

# Az idegrendszer és a mesterséges intelligencia kapcsolatának tanítása a gimnáziumi biológiaoktatásban

NAGY MELINDA – VÉGH LADISLAV – TAKÁČ ONDREJ

## Teaching the Relationship Between the Nervous System and Artificial Intelligence in High School Biology Education

### Abstract

This study examines the didactic possibilities of teaching the relationship between the biological nervous system and artificial neural networks in upper-secondary biology education. The paper starts from the premise that comparing biological and artificial neural systems is pedagogically productive only if similarities are interpreted together with the limits of the analogy. The theoretical part briefly reviews the biological foundations of neuron structure and function, membrane and action potentials, synaptic transmission, and synaptic plasticity, and contrasts these with the core concepts of artificial neural networks, including inputs, weights, bias, activation, and backpropagation. Building on this foundation, the study argues that the topic can function as an interdisciplinary teaching unit in upper-secondary biology education, especially in the teaching of physiology, the nervous system, and human biology. Its pedagogical value lies in supporting conceptual precision, model-based reasoning, network thinking, and critical reflection on artificial intelligence. At the same time, the paper identifies typical teaching difficulties, including students' misconceptions about the relationship between the brain and AI, the risk of misleading analogies, and the high conceptual load of the topic. The study concludes that the joint treatment of biological and artificial neural networks can be a valuable biology-methodological approach if teaching is based on gradual concept building, explicit comparison, and the critical discussion of misconceptions.

**Keywords:** biology education; artificial intelligence; neural networks; nervous system; model-based thinking; analogy; misconceptions; AI literacy

**Subject-Affiliation in New CEEOL:** Social Sciences – Education – School Education

**DOI:** 10.36007/eruedu.2026.1.056-066

## 1. Bevezetés

Az idegrendszer működésének hálózati szemlélete az elmúlt évszázad során fokozatosan a biológia, a fiziológia, a pszichológia és a számítástudomány egyik közös nyelvivé vált. Az a felismerés, hogy a magasabb rendű idegműködések nem egyetlen központ vagy egyetlen sejt teljesítményéből, hanem sok milliárd sejt szervezett és dinamikus együttműködéséből erednek, alapvetően formálta át az intelligenciáról alkotott tudományos képet. A modern mesterséges intelligencia bizonyos

irányzatai ebből a hálózati gondolkodásból merítettek inspirációt, amikor a biológiai neuronok működését matematikai absztrakció formájában kezdték reprezentálni (McCulloch – Pitts 1943; Rosenblatt 1958; Goodfellow et al. 2016).

A téma oktatástudományi jelentősége kettős. Egyfelől a neurális hálózatok fogalma ma már nem csupán tudományos, hanem közéleti és technológiai kategória is: a tanulók a mesterséges intelligencia különböző megnyilvánulásaival naponta találkozhatnak. Másfelől a témakör lehetőséget kínál arra, hogy a klasszikus élettani tartalmakat a 21. századi digitális kultúra kérdéseivel kapcsoljuk össze. A biológiai és a mesterséges hálózatok összevetése ezért nem pusztán motivációs eszköz, hanem olyan didaktikai helyzet, amelyben a modell, az analógia és a tudományos redukció fogalma is reflektáltan tanítható (Duit 1991; Long – Magerko 2020; Ng et al. 2021).

A jelen tanulmány alapfeltevése szerint az oktatásban a neurális hálózatok tárgyalása akkor válik igazán termékennyé, ha a biológiai alapok bemutatását nem technológiai illusztráció követi, hanem szisztematikus összehasonlítás. Ennek során explicitté kell tenni mindazt, ami a két rendszer között hasonlóságként értelmezhető, és mindazt is, ami csak metaforikus vagy erősen leegyszerűsített megfeleltetés. E szemlélet különösen fontos egy olyan tudományos közegben, ahol a mesterséges intelligenciával kapcsolatos nyelvhasználat gyakran antropomorfizáló és pedagógiai félrevezető (Bewersdorff et al. 2023).

