

# **OTDK-dolgozat**

**2025**

**MAGYAR AGRÁR- ÉS ÉLETTUDOMÁNYI EGYETEM**  
**AGRÁR- ÉS ÉLELMISZERGAZDASÁGI INTÉZET**



**ÜZLETI FOLYAMATOKBAN ALKALMAZOTT NEURÁLIS  
HÁLÓZATOK TELJESÍTMÉNYÉRTÉKELÉSE**

**PERFORMANCE EVALUATION OF NEURAL NETWORKS APPLIED  
IN BUSINESS PROCESSES**

**Balás Brigitta**

Konzulens: Dr. Gáspár Sándor

Kézirat lezárásának dátuma: 2024. 10. 23.

# Tartalomjegyzék

|         |                                                            |    |
|---------|------------------------------------------------------------|----|
| 1       | Bevezetés.....                                             | 1  |
| 2       | Szakirodalmi áttekintés .....                              | 3  |
| 2.1     | Controlling.....                                           | 3  |
| 2.1.1   | A controlling szemléletmódja .....                         | 4  |
| 2.1.2   | A controlling kialakulása .....                            | 5  |
| 2.1.3   | A controlling funkciói .....                               | 6  |
| 2.1.4   | Stratégiai controlling.....                                | 8  |
| 2.1.4.1 | Balanced Scorecard.....                                    | 9  |
| 2.1.4.2 | KPI menedzsment és teljesítményértékelés .....             | 10 |
| 2.1.4.3 | Kulcs Teljesítménymutató (Key Performance Indicator) ..... | 12 |
| 2.1.5   | Operatív controlling .....                                 | 13 |
| 2.1.6   | Digitalizáció és controlling .....                         | 14 |
| 2.2     | Mesterséges intelligencia.....                             | 15 |
| 2.2.1   | A mesterséges intelligencia története .....                | 16 |
| 2.2.2   | Mesterséges neurális hálózatok.....                        | 17 |
| 2.2.2.1 | Történeti áttekintés és fejlődési szakaszok .....          | 17 |
| 2.2.2.2 | A neurális hálózatok felépítése és működése.....           | 20 |
| 2.3     | Mesterséges intelligencia és controlling.....              | 24 |
| 3       | Anyag és módszer .....                                     | 26 |
| 4       | Eredmények.....                                            | 28 |
| 4.1     | KPI-ok meghatározása.....                                  | 28 |
| 4.2     | Súlyok meghatározása .....                                 | 32 |
| 4.3     | Célértékek meghatározása .....                             | 33 |
| 4.3.1   | Lineáris extrapoláció .....                                | 33 |
| 4.4     | Értékelési skála meghatározása .....                       | 34 |
| 4.5     | BSC szempontok és a csúcsmutató meghatározása.....         | 36 |
| 4.6     | Eredmények értékelése .....                                | 36 |
| 4.6.1   | Súlyok meghatározása.....                                  | 36 |
| 4.6.2   | Célértékek meghatározása és lineáris extrapoláció .....    | 37 |
| 4.6.3   | Értékelési skála meghatározása .....                       | 38 |
| 4.7     | BSC szempontok és csúcsmutató kiértékelése .....           | 42 |
| 5       | Következtetések és javaslatok .....                        | 44 |
| 6       | Összefoglalás.....                                         | 45 |
| 7       | Irodalomjegyzék.....                                       | 47 |

|   |                           |    |
|---|---------------------------|----|
| 8 | Táblázatok jegyzéke ..... | 51 |
| 9 | Ábrák jegyzéke.....       | 52 |

# 1 Bevezetés

Napjaink globális világában és a vállalati menedzsment területén is, a mesterséges intelligencia kulcsfontosságú kérdéssé vált. A vállalatokra gyakorolt hatása folyamatosan növekszik, és a nagyvállalati szektor egyre nagyobb összegeket fordít a mesterséges intelligencia 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 AI technológiák térnyerésének fokozódása, viszont számos fenntarthatósági kérdést 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 AI által nyújtott előnyök mérhető értékelését. Ennek az egyik oka, hogy a vállalati menedzsment, valamint a controlling funkció nem fejlődött megfelelően ahhoz, hogy az adaptált AI 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 számos igény lenne olyan controlling eszközökre, amelyek az AI hatékonyságát a menedzsment perspektívájából értékelik. A mesterséges intelligencia alkalmazásával járó új kihívások jelentős hatást gyakorolnak az alkalmazott controlling módszerekre. 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. Az teljesítményértékelés megvalósításához a controlling öt alapvető célján keresztül foglalmaztuk meg a modellt, és ezáltal egy controlling szempontú teljesítményértékelő modellt hoztunk létre, amely képes átfogóan értékelni a neurális hálózatok teljesítményét. A teljesítményértékelésben a KPI-ok (Kulcs Teljesítménymutatók) alkalmazása egyre nagyobb jelentőséggel bír, mind a vállalati gyakorlatban, mind a tudományos kutatásokban. A KPI-ok megfelelő meghatározása és rendszerezése lehetőséget ad arra, hogy a controlling rendszer segítségével neurális hálózatok stratégiai célokhoz való hozzájárulását és működési hatékonyságát átfogóan értékelhessük.

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 dolgozat témájának ötletét a Silver Audit Kft.-nél szerzett gyakornoki tapasztalataimból merítettem. Az ottani megfigyelések világítottak rá arra, hogy a hagyományos controlling rendszerek nem mindig képesek megfelelően mérni és értékelni az AI 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. A kutatás célja, egy olyan controlling alapú teljesítményértékelő modell létrehozása, amely releváns és gyakorlati szempontból alkalmazható a neurális hálózatok működésének és hatékonyságának mérésében.

## 2 Szakirodalmi áttekintés

### 2.1 Controlling

Sok esetben előfordul, hogy a controlling fogalmát az ellenőrzéssel azonosítják, mivel az angol „to control” kifejezésből ered, viszont controlling alatt általában egy olyan irányítási eszközt értenek, amely túlmutat a hagyományos vállalati funkciókon. A szakirodalom két különböző nézőpontból közelíti meg a fogalmát. Az első szemlélet szerint a controlling a vállalati információs rendszer eszköze, amelynek alapvető feladata a vezetéshez szükséges információk biztosítása, míg a másik álláspont szerint, egy olyan eszközrendszerrel van szó, amely a vállalati irányítást hivatott támogatni (Hanyecz, 2006). A legelterjedtebb definíció szerint: „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 célraorientáltan, a környezeti változásokhoz igazodva irányítsa a vállalatot, és a koordináció feladatait az operatív rendszer követelményeinek megfelelően lássa el.” (Horváth & Dobák, 1995, old.: 14) Tehát a controlling egy olyan átfogó irányítási eszköz, amelynek alapelemei a tervezés, az ellenőrzés, valamint az információellátás és biztosítja, hogy ezek a feladatok ne csak különálló rendszerként működjenek, hanem összehangoltan, egymásra alapozva segítsék a vállalati célok elérését. Lehetőséget biztosít a vállalatok számára, hogy rugalmasan reagáljanak a változásokra, és újonnan jelentkező problémáikat innovatív megoldásokkal kezeljék (Horváth & Dobák, 1995).

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, 2008). A controlling az irányítási feladatok ellátását a teljes vezetési rendszer összehangolásával segíti elő. A koordináció magában foglalja a rendszerek kialakítását és összekapcsolását, melynek középpontjában a tervezés, az ellenőrzés, a vezetői számvitel és az információs rendszerek állnak, viszont tevékenysége nem korlátozódik kizárólag ezekre a területekre. A hatékony controlling rendszer működésének alapja a decentralizált tervezési és ellenőrzési rendszer (Francsovcics, 2005).

### 2.1.1 A controlling szemléletmódja

A controlling szemléletmódjának kritériumai a tervezési funkció mellett elsősorban az eltéréselemzésben mutatkoznak meg, ami arra ösztönöz, hogy alaposan vizsgáljuk meg az okokat, amelyek javaslatokat tehetnek a vezetői intézkedésekhez (Körmendi & Tóth, 2011).

A controlling sajátos szemlélete és módszertani alapfilozófiája öt kritérium mentén határozható meg:

- Célorientáltság
- Szűk keresztmetszet
- Jövőorientáltság
- Költségorientáltság
- Döntésorientáltság

**Célorientáltság:** A controlling egyik alapvető kritériuma. A fejlődés érdekében, reális és elérhető célokat kell kitűzni, ez képezi a szervezet teljesítményének, továbbá a teljesítménymérés és - értékelés alapját. A szervezeteknek stratégiai és operatív célokat kell kitűzniük, miközben folyamatosan figyelemmel kell kísérniük azok relevanciáját a környezeti változások tükrében (Sütő, 2017). Ennek következtében a célok megvalósításának és teljesítésének folyamatos ellenőrzése kiemelkedő fontosságú feladat. A controlling támogatja a vezetést a célok meghatározásában, nyomon követésében és értékelésében, biztosítva, hogy a szervezet elérje a tervezett eredményeket. Minden esetben, miután egy adott cél teljesül, új célt kell kitűzni. A folyamatos célképzés, a szűk keresztmetszetek megszüntetésére törekszik (Körmendi & Tóth, 2011).

**Szűk keresztmetszet:** A szűk keresztmetszet a szervezetek gyenge pontjait jelzi, amelyek elsőként okoznak problémát túlterhelés esetén. Ezek a problémák a termelésre és a menedzsmentre egyaránt vonatkozhatnak, és a megoldásuk nélkül nem valósítható meg további bővülés és növekedés. A szűk keresztmetszetek legfőképp a vállalat kapacitásaira utalnak, mint például a humán erőforrás, a tőke és az értékesítés. Ezeket a gyenge pontokat fel kell térképezni, és hatékony megoldási programokat kell kidolgozni a problémák minimalizálása, a teljesítmény és a hatékonyság javítása érdekében. A controlling hozzájárul, hogy a szervezetek felismerjék azokat a szűk keresztmetszeteket, ahol akadályok vagy kihívások jelentkezhetnek, és ezáltal lehetőséget terem az eredményesebb működés megvalósításához (Körmendi & Tóth, 2011).

**Jövőorientáltság (feed forward):** A controlling a múltban szerzett tapasztalatok, elemzések és értékelések 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 segíti a stratégiai tervezést és a döntéshozatalt, hozzájárulva a vállalat hosszú távú sikeres működéséhez, mint célhoz (Hanyecz, 2006).

**Költségorientáltság:** A költségek hatékony kezelése a controlling egyik legismertebb és legfontosabb aspektusa, mivel középpontjában 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, ellenőrzést és optimalizálást is (Zéman & Tóth, 2018).

**Döntésorientáltság:** A controlling rendszer alapvető célja, hogy sajátos eszközrendszerével, kihasználva a szervezet működésével kapcsolatos széleskörű adatokat, megalapozott döntéseket biztosítson a vezetés számára, ezáltal folyamatosan fenntartva a versenyképességet és növelve a hatékonyságot. A szervezet aktuális helyzetét a terv-tény eltéréselemzés révén lehet a legszemléletesebben bemutatni, ami segíti a döntéshozókat az optimális döntések meghozatalában (Sütő, 2017).

