

SZAKDOLGOZAT

Balás Brigitta

2025



Magyar Agrár- és Élettudományi Egyetem
Szent István Campus
Agrár- és Élelmiszergazdasági Intézet
Gazdálkodási és menedzsment alapképzési szak

**ÜZLETI FOLYAMATOKBAN ALKALMAZOTT NEURÁLIS
HÁLÓZATOK TELJESÍTMÉNYÉRTÉKELÉSE**

Belső konzulens: Dr. Gáspár Sándor
Egyetemi adjunktus

**Belső konzulens
intézete/tanszéke:** Vidékfejlesztés és
Fenntartható Gazdaság Intézet, Befektetési,
Pénzügyi és Számviteli Tanszék

Készítette: Balás Brigitta

Gödöllő

2025

Tartalomjegyzék

1	Bevezetés.....	2
2	Szakirodalmi áttekintés	4
2.1	Controlling.....	4
2.1.1	A controlling kialakulása	6
2.1.2	A controlling szemléletmódja	7
2.1.3	Operatív controlling	8
2.1.4	Stratégiai controlling	9
2.1.5	Digitalizáció és controlling	15
2.2	Mesterséges intelligencia.....	16
2.2.1	A mesterséges intelligencia története és fejlődési szakaszai.....	17
2.2.2	Gépi tanulás és neurális hálózatok	18
2.2.3	Ügyfélszolgálati chatbotok.....	23
2.3	Mesterséges intelligencia a controlling rendszerekben	24
3	Anyag és módszer	26
4	Eredmények.....	29
4.1	KPI-ok meghatározása.....	29
4.2	Súlyok meghatározása	33
4.3	Célértékek meghatározása	34
4.3.1	Lineáris extrapoláció	34
4.4	Értékelési skála meghatározása	35
4.5	BSC szempontok és a csúcsmutató meghatározása.....	37
4.6	Eredmények értékelése	37
4.6.1	Súlyok meghatározása.....	37
4.6.2	Célértékek meghatározása és lineáris extrapoláció.....	38
4.6.3	Értékelési skála meghatározása.....	39
4.6.4	BSC szempontok és csúcsmutató kiértékelése.....	43
5	Következtetések és javaslatok	45
6	Összefoglalás.....	47
7	Irodalomjegyzék.....	49
8	Táblázatok jegyzéke	53
9	Ábrák jegyzéke.....	54
10	Mellékletek.....	55

1 Bevezetés

Napjaink globális világában és a vállalati menedzsment területén, a mesterséges intelligencia kulcsfontosságú kérdéssé vált. A vállalatokra gyakorolt hatása folyamatosan növekszik, és a nagyvállalati szektor egyre nagyobb összegeket fordít a mesterséges intelligencia (MI) rendszerek bevezetésére és fejlesztésére. Ennek oka, hogy a vállalatok egyre inkább felismerik a mesterséges intelligenciában rejlő lehetőségeket és a potenciális versenyelőnyt, például az ügyfélszolgálat automatizálásában, a termelési folyamatok optimalizálásában, valamint a stratégiai döntéshozatal támogatásában. Az MI technológiák térnyerésének fokozódása, viszont számos fenntarthatósági és szervezeti kihívást is felvetett. Nagyon sok vállalat még nem rendelkezik a szükséges erőforrásokkal ahhoz, hogy hatékonyan tudja a mesterséges intelligencia rendszereket integrálni a működésébe. Továbbá, nem rendelkeznek olyan eszközökkel, amelyek lehetővé tennék az MI által nyújtott előnyök mérhető értékelését. Ennek az egyik oka, hogy a menedzsment, valamint a controlling funkciók fejlettségi szintje nem minden esetben alkalmas arra, hogy az adaptált MI rendszerek teljesítményét érdemben értékelni tudja.

A szakirodalomban több olyan modell is található, amely elsősorban informatikai szempontból értékeli a mesterséges intelligenciát. Azonban a menedzsment szempontú visszajelzés jelenleg még nem elterjedt, viszont egyre nagyobb az igény lenne olyan controlling eszközökre, amelyek az MI hatékonyságát a menedzsment perspektívájából értékelik. A mesterséges intelligencia alkalmazásával járó új kihívások jelentős hatást gyakorolnak az alkalmazott controlling módszerekre. Azonban a controlling jelenlegi eszköztára nem feltétlenül alkalmas arra, hogy megfelelően kezelje a neurális hálózatok teljesítményének értékelését, ezáltal egy olyan piaci és tudományos rés alakult ki, amely jelentős kihívást jelent az üzleti szektor számára. A controlling kompetenciái tehát egyre inkább ki kell, hogy terjedjenek az informatikai tudásra is. A teljesítményértékelésben a kulcs teljesítménymutatók (KPI) alkalmazása egyre nagyobb jelentőséggel bír, mind a vállalati gyakorlatban, mind a tudományos kutatásokban. A KPI-ok megfelelő meghatározása és rendszerezése lehetőséget teremt arra, hogy a controlling rendszer segítségével a neurális hálózatok stratégiai célokhoz való hozzájárulása és működési hatékonysága átfogóan értékelhető legyen.

A kutatás során arra a kérdésre kerestem a választ, hogy hogyan lehet a neurális hálózatok teljesítményét hatékonyan mérni és értékelni a teljesítményértékelő controlling módszertan alkalmazásával. A kutatás célja egy olyan controlling alapú teljesítményértékelő modell létrehozása, amely releváns és gyakorlati szempontból alkalmazható a neurális hálózatok

hatékonyságának és teljesítményének értékelésében. A dolgozat témájának ötletét a Silver Audit Kft.-nál szerzett gyakornoki tapasztalataimból merítettem. Az ottani megfigyelések világítottak rá arra, hogy a hagyományos controlling rendszerek nem képesek megfelelően értékelni az MI rendszereket és jelenleg még nincs egy széles körben elfogadott modell, amely a mesterséges intelligenciát menedzsment szempontból értékelné, holott a technológia iránti igény és annak vállalati integrációja exponenciálisan növekszik.

2 Szakirodalmi áttekintés

2.1 Controlling

A controlling meghatározásához nincs egy egységes fogalom, a szakirodalom is több különböző nézőpontból közelíti meg. Egyes szemléletek szerint a controlling a vállalati információs rendszer eszköze, amelynek alapvető feladata a vezetéshez szükséges információk biztosítása, míg a más álláspontok szerint, egy összetettebb eszközrendszerrel van szó, amely a vállalati irányítást hivatott támogatni (Hanyecz, 2006). Ezek mellett azonban egy tágabb értelmezése is elterjedt, ami alapján az egész vállalkozás működését átfogó folyamatok és feladatok rendszerben történő elemzését és értékelését jelenti. A legelterjedtebb definíciója Horváth Pétertől származik: „A controlling - funkcionális szempontból - a vezetés alrendszere, mely a tervezést, az ellenőrzést, valamint az információ-ellátást koordinálja. A controlling tehát a vezetés egyik támasza: lehetővé teszi a vezető számára, hogy célorientáltan, a környezeti változásokhoz igazodva irányítsa a vállalatot, és a koordináció feladatait az operatív rendszer követelményeinek megfelelően lássa el.” (Horváth & Dobák, 1995, p. 14). Ez alapján egy integrált irányítási rendszerről beszélhetünk, amelynek alapelemei a tervezés, az ellenőrzés, valamint az információellátás és biztosítja, hogy ezek a feladatok ne csak önálló szigetekként működjenek, hanem összehangoltan, egymásra alapozva segítsék a vállalati célok elérését. A controlling támogatja a pénzügyi vezetést, a stratégiai és operatív döntéshozatalt valamint a kitűzött célok meghatározását és megvalósítását is (Zéman, 2016). Lehetőséget biztosít továbbá a vállalatok számára, hogy a környezeti és gazdasági változásokra rugalmasan reagáljanak, és a jelentkező problémáikat újszerű, átfogó megoldásokkal kezeljék (Horváth & Dobák, 1995).

A controlling funkcióit tekintve, a fő koordinációs feladata a tervezési, ellenőrzési és információellátási folyamatok tartalmi és formai összhangjának biztosítása. A koordináció magában foglalja a rendszerek kialakítását és összekapcsolását, viszont tevékenysége nem korlátozódik kizárólag ezekre a területekre (Francsovcics, 2005). A vállalkozáson belül a feladata abban rejlik, hogy a meglévő elemeket átnézze, értékelje azok alkalmazhatóságát, szükség esetén kiegészítse, és egységes rendszerbe összefoglalja őket. A célja, hogy támogassa a vezetőket az optimális döntések meghozatalában, viszont a döntések előkészítése már a controllerek teendője (Hanyecz, 2006).

A tervezés a célok kitűzését és a jövőbeni lépések előkészítését jelenti, amely során a lehetséges alternatívákat megvizsgálva kiválasztják a legelőnyösebb irányt és akciókat, amely a

meghatározott célok eléréshez szükségesek (Zéman & Béhm, 2016). Ez a folyamat elengedhetetlen a vállalat hosszú távú fennmaradása szempontjából, mivel segít kezelni a jövőben felmerülő bizonytalanságokat és kockázatokat. A tervezés eredményeként jön létre a terv. A tervezés időhorizontja alapján két fő típust különböztetünk meg, a stratégiai és az operatív tervezést. Az operatív tervezés egy gazdasági évre készít tervet és főként a rendelkezésre álló erőforrások legcélszerűbb felosztását tartalmazza. A stratégiai tervezés hosszabb időszakra (általában háromtól öt évig terjedő időhorizonttal) készít előrejelzéseket, és szervezet egészére vonatkozó, alapvető célok meghatározására fókuszál, és kevésbé részletes megközelítést alkalmaz (Musinszki, 2013). A tervezési határidők tekintetében célszerű először az éves tervezést és a keretrendszer felépítését megvalósítani, mivel a célok és az ellenőrzési értékek általában kisebb ráfordítással meghatározhatók éves távlatban (Zéman & Tóth, 2018). Egy másik megközelítés szerint, azonban meghatározhatunk, rövid távú (egy évre szóló), közép távú (jellemzően 2-5 évre szóló) és hosszú távú (jellemzően 5 éven túli) tervezést (Musinszki, 2013).

A tervezés formája szerint három féle módszert lehet megkülönböztetni.

- Top-down tervezés: Ilyenkor a szervezetben a tervezés fentről lefelé halad. A vezetőség tűzi ki a legfontosabb célokat és lépésenként a szinteken lejjebb haladva részletezik a csúcson kitűzött célokat résztervek formájában.
- Bottom-up tervezés: A tervezés a vállalati hierarchiában lentől felfelé halad, vagyis az alsó szinteken kezdődik és egyre feljebb halad a vezetőség felé. A szervezeti célok és tervek, csak a teljes tervezési folyamat végére válnak meghatározottá.
- Ellenáramú tervezés: A top-down és a bottom-up tervezés kombinációja. A felső vezetés tűzi ki az elérendő célokat és az alsóbb szintek konkretizálják a részcélokat. Ezt követően indul el az alulról felfelé haladó tervezési folyamat, amely során lépésről lépésre összegzik az alsóbb szintek terveit. A folyamat végén a felső vezetés jóváhagyja a célokat és terveket (Horváth & Partners, 2015).

A controlling egy másik feladata az ellenőrzés. Sok esetben előfordul, hogy a controlling fogalmát az ellenőrzéssel azonosítják, mivel az angol „to control” kifejezésből ered (Francsovcics, 2005). Az ellenőrzés feladata a meghatározott célok és a vállalati terv végrehajtásának nyomon követését foglalja magában, és ekkor kap a vezetés visszajelzést arról, hogy mennyire volt hatékony az irányítói tevékenységük. Az ellenőrzés során kerül sor a terv-tény eltérés elemzésre is, melyet a jövő- és eredményorientált irányítás céljából alkalmaznak.

Ilyenkor azt elemzik, hogy a kitűzött célokhoz és tervekhez viszonyítva a vállalat milyen tényleges eredményeket ért el (Horváth & Partners, 2015). Az eltérések okainak feltárása hasznos információkat biztosít a szervezet számára, mivel a beavatkozási pontok gyorsabban feltárására kerülnek, és az esetlegesen felmerülő hibákat is könnyebben tudják azonosítani.

Az információellátás a controlling egyik legközismertebb feladata. A tervezési és ellenőrzési funkciók ellátása egyrészt információs igényeket generál, másrészt pedig ezen információs igények kielégítését szolgálja. A tervezési és ellenőrzési folyamat különböző szakaszaiban információkat gyűjtenek, tárolnak és továbbítanak, így az információs tevékenység nem egy különálló feladatként jelenik meg, hanem szervesen beépül a vezetési és irányítási folyamatok egészébe. A folyamatok hatékony és eredményes irányítását a pontos információk biztosítják (Hanyecz, 2006).

Az összehangolt működés végrehajtásáért a controller a felelős. Az ő feladata, hogy biztosítsa a vezetés számára az eredményorientált tervezéshez és ellenőrzéshez szükséges információkat. Ez azt jelenti, hogy a controller szerepe elsősorban támogató jellegű, elősegíti a megfelelő döntéshozatalt a releváns adatok és elemzések biztosításával. A tényleges tervezési és ellenőrzési tevékenységeket azonban a menedzsment végzi (Horváth & Partners, 2015).

2.1.1 A controlling kialakulása

Az ipari forradalom átfogó társadalmi és technológiai változásokat hozott, ami az ipari nagyvállalatok növekedésével új módszereket követelt meg a divíziók teljesítményének mérésére és összehasonlítására. A gazdasági tevékenységek komplexebbé válása új típusú információigényeket hozott létre, amelyek megalapozták a pénzügyi számvitel, majd a controlleri feladatkör kialakulását. A 19. század végéig a pénzügyi számvitel még elég információt biztosított, mivel a termelési folyamatok kevésbé voltak összetettek (Zéman, 2016). A controlling, mint vezetési tevékenység a 20. század első felében kezdett kialakulni, és gyakorlati megjelenése a Controller's Institute of America intézethez köthető amely „management control system”-ként definiálta. Az Egyesült Államokban a controlling bevezetése a vezetéselmélethez kapcsolódott, és a szervezet környezettel való kapcsolatának elemzésére, illetve a működés szabályozására fókuszált. A második ipari forradalom utáni időkből vált a controlling az irányítás egyik eszközévé vált, a vállalati divíziók kialakítása, valamint az operatív és stratégiai feladatok szétválasztása hatására. Európában az 1950-es és 1960-as években fejlődött ki elsőként Németországban, míg Magyarországon az 1990-es évektől terjedt el, mint új vezetési módszer. Az erre az időszakra jellemző gazdasági

átalakulások és a környezeti változások gyorsulását tovább fokozta a privatizáció révén megjelenő multinacionális vállalatok betelepülése. A controlling, mint koordinációs eszköz, ekkor vált nélkülözhetetlenné, támogatva a vállalkozások sikeres átalakulását és hatékony működését (Blumné Bán & Zéman, 2014).

A controlling fejlődése során két fő irányzat alakult ki, a német és az angolszász megközelítés. Az angolszász modell, vagyis a management controll a vezetés szerves részeként kezeli a controllingot, ahol a vezetők felelnek az erőforrások hatékony elosztásáért, és a tervezési, illetve kontrolltevékenységek együttes megvalósításáért (Anthony & Govindarajan, 2006). Ezzel szemben a német felfogás szerint a controlling egy eszköztár, amely biztosítja a vezetői döntésekhez szükséges információkat, támogatja a tervezési és ellenőrzési folyamatokat, és külön szervezeti egységként kezeli a controllingot. Vagyis egy rendszerszemléletű a vezetést támogató megközelítés, amelyben a controller inkább csak tanácsadó szerepet tölt be, és segíti a menedzsment munkáját. A különbségek ellenére azonban mindkét megközelítés célja a vállalat eredményességének javítása (Sütő, 2017).

2.1.2 A controlling szemléletmódja

A controlling módszertani alapfilozófiájához öt cél kapcsolódik, amelyek:

- Célorientáltság
- Jövőorientáltság
- Szűk keresztmetszet
- Költségorientáltság
- Döntésorientáltság

Célorientáltság: A szervezeteknek stratégiai és operatív célokat kell kitűzniük a fejlődésük érdekében (Sütő, 2017). Ennek következtében a célok megfogalmazása, valamint azok megvalósításának és teljesítésének folyamatos ellenőrzése kiemelkedő fontosságú feladat. A controlling támogatja a vezetést a célok meghatározásában, nyomon követésében és értékelésében is, biztosítva, hogy a szervezet elérje a tervezett eredményeket. A folyamatos célképzés, ami szerint miután egy adott cél teljesül, új célt kell kitűzni, elsősorban a szűk keresztmetszetek megszüntetésére törekszik (Körmendi & Tóth, 2011).

Jövőorientáltság: A controlling a múltban szerzett tapasztalatok elemzése és értékelése alapján a jövőre összpontosít, mivel a múltban szerzett ismeretek befolyásolják, és előre jelezhetővé teszik a jövőt. Támogatja a vezetést, hogy a jövőre fókuszálva megfelelő intézkedéseket hozzon

a jövőbeli kihívásokra és lehetőségekre való reagálás érdekében. A múltbeli adatok figyelembevételével a controlling prediktív jellege segíti a stratégiai tervezést és a döntéshozatalt, hozzájárulva a vállalat hosszú távú sikeres működéséhez (Hanyecz, 2006).

Szűk keresztmetszet: A szűk keresztmetszetek a szervezetek gyenge pontjait jelzik, amelyek elsőként okozhatnak problémát, és a megoldásuk nélkül nem valósítható meg további bővülés és növekedés. A problémák minimalizálása és a teljesítmény javítása érdekében ezeket a gyenge pontokat fel kell térképezni, és hatékony megoldási javaslatokat kell kidolgozni. A controlling hozzájárul, hogy a szervezetek felismerjék azokat a szűk keresztmetszeteket, ahol akadályok vagy kihívások jelentkezhettek, és ezáltal lehetőséget teremt az eredményesebb működés megvalósításához (Körmendi & Tóth, 2011).

Költségorientáltság: A költségek hatékony kezelése a controlling egyik legismertebb és legfontosabb aspektusa. Központjában a költségek optimalizálása áll és célja, hogy a vállalat a rendelkezésre álló erőforrásokat minél hatékonyabban tudja felhasználni. A szemlélet alapja, hogy a szervezet valamennyi költsége egy adott helyen, a költséghelyen és egy konkrét cél érdekében jelentkezhet. A költséghelyek szerinti megközelítés átláthatóbbá teszi a költségek kezelését, beleértve a tervezést, az ellenőrzést és az optimalizálást is (Zéman & Tóth, 2018).

Döntésorientáltság: A controlling rendszer alapvető célja, hogy megalapozott döntéseket biztosítson a vezetés számára, ezáltal folyamatosan fenntartva a versenyképességet és növelve a hatékonyságot. A legszemléletesebb módszer a szervezet teljesítményének bemutatására a terv-tény eltéréselemzés, amely releváns adatokat szolgáltat vállalatirányítás számára lehetővé téve a gyors és megalapozott döntéshozatalt (Körmendi & Tóth, 2011).

2.1.3 Operatív controlling

A controlling rendszer két egymásra épülő, hierarchikus viszonyban álló alrendszerből áll, amelyek azonos szemléletet, funkciókat és eszközöket alkalmaznak, azonban idődimenzióban eltérnek egymástól. A stratégiai controlling több évre vonatkozóan határozza meg a célokat és stratégiákat, míg az operatív controlling csak egy gazdasági évre vonatkozik (Zéman & Tóth, 2018).