Jelen tanulmány célja nem pusztán a biológiai és mesterséges neurális hálózatok elméleti összevetése, hanem annak bemutatása, hogy e téma milyen módon építhető be a biológiaoktatásba, különös tekintettel a fogalomalkotásra, az analógiák didaktikai szerepére és a mesterséges intelligenciával kapcsolatos kritikai gondolkodás fejlesztésére.

## 2. Elméleti háttér

### 2.1. A neuron mint szerkezeti és működési alapegység

A neuron az idegrendszer speciális, ingerelhető sejtje, amely jelek felvételére, integrálására, továbbítására és más sejtek felé történő átadására képes. Morfológiailag a dendritek, a sejttest, az axon és a szinaptikus végződések különíthetők el. A dendritek főként a bemenetek fogadását szolgálják, a sejttest az integráció helye, az axon az akciós potenciál vezetésének útja, míg a szinaptikus végződések a kimeneti kapcsolatok régiói. A neuron azonban nem passzív vezető, hanem aktív feldolgozó egység: működését ioncsatornák, receptorok, transzporterek, másodlagos hírvivő folyamatok és metabolikus feltételek összetett rendszere határozza meg (Kandel et al. 2021; Purves et al. 2018).

Ez a komplexitás oktatástudományi szempontból azért lényeges, mert a mesterséges neuron bemutatásakor könnyen kialakulhat az a benyomás, mintha a biológiai neuron már eleve „számítási egységként” volna értelmezhető. Valójában a mesterséges neuron csupán redukált reprezentáció, amely a biológiai működés néhány általános vonását ragadja ki, miközben elveszíti annak sejtani és élettani gazdagságát (Dayan – Abbott 2001).

## 2.2. Membránpotenciál, akciós potenciál és ingerületvezetés

A neuron ingerelhetőségének alapja a membrán két oldala között fennálló potenciálkülönbség. A nyugalmi membránpotenciál a sejtthártya szelektív permeabilitásának, az ionok egyenlőtlen eloszlásának, valamint a  $\text{Na}^+/\text{K}^+$ -pumpa és a szivárgási csatornák működésének együttes következménye. Ha megfelelő erősségű inger hatására a depolarizáció eléri a küszöbszintet, akciós potenciál jön létre, amelyet repolarizáció és gyakran hiperpolarizáció követ. Az akciós potenciál klasszikus „minden vagy semmi” jelenség, vagyis létrejötte küszöbfeltételhez kötött, amplitúdója pedig az adott sejt élettani paramétereiből következik (Hodgkin – Huxley 1952; Kandel et al. 2021).

Az egyszer létrejött akciós potenciál az axon mentén tovaterjed. Nem mielinizált rostokban a vezetés folytonos, mielinizált rostokban pedig szaltatórikus, azaz a depolarizáció döntően a Ranvier-befűződések területén újul meg. A myelinhüvely ezért nem csupán anatómiai sajátosság, hanem a vezetési sebességet és az energiateljesítést alapvetően befolyásoló adaptáció. Az idegvezetés energetikai vonatkozásai különösen figyelemre méltók: az idegrendszeri jelátvitel nagy energiagigénnyel jár, ugyanakkor a biológiai rendszer rendkívül takarékos szerveződésű az egész szervezet szintjén (Attwell – Laughlin 2001).

## 2.3. Szinapszisok, hálózati integráció és plaszticitás

Az idegrendszer hálózati jellege a szinapszisok sokféleségében válik megragadhatóvá. Elektromos szinapszisok esetén közvetlen ionáramlás történik réskapcsolatokon keresztül; kémiai szinapszisokban a preszinaptikus végződés neurotranszmittert szabadít fel, amely a posztzinaptikus membrán receptoraihoz kötődve serkentő, gátló vagy moduláló hatást válthat ki. A neuron „döntése” tehát nem egyetlen inputtól függ, hanem sok ezer eltérő erősségű és jellegű hatás térbeli és időbeli integrációjából áll össze az axoneredési domb környezetében (Bear et al. 2020; Kandel et al. 2021).