### 2.1.2 A controlling kialakulása

A kontrolling fejlődése már az ókorban megkezdődött, amikor a vagyont és annak változásait dokumentálták. A modern könyvvitel azonban a középkorban formálódott, a kereskedelmi és banki ügyletek rendszerezett feljegyzésére (Zéman, 2016). A kettős könyvvitel elve Luca Pacioli nevéhez fűződik, akit a könyvelés atyjának tartanak, mivel 1494-ben publikált műve egységesen foglalta össze ezt a módszert. Az akkori gazdálkodási gyakorlatok és adatigények formálták azt a gazdasági környezetet, amely megteremtette a számvitel alapjait, amelyek a pénzügyi számvitel megjelenéséhez vezettek (Sütő, 2017). A XIX. század előtt a hagyományos pénzügyi számviteli rendszer elegendő információt nyújtott, mivel kevés volt a hosszú távú befektetés és a termelés tranzakcióit különálló egységek bonyolították le. A nagy kereskedelmi vállalatok hatékonyságának elemzésére kifejlesztett rendszerek képezték a költséggazdálkodási rendszerek alapját (Zéman, 2016). 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 controlling, mint vállalatvezetési funkció a XX. század első felében kezdett kialakulni, alkalmazását a Controller's Institute of America intézethez kötik, 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 megtervezésére, szabályozására fókuszált. Az 1920-as évektől kezdődően az amerikai nagyvállalatok divíziós rendszerekkel oldották meg a koordinációs problémákat, és a controlling az irányítás egyik eszközévé vált. Európában az 1950-es és 1960-as években fejlődött ki, míg Magyarországon az 1990-es évektől terjedt el, mint új vezetési módszer (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 egység végzi a controlling feladatokat. Mindkét irányzat célja azonban a vállalati teljesítmény növelése (Sütő, 2017). Magyarországon a controlling az 1990-es évek elején kezdett elterjedni, amit a gazdasági átalakulások és a környezeti változások gyorsulása tett szükségessé. Ezt tovább fokozta a privatizáció révén megjelenő multinacionális vállalatok betelepülése, valamint a hazai cégek megalakulása és átszervezése. A controlling, mint koordinációs eszköz, ekkor vált nélkülözhetetlenné, támogatva a vállalkozások sikeres átalakulását és hatékony működését (Blumné Bán & Zéman, 2014).

### 2.1.3 A controlling funkciói

A controlling fő koordinációs feladata a tervezési, ellenőrzési és információellátási folyamatok tartalmi és formai összhangjának biztosítása. A vállalkozáson belül a feladata abban rejlik, hogy a meglévő elemeket átnézze, értékelje azok alkalmazhatóságát, szükség esetén kiegészítse, és egységes rendszerbe összefoglalja őket. A controlling célja, hogy támogassa a vezetőket az optimális döntések meghozatalában. A döntések előkészítése és megalapozása a controllerek teendője (Hanyecz, 2006).

A controlling feladatok három fő dimenzió mentén strukturálhatók.

- Tervezés
- Ellenőrzés
- Információellátás

A vállalati célok, valamint az ezek megvalósításához szükséges eszközök és intézkedések összehangolása a tervezési folyamat részeként valósul meg (Francsovcics, 2005). 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 időhorizontja alapján két fő típust különböztetünk meg: az operatív és a stratégiai tervezést. Az operatív tervezés egy gazdasági évre készít tervet, míg a stratégiai tervezés hosszabb időszakra (általában háromtól öt évig terjedő időhorizonttal) készít előrejelzéseket, és kevésbé részletes megközelítést alkalmaz. 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).

A tervezés formája szerint három féle módszert lehet megkülönböztetni.

1. Top-down tervezés: A szervezetben a tervezés fentről lefelé halad. Ilyenkor a vezetés tűzi ki a legfontosabb célokat és a többi vezetési szinten lépésenként lejjebb haladva részletezik a csúcson kitűzött célokat résztervek formájában.
2. Bottom-up tervezés: A tervezés a vállalati hierarchiában lentől felfelé halad, vagyis az alsó szinteken kezdődik és egyre feljebb halad a vezetés felé. A szervezeti célok és a szervezet egészére vonatkozó tervek, csak a teljes tervezési folyamat végére válnak meghatározottá.
3. Ellenáramú tervezés: A top-down és a bottom-up tervezés kombinációja. A 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, 2008).

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 tevékenység. A controlling keretein belül az ellenőrzés során a terv-tény elemzésből nyert információkat a jövő- és eredményorientált irányítás céljából alkalmazzák. Ilyenkor azt elemzik, hogy a kitűzött célokhoz és tervekhez viszonyítva a vállalat milyen tényleges eredményeket ért el és a tervtől való eltérések okait kell feltárniuk (Horváth & Partners, 2008).

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 gyűjtünk, tárolunk, feldolgozunk, előállítunk és továbbítunk. Így az információs tevékenység nem 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).

#### 2.1.4 Stratégiai controlling

A controlling rendszer két egymásra épülő, hierarchikus viszonyban álló alrendszerből áll, amelyek azonos szemléletet, funkciókat és eszközöket alkalmaznak és kizárólag az idődimenzióban térnek el egymástól: a stratégiai controllingból és az operatív controllingból. Míg a stratégiai controlling több évre vonatkozóan határozza meg a célokat és stratégiákat, addig az operatív controlling csak egy gazdasági éven belül végzi el feladatait (Zéman & Tóth, 2018).

A controlling eredetileg az operatív szintű tervezési feladatokat látta el egy gazdasági év keretében. Azonban a stratégiai gondolkodás és tervezés fokozatos térnyerésével, a vezetés igényeihez igazodva kiterjedt a hosszabb távú, 3–5 éves üzleti tervek kidolgozására is. A stratégiai controlling speciális teljesítménytervezési és mérési módszereivel, illetve mutatószámok kidolgozásával és alkalmazásával olyan feladatokat is ellátott, amelyeket a hagyományos pénzügyi számvitel eszköztára már nem, vagy csak nagy nehézségek árán tudott volna kezelni (Zéman & Tóth, 2018).

A stratégiai controlling feladata, hogy támogassa a vezetést a környezet változásaihoz való rugalmas alkalmazkodásban, valamint az eredményes, hosszú távú működés megvalósításában. A lehetőségek, a veszélyek és a kockázatok kérdéseit elemzi, amelyeket sikerpotenciálként tekinthetünk. A stratégiai menedzsment számára részben számszerűsített, előre jelzett adatokra, részben pedig minőségi információkra van szükség és alapvetően két feladatot kell végrehajtania: a stratégiakészítés után a stratégiai tervezést (Hanyecz, 2006). A stratégiai tervezésnek két típusa különböztethető meg: a hagyományos és a mutatószámokra épülő stratégiai tervezés. A hagyományos stratégiai tervezés során a klasszikus, 3–5 évre szóló stratégiai tervek a szervezetek jellegétől függően változnak. A mutatószámokra épülő stratégiai tervezés célja, hogy lerövidítse a stratégiai tervezés és végrehajtás időtartamát, így a stratégiai teljesítmény mutatószámait és az ezekhez kapcsolódó viszonylag rövid időszakokat például félév, egy év vagy másfél év figyelembe vevő stratégiai akciókat és azok mérését tervezze. Két fő típusa terjedt el a gyakorlatban az értékbeni számszerűsíthető mutatószámok (például a VBM), valamint a vegyes számszerűsíthető és nem számszerűsíthető mutatók tervezési rendszere, aminek alapja a Balanced Scorecard, amely lehetővé teszi a stratégiai terv teljesítményének egyensúlyi tervezési és értékelési mutatószámrendszerének kialakítását (Zéman & Tóth, 2018).

A vállalati stratégia kidolgozása során a menedzsment feladata, hogy meghatározza a vállalkozás célkitűzéseit, és kialakítsa azokat a stratégiákat, amelyek a leghatékonyabban segítik ezen célok elérését. A vállalati stratégia megalkotásának és végrehajtásának folyamata öt egymással összefüggő szakaszból áll:

- A stratégiai vízió és küldetés megfogalmazása, amely meghatározza a vállalat jövőbeni irányvonalát.
- Mérhető célkitűzések kijelölése a vízióhoz és küldetéshez, amelyek segítségével a vállalat előrehaladása és teljesítménye nyomon követhető.
- A célok elérését biztosító stratégia kidolgozása, amely iránymutatást nyújt a vállalat számára a meghatározott eredmények elérése érdekében.
- A kidolgozott stratégia hatékony megvalósítása a vállalat működésének minden szintjén.
- Az elért teljesítmény értékelése, és az eredmények, környezeti változások, valamint új lehetőségek tükrében szükséges korrekciók végrehajtása (Thompson, Peteraf, Gamble, & Strickland, 2016).

#### 2.1.4.1 Balanced Scorecard

A Balanced Scorecard koncepcióját Kaplan és Norton ismertették 1992-ben az Egyesült Államokban. Céljuk egy új teljesítményértékelési modell létrehozása volt, mivel vállalatok többsége nem hangolta össze a teljesítményértékelési rendszerét a hosszú távú stratégiájával. Továbbá a pénzügyi mutatók egyedüli alkalmazása már nem volt elég hatékony a teljesítményük értékelésére (Hanyecz, 2006). A Balanced Scorecard négy, egymással egyenrangú perspektívára épül: pénzügy, vevők, belső folyamatok, tanulás és fejlődés. Miközben négy különböző nézőpontból nyújt információt, csökkenti az információs túlterhelést azáltal, hogy korlátozza a felhasznált mutatók számát (Kaplan & Norton, 1992). Az új vállalatirányítási módszer a stratégiát célokká, mutatókká, elvárásokká és cselekvési tervekkel alakítja, elősegítve azok világos és érthető kommunikálását, ezzel jelentősen növelve a stratégia sikeres végrehajtásának esélyeit (Zéman & Tóth, 2018). Lehetővé teszi a vállalatok számára, hogy nyomon kövessék pénzügyi eredményeiket, miközben párhuzamosan figyelemmel kísérik a jövőbeli növekedéshez szükséges képességek fejlesztését. Valamint a vezetőknek egy olyan eszközt kínál, amely kulcsszerepet játszhat a versenyképesség növelésében (Kaplan & Norton, 2000). A BSC egy egységes szemléletmódot biztosít a célok, a célkitűzések és a fejlődés nyomon követésére (Stewart & Carpenter-Hubin, 2001). Fontos megjegyezni, hogy a BSC több mint egy taktikai vagy operatív mérőrendszer, az innovatív vállalatok által használt

stratégiai irányítás eszköze, amely a hosszú távú menedzsmentet támogatja, és a stratégia megvalósítását biztosítja (Kaplan & Norton, 2000). A Balanced Scorecard hatékonysága a 21. században az információs technológiai támogatás nélkülözhetetlenné válásával tovább nőtt. A digitalizáció hatására a vállalatok hozzáférnek korábban elérhetetlen adathalmazokhoz, melyek révén a döntéshozatal és a BSC elemzések kifinomultabbá és pontosabbá váltak, így javítva a stratégiai folyamatok hatékonyságát (Huang & Hu, 2007).

#### 2.1.4.2 KPI menedzsment és teljesítményértékelés

A teljesítmény mérése, értékelése és az azt 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. A teljesítménymérés támogatja a döntéshozatalt és biztosítja a szükséges információkat (Zéman & Tóth, 2018).

A szakirodalom számos különböző tipológiát ismertet a mutatószámok osztályozására, amelyek értelmezése azonban különböző lehet. Az egyik széles körben alkalmazott megközelítés az eredménymutatók és a teljesítményokozók szétválasztásán alapszik (Mutatószám, indikátor, teljesítménymutató, 2022). Az eredménymutatók a célok megvalósulását jelző indikátorok, amelyek lehetővé teszik a végső eredmények utólagos elemzését, mivel a múltbeli tevékenységek eredményeit mérik, és így az elért célok értékelésére szolgálnak (Anthony & Govindarajan, 2006). Az eredménymutatók gyengesége, hogy önmagukban nem nyújtanak útmutatást a célok elérésének módjáról. A teljesítményokozók, más néven „lead” mutatók, a jövőbeli teljesítmény előrejelzésére szolgáló indikátorok, amelyek figyelemmel kísérik az előrehaladást és a folyamat során bekövetkező változásokat a kitűzött eredmény elérésének érdekében. Jellemzően csak a rövid távú eredmények nyomon követésére alkalmasak, és korlátozott mennyiségű információt szolgáltatnak a hosszú távú, valamint a lehetséges pénzügyi következményekről. A probléma megoldására az eredménymutatók és a teljesítményokozók okozati összefüggések alapján összekapcsolt, megfelelő arányú kombinációjának alkalmazását javasolják (Kaplan & Norton, 2002). Az eredménymutatókat és teljesítményokozókat ellensúlyozó mutatókkal lehet kiegészíteni, amelyek célja, hogy megakadályozzák egy mutató értékének javítását más mutatók vagy paraméterek kárára. A helyzetet tovább nehezíti, hogy egy bizonyos szinten teljesítményokozónak minősülő mutató alacsonyabb szinten eredménymutatóként is megjelenhet (Anthony & Govindarajan, 2006). Több kritika is érte a mutatószámok csupán elvi alapokra épülő, előrejelző vagy utólagos jellegű megkülönböztetését, mivel ezen jellemzők egy adott mutató esetében a kontextustól függően

változhatnak, továbbá egy adott mutatószám használata és a beszámolórendszerben betöltött szerepe alapján különböző funkciókat is elláthat (Parmenter, 2010). A mutatószámok sikeres kiválasztásának egyik legfontosabb előfeltétele, hogy a rendszer kialakítói túllépjenek az előrejelző és utólagos mutatókra vonatkozó gondolati korlátokon (Mutatószám, indikátor, teljesítménymutató, 2022).