Az operatív controlling a vállalat mindennapi működésének irányítását és ellenőrzését segíti, valamint a rövid- és középtávú célok teljesítésére fókuszál. Fő feladata, hogy naprakész információkat biztosítson a menedzsment számára a pénzügyi és nem pénzügyi teljesítményről, elősegítve a gyors és megalapozott döntéshozatalt. Szorosan kapcsolódik az operatív tervhez,

amely a rövid távú célokat és a napi működés részletes feladatait rögzíti. Az operatív terv tartalmazza a vállalat legfontosabb operatív céljait, valamint azokat az eszközöket és intézkedéseket, amelyek szükségesek a kitűzött célok eléréséhez (Hanyecz, 2006).

Az operatív controlling a stratégiai controlling szerves része, amely a stratégiai célokat, operatív tervekké alakítva értékeli azok megvalósíthatóságát és a mindennapi működésbe történő átültethetőségét. Feladatai közé tartozik egyrészt a stratégiai célok éves lebontásban történő megvalósítása, másrészt a környezeti igények változásainak figyelemmel kísérése és értékelése az értékteremtő folyamatok struktúráján belül (Horváth & Partners, 2015). Az összegyűjtött információkat továbbítja a stratégiai controlling részére, amely ezek alapján adatokat biztosít a menedzsment számára a stratégiai döntések előkészítéséhez, a célrendszer finomhangolásához vagy szükség esetén a stratégiai irányok módosításához (Körmendi & Tóth, 2011). A rendszeres jelentések és elemzések révén a menedzsment folyamatosan nyomon követheti a vállalat teljesítményét, rugalmasan reagálhat a környezeti változásokra, és optimalizálhatja a folyamatokat. Az operatív controlling ezzel nemcsak egy ellenőrzési eszköz, hanem a stratégiai és napi működés közötti összekötő kapocs, amely elősegíti a vállalat folyamatos fejlődését.

2.1.4 Stratégiai controlling

A stratégiai controlling feladata, hogy támogassa a vezetést a környezet változásaihoz való rugalmas alkalmazkodásban, valamint az eredményes, hosszú távú működés megvalósításában. Kiindulópontja a vállalati stratégia, amely meghatározza a szervezet hosszú távú irányát és céljait, valamint figyelembe veszi mindazon lehetőségeket és kockázatokat, amelyek a jövőbeni siker szempontjából meghatározó tényezőként szolgálnak (Horváth & Partners, 2015). Egyik legfontosabb feladata a stratégiai tervezés bevezetését és elterjedését a vezetés újszerű igényeihez való alkalmazkodás alakította. A menedzsmentnek ehhez olyan előre jelzett, részben számszerű adatokra, valamint minőségi információkra van szüksége, amelyek támogatják a hosszú távú célok kialakítását. Ezután következhet a stratégia kidolgozása, majd annak részletes megtervezése (Hanyecz, 2006).

A stratégiai tervezésnek két típusa különböztethető meg, a hagyományos és a mutatószámokra épülő stratégiai tervezés. A hagyományos stratégiai tervezés során az éves tervezéssel szemben, a hosszabb távú, 3-5 éves üzleti tervek kidolgozásán van a hangsúly. Ekkor a vállalat küldetéséből kiindulva határozzák meg a hosszú távú célokat. Ebben az esetben a stratégia lényegében azoknak a lehetséges irányoknak és megoldási módoknak a kijelölése, amelyek a kitűzött célok megvalósítását szolgálják, és később konkrét lépésekben, intézkedésekben

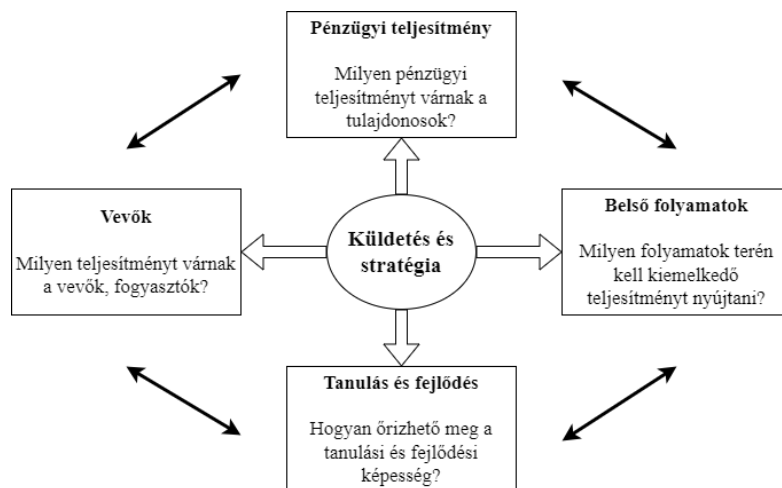
jelennek meg (Horváth & Dobák, 1995). A mutatószámokra épülő stratégiai tervezés célja, hogy lerövidítse a tervezés és végrehajtás időtartamát. Ennek eredményeként előtérbe kerültek azok a stratégiai akciók és mérési megoldások, amelyek a teljesítményindikátorokra építve rövidebb periódusokhoz igazodnak. Ilyen indikátorok a kulcs teljesítménymutatók, amelyek lehetővé teszik a stratégiai célok mérhetővé tételét, valamint a megvalósulás folyamatos nyomon követését. Két fő típusa létezik a mutatószámokra épülő stratégiai tervezésnek, az értékbeni számszerűsíthető mutatószámok, valamint egy vegyes rendszer, amely a számszerűsíthető és nem számszerűsíthető mutatók tervezési rendszere. Utóbbi alapja a Balanced Scorecard, amely olyan kiegyensúlyozott mutatószámrendszer kialakítását teszi lehetővé, amellyel a stratégiai célok megvalósulása átfogóan tervezhető és értékelhető (Zéman & Tóth, 2018).

Balanced Scorecard

A Balanced Scorecard (BSC) koncepcióját Kaplan és Norton ismertették 1992-ben. Céljuk egy új teljesítményértékelési modell létrehozása volt, mivel vállalatok többségének a teljesítményértékelési rendszere nem volt összhangban a hosszú távú stratégiájával. Valamint a pénzügyi mutatók egyedüli alkalmazása már nem volt elég hatékony a teljesítmény értékelésére (Hanyecz, 2006). A BSC egy stratégiai irányítási rendszerként is értelmezhető, amely támogatja a vezetést, hogy összhangba hozza a hosszú távú célokat a mindennapi működéssel. A Balanced Scorecard rendszere négy, egymással egyenrangú perspektívára épül: pénzügy, vevők, belső folyamatok, tanulás és fejlődés.

- Pénzügyi nézőpont: Azt vizsgálja, hogy a szervezet eredményessége hogyan növelhető a hosszú távú fenntarthatóság érdekében. A középpontjában elsősorban a bevétel- és eredménynövekedés, a hatékonyság javítása, valamint az értékteremtés áll.
- Vevői nézőpont: Arra keresi a választ, hogy kik a szervezet célcsoportjai, és miként lehet számukra a legnagyobb értéket nyújtani. A stratégia így többek között az ügyféligények feltárására, illetve olyan tényezők javítására épül, mint a szolgáltatási színvonal, az innováció vagy az ár-érték arány (Kaplan & Norton, 2018).
- Belső folyamatok nézőpont: A szervezet működésének belső mechanizmusait vizsgálja annak érdekében, hogy feltárja, mely folyamatok fejlesztése szükséges a stratégiai és vevői elvárások teljesítéséhez.

- Tanulás és fejlődés nézőpont: Azt vizsgálja, hogyan képes a szervezet hosszú távon alkalmazkodni, megújulni és fejleszteni képességeit. A középpontjában jellemzően az emberi erőforrások, a szervezeti tudás, a technológiai háttér és a kultúra áll (Kaplan & Norton, 2000).



1. ábra: A Balanced Scorecard modell felépítése

Forrás: Saját szerkesztés (Kaplan & Norton, 2000) alapján

Az 1. ábrán látható a Balanced Scorecard modell felépítése. A módszer segítségével pénzügyi mutatókon felül az előbb említett dimenziókat is értékeli, így egy átfogó képet biztosít a működésről és biztosítja a szervezet hosszú távú teljesítményének megalapozott vizsgálatát. A sikeres alkalmazásának alapfeltétele annak felismerése, hogy a teljesítményt befolyásoló, mérhető tényezők és a szervezet hosszú távú stratégiai céljai között egy ok-okozati kapcsolat áll fenn. Vagyis a mutatók akkor válnak igazán hatékonná, ha szoros kapcsolatban állnak a stratégiával. Az ok-okozati összefüggések vizualizálására gyakran stratégiai térképet alkalmaznak, amely megmutatja, hogy az egyes célok megvalósulása hogyan járul hozzá a pénzügyi teljesítmény javulásához. A BSC segítségével tehát a stratégia célokká, mutatókká és cselekvési tervekké alakítható, elősegítve azok világos kommunikálását, és jelentősen növelve a stratégia sikeres végrehajtásának esélyeit. Ezáltal a vezetőknek egy olyan eszközt kínál, amely kulcsszerepet játszhat a versenyképesség növelésében (Kaplan & Norton, 2000). Ugyanakkor a BSC bevezetése sok erőforrást is igényel, és kihívást jelenthet az indikátorok megfelelő kiválasztása, mivel a túl sok mutató a fókusz elvesztéséhez vezethet, míg túl kevés indikátor nem ad kellően átfogó képet a teljesítményről.

A Balanced Scorecard napjainkban még eredményesebben alkalmazható, mivel működése egyre támogatottabb az információtechnológiai megoldások által. A digitalizáció hatására a

szervezetek olyan adatmennyiségekhez jutnak hozzá, amelynek köszönhetően a döntéshozatal és a BSC-hez kapcsolódó értékelések jóval részletesebbé és megbízhatóbbá válnak. Lehetővé teszi továbbá, hogy a BSC egy valós idejű teljesítménymenedzsment rendszerre váljon, amely folyamatos visszajelzést nyújt, és gyorsabb beavatkozást tesz lehetővé. A jövőbeni fejlesztések egy másik lényeges területe a mesterséges intelligencia integrálása a BSC alkalmazásába, amely lehetővé teszi a teljesítményadatok automatikus gyűjtését, feldolgozását és értelmezését, ami gyorsabb reakciókat és megalapozottabb döntéshozatalt eredményezhet. Az ilyen integrált rendszerek segíthetik a rejtett összefüggések felismerését és a mutatószámok folyamatos finomhangolását, ezáltal képessé válik dinamikusan követni a szervezeti célok változását és támogatni a folyamatos fejlesztést (Kumar, et al., 2024).

Kulcs teljesítménymutatók és teljesítményértékelés

A kulcs teljesítménymutatók (KPI) olyan számszerűsíthető mutatók, amelyek a szervezeti teljesítmény azon tényezőire összpontosítanak, melyek meghatározóak a jelenlegi és jövőbeli siker szempontjából, valamint megmutatják, hogy a szervezet céljai mennyire voltak eredményesek. Annak érdekében, hogy a KPI-ok pontos és figyelembe vehető visszajelzéseket biztosítsanak rendszeresen, napi vagy heti gyakorisággal figyelemmel kell kísérni őket. Azok a mutatók, amelyeket csak havonta, negyedévente vagy évente vizsgálnak, nem tekinthetők KPI-nak, mivel nem képesek időben jelezni a változásokat (Parmenter, 2015).

A szervezet sikeressége szempontjából elengedhetetlen a megfelelő KPI-ok kiválasztása. Ahhoz, hogy egy vállalat controlling rendszere támogathassa és nyomonkövethesse a kitűzött célok elérését, olyan mutatókat kell alkalmazni, amelyek stratégiai fontosságúak és a siker tényezőire fókuszálnak. A jól megválasztott mutatók, hozzájárulnak a gyors, megalapozott döntéshozatalhoz, és segítenek abban, hogy a szervezet időben tudjon reagálni a környezet változásaira. A rosszul kiválasztott KPI-ok azonban ellentétes hatásúak lehetnek, és gyengébb eredményekhez, valamint felesleges erőforrások felhasználásához vezethetnek. A megfelelő mutatószámok kiválasztásához fontos, hogy a döntéshozók ne korlátozzák magukat az előrejelző vagy múltbeli teljesítményt bemutató mutatók elkülönítésére, hanem ezeket egymást kiegészítve alkalmazzák (Tímár, 2022). Éppen ezért a KPI-ok kialakításánál gyakran alkalmazzák a SMART elvet (Specifikus, Mérhető, Elérhető, Releváns, Időhöz kötött), amely biztosítja, hogy a mutatók világosan meghatározhatók legyenek, és valóban hasznos információt nyújtsanak a döntéshozatalhoz (Aithal & Aithal, 2023).

Bár a kulcs teljesítménymutatók az egyik legfontosabb mérőszámai a teljesítmény értékelésének, a vállalatok működése során több olyan mutató is alkalmazható, amelyek ugyan nem tartoznak kimondottan a KPI-ok közé, mégis releváns információt szolgáltatnak a működéséről. Eckerson (2007) mutatott rá arra a gyakori tévedésre, hogy a kulcs teljesítménymutatókat nem különítik el az általános mutatóktól. Meghatározása alapján az általános mutatószámok a szervezet működésének bármely aspektusára vonatkozhatnak, míg a KPI-ok kifejezetten olyan területekre fókuszálnak, amelyek a stratégiai célok szempontjából meghatározó jelentőségűek. A szakirodalom számos különböző tipológiát ismertet a mutatószámok osztályozására, amelyek értelmezése azonban különböző lehet. Az egyik széles körben alkalmazott megközelítés az eredménymutatók és a teljesítménymutatók szétválasztásán alapszik (Tímár, 2022). Parmenter (2015) szerint a teljesítménymutatókat a stratégiai célokhoz kapcsolódó, többnyire nem pénzügyi jellegű tevékenységek indikátorai, és támogatják az egyes szervezeti egységek igazodását a vállalati irányokhoz. Főként az operatív szintű cselekvések minőségére fókuszálnak, ezáltal hozzájárulnak a későbbi eredmények megalapozásához. Ezzel szemben az eredménymutatók gyakran pénzügyi jellegű indikátorokként jelennek meg és a múltbeli teljesítményt tükrözik, ugyanakkor kevésbé világítanak rá az eredmények mögött álló konkrét okokra vagy folyamatokra. A teljesítménymutatók és eredménymutatók használata együtt ajánlott, mivel együttesen hatékonyabb irányítási, értékelési és beavatkozási lehetőséget biztosítanak.

Parmenter (2015) tehát az indikátorokat az alább négy csoportra osztotta fel:

- **Eredménymutatók (Result Indicators):** Az eredménymutatók a múltbeli teljesítményt több nézőpontból értékelő mérőszámok. Elsősorban a szervezet működésének általános eredményeit tükrözik, ugyanakkor nehéz őket konkrét, önálló tevékenységekhez kötni, mivel a korábbi teljesítmény összetevőinek elkülönítése gyakran nem lehetséges. Rövid távú visszajelzést biztosítanak, ezért tipikusan napi vagy akár óránkénti gyakorisággal mérik őket. Ide sorolhatók pénzügyi és nem pénzügyi mutatók egyaránt, ugyanakkor minden pénzügyi indikátor ebbe a kategóriába tartozik.
- **Kulcs eredménymutatók (Key Result Indicators):** A kulcs eredménymutatók olyan indikátorok, amelyek a vállalat múltbeli teljesítményét értékelik, és a szervezet számára kiemelten fontos nézőpontokhoz vagy kritikus sikertényezőkhöz kapcsolódnak. Elsődleges céljuk, hogy visszajelzést adjanak arról, a vállalat a stratégiai irányoknak megfelelően halad-e, ezért általában hosszabb időtávot átfogó értékelésekben használják őket. A belőlük származó információ elsősorban a vezetés számára szolgál

alapul az előrehaladás megítéléséhez. A kulcs eredménymutatók lehetnek pénzügyi vagy nem pénzügyi jellegűek, és a különféle teljesítménymutatók összesített hatását jelenítik meg.

- **Teljesítménymutatók (Performance Indicators):** Ezek a mutatók a jövőbeli teljesítmény javítását szolgáló tevékenységek kijelölésében nyújtanak iránymutatást, és támogatják a szervezet stratégiai céljaival való összehangolást. Kizárólag nem pénzügyi jellegűek, és a kulcs teljesítménymutatókat kiegészítve, azoknál részletesebb képet adnak a működésről és a fejlődési irányokról.
- **Kulcs teljesítménymutatók (Key Performance Indicators):** A kulcs teljesítménymutatók olyan mérőszámok, amelyek a jövőbeli siker szempontjából nélkülözhetetlen, illetve a teljesítmény érdemi javításához hozzájáruló területekre fókuszálnak. Kiemelten a szervezet jelenlegi és várható eredményességét leginkább befolyásoló teljesítménydimenziókat vizsgálják. Parmenter (2015) szerint a kulcs teljesítménymutatók azok a legkritikusabb indikátorok, amelyek a szervezet jelenlegi és jövőbeli sikerének meghatározásában meghatározó szerepet töltenek be.

A mutatószámok hatékonysága szempontjából fontos továbbá megkülönböztetni, az úgynevezett előrejelző (leading) és a múltbeli teljesítményt értékelő (lagging) mutatókat. A leading indikátorok a jövőbeni eredmények alakulásának előrejelzésére szolgálnak, míg a lagging mutatók a már bekövetkezett teljesítményt értékelik. Ezeket a mutatókat érdemes együtt alkalmazni, mivel a kettő kombinációja biztosítja a kiegyensúlyozott irányítást (Aithal & Aithal, 2023). Ez a csoportosítás tehát az időbeliség alapján különbözteti meg az indikátorokat, és független Parmenter tipológiájától.

A teljesítmény mérése, értékelése és az ezeket befolyásoló tényezők azonosítása minden vállalkozás számára alapvető fontossággal bír. Egy jól kialakított teljesítménymérési rendszer hatékony visszacsatolást biztosít, valamint pontos képet ad arról, hogy a vállalat mennyire áll közel a kitűzött célok eléréséhez (Zéman & Tóth, 2018). A teljesítménymérési rendszerek célja a stratégia gyakorlati megvalósításának támogatása, ezért a kiválasztott mutatóknak olyan területekre kell fókuszálniuk, amelyek fejlesztése ténylegesen hozzájárul a stratégiai irányok eléréséhez. Ilyen teljesítményértékelési keretrendszer a már említett Balanced Scorecard is, amely a stratégiai célokhoz rendelt mutatók összehangolt értékelését teszi lehetővé, több nézőpontból is megközelítve (Anthony & Govindarajan, 2006).

A teljesítményértékelés feladata, hogy az elért eredményeket rendszerszinten vizsgálja és meghatározza a fejlesztendő területeket és beavatkozási pontokat. Ehhez a terv-tény elemzés nyújt segítséget, amely lehetővé teszi az eltérések okainak vizsgálatát. A eltéréselemzés eredményei alapot nyújtanak a beavatkozási pontok meghatározásához, valamint olyan intézkedési és fejlesztési tervek kidolgozásához, amelyek támogatják a hatékonyság javítását és a stratégiai célok megvalósítását (Musinszki, 2013). A KPI-ok alkalmazása révén a stratégiai célok mérhetővé válnak, és az értékelés eredményeit konkrét adatokkal támasztják alá. A teljesítményértékelés így nem csak ellenőrzési funkciót tölt be, hanem a vállalatirányítás hatékony eszközeként járul hozzá a versenyképesség fenntartásához és az optimális döntéshozatalhoz.