A tanulás neurobiológiai szempontból szorosan összefügg a szinaptikus plaszticitással. Az együtt aktiválódó neuronok kapcsolata tartósan megerősödhet, míg más kapcsolatok gyengülhetnek; ezt a szemléletet a Hebb-elv klasszikusan összegzi. A hosszú távú potenciálás és a hosszú távú depresszió mögött receptorforgalom, vezikulafelszabadulás, dendrittüske-átalakulás és génexpressziós folyamatok állnak. E jelenségek arra hívják fel a figyelmet, hogy a biológiai tanulás nem különálló „tréningfázisban” zajlik, hanem a működésbe ágyazott, folyamatos adaptációként (Hebb 1949; Bliss – Lømo 1973; Malenka – Bear 2004).

## 2.4. A mesterséges neurális hálózatok fogalmi kerete

A mesterséges neurális hálózatokban az alapegység olyan matematikai modell, amely több bemenetet fogad, ezekhez súlyokat rendel, majd a súlyozott összeget egy konstans eltolással módosítja, végül aktivációs függvényen keresztül kimenetet állít elő. A klasszikus leírás:  $y = f(w \cdot x + b)$ . A súly azt jelöli, hogy az adott bemenet milyen mértékben járul hozzá a kimenethez; a bias a küszöbfeltételeket eltoló konstans; az aktivációs függvény pedig a hálózat nemlinearitásának forrása (Goodfellow et al. 2016).

Fontos hangsúlyozni, hogy e fogalmak biológiai megfelelői csak részleges analógiák. A szinaptikus hatás erőssége közelíthető a súly fogalmával, a bias pedig nagyon távoli értelemben a küszöbszint vagy az alap ingerlékenység irányába mutat. Maga az axoneredési domb azonban egyiknek sem felel meg önmagában; inkább az összegzés és a döntés helyeként értelmezhető. Az ilyen különbségtételek didaktikailag kulcsfontosságúak, mert megakadályozzák, hogy a modell és a valóság szintje összeecsússzon (Lillicrap et al. 2020).

A mesterséges hálózatok tanulása tipikusan optimalizációs probléma formájában jelenik meg. A hálózat a bemenetből kimenetet képez, azt összeveti a kívánt kimenettel, majd a hiba alapján módosítja a paramétereit. A legelterjedtebb eljárás a backpropagation, amely a hiba gradiensének visszaterjesztésén alapul. Bár ez rendkívül hatékony technikai megoldás, biológiai megfelelője nem ismert olyan közvetlen formában, ahogyan a mélytanulási rendszerekben megvalósul (Rumelhart et al. 1986; Lillicrap et al. 2020).

A fenti elméleti háttér alapján megállapítható, hogy a biológiai idegrendszer és a mesterséges neurális hálózatok közötti kapcsolat csak korlátozott értelemben írható le megfeleltetésként. A biológiai neuron és a mesterséges neuron közötti párhuzamok didaktikailag hasznosak lehetnek, ugyanakkor csak akkor támogatják a mélyebb megértést, ha a tanítás során a leegyszerűsítés természetét és határait is explicitté tesszük. Ebből következően a kérdés nem pusztán az, hogy mit kell tudni a neurális hálózatokról, hanem az is, hogy miként tanítható ez a témakör a biológiaoktatásban úgy, hogy egyszerre szolgálja a diszciplináris pontosságot, a fogalmi tisztázást és a korszerű technológiai tájékozottságot.

### 3. A témakör tanításának didaktikai kérdései

#### 3.1. A téma helye a biológiaoktatásban

A biológiai és mesterséges neuronhálózatok összehasonlító tárgyalása több ponton is szervesen kapcsolható a biológiaoktatás tartalmi rendszeréhez. Elsődlegesen az élettan és az idegrendszer témakörében nyer helyet, hiszen a neuron szerkezete, a membránpotenciál, az akciós potenciál, az ingerületvezetés és a szinaptikus jelátvitel a klasszikus neurofiziológiai tartalmak közé tartoznak. Ugyanakkor az embertan tanításában is releváns, mivel az emberi idegrendszer működésének, a tanulás biológiai alapjainak és a magasabb rendű idegműködések értelmezésének korszerű kontextusát kínálja.