A másik megközelítés Parmenter (2010) tipológiája a teljesítménymutatókra, aki négy csoportra osztotta fel azokat:

- Kulcs eredménymutatók („key result indicators”): A múltbeli teljesítmény értékelésére alkalmazott mutatók a vállalat szempontjából lényeges nézőpontokhoz vagy kritikus sikertényezőkhez kapcsolódnak. E mutatók célja annak az ellenőrzése, hogy a szervezet jó úton halad-e, így jellemzően a teljesítmény hosszabb időszakra vonatkozó értékelésére használják őket. Ennek megfelelően az indikátorok mérésének gyakorisága ritkább, általában havi vagy negyedéves intervallumokra korlátozódik. A kulcs eredménymutatók által szolgáltatott adatok főként a vállalatirányítás számára biztosítanak információt az előrehaladásról. Ezek a mutatók lehetnek pénzügyi vagy nem pénzügyi típusúak is, és a különféle teljesítménymutatók által mért közös hatás együttes eredményét mutatják be.
- Eredménymutatók („result indicators”): A múltbeli teljesítmény különböző nézőpontjait megjelenítő mérőszámok. Bár ezek a mutatók a szervezet tevékenységeinek ábrázolására szolgálnak, általában nem kapcsolhatók egyedi, elkülönült tevékenységekhez, mivel kihívást jelent a közös múltbeli teljesítmény szétválasztása. Rövid távú visszajelzést nyújtanak, így nagyrészt napi, heti vagy havi gyakorisággal gyűjtik össze ezeket. Eredménymutatók lehetnek pénzügyi és nem pénzügyi mutatók egyaránt, azonban minden pénzügyi mutató ide tartozik.
- Teljesítménymutatók („performance indicator”): A jövőbeli teljesítmény elérését támogató tevékenységek meghatározásához nyújtanak iránymutatást, valamint elősegítik a stratégiával való összeolvadást. Ezek csak nem pénzügyi mutatók lehetnek, amelyek kiegészítik és kibővítik a kulcs teljesítménymutatók által nyújtott képet a teljesítményről. Az eredménymutatók és teljesítménymutatók alakítják ki a mutatószámrendszeren belüli kapcsolatot a kulcsmutatók két kategóriája között.
- Kulcs teljesítménymutatók („key performance indicators”): A jövőbeli siker eléréséhez elengedhetetlen, vagy a teljesítmény jelentős növeléséhez szükséges teljesítménydimenziók mérőszámai. Ezek a mutatószámok a vállalat jelenlegi és

jövőbeli sikerének szempontjából legmeghatározóbb teljesítményszerzőkre összpontosítanak. A kulcs teljesítményszerzők közé egyedül a gyakran mért, nem pénzügyi mutatók tartoznak (Parmenter, 2010).

A harmadik szemléletmódja a mutatószámok osztályozásának a mutatószámok további karakterisztikái. A teljesítményszerző mutatószámrendszerek kidolgozásával foglalkozó szakirodalomban a mutatószámok eltérő jelentősége szerinti csoportosítása implicit és explicit módon is előfordul. Bár ennek értelmezése látszólag változó, a koncepciók mögött alapvető tartalmi hasonlóságok figyelhetők meg (Mutatószám, indikátor, teljesítményszerző, 2022). A diagnosztikus kontroll rendszer keretében a figyelemmel kísérendő mutatókat Simons határozta meg. Ezek a mutatók a vállalat alapvető működésének nyomon követésére szolgálnak, és a teljesítményszerző szükséges minimumszintjét képviselik (Simons, 2000). Ez arra utalhat, hogy egy szervezet működését számos kritikus változó határozza meg, azonban ezek a mutatók nem feltétlenül kiemelkedő fontosságúak a siker elérése tekintetében (Kaplan & Norton, 2002). Kaplan és Norton (2000) ezek alapján az elemző mutatókat és stratégiai mutatókat különböztették meg, ahol az előbbiek a diagnosztikus rendszer keretein belül megfigyelendő változók, míg az utóbbiak kulcsfontosságúak, hozzájárulva a versenyelőnyt biztosító stratégia megvalósításához. Parmenter (2010) a kulcs teljesítményszerzőket (KPI) tartja a szervezeti teljesítmény jelenlegi és jövőbeli sikere szempontjából legkritikusabb mutatóknak, és ezeket különválasztja az eltérő fontosságú kulcs eredménymutatóktól, valamint az eredmény- és teljesítményszerzőktől. Arra a téves nézetre, amely a kulcs teljesítményszerzőket és a mutatószámokat szinonimaként és felcserélhető fogalmakként kezeli Eckerson mutatott rá. A megkülönböztetése szerint a mutatószámok a szervezet bármely tevékenységére alkalmazhatóak, míg a kulcs teljesítményszerzők mindig egy stratégiai szempontból fontos értékteremtő tényezőt követnek (Eckerson, 2007). A meghatározások közös jellemzője, hogy ezek a mutatószámok csúcsmutatóként funkcionálnak, amelyek a teljesítménydimenzió legfontosabb aspektusait értékelik, és figyelemmel kísérik a kulcsfontosságú értékteremtő vagy kritikus sikertényezőket. A kulcsmutatók, vagy a kulcs teljesítményszerzők minden definíció szerint a mutatószámok szűkebb körébe tartoznak; szükséges, de nem elégséges feltétel, hogy rendelkezzenek a mutatószámok alapvető tulajdonságaival (Mutatószám, indikátor, teljesítményszerző, 2022).

#### 2.1.4.3 Kulcs Teljesítményszerző (Key Performance Indicator)

A kulcs teljesítményszerzők (KPI-ok) 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 (Gáspár, 2021). A KPI-okat rendszeresen, napi vagy heti gyakorisággal kell figyelemmel kísérni. Azok a mutatók, amelyeket csak havonta, negyedévente vagy évente vizsgálnak, nem tekinthetők KPI-nak, mivel nem képesek időben jelezni a változásokat (Parmenter, 2010). Elengedhetetlen a szervezet sikeressége szempontjából stratégiai fontosságú KPI-ok kiválasztása, mivel a nem megfelelő KPI-ok ellentétes hatásúak lehetnek, és gyengébb eredményekhez vezethetnek (Bauer, 2004).

Eckerson tíz kritikus tulajdonságot sorol fel, amelyek a kulcs teljesítménymutatók legfontosabb követelményeit foglalják össze, Bauer ezt fejlesztette tovább. Ezek a kritériumok segíti a döntéshozókat abban, hogy a valóban meghatározó mutatókra összpontosítsanak.

- A kulcs teljesítménymutatók a stratégiai értékteremtő tényezőket tükrözik, amelyek meghatározzák a szervezet sikerességét.
- A mutatószámot a felsővezetők határozzák meg, az elérendő célokat figyelembe véve.
- A KPI-ok a szervezet minden szintjén érvényesülnek.
- A mutatószámok az elfogadott vállalati szabványokra épülnek.
- A kulcs teljesítménymutató érvényes adatokon alapszik, ezért az adatoknak hozzáférhetőeknek, pontosaknak kell lenniük és a KPI, ezáltal mérhető és számszerűsíthető.
- A mutatószám könnyen érthető.
- A KPI releváns és időszerű.
- A kulcsmutató a szervezeti teljesítményt a megfelelő kontextusba helyezi és a teljesítményt tükröző számot mutat.
- A mutatószám lehetőséget biztosít a felhasználónak a döntéshozatalra és a cselekvésre.
- A KPI-ok pozitív cselekvést eredményeznek, és a megfelelő magatartási mintát támogatja (Bauer, 2004).

#### 2.1.5 Operatív controlling

Az elmúlt évszázad közepéig a szervezetek szinte kizárólag az operatív irányítási formát alkalmazták, ez jellemzően egy gazdasági évet ölelt fel, általában az üzleti évet. Az éves terv tartalmazza a vállalat legfontosabb operatív céljait, valamint azokat az eszközöket és intézkedéseket, amelyek szükségesek a célok eléréséhez (Hanyecz, 2006). Az operatív controlling olyan eseményekkel foglalkozik, amelyek a ráfordítások és hozamok alapján már a jelenben is megfigyelhetők. A kitűzött célok és erőforrás-lehetőségek figyelembevételével

támogatja a hatékony döntéshozatalt. Az operatív controlling a stratégiai controlling szerves része, a stratégiai tervek operatív tervekké való átalakításával a stratégia megvalósíthatóságát értékeli (Horváth & Partners, 2008). 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. Az összegyűjtött információkat visszacsatolás céljából átadja a stratégiai controllingnak, amely a döntés előkészítése keretében további adatokat szolgáltat a stratégiai menedzsment számára a potenciális stratégiai módosításokhoz vagy a stratégiai célrendszer felülvizsgálatának érdekében (Körmendi & Tóth, 2011). A terv- és tényadatok összehasonlítását operatív szinten is szükséges elvégezni. A terv-tény eltéréselemzés során feltárhatók azok az okok, amelyek a tervek elmaradásához vezettek. Fontos megvizsgálni az esetleges eltérések okait és szükség esetén beavatkozni, amit a rendszeres ellenőrzéssel gyorsabbá és hatékonyabbá lehet tenni. Ezek az információk ugyanakkor nem nyújtanak iránymutatást a jövőre nézve. A controllerek számára a terv-tény összehasonlítást olyan kiegészítő eszközként kell alkalmazni, amely alapot teremt a jövőbeli intézkedések kidolgozásához (Hanyecz, 2006).

#### 2.1.6 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 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 aktiválódhatnak és reagálhatnak. A digitális és adatvezérelt controlling új dimenziókat nyit a vezetői dashboardok működésében. Míg a hagyományos megoldások jellemzően havi, heti vagy néhány esetben naponta frissülnek, addig a digitális controlling révén ezek a dashboardok gyakrabban, akár valós időben is aktualizálhatók. Ez elősegíti a gyors beavatkozásokat, ezáltal növelve a vállalatirányítás hatékonyságát (Zéman & Vajda, 2023). A legfontosabb digitális eszközként az integrált vállalatirányítási rendszerek (Enterprise Resource Planning) említethetők. 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. Alapelemei olyan modulok, amelyek a vállalat különböző funkcionális területeihez, mint például logisztika, értékesítés, számvitel, controlling és eszközgazdálkodás, illeszkednek elméleti és gyakorlati szempontból (Bajnai, 2023). A másik fontos digitális eszköz a BI, vagyis az üzleti intelligencia, ami olyan intelligens szoftverek gyűjteménye, amelyek támogatják a döntéshozókat a gazdasági tevékenységek, valamint a szervezeti működés megértésében és elemzésében. 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 eszközök széles skálája létezik, nincs egyetlen tipikus rendszer. A BI eszközök gyakran kombinált formában kerülnek alkalmazásra, és az, hogy mit tekintenek BI-nak, függ a döntéshozóktól is, azaz attól, milyen szinten értelmezik az információkat (Gyenge, Mészáros, & Tari, 2019).

## 2.2 Mesterséges intelligencia

A mesterséges intelligencia (MI) esetében nehéz egységes fogalmat találni, mivel nincs általánosan elfogadott tudományos meghatározása, ennek oka a fogalom összetettsége (Karácsony, 2023). 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 logika, vagy 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. E két szempont kombinációjával négyféle kategóriába sorolhatjuk a definíciókat:

- Emberi módon gondolkodó rendszer: Ebben a megközelítésben a mesterséges intelligencia célja az emberi elme működésének és megismerési folyamatainak modellezése.
- Emberi módon cselekvő rendszer: Ez a nézet Alan Turinghoz köthető, aki a Turing-teszt révén az emberi viselkedést tekintette az intelligencia meghatározó kritériumának és céljának.