2.1.5 Digitalizáció és controlling

A controlling, mint számviteli és pénzügyi adatokra épülő döntéstámogató rendszer, a digitalizáció előrehaladtával nélkülözhetetlen szerepet kap a vállalatoknál. A termelés automatizálása, a Big Data és a digitális szolgáltatások mind olyan trendek, amelyek arra készítetik a controllingot, hogy fejlettebb digitális eszközöket és módszereket alkalmazzon a modern folyamatok hatékony mérésére és elemzésére (Bajnai, 2023). Ez az átalakulás lehetőséget teremt a controlling folyamatok digitalizálására és az adatvezérelt működésére. Ekkor a digitális operatív működési folyamatok és a controlling folyamatok integrálódhatnak, lehetővé téve a valós idejű működést. Ez azt jelenti, hogy az adatok keletkezésének pillanatában a megfelelő controlling funkciók és folyamatok azonnal aktiválódnak és reagálnak (Zéman & Vajda, 2023). A digitalizált controllingnak alkalmazkodnia kell továbbá az operatív és stratégiai teljesítmény mérésére használt KPI-ok vonatkozásában is, mivel a hagyományos mutatók nem mindig alkalmasak a digitális üzleti modellek értékelésére. A digitális megoldások lehetővé teszik az új KPI-ok gyors, akár percre pontos adatgyűjtését, ami támogatja a napi szintű terv-tény összehasonlítást és az objektív elemzést (Bajnai, 2023).

Az adatvezérelt controlling egyidejűleg képes számos digitális folyamathoz és üzleti területhez kapcsolódó adatokat valós időben begyűjteni, majd ezeket összehangoltan feldolgozni és elemezni. A digitális környezetben az adatelemzés módja is megváltozik, az adatok összegyűjtése automatizálttá válik, így jelentősen csökken az ehhez szükséges idő, és nagyobb hangsúlyt lehet helyezni az elemzői feladatokra, valamint a stratégiai döntéstámogatásra. Ezáltal a digitális és adatvezérelt controlling új dimenziókat nyit a vezetői dashboardok működésében is. Míg a hagyományos megoldások jellemzően havi, heti vagy néhány esetben

naponta frissülnek, addig a digitális controlling révén ezek a dashboardok, akár valós időben is aktualizálhatók. Ez elősegíti a gyors beavatkozásokat, ezáltal növelve a vállalatirányítás hatékonyságát (Zéman & Vajda, 2023). A modern dashboardok segítik a vizualizációt és az automatikus adatszűrést, lehetővé téve, hogy a vezetők gyorsan azonosítsák a problémás területeket és a kiemelkedő teljesítményű folyamatokat. Ezen felül a dashboardok képesek előrejelzéseket és figyelmeztetéseket is megjeleníteni, így a döntéshozatal proaktívvá válik, és a szervezet rugalmasabban reagálhat a piaci vagy belső változásokra.

A digitalizáció és az adatvezérelt működés nemcsak a hagyományos adatok gyorsabb és pontosabb feldolgozását teszi lehetővé, hanem új elemzési lehetőségeket is kínál a controlling számára. A mesterséges intelligencia alkalmazása révén a controllerek képesek a nagy mennyiségű, különböző forrásból származó adatok elemzésére, összefüggések feltárására, és a jövőbeli trendek előrejelzésére is. Az MI által nyújtott lehetőségek egyik legnagyobb előnye, hogy képes a trendek felismerésére, így lehetővé teszi a prediktív elemzést és a proaktív döntéstámogatást. A neurális hálózatokon alapuló modellek segítségével a controllerek nemcsak a múltbeli teljesítményt tudják értékelni, hanem a jövőbeli teljesítményt is előre jelezhetik, lehetővé téve a gyors beavatkozást és a stratégiai döntések támogatását a digitális környezetben.

2.2 Mesterséges intelligencia

A mesterséges intelligencia (MI) esetében nehéz egy egységes definíciót találni, mivel nincs általánosan elfogadott tudományos meghatározása, a fogalom összetettségéből adódóan. A kifejezés az Európai Bizottság fogalomtára szerint olyan rendszerekre utal, amelyek a környezetük vizsgálatával és bizonyos fokú önállósággal végzett cselekvéseikkel intelligens viselkedést tanúsítanak, specifikus célok elérésének érdekében (Mező & Mező, 2019). Russell és Norvig (2016) szerint az MI definícióját két fő tengely mentén lehet elkülöníteni. Az egyik tengely a rendszert a gondolkodási folyamatok és a logika, másrészt pedig a viselkedés alapján jellemzi. A másik tengely mentén különválaszthatók azok a megközelítések, amelyek a gépi működést az emberi viselkedéshez viszonyítják, valamint azok, amelyek a teljesítményt a racionális, azaz az adott információk alapján meghozott legjobb döntés alapján értékelik. A modern fejlesztési irányokhoz legjobban illeszkedő definíció a racionálisan cselekvő mesterséges intelligencia, amely szerint a rendszerek nem szükségszerűen utánozzák az emberi gondolkodást vagy viselkedést, hanem racionális döntéshozatalra összpontosítanak (pl. betegségek diagnosztizálása, katasztrófák előrejelzése) (Russell & Norvig, 2016). Az ilyen

intelligenciát alkalmazó eszközök közös vonása, hogy egy adott cél elérésére lettek kifejlesztve, amiért intelligens megoldásokat használnak. Egy másik széles körben elfogadott megkülönböztetés szerint a mesterséges intelligencia két típusra osztható: gyenge és erős MI. A gyenge MI olyan rendszereket jelent, amelyek úgy viselkednek, mintha intelligensek lennének, de nincs bizonyíték arra, hogy valódi elmével rendelkeznek. Ezzel szemben az erős MI olyan rendszerek létrehozását célozza, amelyek valóban gondolkodnak, és kognitív állapottal rendelkeznek. Itt a programok nem csupán eszközök a pszichológiai magyarázatok tesztelésére, hanem maguk a magyarázatok (Mező & Mező, 2019).

2.2.1 A mesterséges intelligencia története és fejlődési szakaszai

Az MI fejlődésében kulcsszerepet játszik Alan Turing (1912–1954), aki 1950-ben publikálta klasszikus művét, amelyben azt a kérdést vizsgálta, hogy képesek-e a gépek gondolkodni (Buzás, 2021). A róla elnevezett Turing-tesztet az intelligencia megfelelő operatív definiálására készítették, és jelentős mértékben hozzájárult a mesterséges intelligencia és az önállóan gondolkodó gépek fejlesztéséhez (Paulik, 2023). Ennek hatására az 1950-es éveket követően kezdődött a mesterséges intelligencia első fejlődési szakasza, amelyet a szimbolikus MI, vagyis a szabályalapú rendszerek jellemeztek. Az évtized másik meghatározó eseménye John McCarthy 1956-os workshopja volt, ahol a résztvevők elfogadták McCarthy javaslatát, és az új tudományágat mesterséges intelligenciának (Artificial Intelligence) nevezték el. Ezt követően a 60-as és 70-es évek a korai kutatások és a kezdeti optimizmus időszaka volt, amikor a szimbolikus rendszerekre és a problémamegoldó algoritmusokra helyezték a hangsúlyt. Kiemelendő az évtized végén Frank Rosenblatt által kifejlesztett perceptron algoritmus, ami az első, egyszerű neurális hálózatként volt ismert, és a gépi tanulás alapja lett (Buzás, 2021).

A korai mesterséges intelligenciáknak a legfőbb kihívása a „kombinatorikai robbanás” volt, amely azt jelenti, hogy bár a szűkebb feladatok megoldására képesek voltak, a problémák bővítésekor a megoldási lehetőségek száma is megnőtt. Ez a számítási igény pedig gyakran túllépte az akkori számítógépek kapacitását (Paulik, 2023). Ebből kifolyólag mesterséges intelligencia fejlődését többször is megszakították úgynevezett mesterséges intelligencia telek (AI winters). Ezek olyan időszakok voltak, amikor kutatások iránt visszaesett az érdeklődés, a befektetések és a kereslet is. Két jelentős ilyen visszaesés történt, először az 1970-es években, majd egy évtizeddel később, amikor az állami és magánbefektetések lelassultak, mivel a kutatók nem tudtak megfelelő eredményeket felmutatni (Thierer, et al., 2017).

Az 1990-es évekre az MI kutatás új módszerei enyhítették a korábbi nehézségeket és a neurális hálózatok és genetikai algoritmusok ígéretes alternatívát kínáltak a hagyományos, merev logikai alapú megközelítésekkel szemben. A neurális hálózatok képesek voltak összetett feladatokat is megoldani, valamint tanulási képességeik révén hatékonyabban kezelni a hibákat. Az ezredfordulótól a mesterséges intelligencia kutatása gyors fejlődésnek indult, ekkor jelent meg a mélytanulás és az adatvezérelt MI, amit a növekvő adat- és számítási kapacitás támogatott. Az internet és digitális eszközök elterjedése nagy mennyiségű adatot tett elérhetővé, amely kulcsfontosságú a rendszerek tanításához, valamint az alkalmazási területek száma is bővült. A mesterséges intelligencia kutatása és alkalmazása a jövőben további innovációkat és áttöréseket hozhat, amelyek jelentősen alakítják majd a technológia fejlődését (Paulik, 2023).

2.2.2 Gépi tanulás és neurális hálózatok

A mesterséges intelligencia egyik területe a gépi tanulás (Machine Learning, ML). A gépi tanulás önállóan, az adatok elemzésével és a mintázatok felismerésével tanul és javítja a teljesítményét anélkül, hogy ehhez emberi programozásra lenne szükség. Lehetővé teszi tehát, hogy a gépek saját tapasztalatik alapján tanuljanak, majd azok alapján előrejelzéseket, döntéseket vagy ajánlásokat készítsenek (Alnuaimi & Albaldawi, 2024). A gépi tanulásnak három fajtája különböztethető meg, a felügyelt tanulás, a felügyelet nélküli tanulás, valamint a megerősítéses tanulás.

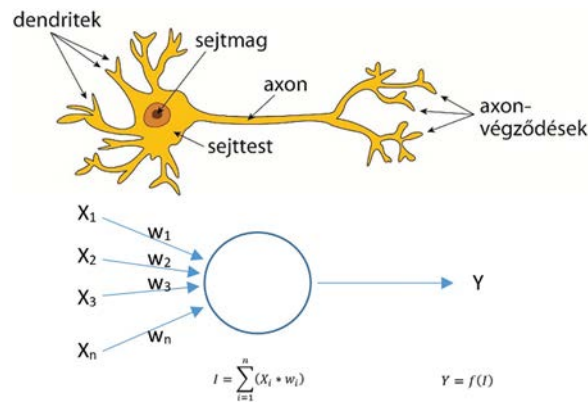
A felügyelt tanulás esetében a modell egy megadott adatállományon tudja betanulni az inputok és az outputok közötti összefüggéseket, ezt követően pedig egy ismeretlen adathalmazon tesztelve lehet felmérni, hogy mennyire pontosan tudja a modell előre jelezni az outputokat. A modell teljesítményének egyik leggyakoribb mérőszáma a predikciós pontosság, amely megmutatja, hogyan teljesít a modell az új adatokon (Hajdú, et al., 2024). Leggyakrabban a kép vagy hangfelismeréshez és a trendek előrejelzéséhez választják ezt a típust. Ügyfélszolgálati chatbot esetén a modell képes a felhasználói üzeneteket bekegategorizálni és ez alapján a megfelelő folyamatindítással reagálni.

A felügyelet nélküli tanulás esetében nincsenek előre megadott outputok, így az algoritmusnak önállóan kell feltárnia az adatokban lévő mintákat vagy struktúrákat. Alkalmazzák klaszterezéshez vagy nagy adathalmazok dimenziójának csökkentéséhez úgy, hogy a legfontosabb információkat továbbra is megtartsa (Brassai, 2019). Az ügyfélszolgálati chatbotokban az algoritmus képes felismeri, hogy az ügyfelek mely csoportokba tartoznak, anélkül, hogy előre ismerné a kategóriákat.

A harmadik típus a megerősítéses tanulás, amely a jutalmazás és büntetés elvén alapul. Itt a tanuló ágens különböző cselekvéseket hajt végre, majd a visszajelzések alapján tanulja meg, hogy mely viselkedések vezetnek a legjobb eredményhez (Hajdú, et al., 2024). Ez a megközelítés különösen az interaktív rendszerekben, például az ügyfélszolgálati chatbotoknál jelenik meg, ahol a modell a felhasználói reakciók alapján folyamatosan finomítja válaszait.

A gépi tanuláson belül a mesterséges neurális hálózatok (Artificial Neural Networks, ANN) alkotnak egy speciális csoportot. Ezek olyan rendszerek, amelyek a biológiai idegrendszer, vagyis az emberi agy, mintájára lettek kialakítva és különösen alkalmasak összetett mintázatok felismerésére, például a természetes nyelvi feldolgozásban. Ebből kifolyólag a neurális hálózatok nem hagyományos algoritmusok alapján működnek, hanem tanulási folyamatok révén képesek a feladatok megoldására (Kristóf, 2002). Az első neurális háló alapját McCulloch és Pitts készítette 1943-ban, azonban az első valódi neurális hálózat Rosenblatt (1958) nevéhez fűződik. A modell még csak egy bemenettel és egyetlen kimeneti neuronnal rendelkezett, és bináris osztályozási problémákat tudott megoldani (Zhang, 2018). A neurális hálózatok fejlődésével, azonban megjelentek a több rétegből álló struktúrák, amelyek képesek komplex, nemlineáris összefüggések felismerésére is. Ezek a hálózatok több, manapság már akár 5-10 rejtett réteggel rendelkeznek, ezáltal sokkal hatékonyabban oldanak meg bizonyos problémákat (Paulik, 2023). Az ilyen hálózatok rétegről rétegre haladva egyre komplexebb és absztraktabb struktúrákat alakítanak ki és a különlegességük az, hogy képesek összetett fogalmi hierarchiákat építeni, ami sokkal nagyobb tanulási kapacitást ad nekik. Az ilyen hálózatok képesek elvont fogalmak, például tárgyak vagy akár emberi arcok megértésére is.

A neurális hálózatok felépítésüket tekintve tehát az emberi agy működését imitálják. Az emberi agy idegsejtekből (neuronokból) épül fel, és a biológiai idegsejt mintájára lett megalkotva a neurális hálózatokban lévő matematikai függvény, a neuron. A mesterséges idegsejt n darab bemeneti paraméterrel rendelkezik (x), és egy kimenettel (y). Működését egy aktivációs függvény határozza meg, amely eldönti, hogy a neuron továbbítja-e az impulzust. Ilyen aktivációs függvény lehet például a szigmoid vagy tangens függvény, ezek biztosítják, hogy a kimenet nemlineáris legyen, és komplex mintázatokat is képes legyen megtanulni. A bemenetek súlyértékekkel (w) rendelkeznek, amelyek meghatározzák a jelek erősségét, és ha ez az összeg eléri a meghatározott küszöböt, a neuron aktiválódik, továbbadva egy bizonyos értéket a következő neuronoknak (Polyák, 2024) (Kristóf, 2002). A biológiai idegsejt és a neuron felépítése és a köztük lévő hasonlóság a 2. ábrán látható.



2. ábra: A biológiai idegsejt szerkezete és annak mesterséges modellezése

Forrás: (Polyák, 2024)

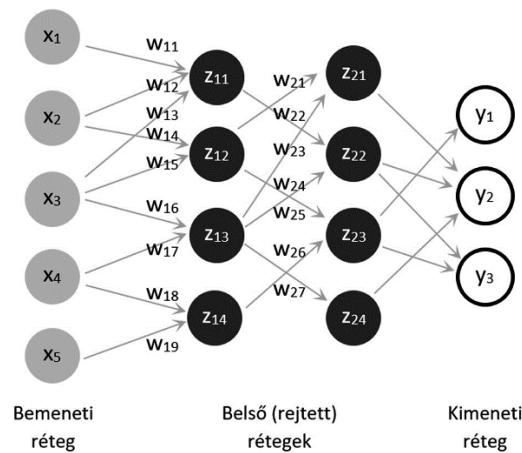
A hálózat kimeneti eredménye tehát a neuronok felépítésétől, a súlyoktól és az aktivációs függvény működésétől függ.

A neurális hálók számos, egymással interakcióban álló rétegből épülnek fel. Egy adott rétegben az összes neuron összeköttetésben áll az előző réteg összes neuronjával. Ezek a kapcsolatok különböző súlyokkal rendelkeznek, ami azt jelenti, hogy az egyes kapcsolatok erőssége eltérő lehet, befolyásolva a jel átvitelét (Zhang, 2018). A neuronok közötti kapcsolatokat a hálózat topológiája határozza meg, amely általában irányított gráf formájában jeleníthető meg. A gráf csomópontjai a neuronoknak felelnek meg, míg a neuronok közötti kapcsolatokat a gráf élei képviselik, amelyek a kimeneteket és bemeneteket kapcsolják össze (Brassai, 2019). Egy többrétegű neuronháló esetében általában három féle réteg különböztethető meg:

- **Bemeneti réteg:** A bemeneti neuronok közvetlenül a hálózat bemenetéről fogadnak jeleket. A feladatuk, hogy a kapott jeleket a többi neuronnak továbbítsák a hálózaton belül. A súlyokat a bemeneti neuronok fontossága határozza meg.
- **Kimeneti réteg:** A kimeneteli neuronok a hálózat más neuronjaiból kapják bemeneteiket, és a feldolgozott információt a környezet felé továbbítják.
- **Rejtett réteg:** A rejtett neuronok közvetítik a bemeneti jeleket a rétegeken keresztül, és minden rejtett réteg kimenete a következő rejtett réteg bemenetévé válik, így befolyásolva a hálózati kimenetet. A tanulási fázis alatt a súlyai állandóan változnak.

A hálózatok aszerint is osztályozhatók, hogy elemeik között milyen összeköttetések találhatóak. Az előrecsatolt neurális hálókból a jelek mindig a bemeneti rétegtől a kimeneti réteg felé haladnak, egyirányú folyamatként, tehát nincs visszacsatolás vagy hurok a rétegek között

(Brassai, 2019). A 3. ábrán egy előrecsatolt, két rejtett réteggel rendelkező neurális háló látható, általánosságban a neurális hálózatokat ezzel a modellel azonosítják.



3. ábra: A neurális háló felépítése

Forrás: (Polyák, 2024)

A neurális hálózatok használata általában a következő lépésekre oszlik: a hálózat beállítása, tanulási folyamat, tesztelési szakasz és működési fázis. A tanulás lényege, hogy a hálózat megtanulja csökkenteni a különbséget a kívánt kimenet és a tényleges kimenet között, vagyis a célja, hogy a hálózat előrejelzései minél közelebb kerüljenek a várt eredményekhez (Kristóf, 2002). Azt, hogy mennyire tér el a háló kimenete a valós értékektől egy veszteségfüggvény mutatja meg. Minél kisebb a veszteség értéke, annál pontosabban működik a modell. A tanulási folyamat során a neuronok közötti kapcsolatok súlyai fokozatosan módosulnak. A módosításokhoz a gradiens irányát alkalmazzák, ami megmutatja, melyik súlyt milyen mértékben kell változtatni, hogy a hibák minimalizálódjanak.

