

TDK-dolgozat

2021.

Kőrös Eszter
Pénzügyi és Számviteli Kar

**MESTERSÉGES INTELLIGENCIA HASZNÁLATA A
MINŐSÉG-ELLENŐRZÉSBEN**

ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN QUALITY CONTROL

Dr. Szabó László

Kézirat lezárásának dátuma: 2021.11.08.

Tartalomjegyzék

1. BEVEZETÉS.....	1
2. KONZEPTUALIZÁLÁS SZAKIRODALMAKON KERESZTÜL	2
2.1 IPAR 4.0 ÉS AZ INTERNET OF THINGS MEGJELENÉSE.....	2
2.2 A TERMELÉSI FOLYAMAT ISMERTETÉSE	5
2.3 ELLÁTÁSI LÁNC.....	8
2.4 MESTERSÉGES INTELLIGENCIA ALKALMAZÁSI TERÜLETEI	10
3. MINŐSÉG-ELLENŐRZÉS.....	14
3.1 MINŐSÉG-ELLENŐRZÉS KAMERÁKKAL, MOBOTIX	15
3.2 NEURÁLIS HÁLÓZAT ALKALMAZÁSÁNAK ELŐNYEI ÉS HÁTRÁNYAI A MINŐSÉG-ELLENŐRZÉSBEN	17
4. OSZTÁLYOZÁS KIEGYENSÚLYOZATLAN ADATKÉSZLETEKKEL	19
4.1 MINTAVÉTELI STRATÉGIA.....	19
4.2 SZINTETIKUS ADATGENERÁLÁS	19
4.3 KÖLTSÉGÉRZÉKENY TANULÁS	20
4.4 AKTÍV TANULÁS	20
4.5 KERNEL ALAPÚ MÓDSZEREK.....	21
5. TOVÁBBI FEJLESZTENDŐ TERÜLETEK.....	22
6. ÖSSZEFOGLALÁS	24
7. FELHASZNÁLT IRODALOM, FORRÁSJEGYZÉK:	26

1. Bevezetés

A mesterséges intelligencia napjainkban nagy mértékű fejlődésen megy keresztül. Egyre több területen kezdik el alkalmazni az AI alapú megoldásokat, melynek megfelelő működése nagyban hozzájárulhat a különböző folyamatok hatékonyságához. A mesterséges intelligencián belül népszerűvé vált a gépi tanulás, a mélytanulás és a Big Data, ezeknek a segítségével pedig létrejöhetnek olyan technológiák, mint például az IoT (Internet of Things). A vállalatok rengeteg adattal rendelkeznek, hiszen a termelésen belüli feladatok monitorozása után, egy átfogó adatkészlet állhat rendelkezésükre, amelyeknek a megfelelő felhasználásával rengeteg lehetőség nyílik meg, tovább fejleszteni a már meglévő folyamataikon.

A negyedik és ötödik ipari forradalom átformálódási időszakában, a gyártási folyamatokban nagy hangsúlyt fektetnek a vállalatok a termékek megfelelő ellenőrzésére, hogy a minőség az elvárt szintet elérje. A másik fontos szempont, ami a termelési folyamatokban és a vállalati értékrendekben kiemelkedő szerepet kapott, a fenntarthatóság fontossága, melynek az alkalmazása elengedhetetlen a hosszútávú működés elérésének érdekében. Költséghatékonyság szempontjából előszeretettel váltják le a humán erőforrásokat, különböző gépi megoldásokra, ezek közül kutatásomban főként a kamerás minőség-ellenőrzést részletezem a Mobotix kamera rendszeren keresztül. Kettő interjún keresztül részletesen bemutatom az olvasóknak a működését, amelyeket Mobotix kamerás technológiával foglalkozó szakemberekkel készítettem el.

A kutatásom célja, hogy bemutassam milyen módokon lehet a mesterséges intelligenciát alkalmazni a gyártás során a minőség-ellenőrzésben, ez milyen folyamatokkal jár. Különböző módszertanok ismertetésével, szeretném feltárni az előnyöket és a hátrányokat, valamint a minőség-ellenőrzésben használt alak felismerés tulajdonságait részletesen ismertetni. Kutatásomhoz olyan nemzetközi és magyarországi vállalatok minőség-ellenőrzési folyamatainak a megismerését és bemutatását vettem alapul, ahol használnak mesterséges intelligenciát a hibák optimalizálásához, majd pedig ezeken keresztül ismertetem részletesen a selejt analitikai rendszereket.

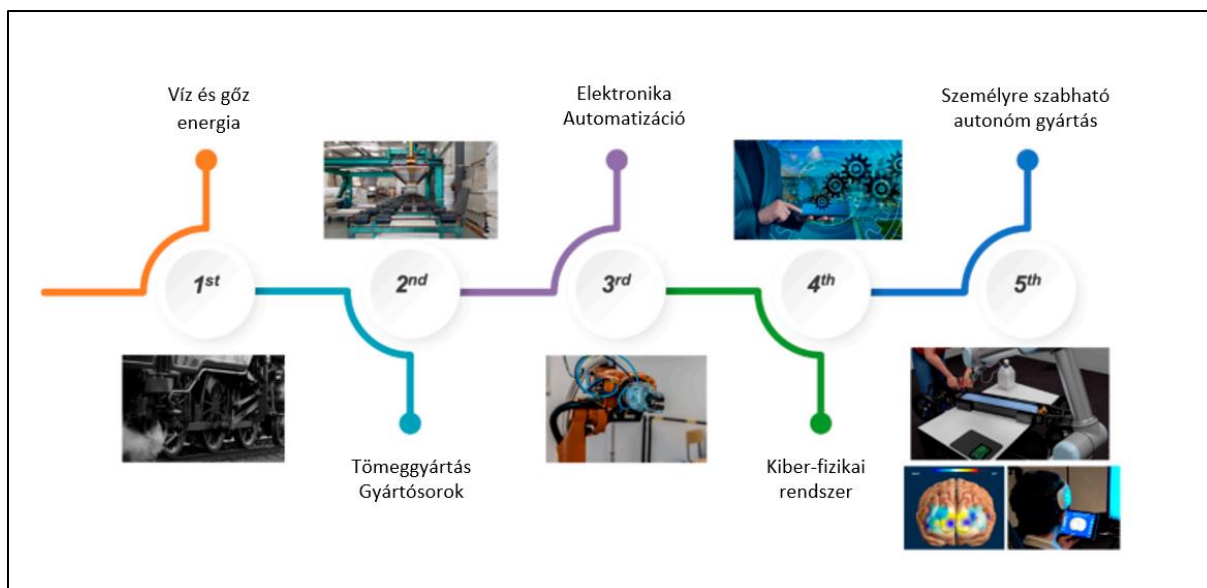
A kiegyensúlyozatlan adatkészletek osztályozási módszereinek felosztását Haibo He és kutatótársai ADASYN módszert leíró tudományos cikke inspirálta, mely szerint lehet használni mintavételezési stratégiát, szintetikus adatgenerálást, költségérzékeny tanulást, aktív tanulást és a kernel alapú módszereket a gépi tanulási folyamatok során.

2. Konzeptualizálás szakirodalmakon keresztül

A továbbiakban célom megismertetni az olvasóval a minőség-ellenőrzési folyamatokhoz kapcsolódó fontosabb fogalmakat és technológiákat, hiszen a mesterséges intelligencia és a termelési folyamatok ellenőrzése egy sok részből álló összetett terület. A 21. században hatalmas technológiai fejlődésen mentek keresztül a gyártási rendszerek, rengeteg új, eddig nem ismert megoldásokat dolgoztak ki a kutatók, amelyek lehetővé tették, hogy a vállalatok hatékonyabban tudjanak dolgozni és a vásárlók nagy mennyiségben és kiváló minőségben kaphatják kézhez az adott termékeket.

2.1 Ipar 4.0 és az Internet of Things megjelenése

Az ipar a gazdaság része, és mióta elkezdődött a gépesítés több ipari forradalmat tudhat maga mögött az emberiség, melyeknél az elsődleges szempont az volt, hogy a gyártási rendszereket és az alkalmazott stratégiákat folyamatosan fejlesszék a nagyobb termelékenység és hatékonyság elérése érdekében foglalta össze Miller, C.C Evidence That Robots Are Winning the Race for American Jobs a The New York Times-ban megjelent cikkében. Az első ipari forradalmat a víz és gőz energia intenzív felhasználása jelentette, a második forradalom idején a gyárakban megkezdődött a gyártósorok bevezetésével a felgyorsított termelés, majd pedig a harmadik alkalommal a technológiák fejlesztése és az okos eszközök bevezetése a termelésbe állt a középpontban, ezzel is támogatva az automatizált folyamatok kialakulását. (Nahavandi, 2019)



1. ábra Ipari forradalmak (Nahavandi, 2019)

A jelenleg is folyamatban lévő **negyedik ipari forradalom** főként a harmadik ipari forradalom fejlesztéseire támaszkodva az információs és technológiai fejlesztésekről ismert. Ebben az időszakban előtérbe kerül például a gyors reagálás a piaci helyzetekre, melyhez fontos a rövid fejlesztési időszak, a rugalmasság és a gyors döntéshozatal. A gyárakban hatalmas fejlesztési folyamatok valósulnak meg évről évre, a legtöbb vállalatban törekednek arra, hogy a gyártósoron emberi beavatkozástól mentes termelés mehessen végbe. Ennek a megvalósulásához nagyban hozzájárul a mesterséges intelligencia megjelenése, amely különböző adatok alapján képes döntést hozni például a minőség ellenőrzésekor. A cégek számára egyre nyilvánvalóbbá vált, hogy a vásárlók nagyban meghatározhatják a kereskedelmet, ezért minél inkább törekedniük kell arra, hogy a vásárlói igényeket kielégítsék, és a termékeiket fogyasztói visszajelzések alapján fejlesszék, illetve módosítsák (Lasi et al., 2014).