- Racionálisan gondolkodó rendszer: Az emberi gondolkodásnál racionálisabb, pontosabb gépek és szoftverek megalkotását tartja a mesterséges intelligencia fejlesztés fő céljának.
- Racionálisan cselekvő rendszer: A modern informatikai megközelítés szerint a rendszerek nem szükségszerűen utánozzák az emberi gondolkodást vagy viselkedést, hanem racionális döntéshozatalra összpontosítanak (pl. betegségek diagnosztizálása, katasztrófák előrejelzése) (Russell & Norvig, 2016).

A modern fejlesztési irányokhoz legjobban illeszkedő definíció a racionálisan cselekvő mesterséges intelligencia. Az ilyen intelligenciát alkalmazó eszközök közös vonása, hogy egy adott cél elérésére lettek kifejlesztve, amiért intelligens megoldásokat használnak (Karácsony, 2023). Egy másik széles körben elfogadott megkülönböztetést John Searle vezetett be, amely 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 (Searle, 1980).

### 2.2.1 A mesterséges intelligencia története

Az MI fejlődésében kulcsszerepet játszik Alan Turing (1912–1954), aki az 1930-as években megalkotta a programozható számítógép matematikai modelljét, amelyet Turing-gépnek neveztek el (Buzás, 2021). 1950-ben publikálta klasszikus művét, amelyben azt a kérdést vizsgálta, hogy képesek-e a gépek gondolkodni. A Turing-tesztet az intelligencia megfelelő operatív definiálására készítették, és jelentős mértékben hozzájárult a mesterséges intelligencia és az önállóan gondolkodó gépek fejlesztéséhez (Paulik, 2023). 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. Az ezt követő időszakban olyan rendszereket hoztak létre a tudósok, amelyek lépések voltak az addig lehetetlennek tartott feladatokat is megoldani (Russell & Norvig, 2016). Az 1950-es évektől kezdve az MI több különböző formája fejlődött ki. Az évtized végén Frank Rosenblatt kifejlesztette a perceptron algoritmust, ami az első, egyszerű neurális hálózatként volt ismert, és alapja lett a gépi tanulásnak (Buzás, 2021).

A korai mesterséges intelligenciáknak a legfőbb kihívása a „kombinatorikai robbanás” volt, amely azt jelenti, hogy bár a szűkebb feladat megoldására képesek voltak, a problémák körének

bővítések a megoldási lehetőségek száma megnőtt. Ez a számítási igény gyakran túllépte az akkori számítógépek kapacitását, akár nagyságrendekkel is (Paulik, 2023). Ebből kifolyólag mesterséges intelligencia fejlődését többször is megszakították úgynevezett mesterséges intelligencia telek (AI winters). Ezek olyan időszakok voltak, amikor az érdeklődés, a befektetések és a kereslet visszaesett. 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, O'Sullivan, & Russell, 2017). Az 1990-es évekre az MI kutatás új módszerei enyhítették a korábbi nehézségeket. 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 az mesterséges intelligencia kutatás gyors fejlődésnek indult, amit a növekvő adat- és számítási kapacitás támogatott. Az internet és digitális eszközök elterjedése nagy mennyiségű adatot tett elérhetővé, amely kulcsfontosságú az MI rendszerek tanításához. Az algoritmusok fejlesztése pedig hatékonyabbá és pontosabbá tette a mesterséges intelligenciát és az alkalmazási területe 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 Mesterséges neurális hálózatok

A mesterséges neurális hálózatok (artificial neural networks, ANN) olyan rendszerek, amelyek a biológiai idegrendszer, vagyis az emberi agy, mintájára lettek kialakítva (Wu & Feng, 2017). Ebből kifolyólag a neurális hálózatok nem hagyományos algoritmusok alapján működnek, hanem tanulási folyamat révén képesek a feladatok megoldására (Kristóf, 2002). Ezek a hálózatok olyan számítási modellek, amelyek több, egymással összekapcsolt neuront használnak az adatok feldolgozására és problémák megoldására. Minden neuron képes fogadni a bemeneti jeleket, azokat feldolgozni, majd kimeneti jelet generálni. A rendszer súlyozott bemeneti adatokat tartalmaz, valamint egy aktivációs függvényt, amely szabályozza a neuron kimeneti jelének erősségét (Wu & Feng, 2017).

### 2.2.2.1 Történeti áttekintés és fejlődési szakaszok

Az első neurális háló modellének alapját McCulloch és Pitts készítette 1943-ban. Egy mesterséges neuronokból álló modellt hoztak létre, amely által bármely számítható függvény, és minden logikai kapcsolat megjeleníthető. (Russell & Norvig, 2016) A modell a logikai küszöb egység nevet kapta. Az egységbe  $n$  bemeneti jel ( $x_1, x_2, \dots, x_n$ ) érkezett és mindegyikhez

megfelelő súlyok ( $w_1, w_2, \dots, w_n$ ) társultak. A jelek értéke '1' vagy '0' lehetett (Kristóf, 2002). Az egység aktiválása ( $a$ ) a jelek súlyozott összegéből alakult ki:

$$a = \sum_{i=1}^n w_i x_i$$

A küszöböt sokszor nullára állították, és nem vették figyelembe az időt, így az egység azonnal reagált a bemenetekre, míg valójában a neuronoknál ez térben és időben történik (Kristóf, 2002). Az első valódi neurális hálózat Rosenblatt (1958) nevéhez fűződik. A Rosenblatt-féle perceptron egy bemenettel és egyetlen kimeneti neuronnal rendelkező hálózat, amely általánosabb számítási modell, mint a McCulloch–Pitts modell, és bináris osztályozási problémákat tudott megoldani (Zhang, 2018). Rosenblatt modellje tartalmazza a modern neurális hálózatok alapvető elvét, jelentős áttörést hozva a technológiákban és, bár kezdetben ígéretesnek tűnt, hamar kiderült, hogy számos komplex feladatra alkalmatlan. Widrow és Hoff 1960-ban bevezették az ADALINE-t (ADaptív LINEáris Elem), amely a perceptronhoz képest előrelépést jelentett, mivel nemcsak az outputokon keresztül tudott tanulni, hanem az aktiválás során is. Valamint az output információk tartományát a  $[-1, 1]$  intervallumra bővítették. (Widrow & Lehr, 1990) Minsky és Papert, az 1969-ben kiadott könyvükben, rámutattak, hogy az egyrétegű perceptron funkciója korlátozott. Ez az eredmény súlyos csapást mért a mesterséges neurális hálózatok akkori kutatására, ezért az 1970-es években a kutatás stagnált, ezt az időszakot az MI első "tele" időszakának is nevezik (Wu & Feng, 2017).

A kutatók a 1980-as években kezdtek el újra a neurális hálózatokkal foglalkozni, a több rétegű perceptron (multi - layer perceptron, MLP) modell bevezetésével. A több rétegű perceptronok alkalmazásával komplexebb feladatokat is meg lehet oldani és lehetővé tette a nemlineáris funkciók modellezését azáltal, hogy egy vagy több rejtett réteget használt. Az hálózat teljesen összekapcsolt, ahol egy réteg minden egyes neuronja kapcsolatban áll az előző réteg összes neuronjával. A jelek rétegről rétegre, előre felé haladnak a hálózatban. A több rétegű perceptron hálózat minden neuronjának van egy differenciálható, nemlineáris aktivációs függvénye. A leggyakrabban használt aktivációs függvény a folytonos logisztikus (szigmoid) függvény, ami kimenetet 0 és 1 között korlátozza (Zhang, 2018).

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

Ekkor terjedt el a backpropagation (backwards propagation of error, magyarul hibavisszaterjesztési algoritmus) módszer, amely napjaink legismertebb és legszélesebb körben

használt eljárása lett, mivel hatékonyabbá teszi a hálózatok tanítását. A backpropagation hálók többrétegű perceptronok, amelyek a hagyományos egyrétegű perceptronoktól különböző küszöbfüggvénnyel működnek, robusztusabbak és valódi tanulási képességgel rendelkeznek (Kristóf, 2002). A visszaterjesztés során a tanuló modell kiszámítja a kimenetet minden egyes bemenetre, összeveti az elvárt értékkel, majd a különbség alapján meghatározza a hibát (Polyák, 2024), és a generált hibajel rétegről rétegre halad visszafelé, így igazítva a súlyokat a hálózat minden szintjén a tanulás során (Zhang, 2018). A folyamat során a háló kiszámítja a súlyok hibájának deriváltját, amely megmutatja, hogyan változik a hiba, ha a súlyokat kis mértékben módosítjuk, akár növeljük, akár csökkentjük (Kristóf, 2002).

A 2000-es éveket követően fejlődtek ki azok a mélytanulási módszerek, amelyek lehetővé tették, hogy több rejtett réteggel rendelkező hálózatokat képezzenek, manapság már akár 5-10 réteggel is, amelyek sokkal hatékonyabban oldanak meg bizonyos problémákat (Paulik, 2023). Mivel több rejtett rétegből állnak, ezeket a hálózatokat mély neurális hálóknak nevezik. Az ilyen hálózatok modulárisan, rétegről rétegre haladva egyre komplexebb és absztraktabb struktúrákat alakítanak ki, ami a mélytanulás kulcsa. A különlegességük az, hogy képesek összetett fogalmi hierarchiákat építeni, ami sokkal nagyobb tanulási kapacitást ad nekik az olyan hálózatokhoz képest, amelyek például csak egy rejtett réteget tartalmaznak. A mély hálózatok képesek elvont fogalmak, például tárgyak vagy akár emberi arcok megértésére is (Nielsen, 2015).

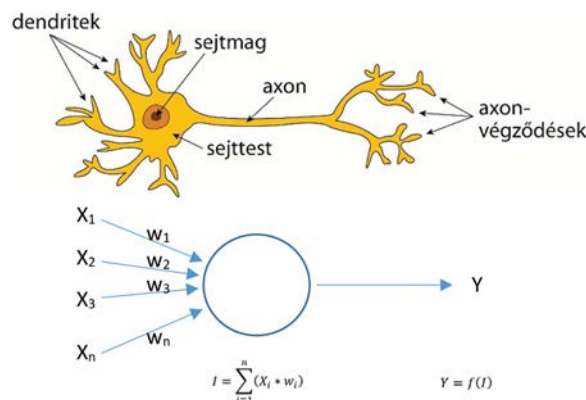
A legelterjedtebb mélytanulási technika a konvolúciós neurális hálózat (CNN), amely a mesterséges neurális hálózatok egyik altípusa, amely képes többek között szövegfelismerésre, arcfelismerésre, tárgyfelismerésre és képjellemzésre (Dhillon & Verma, 2019). A CNN elsődleges előnye az elődeivel szemben, hogy mindent automatikusan, emberi felügyelet nélkül végez (Taye, 2023). A konvolúciós neurális hálózat elnevezés arra utal, hogy a rendszer a hagyományos mátrixszorzás helyett egy matematikai lineáris műveletet, a konvolúciót alkalmaz legalább egy rétegben, amelyet legalább egy teljesen összekapcsolt réteg követ (Dhillon & Verma, 2019). Kifejezetten hálószerű struktúrájú adatok, például képek feldolgozására készültek. Két lényeges tulajdonságuk van. Az első, hogy az egységek közötti helyi kapcsolatok mintája ismétlődik az egész hálózatban. A második, hogy minden egység azonos paraméterekkel rendelkezik, amik lehetővé teszik, hogy a hálózat rögzítse a struktúrák közötti kapcsolatokat, és felismerje a kódelemhez kapcsolódó információkat, függetlenül attól, hogy az elem hol helyezkedik el (Veres, 2023).