A neurális hálózatokban a backpropagation (visszaterjesztés) a tanulási folyamat központi algoritmus. A visszaterjesztés során a tanuló modell kiszámítja a kimenetet minden egyes bemenetre, amit összevet az elvárt értékkel, és a veszteségfüggvény segítségével a különbségek alapján meghatározza a hibákat (Polyák, 2024). A talált hibajelek, így rétegről rétegre haladnak visszafelé és meghatározzák a gradiens értékét. Majd a súlyokat a hálózat minden szintjén kiigazítják a gradiens irányába (Zhang, 2018). A tanulási folyamat tehát a hibák fokozatos csökkentésére épül, amely során a modell egyre pontosabban képes előre jelezni az összefüggéseket. A neurális hálózat teljesítményét gyakran befolyásolja a túltanulás vagy az alultanulás jelensége. A túltanulás esetén a modell túl jól megtanulja a tanítóadatokat és azok specifikus jellemzőit, de az új, ismeretlen adatokon már rosszul teljesít. Az alultanulás pedig azt jelenti, hogy a hálózat nem tudta eléggé megtanulni az összefüggéseket (Benedek, 2000).

A tanulási eljárások fejlődése és a számítási kapacitás növekedése lehetővé tette a mély neurális hálózatok (Deep Neural Networks, DNN) megjelenését, amelyek sokkal összetettebb mintázatok felismerésére is képesek. Hozzájárult modern mesterséges intelligencia, és a chatbotok fejlődéséhez, mivel így már összetett nyelvi mintázatok felismerésére, valamint egyre természetesebb válaszok megfogalmazására is képesek. Különböző fajtái alakultak ki, amelyek különböző típusú adatok feldolgozására specializálódtak. Megkülönböztethetők a konvolúciós hálók (CNN), rekurens hálók (RNN, LSTM), valamint nagy nyelvi modellek (LLM).

A konvolúciós neurális hálók (CNN) olyan rendszerek, amelyek automatikusan, emberi felügyelet nélkül felismerik a jellemző mintázatokat, függetlenül azok helyétől. Lényegük, hogy azonos paramétereket használnak a teljes képen, ezáltal hatékonyak a vizuális struktúrák és kapcsolatok felismerésében (Veres, 2023). Alkalmazásuk elsősorban a szövegfelismerésre, arcfelismerésre, tárgyfelismerésre és képjellemzésre terjed ki. A rekurens neurális hálók (RNN, LSTM) olyan modellek, amelyek képesek az időben egymás után érkező adatok feldolgozására, általában szöveg vagy beszéd esetén. Az RNN emlékszik a korábbi bemenetekre, és ezeket használja a kimenetei meghatározásához, így könnyen tudja kezelni az összefüggéseket az adatsorban (Zhang, 2018). A hosszú-rövid távú memória (LSTM, Long Short-Term Memory) hálózatok az RNN továbbfejlesztett változatai, amelyek képesek hosszabb távú összefüggések megőrzésére és ezáltal pontosabb előrejelzésekre (Veres, 2023). Ezeket leginkább szövegfeldolgozásra, beszéd felismerésre és automatikus feliratozásra használják. A nagy nyelvi modellek (Large Language Model, LLM) forradalmasították a nyelvi feldolgozást azzal, hogy egy egész szöveget képesek egészben értelmezni, és nem csak sorban, mint az RNN-ek. A nagy nyelvi modellek, mint például a ChatGPT vagy a Copilot, összefüggő, emberihez hasonló válaszokat képesek adni, például chatbotokban vagy fordítórendszerekben. Ezeket a modelleket elsősorban a természetes nyelvfeldolgozás (neuro-lingvisztikus programozás, NLP), szövegértés és szövegalkotás területén alkalmazzák. Az NLP célja, hogy a rendszer képes legyen értelmezni, feldolgozni és előállítani az emberihez hasonló kommunikációt. A modern, neurális hálózatokon alapuló megközelítések lehetővé teszik, hogy felismerjék a szöveggörnyezetet, a stilisztikai jegyeket az és összefüggéseket. Képesek a komplex és kontextusfüggő párbeszédkezelésére, a hosszabb távú interakciókat is megfelelően tudják értelmezni és prediktív funkciókkal is rendelkeznek (Patil & Gudivada, 2024).

2.2.3 Ügyfélszolgálati chatbotok

A mesterséges intelligencia által vezérelt chatbotok napjainkban egyre elterjedtebbek és céljuk hogy, az emberi kommunikáció mintájára, természetesnek ható párbeszédet tudjanak folytatni. A profitorientált, és a nonprofit szervezetek körében is egyre felkapottabbak, mivel képesek automatizálni az ügyfélkapcsolati folyamatokat, növelni az értékesítést és javítani a felhasználói élményt (Choudhary & Chauhan, 2023). A neurális hálózatokat és nagy nyelvi modelleket alkalmazó ügyfélszolgálati rendszerek már óriási adathalmazokból tudnak dolgozni és képesek az interakciókból tanulni és folyamatosan fejlődni. A legelterjedtebbek a természetes nyelvfeldolgozáson alapuló modellek, amelyek képesek meghatározni az üzenetek szándékát, kategorizálni őket, majd releváns válaszokat vagy megoldásokat javasolni.

A humán erőforrással szemben éjjel-nappal elérhetőek, egyszerre több felhasználót is képesek kiszolgálni, így jelentősen csökkentve a várakozási időt, csökkentik a manuális ügyintézés terhet és rövidebbé teszik a válaszadási időt. Képesek akár időpontokat foglalni, tranzakciókat feldolgozni, panaszokat kezelni, és még termékajánlásokat is adni (Singh, 2021). Ugyanakkor gyakrabban adnak pontatlan vagy félrevezető válaszokat, mivel a hosszabb párbeszéd kezelésére, és egy összetettebb probléma megértésére már nehézséget okozhat a programnak. Éppen ezért a chatbotok teljesítményének és pontosságának fejlesztése kiemelten fontos a jobb ügyfélkapcsolat és ügyfélmegtartás érdekében (Choudhary & Chauhan, 2023). A vállalatok szempontjából számára egy ilyen rendszer jelentős időmegtakarítást jelenthet, mivel a gyakran ismétlődő, egyszerű kérdések automatikusan kezelhetővé válnak. Az ügyfélszolgálati chatbotokat úgy is beállíthatják, az összetett problémák kezelésének javítása érdekében, hogy a számára nem megoldható kérdések esetén egy emberi ügyintézőnek továbbítsa a beszélgetést.

Ugyanakkor ezek a rendszerek a vállalatok szempontjából kihívásokat hordoznak magukban. Többek között ilyen a felhasználói bizalom és az etikai, adatvédelmi kérdések. A társadalom egy része továbbra is szkeptikusan áll a mesterséges intelligenciához, és az adataik megosztásához, a pedig chatbotok a válaszadás pontosításához jelentős mennyiségű felhasználói adatot tárolnak, amely vállalati szempontból is felvet nehézségeket. A jobb átláthatóság és az elfogulatlan válaszok számának csökkentése tehát egyaránt a felhasználók és az üzemeltetők érdeke (Singh, 2021). A kihívások ellenére manapság a chatbotok egyre inkább alapvető eszközzé válnak a digitális ügyfélszolgálatokban, főként a neurális hálózatokon alapuló rendszerek, amelyek rohamos fejlődése tovább javítja hatékonyságukat és megbízhatóságukat.

2.3 Mesterséges intelligencia a controlling rendszerekben

Az internet gyors fejlődése és az elérhető adatok mennyiségének növekedése hatására az elmúlt évtizedekben jelentősen kibővültek a mesterséges intelligencia felhasználási területei. Az MI technológiákat ma már többek között a korábban említett chatbotokban, virtuális asszisztensekben, gépi tanuláson alapuló ajánlórendszerekben és gyártási folyamatok hatékonyságának javítására is alkalmazzák. Az üzleti szférában is egyre nagyobb szerephez jut, mivel a vállalatok egyre inkább felismerik az MI előnyeit a teljesítmény javításában, a döntéshozatali folyamatok támogatásában és az ügyfélélmény növelésében (Paulik, 2023). A vállalati digitalizáció technológiai fejlődése és az új eredmények egyre könnyebb elérhetősége miatt a modern technológiák ma már majdnem minden gazdasági szereplő számára hozzáférhetőek (Zéman & Vajda, 2023).

Az újabban elérhető üzleti intelligencia (Business Intelligence, BI) szoftverek fejlett adatmegjelenítési és mesterséges intelligencia által támogatott előrejelző elemzési funkciókat is kínálnak. Ezek az eszközök lehetővé teszik a cégek számára, hogy a hatalmas adatállományokat átlátható adatbázisokká alakítsák, használható információkat, sőt akár speciális tudást és képességeket nyerjenek ki belőlük. A BI rendszerek legfontosabb előnyei közé tartozik a pontosabb előrejelzés, a valós idejű adatellátás, valamint az automatizált jelentéskészítési lehetőségek (Bajnai, 2023). A BI és az integrált mesterséges intelligencia rendszerek alkalmazásával csökkenthetők a bonyolult és nagy mennyiségű információk, így az adathalmazok kezelhetőbbé és az adott igényeknek megfelelővé válnak. Képesek továbbá különféle forrásokból adatokat gyűjteni és feldolgozni lehetővé téve ezzel a döntéshozók számára, hogy a valóban releváns információkra összpontosítsanak. Elérhetővé válik továbbá a természetes nyelvfeldolgozási (NLP) technológiák alkalmazása is, amelyek lehetővé teszik, hogy a döntéshozók egyszerű lekérdezések mentén is tudjanak riportokat és elemzéseket készíteni.

A legfontosabb digitális eszközként az integrált vállalatirányítási rendszerek (Enterprise Resource Planning) említhetők. Ezek a rendszerek lehetővé teszik a vállalatok számára, hogy az összes üzleti tranzakciót és folyamatot integráltan kezeljék egyetlen platformon. Az ERP-rendszer által biztosított fokozott számítási kapacitás és a standardizálás lehetővé teszi a pontosabb és időben történő információk megszerzését (Bajnai, 2023). A gyakorlatban a vezetői dashboardok és a controlling folyamatai szoros integrációban működhetnek az ERP rendszerekkel, mint például az SAP HANA vagy az Oracle ERP Cloud, lehetővé téve a valós idejű monitoringot, a prediktív elemzéseket és a gyors beavatkozást a pénzügyi és operatív

folyamatokban. Az ERP-rendszerek történetében az SAP és az SAP HANA által végrehajtott innovatív fejlesztések jelentős mérföldkönek számítanak, és új megközelítést hoznak az üzleti intelligencia rendszerek alkalmazásához. Hasonlóan az Oracle ERP Cloud is integrált MI modulokat kínál, amelyek elősegítik a valós idejű adatelemzést, a kockázatok azonnali azonosítását és a gyors reagálást a változó üzleti környezetben. Az SAP mára már a kulcsfontosságú üzleti technológiák közé tartozó vállalati MI rendszerek egyik vezető szolgáltatójává vált. A mesterséges intelligencia segítségével hatékonyan integrálja a különböző osztályokat, megkönnyítve ezzel a vállalat területeinek összefogott irányítását. Az egyik korszerű fejlesztése az SAP Cloud, amely egy felhőalapú ERP megoldás, ami beépített mesterséges intelligencia eszközökkel és felhőalapú adat-elemző funkciókkal rendelkezik. Lehetővé teszi az üzleti modellek fokozatos bevezetését és bővítését, így a műveletek valós időben hajthatók végre a világ bármely pontjáról (Yathiraju, 2022). Ezek a fejlesztések mind hozzájárulnak ahhoz, hogy a controlling egyre támogatottabbá és valós idejűvé váljon, ami növeli a reakcióképességet és a döntéshozatal pontosságát.

3 Anyag és módszer

A kutatásom során kvalitatív esettanulmányos módszertant alkalmaztam, félig strukturált szakértői interjúk segítségével. A céloom egy olyan modell létrehozása volt, amely képes egy szervezet neurális hálózat alapú nyelvi modell rendszerének teljesítményének értékelése. A kvalitatív kutatás segítségével egy olyan megközelítésből lehet elemzést végezni, amely a jelenségeket az emberek véleménye és tapasztalatai alapján próbálja megérteni, nem pedig számszerű adatokon keresztül. A kvalitatív kutatási módszerek, például a mélyinterjúk vagy szakértői interjúk, a jelenségek megértésére és a résztvevők nézőpontjainak feltárására összpontosítanak (Aspers & Ugo, 2019). Ez lehetővé teszi, hogy az interjúk alapján a résztvevők ismeretei és szaktudása révén értékeljem a mesterséges intelligencia teljesítményét. Ennek előnye abban rejlik, hogy így feltárhatók azok az emberi, szervezeti és működési tényezők is, amelyek befolyásolják a rendszer teljesítményét. A kvalitatív kutatás folyamán legtöbbször az esettanulmányos módszertant használják, amelynek során a legfontosabb szempont a vizsgált eset teljes körű megismerése. Az esettanulmány meghatározását Stake (2008) két nézőpontból közelítette meg, egyrészt a kutatási folyamatot, valamint a kutatás eredményét határozta meg. Így az esettanulmányos módszertan lehetővé teszi, hogy az általam vizsgált szervezet neurális háló alapú rendszerét a mindennapi működés és a felhasználók tapasztalatai figyelembevételével tudjam értékelni.

A kutatás a Silver Audit Kft. segítségével zajlott, ahol gyakornokként dolgoztam, valamint egy webkereskedéssel foglalkozó vállalatnál, amely a vizsgált ügyfélszolgálati mesterséges intelligenciával rendelkezik. A Silver Audit Kft. fő tevékenysége az auditálás és az üzleti tanácsadás, és a vállalkozás alapvető célja, hogy hidat képezzen a nemzetközi tudományos szakirodalom és a vállalati gyakorlat között. A cégnél négy fő, valamint egyéb tanácsadók dolgoznak. A vállalkozást Prof. Dr. Zéman Zoltán alapította 2004-ben, aki már több évtizede a controlling területén dolgozik és számos kutatása is megjelent a témában. A Silver Audit és a kereskedő cég között az együttműködés 2019-ben kezdődött és azóta szoros partneri kapcsolatot alakítottak ki, amelynek fókuszában közös projektek állnak, elsősorban modellek fejlesztése és controlling alapú rendszerek kialakítása. Ezek újabban kiemelten fontosak, mivel az adatvezérelt döntéshozatal egyre hatékonyabb és elterjedtebb, illetve egyre több vállalat felismeri a benne rejlő versenyelőnyt. A szakdolgozatomat a Silver Audit Kft. és az online webshop engedélyével készítettem.

Az értékelt neurális hálózat egy chatbot, amely a kereskedelmi cég ügyfélszolgálati és értékesítési folyamatait támogatja. Kérdéseket válaszol meg automatikusan például a

termékekkel, garanciával, rendelésekkel és visszaküldéssel kapcsolatosan. Támogatja az ügyfeleket az alapvető hibakeresésben vagy átirányítja őket az emberi ügyfélszolgálatához. Csökkenti továbbá az ügyfélszolgálati várakozási időt, felgyorsítja az egyszerű ügyintézési folyamatokat, és munkaidőn kívül is elérhető a vásárlók számára. A chatbot folyamatosan fejleszti válaszainak pontosságát és minőségét az interakciókból tanulva.

A kutatásomat félig strukturált szakértői interjúk mentén végeztem. A félig strukturált interjúk során egy laza struktúrával rendelkező interjúvázlatot alkalmaztam, amely lehetővé tette az interjúalanyok számára, hogy szabadon beszéljenek a témáról. A célom az volt, hogy lehetőséget biztosítsak az interjúalanyoknak arra, hogy szabadon kifejtsék véleményüket, ezáltal elősegítve a mesterséges intelligencia és a controlling rendszer alaposabb megértését. Az interjúkat a Silver Audit Kft.-nél és a mesterséges intelligenciát tulajdonló cégnél készítettem 2024 augusztusában. Öt interjút készítettem és az interjúalanyaim egy informatikus, kettő controller, egy top-menedzser és a tanácsadó cégtől egy controller kutató voltak, mivel ők rendelkeznek a legtöbb információval a szervezeti controlling rendszer és a neurális hálózat működéséről, amelyeket napi szinten használnak. A félig strukturált interjúk vázlata rugalmas felépítésük miatt csak irányadóként szolgált. Az alábbi főbb témakörök mentén készültek az interjúk:

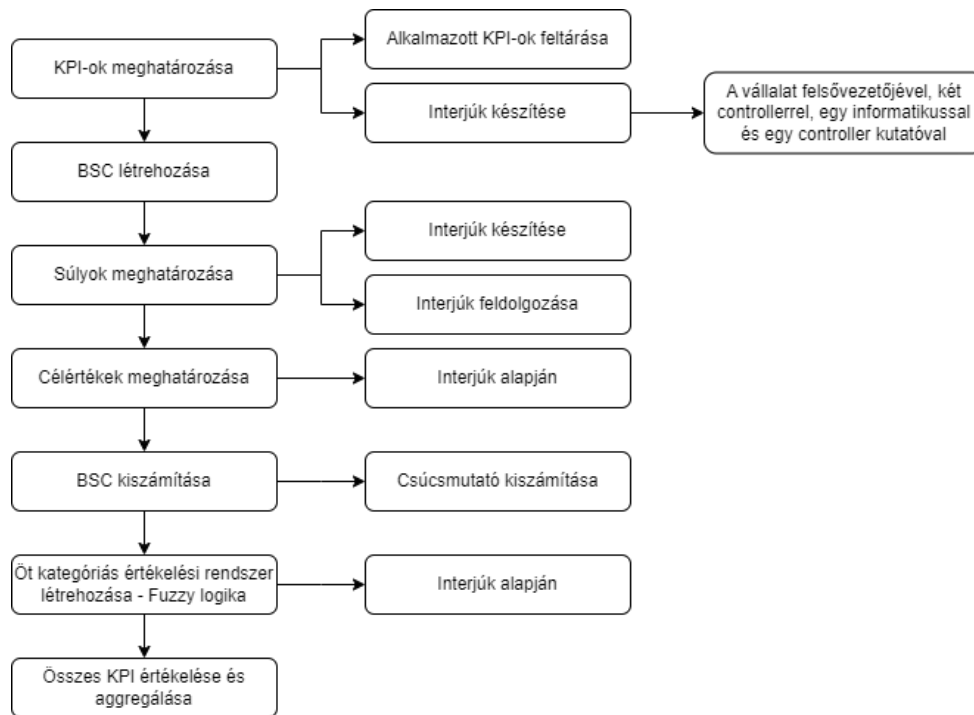
- A szervezeti controlling rendszer bemutatása: az interjúalanyok ismertették a szervezetben működő controlling folyamatokat, eszközöket és módszereket, valamint azok szerepét a döntéshozatalban.
- Milyen határértékek mentén értékelné a mesterséges intelligenciát: azt vizsgáltam, hogy a szakértők milyen határértékek vagy kritériumok alapján ítélnék meg az mesterséges intelligencia rendszer teljesítményét.
- Melyek a mesterséges intelligencia teljesítményének értékelését befolyásoló szűk keresztmetszetek: azokat a tényezőket, folyamatokat vagy korlátokat szerettem volna feltárni, amelyek leginkább meghatározzák a rendszer működését és a teljesítményértékelés pontosságát.
- Melyik a legfontosabb Balanced Scorecard nézőpont: a résztvevők véleménye szerint a Balanced Scorecard négy perspektívája közül melyik a leginkább releváns a teljesítmény értékelése szempontjából, valamint szükséges lenne-e egy ötödik perspektíva bevezetése.