A második ipari forradalom óta megfigyelhető a nagyobb mértékű környezetszennyezés, így az **ipar 5.0** során a cégek törekedni fognak a minél inkább környezettudatosabb gyártásra, hiszen ez akár versenyelőnyhöz is juttathatja majd őket, mert a kormány hatalmas támogatásokat kínál már most, a környezetbarát gyártási megoldásokra. A vállalatoknál felmerült az igény a társadalmi felelősségvállalásra, hogy az ökológiai szempontokat is figyelembe vegyék termeléskor és a hosszútávú fenntarthatóságot biztosítani tudják (Nahavandi, 2019). Az ötödik ipari forradalom során elvárt cél az, hogy az emberek és az autonóm gépek kiegészítsék egymást, és képesek legyenek segíteni egymásnak, illetve együtt dolgozni egy-egy folyamaton a termelési hatékonyság növelése érdekében. Ennek a

jövőbeni ipari forradalomnak három fő elemét foglalta össze Nahavandi, aki szerint „Az ötödik ipari forradalom akkor jelenik meg, amikor három fő eleme az intelligens eszközök, az intelligens rendszerek és az intelligens automatizálás együttműködésben teljesen összeolvadnak a fizikai világgal, emberi intelligenciával.”. Várhatóan az emberi dolgozók ismétlődő feladataikat helyettesíteni fogják az intelligens robotok, ahol csak lehetséges, és ez a technika gyors ütemben fog behatolni az ellátási láncokba és a termelési folyamatokba. (Nahavandi, 2019)

A legelterjedtebb feltörekvő technológiai fejlődés az IoT (**Internet of Things**) – dolgok internete – mely minden iparágban egyaránt felbecsülhetetlen értékű adatokat szolgáltat, ezért is van jelen szinte már minden területen, mint például gyártás, otthon, egészségügy és a gazdaság (Nord et al., 2019). Madakam fogalmazott meg egy átfogó definíciót, miszerint: „Az intelligens objektumok nyílt és átfogó hálózata, amely képes automatikusan megszervezni, megosztani az információkat, adatokat és erőforrásokat, reagálni és cselekedni helyzetekben és a környezeti változások hatására is.”. Az IoT képes okos eszközöket összekapcsolni és az interneten keresztül kommunikációt végrehajtani. Ez az informatikai újítás magába foglalja az információs technológiát, a távoli kommunikációs technológiát, a távoli információátviteli technológiát és az információs intelligencia elemzési és vezérlési technológiát is. Bár az IoT technológia alkalmazása számtalan előnnyel jár, hiszen a mindennapi életünket teszi kényelmesebbé és egyszerűbbé, a megvalósításban és irányításban vannak még hibák, melyekből a legfontosabb, hogy létre kell hozni egy szabványos meghatározást, illetve protokollokat kell felépíteni, hogy globálisan jobban lehessen irányítani ezt az új technológiát (Madakam et al., 2015).

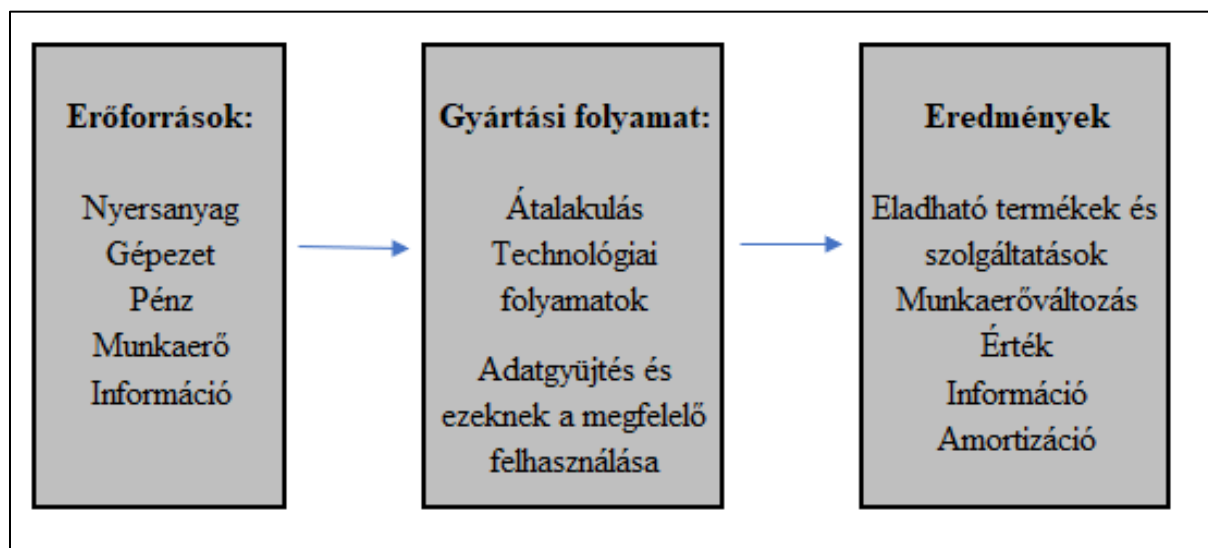
A gyártásban a különböző ipari forradalmak nagy szerepet játszanak, illetve az IoT technológia megjelenése is nagyban hozzájárul ahhoz, hogy minél inkább hatékonyabb és emberi monoton folyamatoktól mentes rendszert hozzanak létre a vállalatok.

A minőség-ellenőrzésen belül szeretnék kitérni a későbbiekben a kamerarendszer alkalmazására, melyhez a 3D-s képfelismerés megértése elengedhetetlen. A 3 dimenziós képelemzés alapját a gépi tanulás adja, mely során a gép fényképeket készít, és minden adatot, ami szükséges az azonosításhoz, azt eltárolja és kielemez. Mindig szükség van a gépi látás technológiájának a fejlesztésére, hiszen a megfelelő ellenőrzéshez pontos és teljeskörű elemzésre van szükség, hogy éles helyzetben megfelelően tudjon döntést hozni. Az a rengeteg adat, amit az ellenőrzési folyamat alatt képes eltárolni, azokat a vállalat más területeken is - főként a folyamatelemzés és a logisztika - fel tudja használni, ezáltal fejleszteni tudja a gyártási folyamatot. A neurális hálózat, amit ezekbe a kamerákba építenek, lehetőséget ad a gépeknek a

kommunikálásra, ezt nevezzük Machine to Machine (M2M) üzleti modellnek (Alonso et al., 2019). A termelési folyamat során amennyiben több okos gép található a gyártósoron, akkor ezek az objektumok képesek egymással kommunikálni, és elemzéseket készíteni a hatékonyságról (Leminen et al., 2020). Issama El Naqa és Martin J. Murphy 2015-ös kutatásukban foglalkoztak mélyebben a gépi tanulásnak a rendszerével, és ők fogalmazták meg, hogy „A gépi tanulásra alapuló algoritmus egy számítási folyamat, amely bemeneti adatokat használ fel annak érdekében, hogy az adott feladatot elvégezze anélkül, hogy erre lenne programozva. Ezek az algoritmusok bizonyos értelemben puha kódolásúak, hiszen automatikusan megváltoztatják vagy adaptálják architektúrájukat a tapasztalat szerzés után, hogy minél jobban tudják teljesíteni a feladatokat.” (Naqa and Murphy, 2015). A 3 dimenziós képelemzésnél is fontos, hogy a rendszer tudjon alkalmazkodni a változásokhoz és folyamatosan fejlessze az algoritmust a megfelelő teljesítmény elérése érdekében (Alonso et al., 2019).

2.2 A termelési folyamat ismertetése

A gyártási folyamatok egy sémára épülnek, miszerint egy nyersanyagból egy átalakulási folyamaton keresztül egy eladható termék vagy szolgáltatás keletkezik (Csiha et al., 2011).



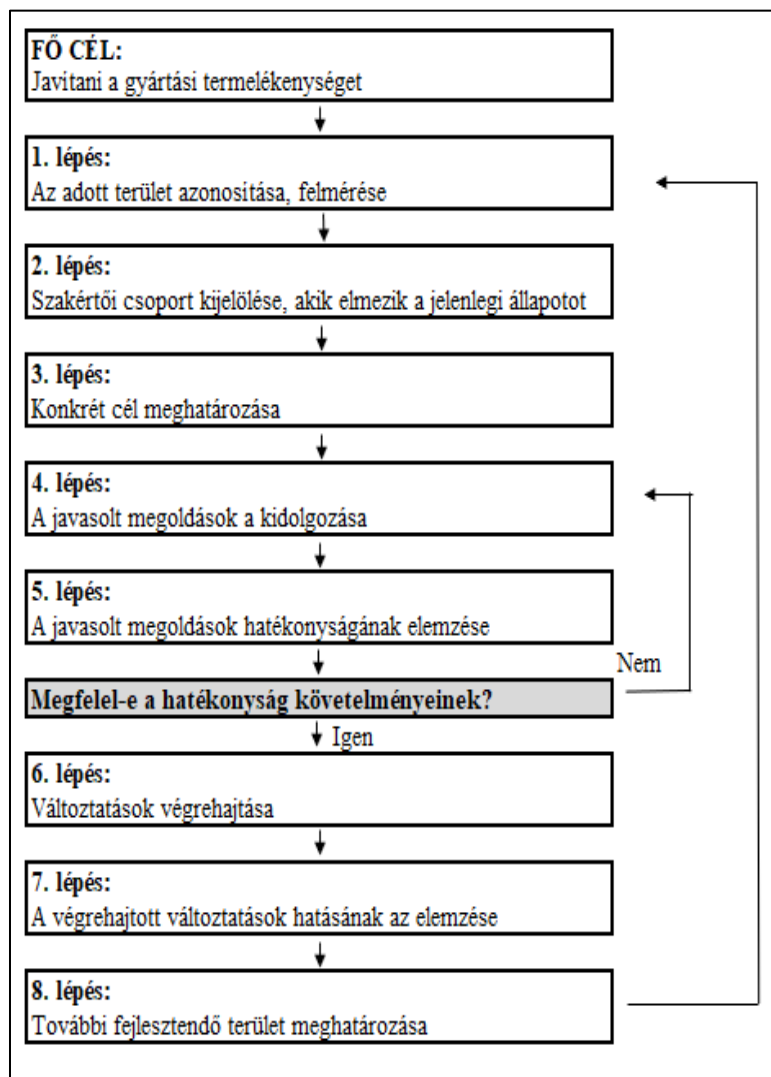
2. ábra Gyártási folyamatára (Csiha et al., 2011)

A termelési logisztika viszont nem csak a gyártást foglalja magába, hanem az alábbiaknak megfelelően a termelési, beszerzési és elosztási logisztikát is: (Gubán, 2013)

- Nyersanyagok raktárba szállítása
- Nyersanyagok elhelyezése a raktárba

- Nyersanyagok elszállítása a gyártási helyre, a technológiai berendezésekhez
- A tényleges gyártási rész, mely során a nyersanyag a technológiai berendezés által átalakul
- Közbenső raktározás
- Áruátvétel és ellenőrzés
- Megfelelő csomagolás
- Kiszállítás, megfelelő szállítóeszközök megválasztása
- Termelésütemezés
- Műveletközi szállítás és tárolás ütemezése
- Termékkövetés

A termelés hatékonyságát befolyásolja, hogy a már meglévő erőforrásoknak a szabályozása, logisztikája és felhasználása mennyire célravezető. Ennek javítása érdekében a cégek



3. ábra Gyártás termelékenységének javítása módszertan (Trojanowska et al., 2018)

erőforrásaiknak 100%-át próbálják felhasználni, ami nagy mértékben növeli a későbbiekben a meghibásodás valószínűségét. A gyártási folyamatban a veszteség minimalizálása során az egyik legfontosabb, hogy olyan rendszereket alkalmazzanak a cégek, amelyek képesek támogatni és vezérelni is ezeket a folyamatokat (Trojanowska et al., 2018).