A témakör didaktikai értéke abban is rejlik, hogy alkalmas a biológia és az informatika közötti interdiszciplináris kapcsolatok tudatosítására. A mesterséges neurális hálózatok bevonása révén a biológiaoktatás kiléphet a szűken vett diszciplináris keretből, miközben továbbra is megőrzi saját fogalmi pontosságát. Ez azonban csak akkor válik módszertanilag termékennyé, ha a tanítás nem technológiai illusztrációként használja az MI-t, hanem a biológiai és mesterséges modellek közötti hasonlóságokat és különbségeket egyaránt reflektáltan tárgyalja.

Ebből következően a neurális hálózatok témája nem pusztán korszerű kiegészítése lehet a biológiaórának, hanem olyan tartalmi csomópont, amelyen keresztül a

tanulók egyszerre fejleszthetik diszciplináris tudásukat, összehasonlító gondolkodásukat és tudományértelmező kompetenciáikat.

### 3.2. Tanulási célok

A biológiai és mesterséges neuronhálózatok összehasonlító feldolgozása több, egymással összefüggő tanulási cél megvalósítására alkalmas. Az elsődleges cél a neuron működésének mélyebb megértése. A tanulók számára a neurofiziológiai folyamatok gyakran absztraktak és nehezen szemléletesek; a mesterséges neuron modellje bizonyos esetekben segítheti az információfeldolgozás, az összegzés és a küszöbfeltétel alapgondolatának megragadását. Ezt azonban mindig a biológiai sajátosságok hangsúlyozásával kell kísérni.

A második fontos cél a biológiai és mesterséges modellek megkülönböztetésének fejlesztése. A tanulóknak meg kell érteniük, hogy a mesterséges neuron nem a biológiai neuron másolata, hanem leegyszerűsített matematikai reprezentáció.

A harmadik tanulási cél a hálózati gondolkodás erősítése. Mind a biológiai idegrendszer, mind a mesterséges neurális hálózatok esetében az egész működése nem egyetlen elem tulajdonságából, hanem az összekapcsolt egységek dinamikus mintázataiból érthető meg.

A negyedik cél a mesterséges intelligenciával kapcsolatos kritikai tájékozottság fejlesztése. A tanulóknak nemcsak az MI létezéséről kell tudniuk, hanem arról is, hogy az ilyen rendszerek modellekre, egyszerűsítésekre és meghatározott működési elvekre épülnek.

### 3.3. Tipikus tévképzetek

A témakör tanításának egyik legfontosabb módszertani kérdése a tipikus tévképzetek elővételezése és kezelése. Az egyik leggyakoribb félreértés az a leegyszerűsítő elképzelés, hogy „a mesterséges intelligencia ugyanúgy működik, mint az agy”. Ez az állítás pedagógiailag vonzó, mert gyorsan érthetőnek tűnik, tudományosan azonban pontatlan.

Ugyancsak gyakori tévképzet, hogy a bias valamiféle konkrét biológiai alkatrésznek felel meg. A bias valójában a mesterséges neuron modelljében szereplő küszöbérték konstans; biológiai analógiája legfeljebb nagyon távoli és részleges lehet.

Hasonlóképpen félrevezető az a felfogás, hogy a mesterséges neuron valódi neuronmásolat. A mesterséges neuron csupán néhány absztrakt működési elv formalizált reprezentációja, és nem őriz meg a biológiai neuron sejtjének és élettani összetettségét.

Végül külön figyelmet érdemel az a tévképzet, hogy az agyi tanulás ugyanaz, mint a mesterséges hálózatok paramétermódosítása. A tanítás során ezért tudatosan el kell különíteni egymástól a biológiai tanulás folyamatait és a mesterséges rendszerek technikai tanulási eljárásait.

### 3.4. Módszertani javaslatok

A téma feldolgozásához olyan módszerek szükségesek, amelyek egyszerre támogatják a fogalmi tisztázást és a kritikai összehasonlítást. Ennek egyik legegyszerűsített

rűbb és leghatékonyabb eszköze az összehasonlító feldolgozás, amely a biológiai és mesterséges neuronhálózatok elemeit nem azonosítja, hanem funkcionális párhuzamok és lényeges különbségek mentén rendezi egymás mellé.

Kiemelt szerepet kaphat az analógiák kritikai elemzése is. A tanulók számára kifejezetten hasznos lehet, ha nemcsak azt vizsgálják, miben hasonlít a két rendszer, hanem azt is, hogy hol válnak a párhuzamok félrevezetővé.