A mélytanulás egy másik jelentős aspektusa az időbeli és szekvenciális adatok feldolgozása, amelyet az visszacsatolt neurális hálózatok (Recurrent Neural Network, RNN) végeznek. A hálózatok összeköttetései alapján visszacsatolt és előrecsatolt hálózatokat lehet megkülönböztetni. Az előrecsatolt (feed-forward) hálózatok csak egy irányú kapcsolatokat létesítenek, így irányított körmentes gráfot alkotnak. Minden csomópont az előtte lévő csomópontoktól kap bemenetet, és az utána következő csomópontoknak ad kimenetet, hurkok nem találhatók benne. Az előrecsatolt hálózat a jelenlegi bemenetének függvényét képviseli, így csak a súlyokkal rendelkezik (Russell & Norvig, 2016). Ezzel szemben a visszacsatolt hálózatok esetében a kimenetek visszakerülnek a saját bemenetükhöz, ami dinamikus rendszert eredményez. A hálózat válasza egy adott bemenetre az induló állapotától függ, amelyet a korábbi bemenetek is befolyásolhatnak. Ennek következtében a visszacsatolt hálózatok képesek rövid távú memóriával is rendelkezni (Brassai, 2019). Az RNN azontúl, hogy teljesen összekapcsolt, időbeli késleltetett kapcsolatokat is lehetővé tesz a rejtett rétegek egységei számára, ami megkülönbözteti őket a többretegű perceptrontól. Képes tárolni a múltbeli információkat és összefüggésbe hozni azokat a jelenlegi adatokkal, a jövőbeli előrejelzésekhez (Zhang, 2018). A robbanó és eltűnő gradiens probléma jelentősen rontja a hagyományos RNN architektúra előrejelző teljesítményét. A visszacsatolt hálózat nem képes megfelelően kezelni a tetszőlegesen hosszú bemeneti sorozatokat, és ennek leküzdésére több módosított változata is létezik, köztük a hosszú távú memóriahálózatok (Long - Short Term Memory), amelyek kifejezetten arra lettek tervezve, hogy kezeljék ezeket a problémákat, és javítsák a hosszú távú függőségek kezelésének képességét (Onan, 2022).

#### 2.2.2.2 A neurális hálózatok felépítése és működése

A neurális hálózatok tehát az emberi agy működését imitálják. Az emberi agy idegsejtekből (neuronokból) épül fel, amelyek központi része a sejtmag. A neuronok a dendriteken keresztül fogadják a jeleket, majd elektromos impulzusokat generálnak az axonokon. Az axonok számos ágra ágaznak, és az ágaik végén a szinapszisok alakítják át az axonból érkező információkat elektromos impulzusokká, amelyek serkenthetik vagy gátolhatják a kapcsolódó neuronok működését. Amikor egy neuron olyan serkentő bemenetet kap, amely elég erős ahhoz, hogy felülmúlja a gátló neuron hatását, elektromos impulzust generál, amelyet visszaküld az axonon (Kristóf, 2002). A tanulás folyamata akkor történik, amikor a szinapszisok hatékonysága megváltozik, az intenzíven használt szinapszisok megerősödnek, a keveset használtak pedig megszűnnek, így befolyásolva egy neuron hatását a másikkra. (Benedek, 2000.) A neurális hálózatban a neuron egy olyan matematikai függvény, amely a biológiai idegsejt mintájára lett

megalkotva. 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. 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). A hálózat kimeneti eredménye tehát a neuronok felépítésétől, a súlyoktól és az aktivációs függvény, általában a már említett szigmoid függvény működésétől függ (Wu & Feng, 2017). Végül a tanulási folyamatot különféle matematikai-statisztikai módszerek vezérlik, amelyek közül a leggyakrabban alkalmazott technika a visszaterjesztés, vagyis a backpropagation algoritmus. Ez az eljárás segíti a hálózat súlyainak optimalizálását a hiba minimalizálása érdekében (Benedek, 2000.).



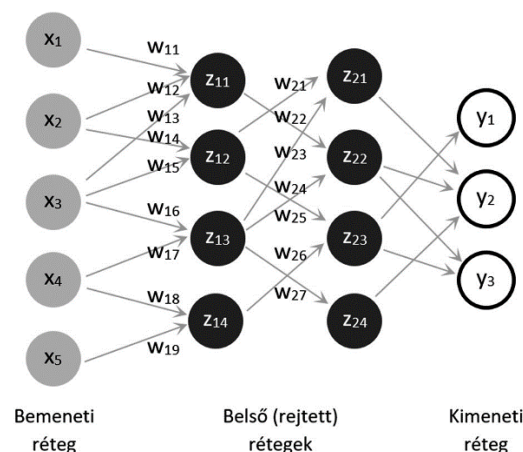
1. ábra: A természetes idegsejt szerkezete és annak mesterséges modellezése.  
Forrás: (Polyák, 2024)

A neurális hálók rétegekből épülnek fel, amelyek számos, egymással interakcióban álló neuront, vagyis csomópontot, valamint aktiválási függvényeket alkalmaznak. Egy adott rétegben minden 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. A hálózati topológia 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 megkülönböztetünk általában háromféle réteget különböztetünk meg:

- **Bemeneti réteg:** A bemeneti neuronok közvetlenül a hálózat bemenetéről fogadnak jeleket, és feladatuk, hogy a kapott jeleket a többi neuronnak továbbítsák a hálózaton belül. A súlyokat a bemeneti neuronok fontossága határozza meg.

- **Kimeneti réteg:** A kimeneti neuronok 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 rétegekbe szervezett hálózatok egy bemeneti és egy kimeneti réteggel rendelkeznek, illetve a két réteg között tetszőleges számú rejtett réteg helyezkedhet el (Kachare, Kharde, & Dongare, 2012). A hálózatokat aszerint is osztályozhatók, hogy elemeik között milyen összeköttetések találhatók. Az előrecsatolt neurális hálózatban a jelek mindig a bemeneti rétegtől a kimeneti réteg felé haladnak, egyirányú folyamatként, tehát nincs visszacsatolás vagy hurok a rétegek között (Brassai, 2019). Az ábrán egy előrecsatolt, 2 rejtett réteggel rendelkező neurális háló látható, általánosságban a neurális hálózatokat ezzel a modellel azonosítják (Kachare, Kharde, & Dongare, 2012).



2. ábra: A neurális háló felépítése  
Forrás: (Polyák, 2024)

A neurális hálózatok használata általában a következő lépésekre oszlik: hálózat beállítása, tanulási folyamat, tesztelési szakasz és működési fázis. A mesterséges neurális hálózatokban a tanulás azt jelenti, hogy a hálózat csomópontjai közötti kapcsolatok súlyai fokozatosan módosulnak. A tanulás folyamata lényegében arról szól, hogy a hálózat megtanulja csökkenteni a különbséget a kívánt kimenet és a tényleges kimenet között. A cél az, hogy a hálózat előrejelzései minél közelebb kerüljenek a várt eredményekhez, finomítva ezzel a kapcsolatok súlyait (Kristóf, 2002). A tanulási folyamat során a hálózat kezdetben véletlenszerűen beállított súlyait és torzításait egy ismétlődő szimulációs folyamat során adaptálja, hogy jobban

illeszkedjen az adott feladathoz. A tanulási sebesség határozza meg, hogy milyen gyorsan alkalmazkodik a hálózat az új információkhoz (Kachare, Kharde, & Dongare, 2012).

A hálózat autonóm módon azonosítja, mely bemeneti adatok lényegesek, és ezek milyen súlyozást kapnak, míg a kimenet szempontjából érdektelen paramétereket figyelmen kívül hagyja (Polyák, 2024). Egy hálózat tanulási folyamata három féle módon valósulhat meg. Lehet felügyelt, amelyben a hálózatot bemeneti és megfelelő kimeneti minták biztosításával tanítják. Ilyenkor a tanítás egy ismétlődő folyamat, amely során a tanítóhalmazból egyesével bemutatják a bemeneteket a hálónak. A háló a jelenlegi súlytényezők segítségével kiszámítja a kimenetet, majd az elvárt és a számított érték közötti hiba meghatározásra kerül, amely alapján a súlytényezők módosításra kerülnek (Brassai, 2019). Nem felügyelt tanítás során a tanítóhalmaz nem tartalmaz kimeneteket, csak bemeneteket, így a rendszernek fel kell ismernie a bemeneti adatok statisztikailag fontos jellemzőit, és azok alapján kell kialakítania a működését (Kachare, Kharde, & Dongare, 2012). A harmadik módszer a megerősítéses tanulás. Itt a tanítóhalmaz bemeneti mintázatokból áll és az algoritmus a környezeti reakciók alapján értékeli cselekvéseit, amelyeket helyesnek vagy hibásnak minősít, majd ennek megfelelően módosítja a súlyokat (Brassai, 2019). A neurális hálózatoknál előfordulhat túltanulás is, amikor a hálózat a tanulási folyamat során a megadott adatbázis specifikus jellemzőit sajátítja el, nem pedig az általános problémát. Ennek elkerülésére az adatbázist két részre kell osztani: tanuló és tesztadatbázisra. A tanuló adatbázison tanítjuk a modellt, amely ha például 100 esetből 95-öt helyesen azonosít, akkor ezt követően a hálózatot nem tanítjuk tovább, hanem teszteljük az eddig ismeretlen tesztadatbázison. Ha ott is csak néhány hibát véthet, akkor a hálózat jól működik. Ha viszont magas a hibaarány, az túltanulásra utal (Benedek, 2000.).

Annak az érdekében, hogy a tanulás hatékonyabb legyen terjedt el a már említett hiba - visszaterjesztési módszer (backpropagation). A tanulási folyamat során a modell az összes bemenetre kiszámítja a kimenetet, amelyet összehasonlít az elvárt értékkel, majd ennek alapján módosítja a súlyokat. A modell által számított kimenet és az elvárt kimenet közötti különbség mutatja a hiba értékét. Ezt a hibát, a tanító algoritmus visszavetíti a számítási folyamat elejére, és a súlyokat ennek fényében igazítja (Polyák, 2024). Összességében egy mesterséges neurális hálózat meghatározó összetevői közé tartozik a hálózati topológia, a rétegek és a neuronok száma, a súlyok és az aktivációs függvény, a tanulási algoritmus, a bemeneti adatok és a kimeneti réteg.

## 2.3 Mesterséges intelligencia és controlling

Az elmúlt évtizedekben jelentősen kibővültek a mesterséges intelligencia (MI) felhasználási területei. Az MI technológiákat ma már többek között virtuális asszisztensekben, gépi tanuláson alapuló ajánlórendszerekben és gyártási folyamatok hatékonyságának javítására alkalmazzák. Az üzleti szférában is egyre nagyobb szerephez jut, mivel a vállalatok egyre inkább felismerik az MI előnyeit a hatékonyság javításában, a döntéshozatali folyamatok támogatásában és az ügyfélélmény növelésében (Paulik, 2023). A technológiai fejlődés és az új eredmények elérhetősége új fejezetet nyitott a vállalati digitalizációban, hiszen a szükséges technológiák ma már minden gazdasági szereplő számára hozzáférhetők (Zéman & Vajda, 2023). A controlling területén a digitalizáció új kihívásokat és jelentős fejlődési lehetőségeket is kínál. Az elvégzendő feladatok átalakulhatnak, és az ERP - rendszereken túl mesterséges intelligenciára épülő és automatizált megoldások is megjelenhetnek az eszköztárában (Bajnai, 2023).

Az adatvezérelt controlling egyidejűleg képes számos digitális folyamathoz és üzleti területhez kapcsolódó adatokat valós időben begyűjteni, majd ezeket összehangolni, 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, különösen a mesterséges intelligenciára épülő eszközök integrálására a controllingba (Zéman & Vajda, 2023).