Az ábrán látható módszertan fő célja, hogy a gyártási termelékenységet javítani lehessen, és a következőkben röviden szeretném ismertetni, hogy az egyes lépések mit tartalmaznak. Ennek a módszertannak a hatékonysága

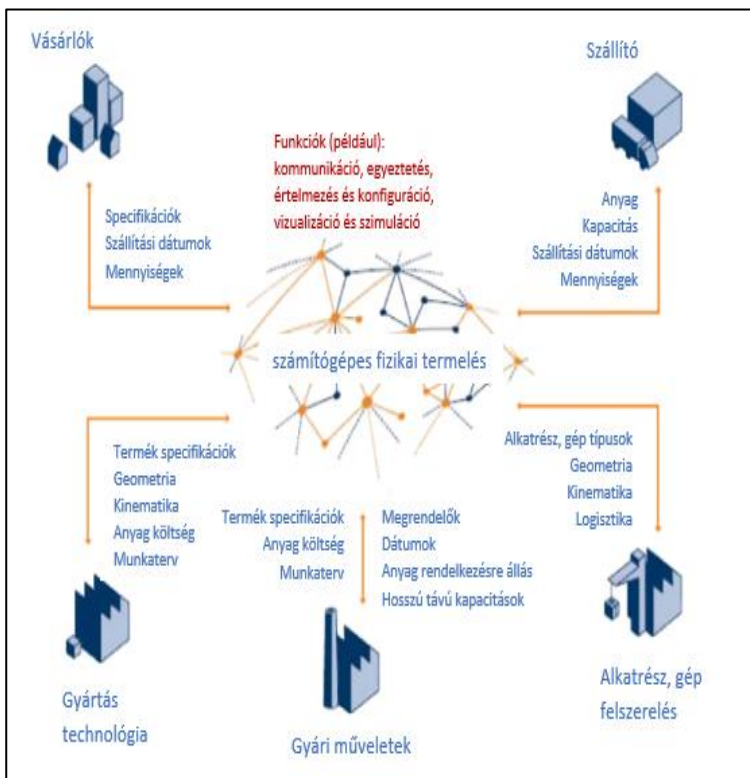
függ attól, hogy milyen stratégiai célokat fogalmaz meg a vállalat, és azokat milyen magatartással valósítja meg. Amikor a folyamatokat elemezzük nem elég ok-okozati összefüggéseket keresni, hanem a teljes szervezet folyamatait is érdemes részletesebben megvizsgálni, hogy teljes képet kaphassunk a működéséről (Trojanowska et al., 2018).

- Az első lépésben fel kell mérni, hogy a termelésben a különböző műveletek végrehajtásához milyen technológiákat alkalmaznak és milyen időkeretet szánnak a folyamatokra. A munkának a megszervezése és a feladatok sorrendje nagy hatással van produktív gyártásra, így érdemes minden folyamat munkaidejét megvizsgálni.
- A második lépésben az aktuális állapotot kell felmérni, ezt meg lehet tenni különböző folyamatelemző diagramok használatával, például Gantt-diagram. Fel kell mérni, hogy a termelés során milyen korlátozó tényezők merülnek fel, amelyek csökkentik az adott munkaállomások eredményes működését.
- A harmadik lépésben az elemzés eredményei alapján egy reális célt kell kitűzni, figyelembe véve a stratégiai célokat, a jelenlegi intézkedéseket és a megfelelő ütemterv megválasztását.
- A negyedik lépésben több megoldási javaslatot kell kidolgozni a fejlesztendő területekre. Egy vagy akár több esetből álló kutatásokat kell végezni, hogy az ideális javaslatot meg lehessen találni.
- Az ötödik lépésben a javasolt megoldásoknak a hatékonyságát kell kielemezni. A működési hatékonyság elemzése a fő irányvonal, de ehhez szoros kapcsolódik a gyártási folyamat ütemezése és annak szervezése is.
- Amennyiben a hatékonyság a javasolt megoldásra megfelelő, akkor tovább lehet lépni a hatodik szakaszban, ahol ezt az ötletet kell megvalósítani.
- A hetedik lépésben történik az újítás működésének ellenőrzése és eredményeinek elemzése, majd végül az utolsó lépésben további fejlesztéseket kell meghatározni, hiszen mindig van min újítani és fejleszteni (Trojanowska et al., 2018).

Az elmúlt években egyre több vállalatnál jelentek meg a rugalmas gyártósorok, hiszen a termékek iránti kereslet növekedett, ami magasabb minőségi elvárásokkal és változatos igényekkel társult. Ezek a tényezők arra ösztönözték a gyártókat, hogy a vevői igényekre valós időben reagáljanak. Megjelent a 3C gyártás, mely a számítógép, kommunikáció és a szórakoztató elektronika tényezőkből áll össze. Rugalmasan kell kezelniük a cégeknek a különböző termelési feladatokat, ehhez pedig szükségessé vált, hogy a gyárakban intelligens eszközöket használjanak, ezeket hívjuk rugalmas gyártósoroknak (AFPL). „Az AFPL gyors

ütemben és nagy megbízhatósággal dolgozik, a rugalmas gyártósorokban magas színvonalon alkalmazzák az automatizációt, nagy rugalmassággal rendelkeznek, illetve alacsony az energiafogyasztásuk és a befejezetlen munka aránya.” fogalmazták meg kutatásukban Dan Lou és társai (Luo et al., 2021). Olyan gyártósori gépeket és automatizált robotbeállításokat tartalmaz, melynek segítségével a több műveletből álló folyamatokat sorrendben képes elvégezni. Amiatt, hogy ezek a gyártósorok rugalmas struktúrával rendelkeznek, nagy nehézséget okoznak a tervezési és ütemezési rendszerek optimalizálásában (He et al., 2018). A gyártási rendszerek már nem egyetlen automatizált szerszámgépéből állnak, hanem inkább egy hálózat, ami több gyártógépből tevődik össze, fogalmazta meg Ochoa és Rudolf. Mivel ezek már intelligens rendszerekből tevődnek össze, így képesek az adatgyűjtésre, azoknak elemzésére, ami alapján tud döntést hozni, ezáltal hatással van a gazdasági környezetre. Egyidőben különböző termékek előállítására alkalmasak ezek a rugalmas gyártósorok (Ochoa and Rudolf, 2019). A rugalmas gyártórendszerek legkisebb alkotóeleme a rugalmas gyártóegység, mely egy többcélú szerszámgépéből áll, ezekből áll össze a rugalmas gyártócella, melyek összessége egy rugalmas gyártórendszer, ahol anyagáramlás történik egy automatizált szállítórendszeren keresztül (Gubán, 2013).

2.3 Ellátási lánc



4. ábra Példa az ellátási lánc kölcsönös függőségeire a jövőbeni „Ipar 4.0” projekt keretében. (Geisberger and Broy, 2012, p.54)

Az ellátási láncok sok összetevőből épülnek fel, együttesen alkotják a vásárlók, szállítók, a gyártási technológia, gyári műveletek és az alkatrész, gép felszerelés. Az ábrán látható, hogy a vásárlók határozzák meg a legyártott mennyiséget, a termék specifikációit és a szállítási dátumot is. A szállítóktól függ az, hogy mekkora a kapacitásuk, ennek függvényében kell meghatározni a szállítási dátumot is és a mennyiséget amit a legyártanak. A gyártási technológia magába foglalja, hogy a termék milyen technológiával lesz átalakítva,

milyen típusú környezetben történik ez a folyamat, és milyen ellenőrzés mellett. Fontos megemlíteni itt, hogy a munkaterv – ami alapján a gyártási folyamat történik – pontosan legyen definiálva vezetői szinten, hogy a folyamat még gyorsabb és hatékonyabb tudjon lenni. Szorosan összekapcsolódik a technológia a műveletekkel, éppen ezért a dátumok megszabása előtt tisztába kell lenni a műveletek időtartamával, és a hosszú távú megfelelő kapacitást beállítani. A műveletek elvégzéséhez pedig fontos a megfelelő géptípus kiválasztása, annak logisztikai elhelyezése, és karbantartása. Ezeket a tényezőket pedig összefogja egy számítógépes támogatáson alapuló fizikai termelés, mely segít a kommunikációban, konfigurációk beállításában és a szimulációban (Geisberger and Broy, 2012).

Az ellátási láncok kritikus pontja az átfutási idő. Ez egy nagyon érzékeny pont, hiszen a fogyasztói társadalom minél gyorsabban szeretné kézhez kapni a termékeket, nagy mennyiségben, ezért a vállalatok szempontjából fontos, hogy egy terméknek minél kisebb legyen az átfutási ideje (Dömötörfi, 2019). A Just-in-time készletgazdálkodási leltározási módszer az utóbbi időben igen népszerűvé vált a vállalatok között, hiszen rengeteg előnnyel jár annak alkalmazása. A költségek csökkennek, az átfutási idő lerövidül, a termékek minősége javul, lehetővé válik a gyors reagálás a változó piaci igényekre. A stratégia elnevezése is beszédes, hiszen a lényeg az, hogy az áru a vásárlóhoz pontos időben érkezzen meg, ezzel elkerülve a raktár elhelyezési költségeket (Yang et al., 2021a). Az átfutási idő csökkentésének érdekében egyre több vállalat hoz létre nagyobb logisztikai raktárakat, épületeket, ezzel is elősegítik a vevői reakciókészség csökkentését, és ki tudják szolgálni az ügyfelet ahol és amikor szeretné. Ezek a disztribúciós központok rugalmasabb működést biztosítanak a vállalatoknak, mellyel versenyelőnyhöz juthatnak (Nozick and Turnquist, 2001).

Nagy hangsúlyt fektettek továbbá a cégek arra, hogy mind a környezetvédelmi szempontokat figyelembe vegyék, mind pedig a szociális szempontokat, és így próbálták kialakítani az ellátási láncot. A fenntarthatóság, mint cél globális szinten megjelent, és a fogyasztók is elvárják, illetve előtérbe helyezik, azt hogy a cégek minél inkább környezettudatosabban működjenek. Ezeket a fenntarthatósági szempontokat Saidi és társai foglalták össze, melyek a következők: (Saidi et al., 2020)

1. **Környezetbarát működés:** fontos óvni a természeti erőforrásokat, ezért elengedhetetlen, hogy a cégek felhívják a figyelmet a pazarlás csökkentésére, illetve a gyártási folyamataikban megújuló erőforrásokat használjanak fel.