A tanórai vita szintén eredményes eljárás lehet, különösen olyan kérdések esetén, mint például: „Tekinhető-e a mesterséges intelligencia gondolkodónak?” vagy „Miben félrevezető az a kijelentés, hogy az MI az agy másolata?” Az ilyen viták nemcsak az ismeretek elmélyítését, hanem a tudományos érvelés fejlesztését is szolgálják.

Az ábraértelmezés a témakörben különösen fontos, mivel mind a neurofiziológiai, mind a mesterséges intelligenciával kapcsolatos modellek jelentős mértékben vizuális reprezentációkra épülnek. A tanulóknak ezért nemcsak olvasniuk kell tudni ezeket az ábrákat, hanem kritikusan is értelmezniük kell őket.

A problémaalapú feldolgozás és a projektfeladatok magasabb szinten kapcsolhatják össze a biológiai, technológiai és társadalmi dimenziókat. Például egy projektfeladat épülhet arra, hogy a tanulók készítsenek oktatási segédanyagot a biológiai és mesterséges neuron összehasonlításáról, vagy elemezzenek kritikai szempontból egy médiában megjelenő MI-állítást.

### **3.5. A témakör tágabb oktatási jelentősége**

A biológiai és mesterséges neuronhálózatok közös tárgyalása a biológiaoktatásban nemcsak egy új, korszerű tematikus elem bevezetését jelenti, hanem hozzájárulhat a természettudományos műveltség tágabb értelmezéséhez is. A témakör lehetőséget ad arra, hogy a tanulók a biológiai tartalmakat ne elszigetelt ismeretegységeként, hanem más tudományterületekkel összefüggésben értelmezzék.

A neurális hálózatok témája alkalmas arra, hogy a biológiaoktatás kapcsolatot teremtsen a digitális műveltség, a technológiai tájékozottság és a kritikai gondolkodás fejlesztésével. A biológiai és mesterséges neuronhálózatok összevetése a biológiaórán így nem csupán szemléltető funkciót tölt be, hanem a jelenkori technológiai jelenségek értelmezésének egyik lehetséges iskolai keretévé válik.

Mindezek alapján a neurális hálózatok témája a gimnáziumi biológiaoktatásban olyan korszerű tartalmi és módszertani lehetőségként értelmezhető, amely egyszerre támogatja a biológiai tudás elmélyítését, a digitális-technológiai jelenségek kritikai értelmezését és a tudományterületek közötti összefüggések felismerését.

### **3.6. Javasolt tanítási modell a témakör feldolgozásához gimnáziumban**

A biológiai és mesterséges neuronhálózatok témájának gimnáziumi feldolgozása akkor lehet didaktikailag eredményes, ha a tanítás a biológiai alapfogalmakból indul ki, és csak ezt követően vezeti át a tanulókat a mesterséges neurális hálózatok modelljéhez. E megközelítés alapja az a felismerés, hogy a tanulók számára a mesterséges intelligencia fogalma többnyire már az iskolai feldolgozás előtt is jelen van, de rendszerint hétköznapi, leegyszerűsítő vagy részben antropomorf elképzelések formájában. A tanítás ezért nem korlátozódhat új fogalmak bemutatására, hanem

tudatosan építenie kell a fogalmi tisztázásra, az analógiák kontrollált használatára és a tévképzetek megbeszélésére. Ez összhangban áll azzal a didaktikai megfontolással, hogy az analógiák csak akkor támogatják a fogalomépítést, ha a megfelelések mellett az eltérések is explicitté válnak (Duit 1991). Emellett az AI literacy szakirodalma is hangsúlyozza, hogy a mesterséges intelligenciával kapcsolatos iskolai tanuláshoz nem pusztán az eszközök felismerésére, hanem azok működési elveinek és korlátainak értelmezésére is ki kell terjednie (Long – Magerko 2020; Ng et al. 2021).