Az üzleti intelligencia szoftverek fejlett adatmegjelenítési és mesterséges intelligencia által támogatott előrejelző elemzési funkciókat kínálnak. Ezek a funkciók gyakran alapvető részét képezik a korszerű ERP rendszereknek. A BI rendszerek legfontosabb előnyei közé tartozik a pontosabb előrejelzés, a valós idejű adatellátás, valamint az automatizált jelentéskészítési lehetőségek (Bajnai, 2023). A BI segítségével gépi feldolgozás és mesterséges intelligencia rendszerek alkalmazásával csökkenthetjük a bonyolult és túl sokrétű információkat, így kezelhetőbb, jelentéssel bíró adatokat nyerhetünk az igényeknek megfelelően, időben és formában. A BI eszközök képesek összetett adatokat gyűjteni és feldolgozni különféle forrásokból lehetővé téve ezzel a döntéshozók számára, hogy a valóban releváns információkra összpontosítsanak (Gyenge, Mészáros, & Tari, 2019). Az ERP - rendszerek történetében az SAP és az SAP HANA, által végrehajtott innovatív fejlesztések jelentős mérföldkőnek számítanak, és új megközelítést hoznak az üzleti intelligencia rendszerek strukturált alkalmazásához. Az SAP mára a kulcsfontosságú üzleti technológiák közé tartozó vállalati MI rendszerek vezető szolgáltatójává vált. A mesterséges intelligencia hatékonyan integrálja a különböző osztályokat, megkönnyítve ezzel a vállalat összes területének irányítását. A

mesterséges intelligencia vezérelt rendszerek képesek összevonni az információkat egy központi adatbázisban, kezelve a nagy mennyiségű adatot. Az SAP Cloud, 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 valós idejű üzleti műveletek a világ bármely pontjáról végrehajthatók (Yathiraju, 2022).

### 3 Anyag és módszer

A kutatásom során kvalitatív esettanulmányos módszertant alkalmaztam, félig strukturált mélyinterjúk segítségével. A kvalitatív szervezetkutatás folyamán legtöbbször az esettanulmányos módszertant használják. Stake (1994) különbséget tesz kvalitatív és nem-kvalitatív esettanulmányok között. A kvalitatív módszertanban a legfontosabb szempont a vizsgált eset teljes körű megismerése. Az esettanulmány meghatározását két nézőpontból közelítette meg. Egyrészt a kutatási folyamat menetét, valamint a kutatási-tevékenység eredményét határozta meg. Az esettanulmány értelmezésekor lényeges az eset fogalmának tisztázása. Eset alatt egy körülhatárolt rendszer érthető, amely lehet például egy szervezet, csoport vagy egyén (Stake, 1994). Az esettanulmány alapú kutatásban az eset fogalmának meghatározása a vizsgálati egység azonosításában is segít (Babbie, 2020). A kutatásomban egy konkrét szervezet neurális hálózat alapú mesterséges intelligencia nyelvi modell rendszerét vizsgálom. Az eset a mesterséges intelligencia teljesítményértékelésére vonatkozik.

A kvalitatív és kvantitatív kutatás főbb jellemzőit és a különbségeiket az alábbi táblázat szemlélteti:

**1. táblázat:** Kvalitatív és kvantitatív kutatás jellemzői

| <b>Kvalitatív kutatás</b>              | <b>Kvantitatív kutatás</b>         |
|----------------------------------------|------------------------------------|
| Nem strukturált adatgyűjtés            | Strukturált adatgyűjtés            |
| Kisebb, nem mindig reprezentatív minta | Nagy, reprezentatív minta          |
| Célzottan kiválasztott minta           | Véletlenszerűen kiválasztott minta |
| Fokozatosan formálódó minta            | Előre meghatározott minta          |

Forrás: Saját szerkesztés, (Miles & Hubermann, 1994) alapján

A kvalitatív esettanulmányokban a mintaválasztás nem statisztikai alapon történik, hanem elsősorban elméleti szempontokat követ, valamint a minta függ a kontextustól is. A kvantitatív kutatásnál viszont a mintaválasztásnál a reprezentativitás biztosítása a cél, és a minta nem függ a kontextustól. A kvalitatív kutatási módszerek, például a mélyinterjúk a fókuszcsoportos interjúk, melyek a jelenségek mélyebb megértésére és a résztvevők nézőpontjainak feltárására összpontosítanak, míg a kvantitatív kutatási módszerek, például a kérdőívek és statisztikai

elemzések, célja az adatok elemzése és általánosítható eredmények előállítása (Miles & Hubermann, 1994).

A kutatásomat félig strukturált mélyinterjúk mentén végeztem el. A félig strukturált interjúk során egy laza struktúrával rendelkező interjúvázlatot alkalmaztam, amely lehetővé tette az interjúalanyok számára, hogy szabadon beszéljenek a témáról. 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. Öt mélyinterjút csináltam 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 felépítése miatt csak irányadóként szolgált. Az alábbi főbb témakörök mentén készültek az interjúk:

- A szervezeti controlling rendszer ismertetése
- Milyen határértékek mentén értékelné a mesterséges intelligenciát
- Mik azok a szűk keresztmetszetek, amelyek befolyásolják a mesterséges intelligencia teljesítményének értékelését
- Ön szerint a Balanced Scorecard nézőpontok közül melyik a legfontosabb
- Ön szerint controlling rendszer jelenleg hatékonyan méri a mesterséges intelligenciát

## 4 Eredmények

A kutatás során egy neurális hálózat alapú mesterséges intelligencia nyelvi modelljének teljesítményét értékeltem controlling módszerekkel. A kutatás a Silver Audit Kft. segítségével zajlott, ahol gyakornokként dolgoztam, valamint egy magyar webkereskedő vállalatnál, amely a vizsgált ügyfélszolgálati mesterséges intelligenciával rendelkezik. A Silver Audit Kft. fő tevékenysége az auditálás és az üzleti tanácsadás. A vállalkozás alapvető célja, hogy hidat képezzen a nemzetközi tudományos szakirodalom és a vállalati gyakorlat között. A cégnél három fő, valamint egyéb tanácsadók dolgoznak. A vállalkozást Dr. Zéman Zoltán alapította 2004-ben. A Professzor Úr már több évtizede a controlling területén dolgozik, számos kutatása is megjelent a témában. A webkereskedő vállalat, amelyiknél a neurális háló alapú nyelvi modellt vizsgáltam egy magyar online webshop. 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 azért lényegesek, mert az adatvezérelt döntéshozatal egyre elterjedtebb és hatékonyabb, valamint versenyelőnyt biztosít a vállalat számára. A szakdolgozatomat a Silver Audit Kft. és az online webshop engedélyével készítettem, viszont a cég neve üzleti titok.

Az értékelt neurális hálózat egy chatbot, amely kereskedelmi cég ügyfélszolgálati és értékesítési folyamatait támogatja. Kérdéseket válaszol meg automatikusan például a termékekkel, garanciával, rendelésekkel és visszaküldéssel kapcsolatosan. Támogatja az ügyfeleket alapvető hibakeresésben vagy átirányítja őket az emberi ügyfélszolgálatához. Továbbá csökkenti 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.

### 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 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. 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 bevezetésre került a cégnél, míg mások általam kerültek integrálásra a rendszerbe, hogy a teljesítmény átfogóbban és pontosabban legyen értékelhető. A BSC négy dimenzióját kiegészítettük egy ötödik szemponttal is, amely az IT és adatvédelem. Az ide tartozó KPI-ok az eredeti négy nézőpontba nehezen illeszthetők be, viszont a neurális háló értékelése 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 dimenziót kiterjesztettem 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 KPI tartozik. A vizsgált KPI-ok és a kiszámításuk módja az alábbi táblázatban látható:

**2. táblázat:** A KPI-ok a BSC modellben 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              | $\frac{\text{AI működtetési költség}}{\text{AI által generált nyereség}} \times 100$                                                |
| 3.      | Költséghatékonyság (€/interakció)        | $\frac{\text{Teljes AI költség (€)}}{\text{Összes AI által kezelt interakció}}$                                                     |
| 4.      | Költségmegtakarítás                      | $\frac{(\text{Hagyományos ügyfélszolgálat költsége} - \text{AI költsége})}{\text{Hagyományos ügyfélszolgálat költsége}} \times 100$ |
| 5.      | Működési költségek aránya                | $\frac{\text{AI működtetési költség}}{\text{Összes költség}} \times 100$                                                            |
| 6.      | Költség / megoldott ügy                  | $\frac{\text{AI költsége}}{\text{Megoldott ügyek száma}} \times 100$                                                                |
| 7.      | AI által kezelt ügyek száma / AI költség | $\frac{\text{AI által kezelt összes ügy száma}}{\text{AI működtetési költség}}$                                                     |

|          |                                     |                                                                                                                                     |
|----------|-------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 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 válaszig                       | $\frac{\text{Összes válaszig az első válaszra}}{\text{Összes interakció száma}}$                                                    |
| 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  | $\frac{\text{Összes AI által kezelt interakció száma}}{\text{Teljes óraszám}}$                                |
| 18.              | Ügyek kezelési sebessége | $\frac{\text{AI által kezelt ügyek átfutási ideje}}{\text{Emberi ügyfélszolgálat átfutási ideje}} \times 100$ |
| 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             | $\frac{\text{Az AI által tanult új minták száma}}{\text{Összes elérhető új adat}} \times 100$                                 |
| 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         | $\frac{\text{Adatvédelmi incidensek száma}}{\text{Teljes AI által kezelt adatmennyiség}} \times 100$       |
| 33.               | Sérülékenységi javítási idő (napok)   | $\frac{\text{Összes biztonsági rés javításához szükséges idő}}{\text{Felfedezett biztonsági hibák száma}}$ |
| 34.               | Hardverkihasználtság                  | $\frac{\text{AI által használt erőforrások}}{\text{Teljes elérhető erőforrások}} \times 100$               |
| 35.               | CPU-terhelési arány                   | $\frac{\text{AI által használt CPU teljesítmény}}{\text{CPU összteljesítmény}} \times 100$                 |

Forrás: Saját szerkesztés

## 4.2 Súlyok meghatározása

A következő lépés a súlyok meghatározása, amely a mélyinterjúk 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-okat, 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 KPI-ok fontosságát, és a vállalat így azokra a területekre tud fókuszálni, amelyek számukra a legfontosabbak. A súlyok meghatározását mélyinterjúk mentén végeztem a szervezetben dolgozó szakemberekkel, ezáltal olyan egyedi szempontok alapján történt a súlyozás, amelyek a KPI-ok értékelésében meghatározóak. A mélyinterjúk lehetővé tették, hogy a KPI-ok súlyértéke azokra a tényezőkre összpontosítson, 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 rendelttem 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 KPI-ok besorolását. A három súlytényező a következőképpen épül fel:

- Nem fontos:  $x < 1$
- Fontos: 1
- Nagyon fontos:  $x > 1$

,ahol  $0 < x < 2$ .

### 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 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.

#### 4.3.1 Lineáris extrapoláció

A lineáris extrapoláció módszer révén a KPI-ok által nyújtott mennyiségi előrejelzések összevethetők az előre meghatározott éves célokkal. Minden KPI-hoz tartozik egy extrapolált érték, amely az eredményeik alapján, várható kimenetet becsül az év végére. Ezek az értékek összehasonlíthatók a célértékekkel, lehetővé téve a tervezett és a tényleges teljesítmény előrejelzését, valamint a beavatkozási pontok azonosítását. A tény érték a következőképpen határozható meg:

$$Z_{pred} = n - \lambda a$$

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

#### 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, 1978) 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 az AI teljesítményéről.

A dolgozatomban a létrehozott teljesítményértékelési mutatók osztályozását fuzzy részhalmazként határozom meg. A fuzzy logikán alapuló modellekben elengedhetetlen meghatározni az univerzum (U), az (xi) elemeket U, ahol  $U = \{x_1 + x_2 + \dots + x_n\}$ , és a fuzzy részhalmaza A szereplő U, ahol

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

A fuzzy A részhalmaz tagsági függvényét az alábbiak fejezik ki:

- $\mu_A: U \rightarrow [0,1]$ , amely az  $x \in U$  minden eleméhez hozzárendeli az  $x$   $\mu_x$  tagsági fokát az A-ban:  $\mu_A(x) = \mu_x$ .