2. **Társadalmi befogadás:** a fenntarthatóság témakörében kiemelendő, hogy a cégeknek mekkora befolyása is van abban, hogy különböző társadalmi problémákkal kapcsolatban hogyan kommunikálnak és hívják fel az emberek figyelmét ezekre.
3. **Gazdasági hatékonyság és felelősségtudat:** ahhoz, hogy fenntarthatóan tudjon működni egy vállalat, az alapfeltétele, hogy eredményes és hatékony módszereket alkalmazzon, mellyen hozzájárul az adott ország gazdasági növekedéséhez.

Az ellátási láncoknak ezt a három szempontot mindenképpen érdemes alkalmazni a folyamataikban és a döntéshozatal során Saidi és társai ajánlása alapján, amennyiben hosszútávon egy fenntartható vállalatot szeretnének működtetni (Saidi et al., 2020).

2.4 Mesterséges intelligencia alkalmazási területei

A mesterséges intelligencia egy mesterségesen létrehozott gép, program vagy tudat, mely képes önállóan különböző környezeti, illetve külső hatásokra válaszolni, képes megtanulni, lemásolni egy természetes intelligenciával rendelkező élőlény viselkedését és képes saját viselkedését tanulás alapján megváltoztatni, tehát képes tapasztalat alapján tanulni (Yang et al., 2021b).

A mesterséges intelligencia elkerülhetetlen növekedése és fejlődése miatt egyre nagyobb a hatása az emberekre, emiatt a hatalmas befolyás miatt van egyre nagyobb szükség arra, hogy megértsük. Az AI képes oktatásra, képzésre és fejleszteni az emberek teljesítményét, könnyebbé téve feladataikat és tevékenységeiket (Yang et al., 2021b). A mesterséges intelligencia kutatási iránya elmozdult a technológia-orientált alkalmazások felé, melyek a termelés növelésére, maximalizálására összpontosítanak, illetve a emberközpontú alkalmazások irányába is, amelyek azt kutatják, hogyan lehet az emberi intelligenciát kibővíteni a gépi intelligenciával (Yang, 2021). Banerjee megállapítása szerint az AI teljesítménye viszonylag jobb a számítás és a döntéshozatal terén, mint az embereké, melyet tanulmányában alá is támaszt (Banerjee et al., 2018).

A minőségre, mint állandó kiváló teljesítményre mindenki törekszik. A folyamat-ellenőrzés talán az egyik legfontosabb, hiszen a folyamatos karbantartás, megfigyelés nagyobb mértékben hozzájárul ahhoz, hogy a kimeneteli célokat megfelelően tudjuk behatárolni, hiszen a következetes eredmények behatárolásával magasabb szintű minőséget érhetünk el. David B. Larson és Giles W. Boland szerint az alábbiak a 8 alapvető folyamatszabályozási technikák,

melyekre nagy fokú szükség van, ha a minőséget megfelelő szinten szeretnénk tartani (Larson and Boland, 2019).

Az első a **közzétett keretrendszer**, miszerint az optimalizált modellnek legyen egy meghatározott, leírt keretrendszere, melyben megfogalmazzák a különböző célokat, változókat és esetleges korlátokat. Tartalmazza az irányelveket, eljárásokat, különféle műveleteket és protokollokat. Ezzel elősegítve, hogy mások számára is érthető legyen egy-egy problémára adott megoldás.

A második a **teljesítménymérők fontossága**. Mennyiségi és többszöri alkalommal is használható értékelési szempontok meghatározása a be- és kimeneteli termékekre, nagyban hozzájárul ahhoz, hogy a termelést minél inkább javítsuk. A mérési modellek lehetővé teszik, hogy akik egy folyamatot irányítanak kvantitatív módon megértsék és figyelemmel kísérjék a folyamat eredményeit. Ezeknek a hiánya megakadályozza a megfelelő célok kidolgozását, és az eredmények folyamatos nyomon követését.

A harmadik a **teljesítmény szabványok és célok meghatározása**, ez magába foglalja a kívánt eredményállapot kvantitatív meghatározását különböző teljesítmény mutatókkal. A teljesítmény folyamatos monitorozásának hiányakor, illetve teljesítmény célok kitűzése nélkül, nem lehet meghatározni a minőséget és nyomon követni sem lehet azt, hogy az eredmények hol helyezkednek el a versenytársakhoz képest.

A negyedik az **alkalmazások monitorozása**. Eszközök alkalmazásával az operátorok figyelése, mellyel beazonosítható, hogy az eredmények milyen mértékben térnek el a céloktól és normáktól. Az ezekből kinyerhető információk értelmezése és megértése után már könnyebben lehet finomítani a folyamatirányító rendszeren.

Az ötödik az **előrejelző modell** alkalmazása. Ez hozzájárul ahhoz, hogy megértsük mennyiségileg mekkora eltérés lesz, ha termelési stratégiát váltunk, vagy valamely vezérlési paramétert megváltoztatjuk, illetve, ha a bemeneti változón korrigálást végzünk el.

A hatodik az **optimalizálási modell**. Egy úgynevezett útmutatóként is funkcionálhat, hiszen ez a modell foglalja magába, azokat az információkat mellyel a különböző bemeneti beállításokat elvégezve nagy valószínűséggel megkaphatjuk az optimális eredményt.

A hetedik a **visszacsatolási mechanizmus**, mely főként az eredmények folyamatos analizálása mellett képes megállapítani a bemeneti változók folyamatos korrigálásával a megfelelő stratégiát, illetve, hogy milyen ellenőrzési pontokra van szüksége a rendszernek. A folyamat ellenőrzés kritikusan függ az alkalmazások monitoringjától és a visszacsatolási

mechanizmustól, ennek hiányakor nem képes a rendszer javítani az esetlegesen fellépő hibákat, ami a folyamat biztonságát is kockáztathatja.

A nyolcadik és egyben az utolsó pedig a **felelősségvállalási vagy más néven számonkérési mechanizmus**, mely az egyes elemek hatékony működéséért felel, a rendszer egésze szempontjából. Hiánya a szervezeti vezetők minőség-ellenőrzésbe való nagyobb befektetését érintheti rosszul.

Ezen modellek alkalmazásának legfőbb célja, hogy a modern technológiát alkalmazva egy automatizált rendszert hozhasson létre, mely elősegíti a termelés hatékonyságát. Képes optimalizálni a folyamatok különböző részeit, ezzel egy magasabb minőséget szolgáltatni a fogyasztóknak. A folyamatszabályozó program megfelelő működése nagy mértékben függ ezektől az elemektől. Egy minőséggel kapcsolatos eszköz vagy algoritmus önmagában nem elegendő ahhoz, hogy átfogó minőség-ellenőrzést végezzen. Ez a nyolc alapvető modell alkalmazása elengedhetetlen egy megfelelően működő AI minőség-ellenőrző rendszernek. David B. Larson és Giles W. Boland ajánlása szerint, aki szoftvereket és algoritmusokat fejleszt, a modelljébe a munkafolyamatok között mindenképpen szerepelnie kell a teljesítmény mérésnek és a folyamatos monitorozásnak, hiszen ez az alapja egy rendszer megfelelő működésének (Larson and Boland, 2019).

Több cégen belül a gyártási folyamatokban már szerepelnek AI-al megoldott feladatok, ezekre szeretnék néhány példát bemutatni, szemléltetve azt, hogy mennyire széleskörű a felhasználási területe ennek a technológiának.

- A Blue River fejlesztői által megírt algoritmus egy hatalmas növény képgyűjtemény alapján megállapítja egy egyed szükségletét, illetve öntanuló képességét ezen szükségletek hatásának tanulására fordítja. (Forrás: <https://bluerivertechnology.com/>)
- A Tempus cég olyan mesterséges intelligenciát alkalmaz, mely rengeteg orvosi adat alapján személyre szabott kezelési folyamatot ajánl a betegeknek. (Forrás: <https://www.tempus.com/about-us/>)
- A minőség-ellenőrzés emberi tényező kiváltása már megtörtént a Hankook gyárban, ahol gumibroncs-tesztelési folyamatban alkalmazták az alakfelismerési módszert, mely hozzájárul az automatizálás elkezdéséhez. (Forrás: <https://www.hankooktire.com/hu/>)
- A BOSCH gyárban kidolgoztak egy olyan rendszert, ami még a gyártási folyamat elején észreveszi az eltéréseket, selejt alkatrészeket, mely javítja a termékek minőségét, és csökkenti a selejteket számát. (Forrás: <https://www.bosch.hu/>)

- A Datarobot cég öntanuló rendszere, rengeteg adatot feldolgozva képes előre jelezni az üzleti döntések kimeneteleit más vállalkozásoknak. (Forrás: <https://www.datarobot.com/>)
- A Nauto-nál olyan biztonsági rendszert fejlesztenek ki az autókba, mely a sofőrt, a környezetet és a közlekedést elemezve képes riasztani váratlan esemény esetén a sofőrnek. (Forrás: <https://www.nauto.com/>)

Ezen információk alapján levonhatjuk azt a következtetést, hogy a mesterséges intelligencia sok területet hódított már meg, hiszen a mezőgazdaságban, az orvostudományban és minőség-ellenőrzésben is egyre többet alkalmaznak.

A közösségi média platformok elterjedése a vállalatokat arra ösztönözte, hogy próbálják meg elérni a 100%-os minőséget, hiszen nagyon gyorsan tudnak az ügyfelek visszajelezni az adott termékkel vagy szolgáltatással kapcsolatban, ami miatt kevés rugalmasságot hagy a szervezetnek, hogy a hibákat kijavítsák. Ezek a tapasztalatok a Google-on és a közösségi médiákban rengeteg emberhez eljuthatnak, ezzel is befolyásolhatják a vállalatok hírnevét és az ügyfelek lojalitását (Escobar and Morales-Menendez, 2017).

Amennyiben egy terméken van hiba és ezt a rendszer felismeri, az éppen olyan fontos, mint az, hogy a jó terméket pedig jónak ismerje fel, és ne osztályozza be rossz kategóriába. Általánosságban a selejt és jó termékek aránya 50-50%, tehát ugyanakkora az esély arra, hogy jól ismeri fel az adott terméket vagy pedig nem. Ezeket az arányokat mindenképpen érdemes úgy alakítani, hogy a jó felismerés 93-94% fölötti legyen, ezzel biztosítva a megfelelő minőség-ellenőrzést, és azt, hogy a vizsgálat során a technológia jó döntést hozzon meg. Ehhez szükség van egy megfelelő módszerre, amit minden szervezet a saját gyártási folyamatába tud beilleszteni, saját igényeire szabva. A téves felismerésnek megvannak a maga hátrányai. Ha a jó terméket ismeri fel selejtnak akkor a cégnek okoz hátrányt. Ha pedig a selejtet ismeri fel jó terméknek, akkor a vásárlóhoz kikerülhet az adott termék, ami rossz tapasztalatot eredményez, és ezt a hibát pedig ki kell javítani, az ügyfélszolgálatnak kezelnie kell ezt a problémát, ami további kiadásokhoz vezet, illetve minél több selejt terméket küldenek ki jó terméknek beállítva, annál több olyan humán erőforrásra van szükség, akik kezelik ezeket a visszajelzéseket.