- Jelenleg a controlling rendszer hatékonyan méri-e a mesterséges intelligenciát: a kérdésem a controlling rendszer azon képességére irányult, hogy jelenleg reálisan és hatékonyan méri-e a mesterséges intelligencia teljesítményét.

Az interjúk kérdései a mellékletben találhatóak.

4 Eredmények

A következő fejezetekben a kutatás eredményei kerülnek bemutatásra. A teljesítmény értékelésére kidolgozott modell a controlling öt alapvető célján alapszik és öt lépésből épült fel, amelyek a KPI-ok meghatározása, súlyok meghatározása, célértékek meghatározása, értékelési skála meghatározása és végezetül a BSC szempontok és csúcsmutató kiszámítása. A 4. ábra szemlélteti a modell lépéseit egy folyamatábra segítségével, így jól látható, hogy az egyes lépések hogyan épültek fel és milyen sorrendben követték egymást.



4. ábra: Modellfejlesztés lépéseinek folyamatábrája

Forrás: saját szerkesztés, saját kutatás alapján

4.1 KPI-ok meghatározása

Az értékelés első lépése a KPI-ok meghatározása. A vizsgált vállalat controlling rendszere alapjául Balanced Scorecard (BSC) modell szolgál. A BSC használata egy keretrendszert biztosít, amely segítségével az adatok hatékonyabban és több nézőpontból mérhetőek, nem csak a pénzügyi folyamatokat veszi figyelembe. A KPI-ok is ebben a modellben helyezkednek el, ezáltal a neurális háló a pénzügyi, ügyfelek, belső folyamatok valamint a tanulás és fejlődés szempontjából csoportosítva vannak. Ennek következtében a vállalat különböző területei könnyebben összehangolhatóvá válnak és elkerülhető, hogy csak kimondottan egy területre fókuszáljanak. Az alkalmazott KPI-ok aktuális állapotbeli adatok, és értékelhetővé teszik a chatbot aktuális teljesítményét. A rendszeres értékelés pedig lehetővé teszi a neurális hálózat

folyamatos finomhangolását a valós idejű teljesítmény alapján. Az értékelés egy meghatározott keretrendszer részeként valósul meg, amely biztosítja a struktúrát és az eredmények stratégiai célokhoz való igazítását. A KPI-ok folyamatos visszajelzést nyújtanak a működésről és hozzájárulnak ahhoz, hogy ha szükséges a vállalat be tudjon avatkozni vagy optimalizálni tudja a neurális hálózat működését.

A dolgozatban létrehozott teljesítményértékelő modellhez használt KPI-ok egy része már korábban bevezetésre került a cégnél, míg mások általam kerültek integrálásra a rendszerbe, hogy a teljesítmény átfogóbban és pontosabban legyen értékelhető. Valamint a folytatott interjúk alapján a BSC négy dimenziója kiegészítésre került egy ötödik szemponttal is, amely az informatika (IT) és adatvédelem. Ez azért is volt indokolt, mivel az ide tartozó KPI-ok az eredeti négy nézőpontba nehezen illeszthetők be, viszont a neurális háló értékelése és a vállalat működése szempontjából nagyon fontosak. Az informatika és adatvédelem külön kezelése lehetővé teszi a mesterséges intelligencia biztonságának és hatékony működésének vizsgálatát is. Továbbá a tanulás és fejlődés dimenziója is kiterjesztésre került a neurális hálózat tanulási folyamataira is, az emberi tanuláson túlmenően. A mesterséges intelligencia hatékonysága ugyanis jelentős mértékben függ attól, hogy milyen gyorsan tudja felismerni az új mintákat és mennyire hatékonyan kezeli az adatokat.

A teljesítményértékeléshez összesen harmincöt darab KPI-t használtam és alkottam, amelyből, mint említettem a cég már alkalmazott néhányat. A BSC modellben az általam hozzáadott dimenzióval együtt öt nézőpont különböztethető meg: pénzügy, ügyfelek, belső folyamatok, tanulás és fejlődés, valamint IT és adatvédelem. A KPI-ok a BSC modellben egyenlő arányban helyezkednek el, vagyis mindegyik szemponthoz hét darab mutató tartozik. A pénzügyi nézőpontban a KPI-ok célja, hogy a mesterséges intelligencia gazdasági hatékonyságát mérjék. Az ügyfelek nézőpontban a KPI-ok a chatbot hatását mérik a felhasználói élményre és a szolgáltatás minőségére. A belső folyamatokra vonatkozó KPI-ok közé tartozik például az ügyek feldolgozási sebessége, az automatizálás mértéke, valamint a hibák előfordulási aránya. A tanulás és fejlődés KPI-ok az MI és a dolgozók folyamatos tanulási képességét és fejlődését mérik. Ezek a mutatók azt jelzik, hogy a rendszer mennyire képes adaptálódni az új adatokhoz, javítani az előrejelzésein, és csökkenteni a hibás válaszok arányát. Az IT és adatvédelemhez tartozó KPI-ok a chatbot technikai stabilitását és biztonságát mérik. Ezek a mutatók segítenek biztosítani, hogy a rendszer megbízhatóan működjön, megfeleljen az adatvédelmi szabályoknak, és technikailag optimalizált legyen. A vizsgált KPI-ok és a kiszámításuk módja az 1. táblázatban látható. A KPI-ok leírása a mellékletben található.

1. Táblázat: A KPI-ok a BSC modellben elhelyezve és a képleteik

No.	KPI neve	KPI képlete
Pénzügy		
1.	ROI	$\frac{(\text{Neurális háló által generált bevétel} - \text{Befektetési költségek})}{\text{Befektetési költségek}} \times 100$
2.	AI költség / nyereség arány	$\frac{\text{MI működtetési költség}}{\text{MI által generált nyereség}} \times 100$
3.	Költséghatékonyság (€interakció)	$\frac{\text{Teljes MI költség (€)}}{\text{Összes MI által kezelt interakció}}$
4.	Költségmegtakarítás	$\frac{(\text{Hagyományos ügyfélszolgálat költsége} - \text{MI költsége})}{\text{Hagyományos ügyfélszolgálat költsége}} \times 100$
5.	Működési költségek aránya	$\frac{\text{MI működtetési költség}}{\text{Összes költség}} \times 100$
6.	Költség / megoldott ügy	$\frac{\text{MI költsége}}{\text{Megoldott ügyek száma}} \times 100$
7.	MI által kezelt ügyek száma / MI költség	$\frac{\text{MI által kezelt összes ügy száma}}{\text{MI működtetési költség}}$
Ügyfelek		
8.	Ügyfél elégedettségi index	$\frac{\text{Összes ügyfél által adott elégedettségi pontszám}}{\text{Összes visszajelzés}}$
9.	Ügyfélpanaszok csökkenése	$\frac{(\text{Panaszszám a bevezetés előtt} - \text{Panaszszám a bevezetés után})}{\text{Panaszszám a bevezetés előtt}} \times 100$
10.	Interakció eredményessége	$\frac{\text{Sikeresen lezárt ügyek száma}}{\text{Összes interakció száma}} \times 100$
11.	Túlzott várakozási idő aránya	$\frac{\text{Túlzott várakozási idejű esetek száma}}{\text{Összes ügy száma}} \times 100$
12.	Első kapcsolat megoldási arány	$\frac{\text{Első kapcsolat során megoldott ügyek}}{\text{Összes ügy száma}} \times 100$
13.	Első válaszügy	$\frac{\text{Összes válaszügy az első válaszra}}{\text{Összes interakció száma}}$
14.	Interakciók száma egy ügyfél esetén	$\frac{\text{Összes ügyfél}}{\text{Összes ügyfél interakció száma}}$

No.	KPI neve	KPI képlete
Belső folyamatok		
15.	Megoldatlan ügyek aránya	$\frac{\text{Megoldatlan ügyek száma}}{\text{Összes ügy száma}} \times 100$
16.	Válaszadási sebesség	$\frac{\text{Az időben megadott válaszok száma}}{\text{Összes válasz száma}} \times 100$
17.	Interakciók száma / Óra	$\frac{\text{Összes MI által kezelt interakció száma}}{\text{Teljes óraszám}}$
18.	Ügyek kezelési sebessége	$\frac{\text{MI által kezelt ügyek átfutási ideje}}{\text{Emberi ügyfélszolgálat átfutási ideje}} \times 100$
19.	Hibajavítási sebesség	$\frac{\text{Összes javításhoz szükséges idő}}{\text{Javított esetek száma}}$
20.	Automatizálási arány	$\frac{\text{Teljesen automatizált interakciók száma}}{\text{Összes interakció száma}} \times 100$
21.	Pontossági arány	$\frac{\text{Helyes válaszok száma}}{\text{Összes válasz száma}} \times 100$
Tanulás és fejlődés		
22.	Folyamatos tanulási arány	$\frac{\text{Az MI által tanult új minták száma}}{\text{Összes elérhető új adat}} \times 100$
23.	Előrejelzési pontosság	$\frac{\text{Helyes előrejelzések száma}}{\text{Összes előrejelzés száma}} \times 100$
24.	Téves azonosítási arány	$\frac{\text{Hibás válaszok száma}}{\text{Összes válasz száma}} \times 100$
25.	Újraindítási arány	$\frac{\text{Újrafuttatott válaszok száma}}{\text{Összes válasz száma}} \times 100$
26.	Témaazonosítási hatékonyság	$\frac{\text{Helyesen azonosított témák száma}}{\text{Összes kérdés száma}} \times 100$
27.	Python programozási készségek szintje	$\frac{\text{Munkavállalók jelenlegi Python készség szintje}}{\text{Munkavállalók elvárt Python készség szintje}} \times 100$
28.	Egy főre jutó hibakódok száma	$\frac{\text{Összes hibakód száma}}{\text{Összes munkavállaló száma}}$

No.	KPI neve	KPI képlete
IT és adatvédelem		
29.	Kódolási hatékonyság	$\frac{\text{Hibamentes sorok száma}}{\text{Összes kódsor}} \times 100$
30.	Biztonsági rések száma / Frissítés	$\frac{\text{Felfedezett biztonsági hibák száma}}{\text{Összes szoftverfrissítés}}$
31.	Támadási kísérletek blokkolási aránya	$\frac{\text{Blokolt támadások száma}}{\text{Összes támadási kísérlet}} \times 100$
32.	Adatvédelmi incidensek aránya	$\frac{\text{Adatvédelmi incidensek száma}}{\text{Teljes MI által kezelt adatmennyiség}} \times 100$
33.	Sérülékenységi javítási idő (napok)	$\frac{\text{Összes biztonsági rés javításához szükséges idő}}{\text{Felfedezett biztonsági hibák száma}}$
34.	Hardverkihasználtság	$\frac{\text{MI által használt erőforrások}}{\text{Teljes elérhető erőforrások}} \times 100$
35.	CPU-terhelési arány	$\frac{\text{MI által használt CPU teljesítmény}}{\text{CPU összteljesítmény}} \times 100$

Forrás: Saját szerkesztés, saját kutatás alapján

4.2 Súlyok meghatározása

A következő lépés a súlyok meghatározása, amely az interjúk során gyűjtött információk alapján készült. A szakirodalomban a KPI-ok súlyértékét általában három vagy öt lépcsős skálán állapítják meg (Mills, 2017). A súlyozás célja, hogy a KPI-okat azok fontossági sorrendje szerint értékeljük, mivel nem minden mutató egyforma jelentőségű a teljesítmény értékelése szempontjából, és ez alapján tudjuk megkülönböztetni, hogy a mutatószámok mekkora jelentőséggel bírnak a teljesítményértékelés szempontjából. A súlyok segítségével megkülönböztethetők azok a KPI-ok, amelyek kiemelten fontosak a vállalat számára, azoktól, amelyek kevésbé fontosak, de mégis hozzájárulnak a rendszer teljesítményéhez. A súlyok tehát lehetővé teszik, hogy a teljesítményértékelés tükrözze a különböző mutatók fontosságát, és a vállalat így azokra a területekre tud fókuszálni, amelyek számukra a legfontosabbak. A súlyok meghatározását interjúk mentén végeztem a szervezetben dolgozó szakemberekkel, ezáltal olyan egyedi szempontok alapján történt a súlyozás, amelyek a KPI-ok értékelésében meghatározóak. Az interjúk lehetővé tették, hogy a súlyértékek azokra a tényezőkre összpontosítsanak, amelyek a vállalat számára a működés során kiemelkedő fontossággal bírnak. Az interjúkból gyűjtött adatok rávilágítottak, hogy mely KPI-ok tekinthetők stratégiai jelentőségűnek és melyek kevésbé kritikusak az értékeléséhez. Tehát a KPI-okhoz azokat a

súlyokat rendeltem hozzá, amelyek az interjúk során leginkább tükrözték a szakértői véleményeket, így az értékelés az adott szervezet sajátosságaira szabott. Ezek alapján egy háromlépcsős súlyozási rendszert hoztam létre. Azáltal, hogy csak három súlyértéket alkalmaztam a modell átláthatóbb, mivel így a három szint világosan elhatárolható, nincsenek átmeneti kategóriák, amik nehezítenék a besorolást. A három súlytényező a következőképpen épül fel:

- Nem fontos: $x < 1$
- Fontos: 1 , ahol $0 < x < 2$.
- Nagyon fontos: $x > 1$

4.3 Célértékek meghatározása

A harmadik lépés a célértékek meghatározása. A jövőbeli teljesítmény szempontjából a célértékek teszik lehetővé a teljesítménymérést és az értékelést. A vállalat számára egy olyan elérendő célt jelölnek ki, amelyhez a neurális hálózat teljesítménye viszonyítható, és ennek segítségével meg lehet állapítani, hogy a rendszer jelenleg mennyire működik hatékonyan és eredményesen. A célértékek alapján könnyebben nyomon követhetővé válik, hogy a rendszer milyen mértékben teljesíti a kitűzött célokat és elősegítik a teljesítmény javítását is. A vállalatnál a célértékek meghatározásakor a top-down tervezési módszert alkalmazzák. Ezáltal a KPI-ok közvetlenül illeszkednek a vállalat stratégiai céljaihoz, ami az egész vállalat működésére kihatással van. Továbbá segít, hogy a vezetők tisztában legyenek a teljesítmények elvárt értékeivel, mivel a helytelen célkitűzés jelentősen befolyásolhatja a végső értékelést. A célértékek meghatározása a menedzsment feladata, akik éves tervezést hajtanak végre, és a célértékek meghatározását a korábbi évek tapasztalatai és a jövőbeni terveik függvényében határozzák meg. Ezáltal minden KPI rendelkezni fog egy terv értékkel, amelyhez az aktuális érték kerül viszonyításra. A fejlesztett modellben a célértékeket fogom viszonyítási alapként alkalmazni.

4.3.1 Lineáris extrapoláció

A lineáris extrapoláció segítségével a KPI adatokból becsülhető, hogy az adott teljesítménytrend milyen eredményeket vetít előre az év végére. A tényleges, időszakosan mért KPI értékei megmutatják, hogy a rendszer jelenlegi működése mennyire közelít a kitűzött éves célokhoz. Emellett minden mutatóhoz tartozik egy extrapolált érték is, amely a jelenlegi adatokból számított várható teljesítményt mutatja. A becsült és a célértékek összevetése alapján meghatározhatók az eltérések és azonosíthatók azok a pontok, ahol szükség lehet

beavatkozásra. Ez az eljárás lehetővé teszi, hogy a döntéshozók folyamatosan monitorozzák a teljesítmény alakulását, és időben módosítsanak a folyamatokon a stratégiai célok elérése érdekében. A lineáris extrapoláció a következőképpen számítható ki:

$$Z_{pred} = n - \lambda a \quad (1)$$

$$\lambda = \frac{\sum (a - \bar{a})(n - \bar{n})}{\sum (a - \bar{a})^2} \quad (2)$$

ahol: a : a vizsgált hónap, n : az adott időponthoz tartozó KPI tényértéke, \bar{a} : a vizsgált hónapok átlaga, \bar{n} : a KPI tény értékeinek átlaga, λ : a teljesítmény változásának mértéke.

4.4 Értékelési skála meghatározása

A negyedik lépés az értékelési skála meghatározása. A fuzzy logika alkalmazása lehetőséget biztosít arra, hogy kezeljük a szubjektivitást, amely az értékelésből származik. A fuzzy logika nem az egyértelmű és pontos értékek meghatározására összpontosít, hanem a különböző folyamatok szubjektív elemeinek feltárása és értékelése jelenti a fő célját. Az igazságértékeket nem csak igaz vagy hamis formában, hanem árnyaltabb kifejezésekkel fogalmazza meg. Ezekben a rendszerekben a tagsági függvények határozzák meg, hogy egy adott elem mennyire tartozik egy halmazhoz. Ezek a függvények a nyelvi változók értékeit jelenítik meg, lehetővé téve, hogy a pontatlan állítások jobban modellezhetők legyenek (Zadeh, 1965). A neurális hálózat teljesítményének méréséhez a fuzzy logika ad keretet, mivel az, hogy mikor működik megfelelően egy mesterséges intelligencia sokféleképpen értelmezhető és nem lehet éles határokkal körülhatárolni. A fuzzy logika segít abban, hogy a különböző mutatók összefüggéseit és viszonyait figyelembe véve, egy átfogóbb képet kapjunk a teljesítményről.

A dolgozatban létrehozott teljesítményértékelési mutatók osztályozását fuzzy részhalmazként értelmeztem. A fuzzy logikán alapuló modellek működésének kiindulópontja az univerzum (U) meghatározása, amely az x_i elemek halmaza: $U = \{x_1 + x_2 + \dots + x_n\}$.

Az U univerzumon értelmezett fuzzy részhalmaz A az alábbi módon írható fel:

$$A = \left\{ \frac{x}{\mu_A(x) \mid x \in U} \right\} \quad (3)$$

,ahol $\mu_A(x)$ a tagsági függvény, amely minden $x \in U$ elemhez hozzárendeli annak tagsági fokát az A fuzzy halmazban. A tagsági függvény $\mu_A: U \rightarrow [0,1]$, vagyis minden U -beli elemhez egy 0 és 1 közötti értéket rendel, és $\mu_A(x) = \mu x$, ami azt fejezi ki, hogy az adott elem milyen mértékben tartozik az A fuzzy halmazhoz (Zadeh, 1965) (Gáspár, 2021).

A fuzzy logika alkalmazását tehát az indokolja, hogy a neurális hálózat teljesítményértékeléshez nem létezik egy széles körben elfogadott mutatószámrendszer, így jelen esetben a KPI-ok és azok alkalmazása teljesen szubjektív és a szervezet sajátosságaihoz igazodik. Ebből fakadóan a KPI-ok hozzájárulásának mértéke és a súlyértékek is szubjektív módon, az interjúk alapján kerültek meghatározásra.