A leggyakrabban alkalmazott fuzzy-logikai műveletek közé tartozik a metszet, az egyesülés és a komplementer:

- Két fuzzy A és B részhalmaz metszete:  $\mu_A \cap \mu_B = \text{minimum } \{\mu_A(x), \mu_B(x)\}$
- A és B részhalmaz egyesülése:  $\mu_A \cup \mu_B = \text{maximális } \{\mu_A(x), \mu_B(x)\}$
- Komplementer:  $\mu_{A'}(x) = 1 - \mu_A(x)$  (Zadeh, 1965)

A modellben alkalmazott KPI-ok szubjektív szakértői véleményként kezelhetők. Ennek hátterében az áll, hogy a neurális hálózat teljesítményértékeléshez nem létezik egy széles

körben elfogadott mutatószámrendszer, így a KPI-ok alkalmazása szubjektív és szervezet sajátosságaihoz igazodik. Ebből fakadóan a KPI-ok hozzájárulásának mértéke is szubjektív módon kerül meghatározásra. A KPI-ok súlyértékei félig strukturált mélyinterjúk mentén lettek meghatározva, ezért szintén szubjektív szakértői állásfoglalásként értelmezhetők.

A modellben egy standardizált norma alkalmazásával értékelem a teljesítményt, mivel a controlling egyik alapcélja a jövőorientáltság. A létrehozása azért szükséges, mert a KPI-ok eredményei önmagukban nem tartalmaznak elegendő információt. A standardizált norma esetében a legfontosabb kritérium, hogy ne alkalmazzunk külső viszonyítási alapot. Ez a megközelítés a controlling szempontjából, valamint az esettanulmányokban vizsgált controlling rendszer jellemzőiből fakad. Az osztályozás alapját a vizsgált időszakra vonatkozó prediktív terv-tény elemzés viszonyszámai képezik, és ezek lehetővé teszik a mutatószámok eredményeinek értékelését. Az elemzés keretében a KPI-okhoz rendelt tervezett értékek szolgálnak a standardizált normaként, 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 én is öt osztályt hoztam létre, és a skálákhoz tartozó hátértékeket szubjektív módon, mélyinterjúk mentén határoztam meg, kialakítva az elvárt teljesítményhatárokat, ezért értelmezhető fuzzy logikaként. Az osztályozás során használt függvény a következőképpen van felépítve:

$$\vartheta_j = \frac{\sum \frac{K_{ji}}{S_j} \times \xi_i}{n}$$

ahol, K: prediktív tényérték, S: előírányzott terv érték, ji: a vizsgált elem sorszáma, n: KPI vizsgált elemszáma (db),  $\xi_i$ : súlyérték

Az eredményesség értékelésére az alábbi öt kategória különíthető el:

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

## 4.5 BSC szempontok és a csúcsmutató meghatározása

Az utolsó lépés a BSC szempontok aggregációja és a csúcsmutató meghatározása. A Balanced Scorecard aspektusait is kiértékeljük külön, 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 és tükrözik a cég prioritásait. Ugyanúgy, mint KPI-ok súlyozásakor három kategóriát határoztunk 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, amelyeket 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 teszteltük, és a nyelvi modell értékelésekor a következő fejezetekben látható eredményeket kaptuk. Első lépésben a 2. táblázatban felsorolásra került 35 darab KPI közül mind alkalmazásra került.

### 4.6.1 Súlyok meghatározása

Minden KPI-hoz hozzárendeltem egy súlyértéket, amelyet a végzett interjúk alapján határoztunk meg, így a vállalatok szubjektív szakértői véleményein alapulnak. Három súlyértéket alkalmaztam, amelyek a következők:

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

### 3. táblázat: KPI-ok súlyozása

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

Forrás: Saját szerkesztés

#### 4.6.2 Célértékek meghatározása és lineáris extrapoláció

A célokat a top-menedzserrel végzett interjú alapján határoztuk meg. Ezeket a vállalati stratégia alapján 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, majd ezt az extrapolált értéket elosztjuk a kitűzött célértékkel. Az így kapott terv-tény arány azt mutatja meg, hogy a mesterséges intelligencia milyen mértékben teljesíti az elvárt célokat.

#### 4. Táblázat: Terv-tény értékek

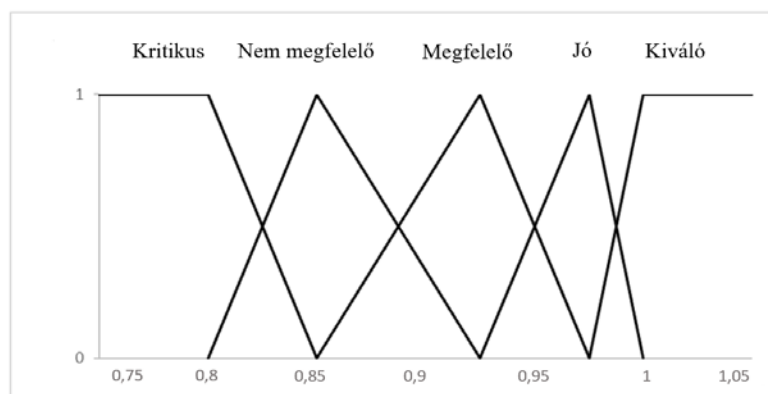
| KPI | Terv-tény érték | KPI | Terv-tény érték |
|-----|-----------------|-----|-----------------|
| 1.  | 96%             | 19. | 80%             |
| 2.  | 97%             | 20. | 86%             |
| 3.  | 88%             | 21. | 93%             |
| 4.  | 107%            | 22. | 92%             |
| 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

#### 4.6.3 Értékelési skála meghatározása

Az értékelési skálák határértékeit mélyinterjúk segítségével határoztam meg. Így az osztályozás határértékei szubjektív döntések alapján kerültek meghatározásra, ezért ezt fuzzy logikaként kezelhetjük. Ennek alapján öt osztályt hoztunk létre, amely mentén a KPI-ok osztályozhatók. A skálák közötti eltérések 5%-ként lettek meghatározva, a szakértők véleménye alapján. Az értékelési skálákat a terv-tény értékekre alkalmazzuk. A kapott eredményeket az öt osztályhoz tartozó színjegyzék segítségével tudjuk ábrázolni, ezáltal a különböző értékek egyértelműen megkülönböztethetők. A határértékek az alábbiak szerint lettek meghatározva:

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



3. ábra: Tagsági függvény  
Forrás: Saját szerkesztés

A tagsági függvény egy számítási módszerként működik, és lehetővé teszi a KPI-ok értékelését és osztályozását. Az osztályozás fogalmi meghatározások alapján megy végbe, ahol a hangsúly nem a skálán megjelenő értékeken, hanem a határértékeken és a standardizált normán van. A határértékeket a kvalitatív esettanulmány eredményei révén határoztuk meg, azonban ezek egyszerűen közelítő értékek. Az egzakt megállapítások érdekében elengedhetetlen a szervezet specifikus jellemzői, valamint a döntéshozók szubjektív véleményeinek alaposabb figyelembevétele.

## 5. 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

**6. 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

A súlyozott érték kiszámítása lehetővé teszi, hogy a KPI-ok teljesítményét a fontosságuk szerint korrigálja. Mivel a súlyok szubjektív módon, a vállalatban 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.

#### 4.7 BSC szempontok és csúcsmutató kiértékelése

Az utolsó lépés a BSC szempontok és a csúcsmutató eredményének meghatározása.

#### 7. 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

A BSC aspektusok külön kiértékelésével bemutatatható, 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, és hogy mely területek teljesítenek az elvárt mértékben, és melyek maradnak el az elvárt szinttől. Ezáltal láthatóvá válik, mely területek szorulnak még fejlesztésre. Ezeket az eredményeket ugyanazon színjegyzék szerint értékeljük.

A BSC szempontok súlyozása is ugyanazon három súlyérték mentén történt, mint a KPI-oknál vagyis nem fontos, fontos és nagyon fontos értéket vehetnek fel. Ezek meghatározását szubjektív módon, a mélyinterjúk mentén készítettem, vagyis az interjúalanyaim véleménye alapján súlyoztam őket. A nézőpontok súlyértéke a súlyozott átlag és a súlyérték szorzataként számítható ki. Ezáltal a nézőpontok egymáshoz viszonyított prioritizáltsága láthatóvá válik. Viszont az egyes aspektusokon belül a neurális hálózat tényleges teljesítményét a súlyozott átlag mutatja be.

#### 8. Táblázat: Csúcsmutató értékelése

|             | Értéke | Értékelési skála |
|-------------|--------|------------------|
| Csúcsmutató | 0,98   | Jó               |

Forrás: Saját szerkesztés

A csúcsmutató teszi lehetővé, hogy a teljesítményt ne csak az egyes mutatók szintjén, hanem átfogó módon is értékeljük. Ez által látható, hogy a mesterséges intelligenciához kitűzött céloknak, amik mentén a működését vizsgáltam, a várható értéke teljesíteni fogja-e a célkitűzéseket. A csúcsmutatót a súlyozott Balanced Scorecard értékek átlagolásával lehet kiszámítani. 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. Tehát, ha így halad tovább a vállalat és így működik tovább a neurális hálózat alapú nyelvi modell, akkor a vállalat eléri a céljait. Megállapítható, hogy a neurális hálózat megfelelően működik controlling szempontból.

## 5 Következtetések és javaslatok

A kutatásom során, amelyben kvalitatív esettanulmányt végeztem a Silver Audit Kft.-n belül, 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. Vagyis ez a megközelítés lehetőséget teremt arra, hogy a vállalatok a mesterséges intelligenciát integrálják a controlling rendszerükbe, és ezáltal hatékonyabban tudják monitoringozni és optimalizálni a működésüket. A kutatás eredményei azt mutatják, hogy a kifejlesztett modell egyértelműen működik, ezáltal nevezhető konceptuális modellnek is. Ebből adódóan általánosan érvényes, így bármilyen mesterséges intelligencia nyelvi modelljének mérésére alkalmas. A KPI-ok, vagyis a kulcs teljesítménymutatók, kiválóan mérik a teljesítményt, azonban fontos, hogy minden esetben az adott cég igényeihez kell őket igazítani. Ezért a konceptuális modellt meg kell, hogy előzze egy adatfelvétel, amely során a vállalat a saját mutatóit megalkotja a céljuk, stratégiájuk és működési folyamatok 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 AI alkalmazásával kapcsolatban. Ez a megközelítés nem csak informatikai, hanem menedzsment szempontból is elősegíti a döntéshozatali folyamatokat.

A modell továbbfejlesztése érdekében több tényezőt is figyelembe lehet venni. Alkalmazhatunk más standardizált normákat, amelyek szélesebb körben nyújtanak információt a mesterséges intelligencia teljesítményének értékeléséhez. A standardizált normák segítségével a modell mindig a vállalkozás saját céljaihoz és belső eredményeihez viszonyítja és értékeli a hatékonyságot. Továbbá más tagsági függvény alkalmazásával is fejleszthető a modell. A tagsági függvények teszik lehetővé, hogy az AI rendszerek teljesítményéről pontosabb képet kapjunk, ezáltal a kisebb eltérések is jól láthatóvá válnak. A KPI-ok számának növelése lehetőséget biztosít, hogy a teljesítményt még átfogóbban és részletesebben elemezhető legyen. Ezáltal a mesterséges intelligencia több aspektusból is vizsgálható és a vállalatok úgy alakíthatják ki a KPI-okat, hogy azokra a tényezőkre fókuszáljanak, amely számukra a legfontosabb a teljesítmény mérése szempontjából.

## 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 van igény 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 értékeljem. A kutatást egy kvalitatív esettanulmányon keresztül végeztem, amely során a Silver Audit Kft. és a mesterséges intelligencia tulajdonos kereskedő cége volt segítségemre. A teljesítmény értékeléséhez egy konceptuális controlling modellt hoztunk létre, amely öt lépésből épül fel. A modell a Balanced Scorecard elveire épül, és a négy fő nézőpontra kívül egy általunk hozzáadott ötödik szempont alapján vizsgálja a teljesítményt. A vállalkozás által már használt KPI-okat kiegészítettük az általunk fontosnak vélt mutatószámokkal és az így létrejött 35 darab KPI-t a BSC modellben helyeztük 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-tényértékét határoztam meg a célértékek és lineáris extrapoláció segítségével. Ezt követően az így kapott értékeket a fuzzy logika által öt különböző osztályba soroltuk, így a KPI-ok teljesítménye jól szemléltethetővé vált. A modellben alkalmazott súlyértékeket és határértékeket félig strukturált mélyinterjúk alapján határoztam meg, melyek interjúalanyai a két vállalat szakemberei és vezetői voltak. Utolsó lépésben a BSC szempontjai értékelésére és a csúcsmutató meghatározására került sor. Ez mutatja be a BSC aspektusok hatékonyságát, valamint a neurális hálózat teljesítményét. A Balanced Scorecard nézőpontjainak teljesítményét is értékeltük, valamint a készített interjúk mentén súlyozásra is kerültek az egyes szempontok, így pontosabb képet adva a vállalat prioritásairól. Itt válik láthatóvá, hogy a mesterséges intelligenciához kitűzött céloknak, amelyek mentén a működését vizsgáltuk, a várható értéke teljesíteni fogja-e a célkitűzéseket.