Termék -> Felismerés	Jó termék	Selejt termék		Termék -> Felismerés	Jó termék	Selejt termék
Jónak felismerve	50%	50%	➔	Jónak felismerve	93-94%	6-7%
Selejtnak felismerve	50%	50%		Selejtnak felismerve	6-7%	93-94%

5. ábra Selejt és jó termékek felismerési aránya (Gubán, 2013)

3. Minőség-ellenőrzés

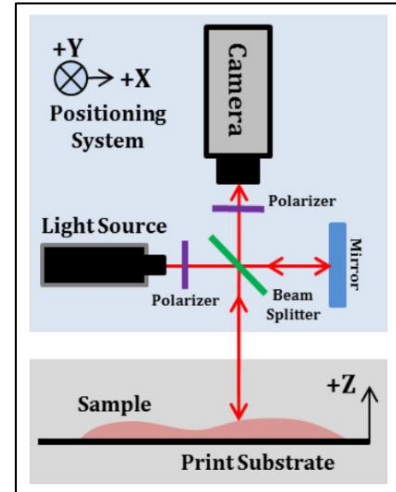
A minőség-ellenőrzés a gyártás során egy nagyon fontos szakasz, ezért érdemes egy megfelelő módszert kidolgozni annak érdekében, hogy a selejt termékeket és a jó termékeket megfelelően ismerje fel a rendszer, és tudjon dönteni a folyamat kimeneteléről. A mai napig a legtöbb helyen a minőség-ellenőrzést vizuálisan végzik ellenőrök, ami a cég számára költséges és hosszútávon megbízhatatlan, hiszen egy emberrel szemben a mesterséges intelligencia gyorsabban képes elemezni és akár 98%-os pontossággal is tud dolgozni. Ahhoz, hogy kiváló minőségű terméket tudjanak szolgáltatni a különböző termékekre, fontos a minősített minőség-ellenőrzés, melynek az alapja a megbízhatóság és a minőség (Kim et al., 2018).

A minőség-ellenőrzésre különböző technikai eszközök léteznek, ilyen például a lézeres felület ellenőrzés, aminél „A lézerszkennel lézersugarakat bocsát ki a céltárgyig, hogy a köztük lévő távolságot feltudja mérni az alapján, hogy a lézersugár elért a céltárgyig majd visszaverődött” fogalmazták meg Kim és társai 2019-ben. Ezzel a termékek felületét részletes megtudják vizsgálni, hiszen egy átlagos lézerszkennel másodpercenként képes akár százezer pontot kibocsájtani, és a bemért részeket rögzíteni nagy pontossággal és gyorsasággal (Kim et al., 2019). A másik típus a kamerák használata, melybe neurális hálózatot integrálnak, és gépi tanulási folyamaton keresztül képes döntést hozni.

3.1 Minőség-ellenőrzés kamerákkal, Mobotix

A többnézetű kamerával végzett precíz felmérés lehetővé teszi, hogy a tárgyról egy 3D objektum rekonstrukció készüljön, illetve, hogy lehessen pontosan követni a tárgyakat. Ezek a technikák főként az iparban hódítanak nagy területet, a minőség-ellenőrzés és az automatizáció területeken. Felmerült az igény új módszerek bevezetésére, hiszen mindenki szeretne pontosságot, egyszerűséget és természetesen mindezt alacsony költségvetéssel (Perez et al., 2020).

A 6. ábrán egy példa látható, melyet Sitthi-Amorn és kutatótársai fogalmaztak meg. Ezek az eszközök Michelson konfigurációban vannak elhelyezve, ami egy USB kamerából áll és egy nagy teljesítményű kollimált piros LED-ből áll össze. A fényforrás (a képen Light Source) egy kollimált piros LED, ebbe a fénybe polarizátorokat (a képen Polarizer) helyeztek el, amelyek elősegítik a fénysűrűség szabályozhatóságát. A minta (a képen Sample) és a tükör között



6. ábra Optikai Koherencia Tomográfia 3D Szkennerek (Sitthi-Amorn et al., 2015)

egyforma a távolság, hogy konstruktív referencia mintát is kaphassunk az elemzés közben. A kamerában lévő szkennerek körkörösén olvassa be az adott területet, melynek átmérője 15 mm (Sitthi-Amorn et al., 2015).

A piacon talán az egyik legmegbízhatóbb kamerák a Mobotix kamerái, hiszen több mérés is alátámasztja, hogy az IBM és a többi versenytárs értékeitől is sokkal jobban teljesít a selejt termékelismerésben. M73-as csúcskategóriás kamerákat használnak, melyen 3 érzékelő van, és neurális hálózat is helyet kapott benne. A cég ajánlása alapján szinte bármilyen területen helyt tud állni kamerájuk. Pár példával alátámasztanám, hogy mikre használták már eddig ezeket a kamerákat: hőmérésre, építkezések megfigyelése, felületvizsgálat, hulladékválogató udvar hőkamerás megfigyelése és tűzérzékelés, raktár figyelő rendszer, üzlettérbe belépő személyek arcfelismerése, számolása, nem, kor és arckifejezés elemzése, és ez a lista folytatódhatna még, hiszen csak a kreativitás szabhat határokat, hogy ki mire használja.



7. ábra Mobotix kamera oldalról (Saját kép)



8. ábra Mobotix kamera előlről (Saját kép)

A továbbiakban a Mobotix kamerának szeretném bemutatni 4 módszerét, egy-egy használati területtel ismertetve: (Forrás: mellékletben szereplő 1. interjú, <https://www.mobotix.com/en/products>)

1. **Box Defect Detection:** A Box Defect Detection módszer képes felismerni a repedéseket, idegen tárgyakat, sérülést és szennyeződések. Amikor megtörténik az adott termék vizsgálata, képes elszeparálni a hibás és jó termékeket, illetve valós időben riaszt, és támogatja a gyártásvezérlést. Egy gyógyszergyárnak problémát jelentett az, hogy a gyógyszereket műanyag dobozban szállították, és kockázatos volt, hogy a doboz akár meg is sérülhet, illetve karcolódhat, repedhet, így amikor egymásra rakják őket akkor felborulhat, illetve idegen tárgy is kerülhet rá. Erre készítettek neki egy boxot, amelyben kamerák vannak megvilágítással, és a szeparátoroknak ez adott információt arról, hogy az adott doboz tovább mehet-e vagy pedig szükséges manuálisan megvizsgálni.
2. **Video Quality Inspection:** Felületi minőségvizsgálatot végez gépi tanulási alapokon. Automatikusan végzi a vizsgálatokat, integrálható a folyamatokba. Ez a módszertan is képes repedések, illetve karcolások felismerésére, termékösszehasonlításra, illetve idegen tárgyak észlelésére, darabszámlálásra, mindezt jobb mint 98%-os pontossággal.

Ezt a módszert akkor érdemes használni, hogyha felületi ellenőrzés szeretnénk egy kamerával biztosítani, vagy pedig, ha fontos, hogy egy-egy időszakban mekkora mennyiségű volt a legyártott és átvizsgált termék arra is megfelelő ez a választás.

3. **Occupational Health and Safety:** Ez a megoldás képes az egyéni védőeszközök detektálására, felületi hőmérséklet mérésre. Amennyiben elesést, földön fekvő embert, integető kezet vagy speciális hangot érzékel képes azt detektálni. Ez főként az egészségügyben lehet fontos, hiszen munkaerőhiány miatt, a pácienseket nem lehet folyamatos megfigyelés alatt tartani ápolók és orvosok által. A pandémiás helyzet alatt előtérbe került a hőmérés, mielőtt egy helységbe/épületbe belépünk, ezt könnyítheti meg az alábbi módszer, hiszen, ha a beállított hőmérséklettől nagyobb értéket érzékel hangjelzéssel jelez az egyénnek, hogy ne menjen be.
4. **Suspicious Behavior Detection:** Ez a módszer képes detektálni a gyanús viselkedést, mely valójában emberi mozgás és viselkedés detektálás AI alapon. Érzékeli a mobiltelefon használatot, illetve különböző riasztási szintek határozhatók meg. Könnyen folyamatba illeszthető. Akkor érdemes ezt a módszert használni, ha egy gépkezelőnek a munkája monoton, illetve ismétlődő, így a mesterséges intelligencia megtudja tanulni, hogy hogyan mozog az illető és mit csinál, és amennyiben úgy érzékeli, hogy az adott tevékenység eltér a megszokottól akkor értesít arról, hogy gyanús viselkedést rögzít.

3.2 Neurális hálózat alkalmazásának előnyei és hátrányai a minőség-ellenőrzésben

A neurális hálózat rengeteg adatot képes feldolgozni majd a már meglévő tapasztalatai alapján saját döntést hozni, ezért is terjedt el ennyire ez az eszköz a termelési folyamatokban. A tanulási folyamat alatt mintavételezéssel kielemez az összes terméket, amit éles helyzetben meg kell vizsgálnia és döntést kell hozni afelől, hogy milyen a minősége (Albawi et al., 2017). Mazurowski és társai fogalmazták meg, hogy a számítógéppel támogatott döntési (CAD) rendszerekben a számítógép algoritmusok segítségével képes dönteni az egyes folyamatrendszerekben. (Mazurowski et al., 2008). „Ez a mesterséges hálózat egy nagyszámú egymással összekapcsolt neuronok strukturált egysége. Ezek a neuronok képesek bemenő jeleket fogadni, illetve kimenő jeleket küldeni.” (Zhang, 2018). A gyártási rendszerek összetétele és dinamikája egyre bonyolultabb, ami miatt fontos nagy hangsúlyt fektetni a technológiai fejlesztések minél szélesebb körben való használata. Az egyik legmeghatározóbb

fejlesztés a mesterséges intelligencia integrálása a termelési folyamatokba a gép tanuláson (Machine Learning) keresztül. Az előnyök és hátrányok sajátosságai ennek a fejlesztésnek ML technikánkként eltérő lehet, ezért sem lehet egyértelműen behatárolni, hogy a cégeknek egységesen egy rendszer a megfelelő (Wuest et al., 2016).