A modellben egy meghatározott viszonyítási alap alkalmazásával értékelem a teljesítményt, mivel a controlling egyik alapvető célja a jövőorientáltság. A viszonyítási alap segítségével a modell mindig a vállalkozás saját céljaihoz és belső eredményeihez viszonyítja és értékeli a hatékonyságot. Az osztályozás alapját a vizsgált időszakra vonatkozó prediktív terv-tény elemzés viszonyítási képezik, és ezek lehetővé teszik a mutatószámok eredményeinek értékelését. Az elemzés keretében a KPI-okhoz rendelt terv értékek szolgálnak viszonyítási alapként, így a tényleges értékek az adott, előre meghatározott célokhoz viszonyítva kerülnek értékelésre.

A szakirodalomban a vállalatok a KPI-ok értékelésére általában ötfokozatú skálát alkalmaznak. Azáltal, hogy öt különböző skálát határoznak meg, nem csak binárisan lehet értékelni a KPI-okat, hanem egy szélesebb spektrumú rendszer jön létre. Ennek segítségével részletesebb kép kapható a teljesítményszintek közötti különbségekről és az eredmények árnyaltabb értelmezését teszi lehetővé (Mills, 2017). Ennek megfelelően öt osztályt hoztam létre, és a skálákhoz tartozó határértékeket szubjektív módon, interjúk mentén határoztam meg, kialakítva az elvárt teljesítményhatárokat, ezért értelmezhető fuzzy logikaként. Az osztályozás során használt függvény a következőképpen van felépítve:

$$\vartheta_j = \frac{\sum \frac{K_{ji}}{S_j} \times \xi_i}{n} \quad (4)$$

ahol, K: prediktív tényérték, S: előirányzott terv érték, j_i : a vizsgált elem sorszáma, n: KPI vizsgált elemszáma (db), ξ_i : súlyérték

A prediktív KPI-ok eredményének értékelésére az alábbi öt kategória különíthető el:

$$T_j = \begin{cases} \text{Kritikus} & \vartheta_j < -a \\ \text{Nem megfelelő} & \vartheta_j \in [-a; 1] \\ \text{Megfelelő} & \vartheta_j \in (1; a) \\ \text{Jó} & \vartheta_j \in (a; b) \\ \text{Kiváló} & \vartheta_j > b \end{cases} \quad (5)$$

4.5 BSC szempontok és a csúcsmutató meghatározása

Az utolsó lépés a BSC szempontok aggregálása és a csúcsmutató meghatározása. A Balanced Scorecard aspektusai is külön kiértékelésre kerülnek, lehetővé téve, hogy a pénzügyi, ügyfél, belső folyamatok, tanulás és fejlődés, valamint az IT és adatvédelem területein is átfogó képet kapjunk a rendszer teljesítményéről. A BSC nézőpontjait is interjúk alapján, a vállalat szakértői által szubjektív módon súlyozom. A súlyozott értékek lehetővé teszik a szempontok összehasonlítását, tükrözik a cég prioritásait és egyértelműen jelzik a szükséges beavatkozási pontokat. Ugyanúgy, mint KPI-ok súlyozásakor három kategóriát határoztam meg: nem fontos ($x < 1$), fontos (1) és nagyon fontos ($x > 1$), ahol $0 < x < 2$.

A csúcsmutató azt fogja megmutatni, hogy a dolgozatban vizsgált mesterséges intelligenciához kitűzött céloknak, amik mentén a működését vizsgáltam, a várható értéke teljesíteni fogja-e a célkitűzéseket. Ez a mutató lehetővé teszi, hogy a teljesítményt ne csak az egyes mutatók szintjén, hanem átfogó módon is értékeljük. A célértékekhez viszonyítva értékelhető, hogy a vizsgált neurális hálózat a kitűzött célokhoz képest hogyan teljesített, vagyis hány százalékban érte el az elvárt teljesítményt. Ha az értéke a kitűzött céloktól elmarad, az jelzi, hogy a rendszer működésében olyan aspektusok vannak, amelyeken szükséges javítani. Tehát a csúcsmutató nem csak a mesterséges intelligencia teljesítményét méri, hanem azt is, hogy a működése milyen mértékben felel meg a vállalati elvárásoknak.

4.6 Eredmények értékelése

A modellt egy adott állapot számaival teszteltem, és a nyelvi modell értékelésekor a következő fejezetekben látható eredményeket kaptam. Első lépésben az 1. táblázatban felsorolásra került 35 darab KPI, amelyek közül mind alkalmazásra került.

4.6.1 Súlyok meghatározása

Minden KPI-hoz hozzárendeltem egy súlyértéket, amelyek a végzett interjúk alapján lettek meghatározva, így szubjektív szakértői véleményeken alapulnak. Három súlyértéket alkalmaztam, amelyek a következők:

- Nem fontos: 0,8
- Fontos: 1
- Nagyon fontos: 1,2

Az interjúk során itt arra a kérdésre adtak választ, hogy milyen határértékek mentén értékelnék a neurális hálót és a kapott adatok alapján hoztam létre a súlyozási rendszert. A 2. táblázatban látható a 35 darab mutató és a hozzájuk rendelt súlyértékeik.

2. Táblázat: KPI-ok súlyozása

KPI	Súlyérték	KPI	Súlyérték	KPI	Súlyérték	KPI	Súlyérték	KPI	Súlyérték
1.	1,2	8.	1	15.	1	22.	1	29.	1
2.	1	9.	1	16.	0,8	23.	1,2	30.	1
3.	1	10.	0,8	17.	1,2	24.	1	31.	1,2
4.	0,8	11.	1	18.	0,8	25.	1	32.	0,8
5.	1,2	12.	1,2	19.	1	26.	0,8	33.	0,8
6.	1	13.	1,2	20.	1	27.	0,8	34.	1,2
7.	0,8	14.	1	21.	1,2	28.	1,2	35.	1,2

Forrás: Saját szerkesztés, saját kutatás alapján

4.6.2 Célértékek meghatározása és lineáris extrapoláció

A célértékeket a top-menedzserrel végzett interjú alapján határoztam meg a vállalat stratégiai céljaihoz igazítva. Ezeket a vállalati stratégia alapján a cég top-down tervezési módszerrel határozta meg, vagyis a felső vezetés által meghatározott stratégiai célok mentén alakították ki azokat az operatív célokat, amelyek alsóbb szinteken is megvalósíthatók. A terv-tény értéket, amely által felmérhető, hogy az egyes KPI-ok hogyan teljesítettek a tervezett célokhoz képest, a célértékek segítségével kaphatjuk meg. A terv-tény érték kiszámítása úgy történik, hogy a KPI-ok aktuális értékét extrapoláljuk a rendelkezésre álló adatok alapján a képlet segítségével, majd ezt az extrapolált értéket elosztjuk a kitűzött célértékkel. Az így kapott terv-tény arány azt mutatja meg, hogy a mesterséges intelligencia várhatóan milyen mértékben teljesíti az elvárt célokat. Tehát, ha egy KPI értéke 96% akkor az a mutató várhatóan a kitűzött célok 96%-át fogja teljesíteni a vizsgált időintervallumban. A kiszámított terv-tény értékeket a 3. táblázatban szemléltetem. A költség típusú mutatók terv-tény viszonyszám értékelése során a mutatók inverzét kell venni. Erre azért van szükség, mivel ezen mutatók esetében a terv értéken felül való teljesítés százalékos értéke az negatív értelemben értelmezendő, még a terv értékeken alul történő értékelést pedig pozitívan kell értelmezni. Így a modellben való egységes kezelés érdekében ezeknek a mutatóknak az inverzét veszem, ezáltal az összes mutató sztenderdizáltan és egyirányúan értelmezhető.

3. Táblázat: A kiszámított terv-tény értékek

KPI	Terv-tény viszonyszám értéke	KPI	Terv-tény viszonyszám értéke
1.	96%	19.	80%
2.	97%	20.	86%
3.	88%	21.	93%
4.	107%	22.	92%
5.	76%	23.	86%
6.	98%	24.	97%
7.	79%	25.	86%
8.	96%	26.	84%
9.	91%	27.	79%
10.	89%	28.	91%
11.	94%	29.	99%
12.	96%	30.	89%
13.	98%	31.	113%
14.	99%	32.	94%
15.	88%	33.	98%
16.	117%	34.	92%
17.	74%	35.	102%
18.	114%		

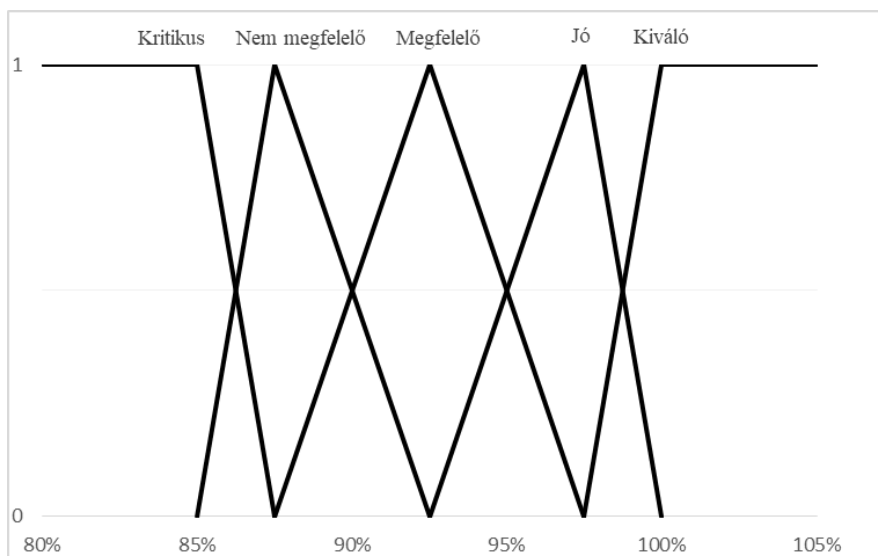
Forrás: Saját szerkesztés, saját kutatás alapján

4.6.3 Értékelési skála meghatározása

Az értékelési skálák határértékeit is az interjúk segítségével határoztam meg. Így az osztályozás határértékei szubjektív döntések alapján kerültek meghatározásra, ezért ezt fuzzy logikaként kezelhetjük. A fuzzy módszer alapján öt osztályt hoztam létre, amely mentén a KPI-ok besorolhatók. Az interjúk során azt vizsgáltam, hogy az alanyok szerint mikor lesz az adott osztálynak megfelelő a neurális háló működése. A kapott értékek eltérését ezután leátlagoltam és így kaptam meg az 5%-os eltérést, amit a skálák kialakításához alkalmaztam. Az értékelési skálákat a terv-tény értékekre kell alkalmazni. A kapott eredményeket az öt osztályhoz tartozó színjegyzék segítségével ábrázoltam, ezáltal a különböző értékek egyértelműen megkülönböztethetők. A határértékek az alábbiak szerint lettek meghatározva:

$$T_j = \begin{cases} \text{Kritikus} & \vartheta_j < 0,85 \\ \text{Nem megfelelő} & \vartheta_j \in [0,85; 0,9] \\ \text{Megfelelő} & \vartheta_j \in (0,9; 0,95) \\ \text{Jó} & \vartheta_j \in (0,95; 1] \\ \text{Kiváló} & \vartheta_j > 1 \end{cases} \quad (6)$$

A 4. ábrán látható tagsági függvény segítségével lehet osztályozni és szemléltetni a KPI-ok értékeit. A háromszög függvény jelen esetben ideális az ábrázolásra, mert szemléletes, valamint rugalmasan kezelhető. Megmutatja, hogy egy adott bemeneti érték milyen mértékben tartozik a fuzzy halmazhoz, 0 és 1 között. Mivel a teljesítmény változik, ezért nem csak „jó” vagy „rossz” kategóriába sorolható be és a fuzzy logika segítségével ezt átmenetekkel is lehet jellemezni. Ezáltal egy KPI egyszerre több kategóriába is tartozhat, például egy 91%-os teljesítmény tartozhat részben a Megfelelő és részben a Jó kategóriába. Így, ha legnagyobb tagsági érték a Megfelelő kategóriához tartozik, így a KPI-t a Megfelelő osztályba kell besorolni. A háromszög tagsági függvényekkel végzett osztályozás tehát azt jelenti, hogy minden KPI értékhez kiszámítjuk, mennyire tartozik az öt teljesítményszint egyikéhez, és ez alapján hozzárendeljük a legjellemzőbb kategóriát.



5. ábra: Tagsági függvény

Forrás: Saját szerkesztés, saját kutatás alapján

A 4. táblázatban láthatók a KPI-ok a Balanced Scorecard rendszerben elhelyezve, a kiszámított terv-tény értékük, az interjúk alapján kapott súlyozásuk, valamint az értékelési skála szerint meghatározott kategóriájuk színjegyzékkel ábrázolva. Az 5. táblázatban pedig már a súlyozott értékek is szerepelnek.

4. Táblázat: KPI-ok értékelése

BSC	KPI	Terv-tény elemzés	Értékelési skála	Súlyérték
Pénzügy	1.	0,96	Jó	1,2
	2.	0,97	Jó	1
	3.	0,88	Nem megfelelő	1
	4.	1,07	Kiváló	0,8
	5.	0,76	Kritikus	1,2
	6.	0,98	Jó	1
	7.	0,79	Kritikus	0,8
Ügyfelek	8.	0,96	Jó	1
	9.	0,91	Megfelelő	1
	10.	0,89	Nem megfelelő	0,8
	11.	0,94	Megfelelő	1
	12.	0,96	Jó	1,2
	13.	0,98	Jó	1,2
	14.	0,99	Jó	1
Belső folyamatok	15.	0,88	Nem megfelelő	1
	16.	1,17	Kiváló	0,8
	17.	0,74	Kritikus	1,2
	18.	1,14	Kiváló	0,8
	19.	0,80	Kritikus	1
	20.	0,86	Nem megfelelő	1
	21.	0,93	Megfelelő	1,2
Tanulás és fejlődés	22.	0,92	Megfelelő	1
	23.	0,86	Nem megfelelő	1,2
	24.	0,97	Jó	1
	25.	0,86	Nem megfelelő	1
	26.	0,84	Kritikus	0,8
	27.	0,79	Kritikus	0,8
	28.	0,91	Megfelelő	1,2
IT és adatvédelem	29.	0,99	Jó	1
	30.	0,89	Nem megfelelő	1
	31.	1,13	Kiváló	1,2
	32.	0,94	Megfelelő	0,8
	33.	0,98	Jó	0,8
	34.	0,92	Megfelelő	1,2
	35.	1,02	Kiváló	1,2

Forrás: Saját szerkesztés, saját kutatás alapján

5. Táblázat: KPI-ok súlyozott értékének meghatározása

BSC	KPI	Terv-tény elemzés	Értékelési skála	Súlyérték	Súlyozott érték
Pénzügy	1.	0,96	Jó	1,2	1,15
	2.	0,97	Jó	1	0,97
	3.	0,88	Nem megfelelő	1	0,88
	4.	1,07	Kiváló	0,8	0,86
	5.	0,76	Kritikus	1,2	0,91
	6.	0,98	Jó	1	0,98
	7.	0,79	Kritikus	0,8	0,64
Ügyfelek	8.	0,96	Jó	1	0,96
	9.	0,91	Megfelelő	1	0,91
	10.	0,89	Nem megfelelő	0,8	0,72
	11.	0,94	Megfelelő	1	0,94
	12.	0,96	Jó	1,2	1,15
	13.	0,98	Jó	1,2	1,18
	14.	0,99	Jó	1	0,99
Belső folyamatok	15.	0,88	Nem megfelelő	1	0,88
	16.	1,17	Kiváló	0,8	0,94
	17.	0,74	Kritikus	1,2	0,89
	18.	1,14	Kiváló	0,8	0,91
	19.	0,80	Kritikus	1	0,80
	20.	0,86	Nem megfelelő	1	0,86
	21.	0,93	Megfelelő	1,2	1,12
Tanulás és fejlődés	22.	0,92	Megfelelő	1	0,92
	23.	0,86	Nem megfelelő	1,2	1,03
	24.	0,97	Jó	1	0,97
	25.	0,86	Nem megfelelő	1	0,86
	26.	0,84	Kritikus	0,8	0,67
	27.	0,79	Kritikus	0,8	0,63
	28.	0,91	Megfelelő	1,2	1,09
IT és adatvédelem	29.	0,99	Jó	1	0,99
	30.	0,89	Nem megfelelő	1	0,89
	31.	1,13	Kiváló	1,2	1,36
	32.	0,94	Megfelelő	0,8	0,75
	33.	0,98	Jó	0,8	0,78
	34.	0,92	Megfelelő	1,2	1,11
	35.	1,02	Kiváló	1,2	1,22

Forrás: Saját szerkesztés, saját kutatás alapján

A súlyozott érték kiszámítása lehetővé teszi, hogy a KPI-ok teljesítményét a fontosságuk szerint korigálja. Mivel a súlyok szubjektív módon, a vállalaton belül interjúkkal lettek megállapítva, így egy-egy KPI súlyozott értéke azt mutatja meg, hogy a teljesítménye mekkora hatást

gyakorol az összesített eredményre. Vagyis ha egy KPI a nagyon fontos (1,2) súlyértéket kapta, akkor a KPI teljesítménye nagyobb hatással lesz az összesített eredményre. A súlyozott értéket a terv-tény érték és a súly szorzataként lehet kiszámítani.

4.6.4 BSC szempontok és csúcsmutató kiértékelése

Az utolsó lépés a BSC szempontok értékelése és a csúcsmutató eredményének meghatározása. A 6. táblázatban látható az öt szempont súlyozott átlaga, ugyanazon értékelési skála szerinti kategóriájuk, az interjúk alapján kapott súlyértékük és a kiszámított súlyozott értékük.

6. Táblázat: A BSC szempontok értékelése

BSC	Súlyozott átlag	Értékelési skála	Súlyérték	Súlyozott érték
Pénzügy	0,91	Megfelelő	1,2	1,09
Ügyfelek	0,98	Jó	1	0,98
Belső folyamatok	0,91	Megfelelő	1,2	1,10
Tanulás és fejlődés	0,88	Nem megfelelő	0,8	0,71
IT és adatvédelem	1,01	Kiváló	1	1,01

Forrás: Saját szerkesztés, saját kutatás alapján

A BSC aspektusok külön kiértékelésével bemutatható, hogy hogyan teljesít a mesterséges intelligencia az egyes nézőpontok alapján. Ahhoz, hogy megkapjuk ezeket az eredményeket a KPI-ok súlyozott értékét az öt szempont szerint átlagolni kell. Az átlagok lehetővé teszik a nézőpontok összehasonlítását, így egyértelműen kimutatható, hogy mely területek teljesítenek az elvárt mértékben, és melyek maradnak el az elvárt szinttől. Ezáltal láthatóvá válik az is hogy, mely területek szorulnak még fejlesztésre és igényelnek beavatkozást. Ezeket az eredményeket ugyanazon osztályozási rendszer és színjegyzék szerint értékeltem.

A BSC szempontok súlyozása is ugyanazon három súlyérték mentén történt, mint a KPI-oknál vagyis a nem fontos, fontos és nagyon fontos értéket vehetik fel. Ezeket szubjektív módon, az interjúk mentén határoztam meg, vagyis az interjúalanyaim véleménye alapján súlyoztam őket, hogy valóban a vállalat működését tükrözzék. A nézőpontok súlyértéke a súlyozott átlag és a súlyérték szorzataként számítható ki. Ezáltal a nézőpontok egymáshoz viszonyított prioritásága is láthatóvá válik. Viszont az egyes aspektusokon belül a neurális hálózat tényleges teljesítményét a súlyozott átlag mutatja be.

