az internet széleskörű elterjedésének, a közösségi platformok népszerűségének és az egyéb online szolgáltatásoknak hála rengeteg adat áll a rendelkezésünkre, melyek a mesterséges intelligencia algoritmusok fejlesztéséhez és tanításához elengedhetetlen. Ennek következtében elsősorban az online világban, valamint a szórakoztató és fogyasztói elektronikai eszközökben terjednek ezek a megoldások a leggyorsabban. Az Ipar 4.0 terjedésének köszönhetően azonban egyre nagyobb lehetőségek tárulnak fel a mesterséges intelligencia ipari felhasználására is. A terepi szinttől a vállalatirányítási rendszerekig egyre több és több eszköz kapcsolódik vállalati hálózatokhoz. Az IoT eszközök, különböző mérőberendezések és szenzorok a nap huszonnégy órájában generálják az adatokat, és az így létrejövő adathalmaz kiváló alapot kínál az MI módszerek ipari alkalmazásaira.

Munkámban bemutattam a számítási intelligencia ipari alkalmazásainak lehetőségeit és gyakorlati alkalmazásait. Az anomálifelismerésre, valamint az adatokban rejlő rejtett összefüggések feltárására kiváló lehetőséget biztosítanak a különböző gépi tanulás és mélytanulási megoldások. Ezen eszközök olyan lehetőségeket tárnak a felhasználók elé, melyekkel a döntési folyamatok egyszerűsíthetők és az azokhoz szükséges idők csökkenthetők, amivel jelentős anyagi és időbeli megtakarítások érhetők el. A selejtarány csökkentésével a minőség és az anyagi, energetikai ráfordítások csökkenthetők, valamint a berendezések rendelkezésre állásának növelésével a gyártási költségek optimalizálhatók és fenntarthatóbb, környezetkímélőbb termelés valósítható meg. A hamis pozitív hibák arányának csökkentésével, valamint a karbantartási feljegyzések elemzésével a ráfordított emberi kapacitások igénye redukálható, a repetitív feladatok aránya csökkenthető, ezáltal több kapacitás jut a magasabb hozzáadott értékű munkák elvégzésére.

Noha a bemutatott módszerek és technikák általános kiterjeszthetőek a disszertációban említett egyéb ipari feladatokra, fontos megjegyezni, hogy minden mesterséges intelligencia probléma más és más. Nincs olyan általános célú modell, amely minden hasonló jellegű probléma esetén ugyanolyan jól teljesít, ezért a felvázolt alkalmazások további kutatása, fejlesztése ajánlott. A bemutatott technológiák ugyan jó kiindulási alapot jelentenek a hasonló problémák megoldásához, viszont az egyes felhasználási eseteknél szükséges lehet az előfeldolgozási eljárás, a módszerek és modellek testre szabására. A modellek tanításához szükséges számítási kapacitások növekedése miatt fontos a felhőalapú megoldások ipari bevezetésének vizsgálata. Továbbá fontos aspektus a szériarérett megoldások felkutatása és gyakorlati bevezetése, ezért a kutatás folytatása ajánlott.

10. Hivatkozások

- [1] Schwab, K. (2017). *The Fourth Industrial Revolution*. Crown Business.
- [2] Erboz, G. (2017). How to Define Industry 4.0: The Main Pillars of Industry 4.0. In *Managerial Trends in the Development of Enterprises in Globalization Era* (pp. 761-767). Nitra.
- [3] Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT press.
- [4] Jolliffe, I. (2002). *Principal Component Analysis*. 2nd Edition. Springer
- [5] McLachlan, G. J. (2004). *Discriminant Analysis and Statistical Pattern Recognition*. Wiley Interscience. ISBN: 0-471-69115-1. MR1190469.
- [6] Arthur, D., & Vassilvitskii, S. (2007). k-means++: the advantages of careful seeding. In *Proceedings of the eighteenth annual ACM-SIAM symposium on Discrete algorithms* (pp. 1027-1035).
- [7] Ester, M. et al. (1996). A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. In *Proceedings of the 2nd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD'96)* (pp. 226-231).
- [8] Gers, F. A., Schmidhuber, J., & Cummins, F. (2000). Learning to forget: Continual prediction with LSTM. *Neural computation*, 12(10), 2451-2471.
- [9] Vincent, P. et al. (2008). Extracting and composing robust features with denoising autoencoders. In *Proceedings of the 25th international conference on Machine learning* (pp. 1096-1103).
- [10] Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). Imagenet classification with deep convolutional neural networks. In *Advances in neural information processing systems* (pp. 1097-1105).
- [11] Manning, C. D., & Schütze, H. (1999). *Foundations of statistical natural language processing*. MIT Press.

11. Saját publikációk

- [S1] Szűcs, B. (2023). Data Integration Framework to Collect Data from OT/IT Systems. *Acta Technica Jaurinensis*, 16(2), 34–41. <https://doi.org/10.14513/actatechjaur.00689>
- [S2] Szűcs, B., (2021). Machine learning based optimization of tool replacement strategy in machine tools 10th Jubilee Interdisciplinary Doctoral Conference 12-13th of November 2021 Book of Abstracts ISBN 978-963-429-820-5 pp. 102.
- [S3] Szűcs, B., Ballagi, Á. (2020). Challenges of the application of machine learning in the serial production. *Proceedings of the Engineering Symposium at Bánki*. pp. 19-22. ISBN 978-963-449-225-2

- [S4] Szűcs, B. (2018) Machine Learning Applications for Fault Detection in Internal Combustion Engine Assembly. Abstracts Book of 10th International Engineering Symposium at Bánki. pp. 82-83., ISBN: 978-963-449-111-8
- [S5] Szűcs, B., Ballagi, Á. (2020). An Industrial Application of Autoencoders for Force-Displacement Measurement Monitoring. The 12th Conference of PhD Student in Computer Science, pp. 28-31.
- [S6] Szűcs, B., Ballagi, Á. (2019). Reducing Pseudo-error Rate of Industrial Machine Vision Systems with Machine Learning Methods. Acta Technica Jaurinensis, 12(4), pp. 294–305. <https://doi.org/10.14513/actatechjaur.v12.n4.511>
- [S7] Szűcs, B., Ballagi, Á. (2019) Artificial Intelligence in Maintenance: The Industrial Application of Natural Language Processing. Proceedings of the Engineering Symposium at Bánki pp. 61-66. ISBN 978-963-449-189-7