Előnyei közé tartozik, hogy hatékonyan és pontosan képes végezni a feladatát, minél rövidebb időtartam alatt, ami minden szempontból olcsóbb választás a cégnek, mintha embereket alkalmazna a feladatra. Hatalmas mennyiségű adat feldolgozására képesek ezek az algoritmusok, ami sokkal hatékonyabbá teszi a termelési folyamatokat, hiszen ezeknek az adatoknak a gyors feldolgozása segítségével szolgálhat a folyamatmodell hatékonyságának a fejlesztésére (Mazurowski et al., 2008). Képesek kezelni nagy dimenziós problémákat és átláthatóvá teszik a folyamatokat a vezetők számára. A költségvetése a cégnek hosszútávon csökkenni fog, mivel a termékek minősége és annak ellenőrzése javul, így sokkal kisebb a hiba lehetősége annak, hogy selejtes terméket kapjon a vásárló, vagy pedig egy jó terméket leselejtezzenek. Működése, illetve figyelme nem romlik a monoton munka ideje alatt, mint egy emberi figyelemé. Wuest és társai fogalmazták meg kutatásukban, hogy a gépi tanulási folyamatokat főként optimalizálásra és ellenőrzésre, felügyeleti feladatok miatt alkalmazzák, olyan összetett gyártási folyamatokban, ahol a problémák okainak feltárása nehéz. A gépi tanulási folyamatok jól tudnak illeszkedni a gyártási folyamatokhoz, hiszen a legtöbb cég képes címkézett adatokat szolgáltatni, hogy a tanulási folyamat hatékonyabb és sikeresebb legyen. Összességében az mindenképpen pozitívumnak számít, hogy egy adott folyamaton belüli munkaidőt és a selejtes termékek ügyfélhez kerülési arányát csökkenti (Wuest et al., 2016).

Hátrányok közé is sorolnám az emberi munkaerő leváltását, hiszen többen is elvesztették, illetve el fogják veszteni a jelenlegi munkájukat, hiszen a gyárak egyre inkább gépi megoldásokat alkalmaznak a termelés során. Ez a hátrány a szakértők szerint csak rövid ideig fogja érinteni a munkaerőpiacot, mert olyan gyorsan változik a technológia a 21. században, és olyan gyorsan fejlődik a körülöttünk lévő világ, hogy a munkaerő piacon is megjelennek új foglalkozások, amik eddig még nem is léteztek, és ehhez az embereknek alkalmazkodniuk kell. A megfelelő módszertan kiválasztásához, ami leginkább passzol az egyéni folyamatokhoz, egy képzett szakembert kell találni, ami szintén hátrány lehet egy ideig, hiszen még nincsen túltelítve a munkaerő piac az ehhez a technológiához értő informatikusokkal. A mesterséges intelligencián belüli alkalmazások le vannak korlátozva, és nem az egész gyártási folyamatot vizsgálják, és nem az egészre összpontosítanak, hanem csak az adott folyamatra, feladatra. (Wuest et al., 2016)

4. Osztályozás kiegyensúlyozatlan adatkészletekkel

A minőség-ellenőrzés során fontos, hogy egy olyan módszertant válasszon a cég – ami alapján a gépi algoritmusok döntenek a termék megfelelőségéről – ami leginkább beintegrálható a már meglévő rendszerbe, és a folyamatok minőségének maximalizálásához járul hozzá. A mesterséges intelligencia alapú gép a tapasztalatai alapján képes a termékeket, példányokat különféle paraméterek alapján osztályokba sorolni, ilyenkor felmerülhet az probléma, hogy a tanulási folyamat során olyan adatkészlet áll rendelkezésre, amelyben aránytalanul vannak az adatok, és amennyiben nagy mértékű az eltérés az osztályok között az a későbbiekben problémás előrejelzésekhez vezethet. A gépi tanulási rendszerekkel könnyebben lehet paramétereket beállítani, illetve az osztályozási teljesítmény hatékonyságát is növeli annak alkalmazása a gyártási folyamatokba (Wuest et al., 2016). Az egyensúlyhiányos tanulási problémák kezelésére szolgáló legkorszerűbb kutatási módszertanok a következők lehetnek, melyeket Haibo He és kutató társai az ADASYN tanulmányukban bevezetésképpen felvázoltak: (He et al., 2008)

4.1 Mintavételi Stratégia

Ennek a módszernek a során költséggörbe technikát alkalmazva, tanulmányozza Chris Drummond és Robert C. Holte a kutatásában a túlminta és az alminták kölcsönhatását döntési fa alapú algoritmusokkal. Ez egy teljesítményelemzési technika, melynek segítségével egy egyszerű szabványt hoz létre az algoritmikus összehasonlításhoz. Mintavételi technikák valószínűségi becslések, metszés, és az adatok előfeldolgozását tanulmányozták a döntési fa tanulásához. Kétféle mintavételezési rendszer van, az alul- és túl mintavételezés, amiknek a megvizsgálásával lehet tanulmányozni, hogy hogyan befolyásolja a tanulási folyamatot, illetve, hogy melyik rendszer csökkenti vagy növeli a termék téves osztályozását (Drummond and Holte, 2003). Chawla kutatásában megemlítik, hogy a természetes példány eloszlás az osztályok között nem mindig a legjobb megoldás ahhoz, hogy az osztályozó képes legyen tanulni a minták alapján. Megfigyelése pedig az, hogy az alulmintavételezéssel általában jobb eredményt lehet elérni, mint a replikációval, adatgenerálással végzett túlmintavételezéssel (Chawla, 2003).

4.2 Szintetikus Adatgenerálás

Ez a megközelítés az eredeti adatkészletek kiegyensúlyozatlanságának kiküszöbölését célozza az adatminták mesterséges létrehozásával. Egy adatkészlet akkor kiegyensúlyozatlan, ha az osztályozási kategóriák nem egyformán vannak ábrázolva. Cawla és társai tanulmányukban a túlmintavételezést javasolják az olyan osztályokon, ahol kevesebb példány

található meg, és ezeket szintetikusan hozzák létre. „Ez a megközelítés hatékonyan kényszeríti a kisebbségi osztály döntés régiójának általánosabbá válását.”. (Cawla et al., 2002). A hagyományos osztályozási algoritmusok gyakori hibája, hogy több adat áll rendelkezésre az egyik osztályból, és így azzal kapcsolatban elfogultabb lehet, ami miatt rossz előrejelzési pontosságot végez azokhoz az osztályokhoz képest, ahol kevesebb adat áll rendelkezésre. (Guo and Viktor, 2004). A szintetikus adatgenerálás lényege tehát, hogy a kisebbségi osztályokba szintetikus adatgenerálással több adatot hozzanak létre, melynek hatására sokkal pontosabban képes az algoritmus dönteni.

4.3 Költségérzékeny Tanulás

Költségmátrixot használnak különböző algoritmusok, melyek a tanulás megkönnyítése érdekében kiegyensúlyozatlan adatkészletekkel dolgozik. (Elkan, 2001) Több különböző algoritmus létezik, ahol a feladat az osztályozás, viszont a legtöbb azt feltételezi, hogy minden hibásan besorolt példánnyal ugyanannyi költség jár. Pedro Domingos kutatásában javasol egy módszert, mellyel a költség minimalizálható félre osztályozás esetén is. A legtöbb ilyen mély tanuláson alapuló módszer célja, hogy a nullához közeli érték legyen a hibásan felismert példányok száma. Egy jó termék selejt osztályba sorolása és egy selejt termék jó osztályban sorolása nem egyforma költséggel jár (Domingos, 1999). Ennek a problémának a kiküszöbölésére a tanulási folyamat alatt az osztályokat alacsony és magas költséggel írja le, hogy a példányokat nehezebben lehessen félre osztályozni. Zhou és Liu tanulmányukban alátámasztják, hogy a költséghatékony módszer akkor működik megfelelően, ha kétosztályos adatkészlet áll rendelkezésre, illetve többosztályos adatkészleteknél akár negatív hatása is lehet ennek a módszernek az alkalmazása. Például egészségügyben egy félre diagnosztizálás költsége különböző abban az esetben, ha mondjuk egy egészséges embert betegnek ismer fel a rendszer annak a költsége sokkal alacsonyabb, mint ha egy beteg embert egészségesnek osztályoz, mert az utóbbi akár a páciens életvesztésével is járhat. „Amennyiben magasabb fokú az osztályok között kiegyensúlyozatlanság, akkor azoknak az adatkészleteknek általában magasabb a költségérzékenysége.” kutatásukban bizonyította be Zhou és Liu. (Zhou and Liu, 2006).

4.4 Aktív Tanulás

„Egy adatkészlet akkor kiegyensúlyozatlan, amikor legalább az egyik osztályban lényegesen kevesebb példány van, mint a többiben.” fogalmazta meg Ertekin és kutatótársai 2007-es Aktív tanulás az osztály kiegyensúlyozatlanságának problémájára című kutatásukban. Javaslatként megfogalmazták azt, hogy amennyiben ezt a kiegyensúlyozatlanságot szeretnék

kiküszöböli akkor a mintavételezésnek az alábbi módszertant kell követni: azokban az osztályokban, ahol kevesebb a példány ott a túlmintavételezés módszerét kell alkalmaznunk, vagy pedig a többi osztályban, ahova viszont több példány osztályozódott be, ott az alulmintavételezés lesz a megoldás, mindaddig amíg az osztályok nem lesznek kiegyensúlyozottak. Kutatásukban bizonyítják, hogy az aktív tanulás (AL) stratégiája sokkal hatékonyabb, ha az újra mintavételezést választjuk, hogy a tanulási folyamat korai szakaszában az algoritmusnak egy kiegyensúlyozott adatkészletet tudjunk előállítani (Ertekin et al., 2007a). Az aktív tanulás célja, hogy minimalizálni tudja az emberi beavatkozásokat, és a gépi tanulási folyamat kerül középpontba. Módszere hatékonyan választ ki informatív példányokat. Jingbo Zhu és Eduard Hovy tanulmányában szereplő kísérletek azt bizonyítják, hogy az alulmintavételezés negatív hatással van az aktív tanulásra, a bootstrap alapú túlmintavételezési módszert ajánlják, a kitűzött eredmények eléréséhez (Zhu and Hovy, 2007). „A gépi tanulási algoritmusok jobb előrejelzési teljesítményt nyújtanak, amennyiben az adatkészlet amire alapoznak az kiegyensúlyozatlan.” fogalmazták meg Ertekin és társai. Egy-egy osztályban amiatt lehetséges, hogy kevesebb példány van, mert a különleges és érdekesebb példányokból kevés van, ezért is nagyon fontos, hogy azt a rendszer megfelelően tudja felismerni. Ez a módszer nagy adathalmazokra alkalmazható (Ertekin et al., 2007b). Foster Provost fogalmazta meg, miszerint kettő célkitűzés van egy gépi tanulási folyamat során. Az első, hogy maximálni tudjuk a pontosságot, a második pedig az, hogy osztályozás közben folyamatosan eltárolja a korábbi adatokat és az alapján legyen képes működni (Provost, 2000). Az aktív tanulás lényege tehát az, hogy korai fázisban ismerjük fel azt, hogy az adatkészlet kiegyensúlyozatlan és indítsuk el előlről a tanulási folyamatot a gépen az alulmintavételezés a többségi osztályon vagy túlmintavételezés a kisebbségi osztályon alapelveket követve.