A 7. táblázatban a csúcsmutató értéke és kategóriája látható, amely a neurális háló teljesítményét összegezve, egyetlen aggregált mutatóként mutatja be.

7. Táblázat: Csúcsmutató értékelése

	Értéke	Értékelési skála
Csúcsmutató	0,98	Jó

Forrás: Saját szerkesztés, saját kutatás alapján

A csúcsmutató teszi lehetővé, hogy a teljesítményt ne csak az egyes mutatók szintjén, hanem átfogó módon is értékeljük. Míg az egyes mutatók csak a részterületeket szemléltetik, a csúcsmutató egy összesített képet ad a rendszer működéséről és stratégiai illeszkedéséről. Ezáltal látható, hogy a mesterséges intelligenciához kitűzött céloknak, amik mentén a működését vizsgáltam, a várható értéke teljesíteni fogja-e a célkitűzéseket. A csúcsmutató kiszámítása a súlyozott Balanced Scorecard értékek átlagolásával történik, ez biztosítja, hogy a csúcsmutató valóban arányosan reprezentálja a vállalat teljesítményét. Látható, hogy a csúcsmutató alapján a neurális hálózat a „Jó” kategóriába sorolható. Ez azt jelenti, hogy a teljesítmény a meghatározott célok elérésében várhatóan meg fog felelni az elvárásoknak, ami pozitív, de még fejleszthető működést jelez. Tehát, ha így halad tovább a vállalat és így működik tovább a neurális hálózat alapú nyelvi modell, akkor a vállalat eléri a kitűzött céljait.

Controlling szempontból is fontos a csúcsmutató meghatározása, mert egyetlen, jól interpretálható indikátort biztosít a vezetés számára, amellyel a neurális háló teljesítménye nyomon követhető. Ez lehetővé teszi, hogy a menedzsment időben reagáljon az eltérésekre, és minél gyorsabban be tudjon avatkozni, ha szükségét látják. Controlling aspektusból a jelen esetben meghatározott csúcsmutató arra utal, hogy a KPI-okhoz kitűzött célok nagy része teljesül, a teljesítmény összességében pozitív trendet mutat, valamint a modell által a vállalat céljai mérhetőbbé és követhetőbbé válnak. Ugyanakkor a mesterséges intelligencia bizonyos területeken még további fejlesztéseket igényel a „Kiváló” kategória eléréséhez. Megállapítható tehát, hogy a neurális hálózat megfelelően működik controlling szempontból is.

5 Következtetések és javaslatok

A kutatásom során, arra a kérdésre kerestem a választ, hogy hogyan lehet a neurális hálózatok teljesítményét hatékonyan értékelni a teljesítményértékelő controlling módszertan alkalmazásával. A célom pedig egy controlling szempontú teljesítményértékelő modell létrehozása volt. Kvalitatív módszertant alkalmaztam a Silver Audit Kft. és egy online webshop segítségével, és arra a következtetésre jutottam, hogy a controlling szempontú teljesítményértékelési alapelvek alkalmazásával a mesterséges intelligencia rendszerek teljesítménye nem csak az informatika, hanem a menedzsment szempontjából is értékelhető. Ez a megközelítés lehetőséget teremt a vállalatoknak, hogy hatékonyabban tudják monitoringozni és optimalizálni a rendszereikbe integrált mesterséges intelligencia működését.

A kutatás eredményei azt mutatják, hogy a kifejlesztett modell működik és segítséget nyújt a vállalatnak a teljesítmény értékelésében és nyomonkövetésében, ezáltal konceptuális modellként is megállja a helyét. Vagyis általános érvényűen alkalmazható így bármelyik vállalat mesterséges intelligencia alapú nyelvi modelljének értékelésére alkalmas. Ekkor azonban fontos, hogy a kulcs teljesítménymutatókat minden esetben az adott cég igényeihez kell igazítani. Ezért a konceptuális modell alkalmazását meg kell előznie egy adatfelvétel, amely során a vállalat saját mutatóit megalkotják a céljaik, stratégiájuk és működési folyamataik figyelembe vételével.

A controlling öt alapvető célja mentén történő értékelés révén a mesterséges intelligencia modellek is értékelhetővé válnak, ami lehetővé teszi a vezetők számára, hogy pontosabb és megalapozottabb döntéseket hozzanak az alkalmazásukkal kapcsolatban. Ez a megközelítés nem csak informatikai, hanem menedzsment szempontból is elősegíti a döntéshozatali folyamatokat. A Balanced Scorecard alkalmazása miatt, pedig az elemzés nemcsak pénzügy orientált, hanem több nézőpontból vizsgálja a teljesítményt, így átfogóbb képet nyújt a neurális hálózat működéséről. Valamint hozzájárul, hogy a vállalat ne csak a pénzügyi eredmények alapján hozzon döntéseket, hanem figyelembe vegye a technológiai, működési és ügyfélménybeli tényezőket is. Továbbá a BSC hagyományos nézőpontjai közé integrálásra került egy ötödik IT és adatvédelem kategória, amely lehetővé teszi a mesterséges intelligenciához kapcsolódó infrastruktúra, informatikai teljesítmény és adatbiztonsági képességek célzott vizsgálatát.

A modell struktúrája lehetővé teszi azt is, hogy a beavatkozási pontok egyértelműen azonosíthatóak legyenek. A BSC szempontok külön kiértékelésével az egyes nézőpontok

könnyen összehasonlíthatóvá válnak, és azonnal láthatóvá válik, hogy mely terület szorul a leginkább fejlesztésre. Könnyebben és gyorsabban azonosítható lesz továbbá az is, hogy mely konkrét tényezők okozhatták a teljesítmény elmaradását, azáltal, hogy egy leszűkített halmazt kell vizsgálniuk. A gyors és célzott reakciók pedig hozzájárulnak, hogy a vállalat dinamikusabban tudjon fejlődni, az esetleges problémák ne fajúljanak el, ne romoljon az ügyfélélmény és az erőforrásaikat hatékonyabban tudják allokálni.

A modell továbbfejlesztése érdekében több tényezőt is figyelembe lehet venni. Alkalmazhatók más viszonyítási alapok, amelyek szélesebb körben nyújtanak információt a mesterséges intelligencia teljesítményének értékeléséhez, például iparági átlagok vagy legjobb gyakorlatok (best practice). Továbbá más tagsági függvény alkalmazásával is fejleszthető a modell, például a trapéz vagy szigmoid függvényekkel. Ezek a függvények teszik lehetővé, hogy a mesterséges intelligencia rendszerek teljesítményéről pontosabb képet kapjunk, ezáltal a kisebb eltérések is jól láthatóvá válnak.

Javasolt továbbá nemlineáris megközelítések alkalmazása, mivel a vállalati teljesítménymutatók gyakran nem lineárisan viselkednek. Az ilyen megközelítések alkalmazása lehetővé tenné, hogy a modell érzékenyebben reagáljon az üzleti folyamatokra, például felismerje azokat a küszöbértékeket, ahol egy kisebb beavatkozás is aránytalanul nagy teljesítményjavulást eredményez. Ezáltal a megoldás a jelen állapot értékelésén túl stratégiai előrejelzésre is alkalmassá válna, ami magasabb szintű döntéstámogatást biztosíthatna a vállalat számára.

A modell integrálható lenne ERP-rendszerbe is, ami által nem egy különálló, szigetszerű modul formájában működne. Ez lehetővé tenné, hogy a modell adatai gyorsabban és valós időben frissüljenek, valamint több adat elérését és alkalmazását is elérhetővé tenni, ami által egy átfogóbb képet nyújtana a teljesítményről. Továbbá a controlling és a vezetés folyamatos, naprakész információkat látna, ezáltal beavatkozási pontokat gyorsabban tudnák azonosítani.

A KPI-ok korrelációjának vizsgálata segítségével a vállalat számára láthatóvá válna, hogy milyen mutatók mozognak együtt és melyek vannak közvetett hatásokat egymásra. Ennek eredményeként kevesebb és hatékonyabb beavatkozásokat tudna végrehajtani a vállalat, mivel látnák, hogy bizonyos mutatók változása milyen hatással lesz a vele kapcsolatban álló KPI-okra és már előre fel tudnak készülni. Valamint a problémák kezelése is sokkal hatékonyabb lehetne, mivel az ok-okozati kapcsolatok is feltárhatóak lennének, így a rejtett működésbeli problémák is a felszínre kerülnének.

6 Összefoglalás

A controlling területén az utóbbi évtizedekben óriási fejlődés ment végbe, amely jelentős hatással van a vállalatok működésére és teljesítményértékelésére. A digitalizáció fokozódásával a controllingnak is alkalmazkodnia kell a digitalizált vállalatok új igényeihez és kihívásaihoz. Láthatóan igény van a piacon és a tudományos kutatások területén is az olyan controlling modellekre, amelyek képesek integrálni a digitalizáció nyújtotta lehetőségeket.

Kutatásom középpontjában egy neurális hálózaton alapuló ügyfélszolgálati mesterséges intelligencia állt és az volt a célom, hogy a teljesítményét controlling szempontok alapján létrehozott modell által értékeljem. A kutatást egy kvalitatív esettanulmányon keresztül végeztem, amely során a Silver Audit Kft. és a mesterséges intelligenciát tulajdonló kereskedő cég volt segítségemre. A teljesítmény értékeléséhez egy konceptuális controlling modellt hoztam létre, amely öt lépésből épül fel. A modell a Balanced Scorecard elveire épül, és a négy fő nézőponton kívül egy általam hozzáadott ötödik szempont alapján vizsgálja a teljesítményt. A vállalkozás által már használt KPI-okat kiegészítettem az általam és az interjúk alapján fontosnak vélt mutatószámokkal és az így létrejött 35 darab KPI-t a BSC modellben helyeztem el. Ezáltal a különböző területek összehangolása egyszerűbbé válik és nem csak egy területre korlátozódik a figyelem. A KPI-ok súlyozása után, amely interjúk mentén, szubjektív módon történt, a KPI-ok terv-tényértékeit határoztam meg a célértékek szerint. Ezt követően az így kapott értékeket a fuzzy logika által öt különböző osztályba soroltam, így a KPI-ok teljesítménye jól szemléltethetővé vált. A modellben alkalmazott súlyértékeket és határértékeket félig strukturált szakértői interjúk alapján határoztam meg, melyek interjúalanyai a két vállalat szakemberei és vezetői voltak. Utolsó lépésben a BSC szempontjai értékelésére és a csúcsmutató meghatározására került sor. A Balanced Scorecard nézőpontjainak teljesítményét is értékeltem, valamint a készített interjúk mentén súlyozásra is kerültek az egyes szempontok, mivel így pontosabb képet nyújt a vállalat prioritásairól. A csúcsmutató értékelése által válik láthatóvá, hogy a mesterséges intelligenciához kitűzött céloknak, amelyek mentén a működését vizsgáltuk, a várható értéke teljesíteni fogja-e a célkitűzéseket.

A vizsgálat alapján a Balanced Scorecard nézőpontjai közül az IT és adatvédelem területe teljesített a legerősebben („Kiváló”), míg az Ügyfelek, a Pénzügyi és a Belső folyamatok dimenziói stabil, az elvárásoknak megfelelő eredményt mutatnak. A Tanulás és fejlődés dimenziója „Nem megfelelő” minősítést ért el, ami egyértelműen rámutat arra, hogy a rendszer tudásbázisának és adaptációs képességeinek fejlesztése kritikus tényező a jövőbeni magasabb teljesítményszintek eléréséhez. A nézőpontok súlyozott átlagának összegzésével számított

csúcsmutató értéke 0,98, amely a „Jó” kategóriába sorolja a mesterséges intelligencia teljesítményét. Ez azt jelenti, hogy a rendszer jelenlegi működése várhatóan teljesíteni fogja a kitűzött célokat, ugyanakkor tartalmaz fejlesztendő területeket is, elsősorban a tanulás és fejlődés aspektusában. A csúcsmutató controlling szempontból kiemelten fontos, mivel egyetlen, könnyen értelmezhető mérőszámként támogatja a vezetői döntéshozatalt, megkönnyítve a teljesítmény nyomon követését és az időben történő beavatkozást. Megállapítható tehát, hogy a vizsgált neurális hálózat pozitív irányba halad, működése stabil, és várhatóan képes lesz a vállalat stratégiai céljainak elérését támogatni, ugyanakkor a kiváló teljesítményszint eléréséhez további fejlesztések szükségesek.

Az eredmények alapján látható, hogy a controlling szempontú teljesítményértékelés releváns és hatékony módszer a mesterséges intelligencia működésének mérésére a vállalati környezetben. Az általam megalkotott konceptuális modell lehetőséget biztosít arra, hogy a neurális hálózatok teljesítménye ne csak informatikai, hanem menedzsment szempontból is értékelhető legyen, ezáltal biztosítva a pontosabb és megalapozottabb döntéshozatalt mesterséges intelligenciával kapcsolatban.

7 Irodalomjegyzék

- Aithal, P. S. & Aithal, S., 2023. Key Performance Indicators (KPI) for Researchers at Different Levels & Strategies to Achieve it. *International Journal of Management, Technology, and Social Sciences*, 8(3), pp. 294-325.
- Alnuaimi, A. F. & Albaldawi, T. H., 2024. An overview of machine learning classification techniques. *BIO Web of Conferences*, 97(00133)
- Anthony, R. N. & Govindarajan, V., 2006. *Management Control Systems*. 12th ed. New York: McGraw-Hill Education.
- Aspers, P. & Ugo, C., 2019. What is Qualitative in Qualitative Research. *Qualitative Sociology*, 42.(2.), pp. 139-160.
- Bajnai, P., 2023. A vállalati controlling funkció digitális átalakulásának sajátosságai a hazai szolgáltató szektorban. *Jelenkori társadalmi és gazdasági folyamatok*, 18.. kötet, p. 37-52.
- Benedek, G., 2000. Evolúciós alkalmazások előrejelzési modellekben - I. *Közgazdasági Szemle*, 48(12), p. 988-1007.
- Blumné Bán, E. & Zéman, Z., 2014. Controlling a vezetés szolgálatában. Történeti fejlődés, perspektívák. *Taylor*, 6(1-2), p. 439-447.
- Brassai, S. T., 2019. *Neurális hálózatok és fuzzy logika*. Kolozsvár: Scientia Kiadó.
- Buzás, G. M., 2021. A mesterséges intelligencia története. *Central European Journal of Gastroenterology and Hepatology*, 7(3), pp. 121-127.
- Choudhary, P. & Chauhan, S., 2023. An intelligent chatbot design and implementation model using long short-term memory with recurrent neural networks and attention mechanism. *Decision Analytics Journal*, 9(100359).
- Eckerson, W., 2007. *Ten Characteristics of a Good KPI*. s.l.:Gerke & Associates.
- Francsovcics, A., 2005. *A controlling fejlődésének sajátosságai*. Ph.D értekezés, Budapest: Budapesti Corvinus Egyetem.
- Gáspár, S., 2021. Gazdálkodás szervezési folyamatok fejlesztése, a lean módszerek integrálása a controlling rendszerébe, Gödöllő: Magyar Agrár- és Élettudományi Egyetem.

- Hajdú, N., Szászi, B., Aczél, B. & Nagy, T., 2024. Felügyelt gépi tanulási módszerek alkalmazása a pszichológiai kutatásokban. *Magyar Pszichológiai Szemle*, 79(2), p. 171-193.
- Hanyecz, L., 2006. *A controlling rendszere*. Budapest: Saldo Pénzügyi Tanácsadó és Informatikai Rt.
- Horváth & Partners, 2015. *Controlling. Út egy hatékony controllingrendszerhez*. Budapest: Wolters Kluwer.
- Horváth, P. & Dobák, M., 1995. *Controlling: a sikeres vezetés eszköze*. negyedik szerk. Budapest: Közgazdasági és Jogi Könyvkiadó.
- Kaplan, R. S. & Norton, D. P., 2000. *Balanced Scorecard: Kiegyensúlyozott stratégiai mutatószámrendszer: Eszköz, ami mozgásba hozza a stratégiát*. Budapest: KJK-Kerszöv kiadó.
- Kaplan, R. S. & Norton, D. P., 2018. *Balanced Scorecard*. In: M. Augier & D. Teece, szerk. *The Palgrave Encyclopedia of Strategic Management*. London: Palgrave Macmillan, pp. 80-84.
- Körmendi, L. & Tóth, A., 2011. *A controlling alapjai*. Budapest: Saldo Kiadó.
- Kristóf, T., 2002. *A mesterséges neurális hálók a jövőkutatás szolgálatában*, Budapest: Budapesti Közgazdaságtudományi és Államigazgatási Egyetem Jövőkutatási Kutatóközpont.
- Kumar, S. és mtsai., 2024. *Balanced scorecard: trends, developments, and future directions*. *Review of Managerial Science*, 18. kötet, pp. 2397-2439.
- Mező, F. & Mező, K., 2019. *Interdiszciplináris kapcsolódási lehetőségek a mesterséges intelligenciára irányuló cél-, eszköz- és hatásorientált kutatásokhoz*. *Mesterséges intelligencia - interdiszciplináris folyóirat*, 1(1), pp. 9-29.
- Mills, C., 2017. *Performance Management: A Practical Guide*. Bloomington: AuthorHouse.
- Musinszki, Z., 2013. *Kontrolling (Oktatási segédlet)*, Miskolc: Miskolci Egyetem.
- Parmenter, D., 2015. *Key performance indicators (KPI): Developing, implementing, and using winning KPIs*. 3rd ed. Hoboken: John Wiley & Sons, Inc..

- Patil, R. & Gudivada, V., 2024. A Review of Current Trends, Techniques, and Challenges in Large Language Models (LLMs). *Applied Sciences*, 14(5).
- Paulik, L., 2023. A Mesterségesintelligencia-kutatás fejlődése. *Biztonságtudományi Szemle*, 5(3), pp. 133-140.
- Polyák, I., 2024. A mesterséges intelligencia alkalmazási területei a számvitelben. *Magyar Tudomány*, 185(7), p. 906-919.
- Russell, S. J. & Norvig, P., 2016. *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. Third ed. Harlow: Pearson Education Limited.
- Singh, H., 2021. AI-Powered Chatbots Transforming Customer Support through Personalized and Automated Interactions. *Science, Technology and Development*, 10(10), pp. 450-468.
- Stake, R. E., 2008. Qualitative case studies. In: N. K. Denzin & Y. S. Lincoln, eds. *Strategies of qualitative inquiry*. 3rd ed. Thousand Oaks(California): Sage Publications, pp. 119-149..
- Sütő, D., 2017. A controlling fejlődéstörténete, helye és szerepe a gazdálkodó szervezetekben. *International Journal of Engineering and Management Sciences*, 2(4), pp. 466-477.
- Thierer, A. D., O'Sullivan, A. C. & Russell, R., 2017. *Artificial Intelligence and Public Policy*. Arlington: Mercatus Center at George Mason University.
- Tímár, A., 2022. Mutatószám, indikátor, teljesítménymutató. *Digitális tankönyvtár*.
- Veres, P., 2023. Mesterséges Intelligencia kiválasztása és felhasználási lehetőségei a logisztika területén. *Multidiszciplináris tudományok*, 13(1), pp. 32-41.
- Yathiraju, N., 2022. Investigating the use of an Artificial Intelligence Model in an ERP Cloud-Based System. *International Journal of Electrical, Electronics and Computers*, 7(2), pp. 1-26.
- Zadeh, L. A., 1965. Fuzzy sets. *Information and Control*, 8(3), p. 338-353..
- Zéman, Z., 2016. A kontrolling fejlődésének főbb irányzatai. *Gazdaság és Társadalom*, 2. kötet, pp. 77-92.
- Zéman, Z. & Béhm, I., 2016. *A pénzügyi menedzsment controll elemzési eszköztára*. Budapest: Akadémiai Kiadó.