Az eredmények alapján megállapíthatjuk, hogy a controlling szempontú teljesítményértékelés releváns és hatékony módszer a mesterséges intelligencia működésének mérésére a vállalati környezetben. Az általunk 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

1. Anthony, R. N., & Govindarajan, V. (2006). *Management Control Systems* (12th ed.). New York: McGraw-Hill Education.
2. Babbie, E. R. (2020). *The Practice of Social Research* (15th Edition ed.). New York: Cengage .
3. Bajnai, P. (2023). A vállalat controlling funkció digitális átalakulásának sajátosságai a hazai szolgáltató szektorban. *Jelenkori társadalmi és gazdasági folyamatok*, 18., 37–52.
4. Bauer, K. (2004). KPIs: Not All Metrics Are Created Equal. *DM Review*, 14(12), 42-43.
5. Benedek, G. (2000.). Evolúciós alkalmazások előrejelzési modellekben – I. *Közgazdasági Szemle*, 48(12), 988–1007.
6. Blumné Bán, E., & Zéman, Z. (2014). Controlling a vezetés szolgálatában. Történeti fejlődés, perspektívák. *Taylor*, 6(1-2), 439–447.
7. Brassai, S. T. (2019). *Neurális hálózatok és fuzzy logika*. Kolozsvár: Scientia Kiadó.
8. Buzás, G. M. (2021). A mesterséges intelligencia története. *Central European Journal of Gastroenterology and Hepatology*, 7(3), 121-127.
9. Dhillon, A., & Verma, G. K. (2019). Convolutional neural network: a review of models, methodologies and applications to object detection. *Progress in Artificial Intelligence*, 9, 85-112. doi:<https://doi.org/10.1007/s13748-019-00203-0>
10. Eckerson, W. (2007). *Ten Characteristics of a Good KPI*. Gerke & Associates.
11. Fazekas, I. (2013). *Neural networks*. Debrecen: Debreceni Egyetem Informatikai Kar.
12. Francsovcics, A. (2005). *A controlling fejlődésének sajátosságai. Ph.D értekezés*. Budapest: Budapesti Corvinus Egyetem.
13. Gáspár, S. (2021). *Gazdálkodás szervezési folyamatok fejlesztése, a lean módszerek integrálása a controlling rendszerébe*. Gödöllő: Magyar Agrár- és Élettudományi Egyetem.
14. Gyenge, B., Mészáros, K., & Tari, K. (2019). Üzleti intelligencia (BI) alkalmazása a logisztikában. *Studia Mundi – Economica*, 6(2), 46-58.
15. Hanyecz, L. (2006). *A controlling rendszere*. Budapest: Saldo Pénzügyi Tanácsadó és Informatikai Rt.
16. Horváth & Partners. (2008). *Controlling. Út egy hatékony controllingrendszerhez*. Budapest: CompLex kiadó.
17. Horváth, P., & Dobák, M. (1995). *Controlling: a sikeres vezetés eszköze* (negyedik. kiad.). Budapest: Közgazdasági és Jogi Könyvkiadó.
18. Huang, D. C., & Hu, Q. (2007). Achieving IT-Business Strategic Alignment via Enterprise-Wide Implementation. *Information Systems Management*, 24(2), 173-184.

19. Kachare, A. D., Kharde, R. R., & Dongare, A. D. (2012). Introduction to Artificial Neural Network. *International Journal of Engineering and Innovative Technology*, 2(1), 189-194.
20. Kaplan, R. S., & Norton, D. P. (1992). The Balanced Scorecard - Measures That Drive Performance. *Harvard business review*, 70, 71-79.
21. Kaplan, R. S., & Norton, D. P. (2000). *Balanced Scorecard: Kiegyensúlyozott stratégiai mutatószámrendszer: Eszköz, ami mozgásba hozza a stratégiát*. Budapest: KJK-Kerszöv kiadó.
22. Kaplan, R. S., & Norton, D. P. (2002). *A stratégiaközpontú szervezet – Hogyan lesznek sikeresek a Balanced Scorecard vállalatok az új üzleti környezetben?* Budapest: Panem.
23. Karácsony, G. G. (2023). *Okoseszözök – Okos Jog? A mesterséges intelligencia szabályozási kérdései*. Budapest: Akadémiai Kiadó.
24. Körmendi, L., & Tóth, A. (2011). *A controlling alapjai*. Budapest: Saldo Kiadó.
25. Kristóf, T. (2002). *A mesterséges neurális hálók a jövő kutatás szolgálatában*. Budapest: Budapesti Közgazdaságtudományi és Államigazgatási Egyetem Jövő kutatási Kutatóközpont.
26. Mező, F., & Mező, K. (2019). Interdiszciplináris kapcsolódási lehetőségek a mesterséges intelligenciára irányuló cél-, eszköz- és hatásorientált kutatásokhoz. *Mesterséges intelligencia – interdiszciplináris folyóirat*, 1(1), 9-29. doi:10.35406/MI.2019.1.9
27. Miles, M. B., & Huberman, M. A. (1994). *Qualitative data analysis*. London: Sage.
28. Mills, C. (2017). *Performance Management: A Practical Guide*. Bloomington: AuthorHouse.
29. Mutatószám, indikátor, teljesítménymutató. (2022). Forrás: [https://dtk.tankonyvtar.hu/xmlui/bitstream/handle/123456789/3739/tme\\_mutatoszamo\\_k.pdf?sequence=1&fbclid=IwAR0LEcINSEOPIVtD6qNeKdc0\\_QBu3twrROFdhbX\\_cCdmMW1Gz-OoPxtyu6o](https://dtk.tankonyvtar.hu/xmlui/bitstream/handle/123456789/3739/tme_mutatoszamo_k.pdf?sequence=1&fbclid=IwAR0LEcINSEOPIVtD6qNeKdc0_QBu3twrROFdhbX_cCdmMW1Gz-OoPxtyu6o)
30. Nielsen, M. (2015). *Neural Networks and Deep Learning*. San Francisco: USA: Determination Press.
31. Onan, A. (2022). Bidirectional convolutional recurrent neural network architecture with group-wise enhancement mechanism for text sentiment classification. *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*, 34(5), 2098-2117.
32. Parmenter, D. (2010). *Key performance indicators (KPI): Developing, implementing, and using winning KPIs* (2nd ed.). Hoboken: John Wiley & Sons, Inc.
33. Paulik, L. (2023). A Mesterségesintelligencia-kutatás fejlődése. *Biztonságtudományi Szemle*, 5(3), 133-140.
34. Polyák, I. (2024). A mesterséges intelligencia alkalmazási területei a számvitelben. *Magyar Tudomány*, 185(7), 906–919. doi:10.1556/2065.185.2024.7.8

35. Russell, S. J., & Norvig, P. (2016). *Artificial Intelligence: A Modern Approach* (Third ed.). Harlow: Pearson Education Limited.
36. Searle, J. R. (1980). Minds, brains, and programs. *Behavioral and Brain Sciences*, 3(3), 417-457.
37. Simons, R. (2000). *Performance Measurement and Control Systems for Implementing Strategy*. New Jersey: Prentice Hall.
38. Stake, R. E. (1994). Case Studies. In N. K. Denzin, & Y. S. Lincoln, *Handbook of qualitative research*. Thousand Oaks, California: Sage.
39. Stewart, A. C., & Carpenter-Hubin, J. (2001). The Balanced Scorecard: Beyond Reports and Rankings. *Planning for Higher Education*, 29(2), 37-42.
40. Sütő, D. (2017). A controlling fejlődéstörténete, helye és szerepe a gazdálkodó szervezetekben. *International Journal of Engineering and Management Sciences*, 2(4), 466-477. doi:10.21791
41. Taye, M. M. (2023). Theoretical Understanding of Convolutional Neural Network: Concepts, Architectures, Applications, Future Directions. *Computation*, 11(3), 52. doi:<https://doi.org/10.3390/computation11030052>
42. Thierer, A. D., O'Sullivan, A. C., & Russell, R. (2017). *Artificial Intelligence and Public Policy*. Arlington: Mercatus Center at George Mason University.
43. Thompson, A. A., Peteraf, M. A., Gamble, J. E., & Strickland, A. J. (2016). *Crafting and Executing Strategy: The Quest for Competitive Advantage: Concepts and Cases* (20th ed.). New York: McGraw Hill.
44. Veres, P. (2023). Mesterséges Intelligencia kiválasztása és felhasználási lehetőségei a logisztika területén. *Multidiszciplináris tudományok*, 13(1), 32-41. doi:<https://doi.org/10.35925/j.multi.2023.1.4>
45. Widrow, B., & Lehr, M. A. (1990). 30 years of adaptive neural networks: perceptron, Madaline, and backpropagation. *Proceedings of the IEEE*, 78(9), 1415-1442.
46. Wu, Y.-c., & Feng, J.-w. (2017). Development and Application of Artificial Neural Network. *Wireless Personal Communications*, 102(2), 1645-1656.
47. 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), 1-26. doi:<https://dx.doi.org/10.22161/eec.72.1>
48. Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control*, 8(3), 338–353.
49. Zadeh, L. A. (1978). PRUF—a meaning representation language for natural languages. *International Journal of Man-Machine Studies*, 10(4), 395-460.
50. Zéman, Z. (2016). A kontrolling fejlődésének főbb irányzatai. *Gazdaság és Társadalom*, 2., 77-92.
51. Zéman, Z., & Béhm, I. (2016). *A pénzügyi menedzsment controll elemzési eszköztára*. Budapest: Akadémiai Kiadó.

52. Zéman, Z., & Tóth, A. (2018). *Stratégiai pénzügyi controlling és menedzsment*. Budapest: Akadémiai Kiadó.
53. Zéman, Z., & Vajda, G. (2023). Jövőirányú controlling módszertanok kapcsolata a digitális innovációval. *Válságban a világ* (old.: 6-11.). Budapest: Budapesti Corvinus Egyetem.
54. Zhang, Z. (2018). Artificial Neural Network. In Z. Zhang, *Multivariate Time Series Analysis in Climate and Environmental Research* (pp. 1-35). Beijing: Springer.

## 8 Táblázatok jegyzéke

|                                                                       |    |
|-----------------------------------------------------------------------|----|
| <b>1. táblázat:</b> Kvalitatív és kvantitatív kutatás jellemzői ..... | 26 |
| <b>2. táblázat:</b> A KPI-ok a BSC modellben és a képleteik .....     | 30 |
| <b>3. táblázat:</b> KPI-ok súlyozása .....                            | 37 |
| <b>4. Táblázat:</b> Terv-tény értékek.....                            | 38 |
| <b>5. Táblázat:</b> KPI-ok értékelése.....                            | 40 |
| <b>6. Táblázat:</b> KPI-ok súlyozott értékének meghatározása.....     | 41 |
| <b>7. Táblázat:</b> A BSC szempontok értékelése.....                  | 42 |
| <b>8. Táblázat:</b> Csúcsmutató értékelése.....                       | 42 |

## 9 Ábrák jegyzéke

|                                                                                   |    |
|-----------------------------------------------------------------------------------|----|
| 1. ábra: A természetes idegsejt szerkezete és annak mesterséges modellezése. .... | 21 |
| 2. ábra: A neurális háló felépítése .....                                         | 22 |
| 3. ábra: Tagsági függvény .....                                                   | 39 |