4.5 Kernel Alapú Módszerek

Kernel alapú módszereket is használnak kiegyensúlyozatlan tanulási problémák megoldására. Az osztályzási algoritmusoknak a célja, a jó osztályba való besorolás pontosságának növelése, más szóval a téves osztályzásnak a minimalizálása (Hong et al., 2007). A fő cél a ritka példányok megtalálása és a két osztály között egy ideálisan becsült határt létrehozni, ezért Wu és Chang javasolták a „Kernelhatár-igazítási algoritmust kiegyensúlyozatlan adatkészletek elemzésére.” Ez a módszer alkalmazása során egy függvényt hoz létre, melyet súlyozott összegekből állít össze, melyen egy megfelelő határt állít fel az osztályok között (Wu and Chang, 2005).

5. További fejlesztendő területek

Trojanowska és társai korábban már megfogalmazták, hogy a gyártási folyamatokat folyamatosan fejleszteni kell, annak érdekében, hogy a termelékenység hatékonysága növekedjen (Trojanowska et al., 2018). Fontos megfogalmazni azt, hogy bár a neurális hálózat alap elméletét Warren McCulloch és Walter Pitts 1943-ban megalkották (McCulloch and Pitts, 1943), ezen kívül még rengeteg továbbfejlesztési lehetőség rejlik a gépi tanulásban, ami az emberek mindennapjainak könnyítésére szolgálnának. „A gépi tanulás területe önálló kutatási területté nőtte ki magát, ezért ezen a szakaszon belül az a cél, hogy megfelelő machine learning alkalmazási technikát találjunk, melyet integrálni tudunk a gyártásba.” fogalmazták meg Wuest és társai 2016-os kutatásukban. A gépi tanulás alkalmazása a gyártásban egyik leggyakoribb kihívása a rendelkezésre álló adatok összetétele és minősége, amik együttese az algoritmus teljesítményét nagy mérték befolyásolják. Ebből levonhatjuk azt a következtetést, hogy ML algoritmusok használata során sokkal jobb eredményeket ér el, mint egy hagyományos módszer, viszont ez csak abban az esetben érhető el, ha a rendelkezésre álló adatkészlet megfelelő, és lehet arra egy tanulási folyamatot létrehozni. Az utóbbi időben gyors növekedésnek indult a rendelkezésre álló adatok mennyisége, ami főként a jobb minőségű technológiának és a tudatosságnak köszönhető, ezeknek az adatkészleteknek a megfelelő felhasználása rengeteg új fejlesztési ötlettel szolgálhat a cégek felé. A legnagyobb kihívást a megfelelő gépi tanulási algoritmusok kiválasztása okozza, hiszen minden gyártási követelményre más megoldás alkalmazható, kutatásuk alapján Wuest és társai ezt foglalták össze. A kutatók rengeteg módszertant megfogalmaztak már, éppen ezért ez a terület egyéni megoldásokra van specializálódva. „A következő lépés a machine learning algoritmusok korábbi alkalmazásainak elemzése hasonló igényű kutatási problémákra.” (Wuest et al., 2016)

A mellékletben található interjú során feltettem azt a kérdést, a szakértő Szűcs Attilának, hogy szerint melyen fejlesztendő területek vannak még a minőség-ellenőrzési területen belül, amennyiben azt kamerás módszerrel szeretnék megoldani. „Egyértelműen látszik, hogy kijöttek olyan megoldások, amik üzleti igények nyomán jöttek létre, kiemelném, amelyben biztos vagyok, a vizuális minőségvizsgálat az, amiben szeretnék fejlődni.” válaszolta. A kamera minősége, a vizuális minőségvizsgálat és a megfelelő szoftveres háttér megléte elengedhetetlen egy ideális folyamat létrehozásához, kialakításához. A kamera minél jobb minőségű, annál részletesebb képet kap az algoritmus az adott tárgyról vagy emberről, és annál pontosabban tudja kielemezni azt. Magyarországi vállalatok gyártási folyamatában már pár helyen beintegrálták a kamerás minőség-ellenőrzési folyamatokat, de még nem igazán terjedt

el, mivel egy ilyen kamera rendszer felépítése, megtervezése és beüzemelése egyösszegben költséges, és csak hosszútávon kifizetődő megoldás.

A fenntarthatóság, a hosszú távú működés egy vállalat életében elengedhetetlen és érdemes nagyobb hangsúlyt fektetni arra, hogy azt a hatalmas befolyást, amit a közösségi média és az internet a multinacionális vállalatok kezébe adott, átgondoltan használják fel, és nem mindig csak a bevételre kell koncentrálni, hanem globális szintű problémákra kisebb nagyobb megoldásokat is szükséges adniuk. Saidi és társai 2020-as értekezését, miszerint a cégeknek három fontos fenntarthatósági szempontot kell figyelembe vennie működési során, ami a környezetbarát működés, társadalmi befogadás és a gazdasági hatékonyság és felelősségtudat, ezeket a pontokat kiegészíteném még azzal, hogy a vállalatoknak a működésük során a fiatalokat minél inkább támogatni kellene, illetve megmutatni nekik a lehetőségeiket főként informatikai témakörökben. A fiatal társadalomra fog épülni a jövő gazdasága és amennyiben a vállalatok csak a profitszerzés lehetőségét tartják szem előtt, és nem vonják be a fiatalokat a cég működésébe, illetve nem fektetnek nagyobb hangsúlyt a fiatal generációk gyakorlati képzésére, akkor hosszútávon nem lesz képes gazdaságilag helyt állni, hiszen nem lesz elég munkaerő a megfelelő működéshez.

Véleményem szerint egy termelési folyamatban mindenképpen arra kell törekedni, hogy az emberek és a gépek legjobb tulajdonságait kihasználva közösen tudjanak dolgozni, hogy a mesterséges és az emberi intelligenciát összeintegrálva egy fejlett technológiai megoldás tudjon létrejönni. Emiatt is gondolom nagyon hasznosnak Nahavandi Saeid kutatását, melyben ki elemzi, hogy az ember és a robot hogyan fog a jövőben együtt dolgozni, hogyan lesznek képesek hatékonyan együttműködni (Nahavandi, 2019).

6. Összefoglalás

Összefoglalva tehát elmondható, hogy a negyedik ipari forradalom kezdete óta, amikor megjelentek az intelligens technológiai megoldások, nagy teret hódított magának a mesterséges intelligencia, hiszen rengeteg területen alkalmazzák az AI alapú gépi tanulási algoritmusokat. Véleményem szerint ez a fajta fejlődés az iparban, az egész társadalomra pozitív hatással bír, amennyiben a vállalatok képesek lesznek a technológiai fejlesztéseken túl a fenntarthatósági szempontokat is figyelembe venni a termelés során. Sokkal gyorsabb és pontosabb lesz a gyártás, és az ügyfelek gyors visszajelzése alapján a piaci igényekre rögtön lehet válaszolni különféle fejlesztésekkel. Ez a vállalatok szempontjából is kedvező, hiszen minél jobb minőségű termékeket adnak el, annál több bevételre tudnak szert tenni, illetve a vásárló is elégedettebb lesz, egyre inkább a tényleges igényeinek megfelelő termékeket kap, érezheti, hogy a véleményének és a visszajelzésének van létjogosultsága. Úgy gondolom, hogy az embereknek kellene sokkal alkalmazkodóbbnak és elfogadóbbnak lenni a mesterséges intelligencia irányába, hiszen rengeteg lehetőség rejlik még e mögött, ami az egész emberiség hasznára válhat, hiszen a gépi tanulási algoritmusok folyamatosan képesek fejlődni, pontosan és gyorsan dolgoznak, így a döntéshozatali képességük megbízhatóbb, mint egy embereké. A mesterséges intelligencia megjelenése pozitívan hat mind a vállalatokra mind pedig a fogyasztói társadalomra, hiszen napjainkban hatalmas növekedés érzékelhető a fogyasztói igények mennyiségére és minőségére vonatkozóan, melynek a megoldása az intelligens automatizáció bevezetése az ellátási láncokba, és a megfelelő logisztikai rendszerek alkalmazása és folyamatos fejlesztése. Az optimális, költséghatékony piaci működések kutatása a jövőben a hosszútávú fenntarthatóságot biztosíthatják.

A neurális hálózattal ellátott kamerák alkalmazása a termelési folyamatokban hatékonyabbá teszik azt, amennyiben jól vannak beprogramozva, sokkal kisebb hibafaktorral dolgoznak, mint egy humán erőforrás. A gépi tanulás tesztelési fázisában az algoritmus rengeteg adatot és tapasztalatot gyűjt, ami alapján pontos és gyors döntéshozatalra képes a feladat elvégzése közben, amennyiben a rendelkezésre álló adatkészlet megfelelően támogatja a tanulási folyamatot. Fontos mindig felülvizsgálni az éppen aktuális módszertant, hiszen egy vállalat a gyártási folyamatát folyamatos monitorozással és adatgyűjtéssel tudja tovább fejleszteni.

A módszertanok elemzése során arra a következtetésre jutottam, hogy egy osztályozási módszer megválasztása nagyban függ attól, hogy milyen típusú az adatkészlet, hogy hány darab osztályba kell sorolni azokat, illetve milyen fokú az osztályok közötti kiegyensúlyozatlanság. Ebből az következik, hogy nincsen egy olyan módszertani séma, ami minden helyzetben

megállja a helyét, hiszen fontos a hatékony osztályozás érdekében, hogy az adatkészlet összes tulajdonságát egybe véve, a folyamatok és a költségvetés szempontjából a legalkalmasabb módszert válasszuk ki. Amire véleményem szerint érdemes odafigyelni, hogy ha a tanulási folyamat elején észrevesszük, hogy az adatkészlet magas fokú kiegyensúlyozatlanságra utal, akkor kezdjük előlről a gépi tanulási folyamatot az aktív tanulási módszer használatának segítségével. A másik tényező, ami szintén meghatározó, a félreosztályozás, aminél fontos, hogy ne egyforma költséggel számoljunk a különböző esetekben, amikor rossz kategóriába sorolja az algoritmus a példányt, és ennek tudatában törekedjünk arra, hogy a költség minél alacsonyabb legyen, a költségérzékeny tanulási módszer alkalmazásával.