Zéman, Z. & Tóth, A., 2018. *Stratégiai pénzügyi controlling és menedzsment*. Budapest: Akadémiai Kiadó.

Zéman, Z. & Vajda, G., 2023. *Jövőirányú controlling módszertanok kapcsolata a digitális innovációval*. Budapest, Budapesti Corvinus Egyetem, pp. 6-11.

Zhang, Z., 2018. Artificial Neural Network. In: *Multivariate Time Series Analysis in Climate and Environmental Research*. Beijing: Springer, pp. 1-35.

8 Táblázatok jegyzéke

1. Táblázat: A KPI-ok a BSC modellben elhelyezve és a képleteik.....	31
2. Táblázat: KPI-ok súlyozása	38
3. Táblázat: A kiszámított terv-tény értékek.....	39
4. Táblázat: KPI-ok értékelése.....	41
5. Táblázat: KPI-ok súlyozott értékének meghatározása.....	42
6. Táblázat: A BSC szempontok értékelése.....	43
7. Táblázat: Csúcsmutató értékelése	44

9 Ábrák jegyzéke

1. ábra: A Balanced Scorecard modell felépítése	11
2. ábra: A biológiai idegsejt szerkezete és annak mesterséges modellezése	20
3. ábra: A neurális háló felépítése	21
4. ábra: Modellfejlesztés lépéseinek folyamatábrája	29
5. ábra: Tagsági függvény	40

10 Mellékletek

M1. Interjú kérdések

Az alábbi kérdések a kutatás során alkalmazott félig strukturált szakértői interjúk vázlatát tartalmazzák. Az interjúk célja az volt, hogy a résztvevők szakmai tapasztalataira és tudására támaszkodva feltárjam a szervezet neurális hálózat alapú chatbot rendszerének működését, valamint a teljesítményértékelő modell kialakításához szükséges információkat. A vázlat irányadó jellegű, mivel a félig strukturált interjúk során a résztvevők szabadon kifejtették véleményüket és tapasztalataikat, így biztosítva a kutatás számára releváns információkat.

1. A szervezeti controlling rendszer bemutatása

- Hogyan épül fel a szervezetben a controlling rendszer, és milyen eszközöket használnak a teljesítmény mérésére?
- Milyen módszerekkel és gyakorisággal mérik a teljesítményt?
- Melyek azok a főbb kihívások, amelyekkel a controlling folyamat során szembesülnek?

2. Milyen határértékek mentén értékelné a mesterséges intelligenciát

- Milyen válaszadási időt tart optimálisnak ahhoz, hogy a mesterséges intelligencia működése hatékonyan minősüljön a vállalat folyamataiban?
- Milyen pontossági arány mellett tekintené megfelelőnek az MI teljesítményét, és mi jelentené azt a küszöböt, amely alatt már beavatkozásra lenne szükség?
- Milyen mértékben befolyásolja az MI megítélését az adathalmaz frissessége és az ár-érték arány, és milyen szintet tekintene minimális követelménynek ezek esetében?

3. Melyek a mesterséges intelligencia teljesítményét befolyásoló szűk keresztmetszetek

- Mely folyamatok vagy tényezők korlátozzák leginkább a rendszer teljesítményét?
- Milyen szervezeti vagy technológiai akadályok nehezítik a chatbot hatékony működését?
- Hogyan lehetne ezeknek az akadályoknak a hatását csökkenteni vagy kezelni?

4. Melyik a legfontosabb Balanced Scorecard nézőpont

- A Balanced Scorecard négy perspektívája közül melyik tűnik Ön szerint a legrelevánsabb az MI teljesítményének értékelésében?
- Szükséges lenne-e egy ötödik perspektíva bevezetése a mesterséges intelligencia teljesítményének mérésére, és ha igen, milyen lenne az?

- Hogyan lehetne a BSC-t adaptálni az MI specifikus mutatókhoz?

5. Jelenleg a controlling rendszer hatékonyan méri-e a mesterséges intelligenciát

- Milyen mértékben tükrözik a jelenlegi mutatók a chatbot tényleges teljesítményét?
- Mely hiányosságokat és erősségeket lát a controlling rendszerben az MI teljesítményének mérésénél?
- Milyen fejlesztéseket tartana szükségesnek a pontosabb értékelés érdekében?

M2. A KPI-ok leírása

Pénzügyi nézőpont

1. ROI: A befektetés megtérülését méri az MI által generált bevétel alapján, és jelzi, hogy a rendszer mekkora üzleti hasznot hoz a ráfordított költségekhez képest. Fontos a modell számára, mert így a gazdasági érték is beépíthető a teljesítményértékelésbe.
2. MI költség/nyereség arány: Az MI működtetésének költségét az általa generált nyereséghez viszonyítja, és azt mutatja, mennyire költséghatékony a rendszer. Ez segíti a modell pénzügyi hatékonyságának figyelembevételét.
3. Költséghatékonyság (€interakció): Egy interakcióra jutó költséget méri, jelezve, hogy az MI milyen gazdaságosan kezeli az ügyfélinterakciókat. A modellben ez a mutató az operatív költséghatékonyságot reprezentálja.
4. Költségmegtakarítás: A hagyományos ügyfélszolgálat költsége és az MI működtetési költsége közötti különbséget méri, százalékosan kifejezve, ami azt mutatja, mennyi pénzt takarít meg a vállalat az MI használatával. A modell szempontjából az üzleti előny számszerűsítésére szolgál.
5. Működési költségek aránya: Az MI működtetési költségeinek arányát mutatja az összes költséghez képest, jelezve a rendszer anyagi terhelését a szervezeten belül. A modellben segít a költségallokáció átláthatóságában.
6. Költség/megoldott ügy: Az egy megoldott ügyre jutó MI költséget méri, jelezve a rendszer hatékonyságát az egyes ügyek kezelésében. Ez a mutató fontos a modell operatív teljesítményének értékeléséhez.
7. MI által kezelt ügyek száma/MI költség: Az egységnyi költségre jutó kezelt ügyek számát mutatja, ami az MI termelékenységét jelzi. A modell számára az input-output hatékonyságot reprezentálja.

Ügyfél nézőpont

8. Ügyfél elégedettségi index: Az ügyfelek visszajelzéseinek átlagát méri, ami az MI szolgáltatás minőségét jelzi. A modellbe beépítve a felhasználói élmény és elfogadottság is értékelhető.

9. **Ügyfélpanaszok csökkenése:** A panaszok számának változását méri az MI bevezetése előtt és után, jelezve, hogy a chatbot mennyire csökkenti a problémás eseteket. Ez segíti a modellt az MI hatékonyságának felmérésében.
10. **Interakció eredményessége:** A sikeresen lezárt ügyek arányát méri az összes interakcióhoz képest, jelezve a chatbot operatív hatékonyságát. A modellben fontos az MI teljesítményének kvantitatív értékeléséhez.
11. **Túlzott várakozási idő aránya:** Az esetek arányát mutatja, amikor a válaszidő túl hosszú volt, jelezve a rendszer gyorsaságát. A modellben a felhasználói elégedettség és szolgáltatásminőség szempontjából releváns.
12. **Első kapcsolat megoldási arány:** Az első interakció során megoldott ügyek arányát méri, ami az MI hatékonyságát jelzi az azonnali ügykezelésben. A modell szempontjából a gyors és hatékony válaszadás értékelését teszi lehetővé.
13. **Első válaszidő:** Az első válaszra eltelt átlagos időt méri, jelezve a rendszer reagáló képességét. A modellben a szolgáltatás gyorsaságának figyelembevételére szolgál.
14. **Interakciók száma egy ügyfél esetén:** Az egy ügyfélre jutó interakciók számát méri, jelezve, hogy mennyire hatékony a chatbot az ügyek egyszeri megoldásában. A modell a folyamatok optimalizálásához nyújt információt.

Belső folyamatok nézőpont

15. **Megoldatlan ügyek aránya:** Azt mutatja meg, hogy összes ügyből hány marad megoldatlan, jelezve a rendszer teljesítményének hiányosságait. A modellben a javítási és optimalizálási pontokat segít azonosítani.
16. **Válaszadási sebesség:** Az időben adott válaszok arányát méri, jelezve az MI gyorsaságát. A modell értékeli az operatív hatékonyságot.
17. **Interakciók száma/óra:** Az egy óra alatt kezelt interakciók számát mutatja, ami a termelékenységet jelzi. A modell segítségével a kapacitástervezés és teljesítményfigyelés javítható.
18. **Ügyek kezelési sebessége:** Az MI és az emberi ügyfélszolgálat átfutási idejét méri, jelezve a rendszer gyorsaságát. A modell összehasonlítja a chatbot hatékonyságát a hagyományos módszerrel.

19. Hibajavítási sebesség: A javításra fordított átlagidőt méri, jelezve a rendszer karbantarthatóságát. A modellhez fontos a stabil működés fenntartása miatt.
20. Automatizálási arány: A teljesen automatizált interakciók arányát mutatja, jelezve a rendszer önállóságát. A modellben a beavatkozás szükségességét és a hatékonyságot mutatja.
21. Pontossági arány: A helyes válaszok arányát méri, ami a rendszer megbízhatóságát jelzi. A modellben a válaszmínőség kritikus mutató.

Tanulás és fejlődés nézőpont

22. Folyamatos tanulási arány: Az MI által tanult új minták arányát méri, jelezve a rendszer fejlődőképességét. A modellben a hosszú távú hatékonyság értékeléséhez fontos.
23. Előrejelzési pontosság: A helyes előrejelzések arányát méri, jelezve az MI predikcióinak megbízhatóságát. A modellben a döntéstámogatás szempontjából releváns.
24. Téves azonosítási arány: A hibás válaszok arányát mutatja, jelezve a rendszer pontosságát. A modellben segít az MI javítási prioritásainak meghatározásában.
25. Újraindítási arány: A válaszok újrafuttatásának arányát méri, jelezve a rendszer stabilitását. A modellben a megbízhatóságot értékeli.
26. Témaazonosítási hatékonyság: A helyesen azonosított témák arányát mutatja, jelezve a chatbot kontextus értését. A modellben a válaszpontosság és automatizálás szempontjából kritikus.
27. Python programozási készségek szintje: A munkavállalók jelenlegi és elvárt Python-készsége közötti arányt méri, jelezve a fejlesztői kompetenciát. A modellhez az MI fenntartásához és fejlesztéséhez releváns.
28. Egy főre jutó hibakódok száma: A hibák számát osztja a munkavállalók számával, jelezve a csapat teljesítményét. A modellben a karbantartási és fejlesztési kapacitás tervezéséhez fontos.

IT és adatvédelem nézőpont

29. Kódolási hatékonyság: A hibamentes kódsorok arányát méri, jelezve a fejlesztés minőségét. A modellben a rendszer stabilitásának értékeléséhez fontos.

30. Biztonsági rések száma/frissítés: A felfedezett biztonsági hibák arányát méri a frissítésekhez képest, jelezve a rendszer sebezhetőségét. A modellben a kockázatkezeléshez releváns.
31. Támadási kísérletek blokkolási aránya: A blokkolt támadások arányát mutatja, jelezve az MI védelmi képességét. A modellben a biztonsági teljesítményt értékeli.
32. Adatvédelmi incidensek aránya: Az adatvédelmi problémák arányát méri az összes kezelt adathoz képest, jelezve a megfelelőséget. A modellben az adatbiztonság szempontjából kritikus.
33. Sérülékenységi javítási idő: A biztonsági hibák javításához szükséges átlagidőt méri, jelezve a karbantartás hatékonyságát. A modellben a működési megbízhatóságot támogatja.
34. Hardverkihasználtság: Az MI által használt erőforrások arányát méri a teljes elérhető kapacitáshoz képest, jelezve a hatékonyságot. A modellben a rendszeroptimalizálás szempontjából fontos.
35. CPU-terhelési arány: Az MI CPU-használatát méri a teljes kapacitáshoz képest, jelezve a rendszer teljesítményét és skálázhatóságát. A modellben a technikai stabilitás és erőforrás-gazdálkodás értékelését támogatja.

NYILATKOZAT

a szakdolgozat nyilvános hozzáféréseről és eredetiségéről

A hallgató neve: BALÁCS BRIGITTA

A Hallgató Neptun kódja: GAWOGF

A dolgozat címe: Újlen folyamatokban alkalmazott

A megjelenés éve: 2025 neurális hálózatok teljesítmény-értékelése

A konzulens intézetének neve: Vidékfejlesztés és Fenntartható Fejlesztés

A konzulens tanszékének a neve: Befektetési, Pénzügyi és Számviteli Tn.

Kijelentem, hogy az általam benyújtott szakdolgozat egyéni, eredeti jellegű, saját szellemi alkotásom. Azon részeket, melyeket más szerzők munkájából vettem át, egyértelműen megjelöltem, és az irodalomjegyzékben szerepeltettem. Továbbá kijelentem, hogy a dolgozat elkészítése során alkalmazott mesterséges intelligencia-eszközök (pl. szöveggenerálás, nyelvi javítás, fordítás, adatelemzés) használata nem helyettesítette a saját kutatási és alkotói munkámat, azok alkalmazását a források között vagy a módszertani részben feltüntettem, és a szakmai-etikai elvárásoknak megfelelően jártam el.

Ha a fenti nyilatkozattal valótlan állítottam, tudomásul veszem, hogy a záróvizsga-bizottság a záróvizsgából kizár és a záróvizsgát csak új dolgozat készítése után tehetek.

A leadott dolgozat, mely PDF dokumentum, szerkesztését nem, megtekintését és nyomtatását engedélyezem.

Tudomásul veszem, hogy az általam készített dolgozatra, mint szellemi alkotás felhasználására, hasznosítására a Magyar Agrár- és Élettudományi Egyetem mindenkori szellemi tulajdon-kezelési szabályzatában megfogalmazottak érvényesek.

Tudomásul veszem, hogy dolgozatom elektronikus változata feltöltésre kerül a Magyar Agrár- és Élettudományi Egyetem könyvtári repozitori rendszerébe. Tudomásul veszem, hogy a megvédett és

- nem titkosított dolgozat a védést követően
- titkosításra engedélyezett dolgozat a benyújtásától számított 5 év eltelté után nyilvánosan elérhető és kereshető lesz az Egyetem könyvtári repozitori rendszerében.

Kelt: Gödöllő 2025 év 11 hó 03 nap

Balács Brigitta
Hallgató aláírása

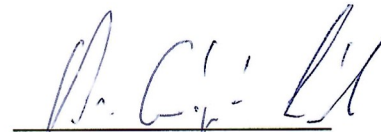
NYILATKOZAT

BALÁS BRIGITTA (név) (hallgató Neptun azonosítója: 60W09F)
konzulenseként nyilatkozom arról, hogy a szakdolgozatot áttekintettem, a hallgatót az irodalmi források korrekt kezelésének követelményeiről, jogi és etikai szabályairól tájékoztattam.

A záródolgozatot/szakdolgozatot/diplomadolgozatot/portfóliót a záróvizsgán történő
védésre javaslom / nem javaslom.

A dolgozat állam- vagy szolgálati titkot tartalmaz: igen nem

Kelt: Gödöllő 2025 év 11 hó 03 nap


belső konzulens

Hallgatók, doktoranduszok nyilatkozata mesterséges intelligencia (MI) alkalmazásáról

1. Általános adatok

Hallgató neve:	Balás Brigitta
Neptun-kódja:	G0WO9F
Képzési szint (a megfelelőt jelölje X-szel):	<input checked="" type="checkbox"/> BSc/BA <input type="checkbox"/> MSc/MA <input type="checkbox"/> Doktori (PhD) <input type="checkbox"/> Egyéb:
Tantárgy neve/kódja*:	Szakdolgozat
A munka címe:	Üzleti folyamatokban alkalmazott neurális hálózatok teljesítményértékelése

* doktori értekezés esetén nem kitöltendő

2. Nyilatkozat az MI használatáról

Alulírott, etikai felelősségem teljes tudatában az alábbi nyilatkozatot teszem:

(Kérjük, válasszon egyet az alábbi lehetőségek közül!)

A) Nem alkalmaztam mesterséges intelligencia rendszert vagy szolgáltatást.

(Amennyiben ezt jelölte, a további táblázatok kitöltése nem szükséges.)

B) Alkalmaztam mesterséges intelligencia rendszert vagy szolgáltatást.

(Kérjük, töltsse ki a vonatkozó táblázatokat!)

3. A mesterséges intelligencia használatának részletezése

I. TÁBLÁZAT: Asszisztensi vagy kisebb mértékű felhasználás (pl. fordítás, nyelvi korrektúra, ötletelés stb.)

(Ezen felhasználások esetében a konkrét promptok és válaszok csatolása nem szükséges.)

A felhasználás célja	Alkalmazott MI-eszköz neve és verziója	Érintett rész (ha nem a szöveg egészére vonatkozik)
Külföldi szakirodalmi források fordítása	ChatGPT 4o	Szakirodalmi áttekintés
Szinonimák keresése, helyesírás ellenőrzése	ChatGPT 4o	
Kérdőív ötletelés	ChatGPT 4o	Mellékletek

II. TÁBLÁZAT: Jelentős tartalmi hozzájárulás (pl. egy teljes ábra vagy egy hosszabb szövegrész generálása)

(Ezekben az esetekben a felhasznált kulcsfontosságú promptok és az MI által adott nyers válaszok dokumentálása és a munka **mellékletében való csatolása szükséges.**)

A felhasználás célja	Alkalmazott eszköz verziója, elérhetősége	MI- neve,	Az érintett fejezet / ábra / táblázat pontos sorszáma	A prompt-naplót tartalmazó melléklet bejegyzésének sorszáma

3/A. Oktató által előírt kiegészítő szabályok (ha vannak)

Amennyiben az adott tantárgy oktatója vagy témavezetője az MI-eszközök használatára vonatkozóan külön szabályokat vagy elvárásokat határozott meg, kérjük, az alábbi mezőben foglalja össze ezeket:

Pl. az MI használatának tilalma bizonyos feladattípusokra; csak konkrét eszköz használata engedélyezett; eltérő hivatkozási elvárások; dokumentációs forma stb.

Oktató vagy témavezető által előírt szabályok:

.....

.....

.....

.....

4. Minden hallgatóra vonatkozó nyilatkozat:

Kijelentem, hogy az MI által esetlegesen generált tartalmakat minden esetben kritikailag felülvizsgáltam, szerkesztettem és a munkába illesztettem. A leadott munka minden eleméért, annak eredetiségéért és tudományos helytállóságáért teljes körű felelősséget vállalok. Tudomásul veszem, hogy a Magyar Agrár- és Élettudományi Egyetem a benyújtott munkát mesterséges intelligencia detektorral ellenőrizheti, és eljárást kezdeményezhet, amennyiben a nyilatkozatom valótlan vagy hiányos.

Kelt: Gödöllő, 2025. 11. 02.

.....
Balóis Brigitta

Hallgató aláírása

.....
A. Csizsik

Konzulens/Témavezető aláírása