A mesterséges intelligencia alapú fejlesztések használata a gyártási folyamatokban lehetővé tette az intelligens megoldások beintegrálását a termelésbe, és hatékonyabb rendszerek kidolgozását és alkalmazását. A minőség-ellenőrzési folyamatok során elengedhetetlen egy megfelelő minőségű és összetételű adatkészlet, amivel a gépi tanulási algoritmus dolgozni tud, és ebből következtethetünk arra, hogy a 21. században mekkora jelentőséggel bírnak az adatok, hiszen értékes információk birtokába lehet jutni egy megfelelő elemzéssel és kiértékeléssel.

A jövőben ezen a területen rengeteg új fejlesztés várható még, amelyek a fogyasztói társadalom igényeinek kiszolgálása érdekében jönnek majd létre. Az emberi és a mesterséges intelligencia összeolvadásán rengeteg kutató dolgozik, ez a technológiai áttörés lehet a következő nagy mérföldkő az informatika világában, ami nagy mértékű változásokat fog eredményezni az ellátási láncokba, azon belül is főként a gyártási folyamatokba.

7. Felhasznált irodalom, forrásjegyzék:

<https://www.mobotix.com/en/products> (Utolsó letöltés: 2021.08.15.)

<https://bluerivertechnology.com/> (Utolsó letöltés: 2021.08.15.)

<https://www.tempus.com/about-us/> (Utolsó letöltés: 2021.08.15.)

<https://www.hankooktire.com/hu/> (Utolsó letöltés: 2021.08.15.)

<https://www.bosch.hu/> (Utolsó letöltés: 2021.08.15.)

<https://www.datarobot.com/> (Utolsó letöltés: 2021.08.15.)

<https://www.nauto.com/> (Utolsó letöltés: 2021.08.15.)

Miller, C.C Evidence That Robots Are Winning the Race for American Jobs a The New York Times. Elérhető online: <https://www.nytimes.com/2017/03/28/upshot/evidence-that-robots-are-winning-the-race-for-american-jobs.html> (Utolsó letöltés: 2021.09.23.)

ALBAWI, S., MOHAMMED, T. A. & AL-ZAWI, S. 2017. Understanding of a convolutional neural network. *International Conference on Engineering and Technology (ICET)*.

ALONSO, V., DACAL-NIETO, A., BARRETO, L., AMARAL, A. & RIVERO, E. 2019. Industry 4.0 implications in machine vision metrology: an overview. *Procedia Manufacturing*, 41, 359-366.

BANERJEE, S., SINGH, P. K. & BAJPAI, J. 2018. A Comparative Study on Decision-Making Capability Between Human and Artificial Intelligence. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 652, 203-210.

CAWLA, N. V., BOWYER, K. W., HALL, L. O. & KEGELMEYER, W. P. 2002. SMOTE: Synthetic Minority Over-sampling Technique. *Artificial Intelligence Research* 16.

CHAWLA, N. V. 2003. C4.5 and Imbalanced Data sets: Investigating the effect of sampling method, probabilistic estimate, and decision tree structure. *Workshop on Learning from Imbalanced Datasets II*.

CSIHA, C., DÉNES, L., KOVÁCS, Z. & PAPP, T. 2011. Gyártási folyamatok és minőségsszabályozás. *Nyugat-magyarországi Egyetem, Új Széchenyi Terv*.

DOMINGOS, P. 1999. Metacost: A general method for making classifiers costsensitive. *Proc. ACM SIGKDD Int. Conf. Knowledge Discovery and*

Data Mining, pp. 155-164.

DÖMÖTÖRFI, Á. 2019. *Autóipari ellátási hálózatok logisztikai elemzése*. PhD, Budapesti Műszaki és Gazdaságtudományi Egyetem

- DRUMMOND, C. & HOLTE, R. C. 2003. C4.5, Class Imbalance, and Cost Sensitivity: Why Under-Sampling beats Over-Sampling.
- ELKAN, C. 2001. The Foundations of Cost-Sensitive Learning. *Proc. Int. Joint Conf. Artificial Intelligence (IJCAI'01)*, pp. 973-978.
- ERTEKIN, S., HUANG, J. & GILES, C. L. 2007a. Active Learning for Class Imbalance Problem. *Proc. Annual Int. ACM SIGIR Conf. Research and development in information retrieval*, pp. 823-824.
- ERTEKIN, S. E., HUANG, J., BOTTOU, L. & GILES, C. L. 2007b. Learning on the Border: Active Learning in Imbalanced Data Classification. *CIKM'07*.
- ESCOBAR, C. A. & MORALES-MENENDEZ, R. 2017. Machine Learning and Pattern Recognition Techniques for Information Extraction to Improve Production Control and Design Decisions. *Springer International Publishing*, 286–300.
- GEISBERGER, E. & BROY, M. 2012. *agendaCPS: Integrierte Forschungsagenda Cyber-Physical Systems*, München, Acatech.
- GUBÁN, Á. 2013. *Logisztika Felvetések, példák, válaszok*.
- GUO, H. & VIKTOR, H. L. 2004. Learning from Imbalanced Data Sets with Boosting and Data Generation: The DataBoost-IM Approach. *SIGKDD Explorations: Special issue on Learning from Imbalanced Datasets*, 6, pp. 30-39.
- HE, C., GUAN, Z., WANG, H., CUI, Y. & CHEN, W. 2018. Branch and bound algorithm for balancing and configuration of an automated flexible machining line. *The 6th International Conference on Manufacturing, Optimization, Industrial and Material Engineering*.
- HE, H., BAI, Y., GARCIA, E. A. & LI, S. 2008. ADASYN: Adaptive Synthetic Sampling Approach for Imbalanced Learning. *IEEE Xplore*.
- HONG, X., CHEN, S. & HARRIS, C. J. 2007. A Kernel-Based Two-Class Classifier for Imbalanced Data Sets. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 18, pp. 28-41.
- KIM, H., LIN, Y. & TSENG, T.-L. B. 2018. A review on quality control in additive manufacturing. *Rapid Prototyping Journal*, 24, 645-669.
- KIM, M.-K., WANG, Q., YOON, S. & SOHN, H. 2019. A mirror-aided laser scanning system for geometric quality inspection of side surfaces of precast concrete elements. *Measurement*, 141, 420-428.
- LARSON, D. B. & BOLAND, G. W. 2019. Imaging Quality Control in the Era of Artificial Intelligence. *J Am Coll Radiol*, 16, 1259-1266.

- LASI, H., FETTKE, P., KEMPER, H.-G., FELD, T. & HOFFMANN, M. 2014. Industry 4.0. *Business & Information Systems Engineering*, 6, 239-242.
- LEMENINEN, S., RAJAHONKA, M., WENDELIN, R. & WESTERLUND, M. 2020. Industrial internet of things business models in the machine-to-machine context. *Industrial Marketing Management*, 84, 298-311.
- LUO, D., GUAN, Z., HE, C., GONG, Y. & YUE, L. 2021. Data-driven cloud simulation architecture for automated flexible production lines: application in real smart factories. *International Journal of Production Research*, 1-23.
- MADAKAM, S., RAMASWAMY, R. & TRIPATHI, S. 2015. Internet of Things (IoT): A Literature Review. *Journal of Computer and Communications*, 03, 164-173.
- MAZUROWSKI, M. A., HABAS, P. A., ZURADA, J. M., LO, J. Y., BAKER, J. A. & TOURASSI, G. D. 2008. Training neural network classifiers for medical decision making: the effects of imbalanced datasets on classification performance. *Neural Netw*, 21, 427-36.
- MCCULLOCH, W. S. & PITTS, W. 1943. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity *The bulletin of mathematical biophysics*, pp. 115-133.
- NAHAVANDI, S. 2019. Industry 5.0—A Human-Centric Solution. *Sustainability*, 11.
- NAQA, I. E. & MURPHY, M. J. 2015. What Is Machine Learning? *Springer International Publishing Switzerland*, pp 3-11.
- NORD, J. H., KOOHANG, A. & PALISZKIEWICZ, J. 2019. The Internet of Things: Review and theoretical framework. *Expert Systems with Applications*, 133, 97-108.
- NOZICK, L. K. & TURNQUIST, M. A. 2001. Inventory, transportation, service quality and the location of distribution centers. *European Journal of Operation Resource*, Vol. 129, pp. 362–371.
- OCHOA, L. J. D. & RUDOLF, T. M. 2019. Flexible Production Cell Applying Artificial Vision Concepts and Open Source CNCs. *Association for Computing Machinery*.
- PEREZ, A. J., PEREZ-CORTES, J.-C. & GUARDIOLA, J.-L. 2020. Simple and precise multi-view camera calibration for 3D reconstruction. *Computers in Industry*, 123.
- PROVOST, F. 2000. Machine Learning from Imbalanced Data Sets 101. *Invited paper for the AAAI'2000 Workshop on Imbalanced Data Sets*.
- SAIDI, D., EL ALAMI, J. & HLYAL, M. 2020. Sustainable Supply Chain Management: review of triggers, challenges and conceptual framework. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 827.

- SITTHI-AMORN, P., RAMOS, J. E., WANGY, Y., KWAN, J., LAN, J., WANG, W. & MATUSIK, W. 2015. MultiFab. *ACM Transactions on Graphics*, 34, 1-11.
- TROJANOWSKA, J., KOLINSKI, A., GALUSIK, D., VARELA, M. L. R. & MACHADO, J. 2018. A Methodology of Improvement of Manufacturing Productivity Through Increasing Operational Efficiency of the Production Process. *Advances in Manufacturing*, pp 23-32.
- WU, G. & CHANG, E. Y. 2005. KBA: Kernel Boundary Alignment Considering Imbalanced Data Distribution. *IEEE TRANSACTIONS ON KNOWLEDGE AND DATA ENGINEERING*, 17, pp. 786-795.
- WUEST, T., WEIMER, D., IRGENS, C. & THOBEN, K.-D. 2016. Machine learning in manufacturing: advantages, challenges, and applications. *Production & Manufacturing Research*, 4, 23-45.
- YANG, J., XIE, H., YU, G. & LIU, M. 2021a. Achieving a just-in-time supply chain: The role of supply chain intelligence. *International Journal of Production Economics*, 231.
- YANG, S. J. H. 2021. Guest Editorial: precision education - a new challenge for AI in education. *Educational Technology & Society*, 24, 105-108.
- YANG, S. J. H., OGATA, H., MATSUI, T. & CHEN, N.-S. 2021b. Human-centered artificial intelligence in education: Seeing the invisible through the visible. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 2.
- ZHANG, Z. 2018. Artificial Neural Network. *Multivariate Time Series Analysis in Climate and Environmental Research*, pp 1-35.
- ZHOU, Z.-H. & LIU, X.-Y. 2006. Training Cost-Sensitive Neural Networks with Methods Addressing the Class Imbalance Problem. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 18, pp. 63-77.
- ZHU, J. & HOVY, E. 2007. Active Learning for Word Sense Disambiguation with Methods for Addressing the Class Imbalance Problem. *Association for Computational Linguistics*, 783–790.