A modell elsődleges célcsoportját a gimnáziumi tanulók jelentik, különösen azok az évfolyamok, amelyekben az idegrendszer, az ingerületvezetés, az emberi szervezet szabályozása vagy a tanulás biológiai alapjai szerepelnek a tananyagban. A feldolgozás sikerességéhez szükséges, hogy a tanulók már rendelkezzenek a neuron alapvető szerkezetének ismeretével, valamint a nyugalmi és akciós potenciál, illetve az ingerületvezetés alapfogalmaival. E kiindulási pont azért lényeges, mert a biológiai és mesterséges rendszerek közötti összehasonlítás csak akkor lehet érvényes és didaktikailag produktív, ha a biológiai tartalom nem marad pusztán felszíni előismeret.

A javasolt tanítási modell több egymással összefüggő tanulási célt követ. Egyrészt a biológiai neuron működésének mélyebb megértését kívánja elősegíteni, különösen az inputok fogadása, az integráció, a küszöbfeltétel és a jelátadás szempontjából. Másrészt lehetőséget teremt a mesterséges neuron alapfogalmainak – például a bemenet, a súly, a bias és az aktiváció – bevezetésére. Harmadrészt támogatja annak felismerését, hogy a mesterséges neuron nem a biológiai neuron másolata, hanem erősen leegyszerűsített matematikai modellje. Végül a feldolgozás hozzájárulhat a hálózati gondolkodás és a mesterséges intelligenciával kapcsolatos kritikai tájékozottság fejlődéséhez is, ami különösen fontos az MI-ről szóló leegyszerűsítő társadalmi és médiabeli diskurzusok közegében (Bewersdorff et al. 2023).

Módszertani szempontból a feldolgozás akkor lehet a legeredményesebb, ha többféle tanulásszervezési eljárás kapcsolódik össze. A rövid tanári magyarázatot célszerű vezetett összehasonlítással, ábraértelmezéssel, páros vagy csoportmunkával, valamint reflektív megbeszéléssel kombinálni. Különösen hasznosak az olyan összehasonlító feladatok, amelyek lehetővé teszik, hogy a tanulók a biológiai és mesterséges neuronhálózatok elemeit ne automatikus megfeleltetésként, hanem funkcionális párhuzamok és lényeges különbségek mentén rendezzék egymás mellé. Az ilyen típusú feldolgozás nemcsak a fogalmi tisztázást segíti, hanem azt is, hogy a tanulók tudatosabban viszonyuljanak a modellekhez és azok korlátaikhoz.

Az eszközrendszer viszonylag egyszerű lehet, de a vizuális reprezentációk kiválasztása különös körültekintést igényel. A biológiai neuron sematikus ábrája, a mesterséges neuron egyszerűsített modellje, valamint az összehasonlító munkalap egyaránt fontos szerepet játszhat a feldolgozásban. Ugyanakkor kerülni kell azokat az ábrákat, amelyek túlzott biológiai megfeleltethetőséget sugallnak, mert ezek erősíthetik azt a félreértést, hogy a mesterséges neurális hálózat a biológiai idegrendszer közvetlen másolata.

A tanulói tevékenységek célszerűen egymásra épülő szakaszokban szervezhe-

tők. A feldolgozás első lépéseként a tanulók röviden ismétlik a biológiai neuron szerkezeti és működési alapjait. Ezt követi a mesterséges neuron modelljének bemutatása, majd a két rendszer összehasonlítása, különösen a bemenet, az integráció, a küszöbfeltétel, a kimenet és a tanulás fogalmának mentén. A következő szakaszban a tanulók a tanár irányításával megbeszélik a tipikus tévképzeteket, például azt, hogy az MI „ugyanúgy működik, mint az agy”, hogy a bias valamely konkrét biológiai alkatrésznek felel meg, vagy hogy a mesterséges hálózatok tanulása azonos volna az agyi tanulással. A feldolgozás záró szakaszában rövid reflexiós feladat alkalmazható, például arra a kérdésre építve, hogy miért nem azonos a mesterséges intelligencia az aggyal.

Az értékelés ebben a modellben elsősorban formatív jellegű. A tanár visszajelzést adhat az összehasonlító feladatokra, az ábraértelmezésekre, a csoportos megbeszélés során megjelenő érvelésekre és a reflexiós válaszokra. Emellett rövid szummatív feladat is beépíthető, például olyan formában, hogy a tanulók megneveznek néhány lényeges hasonlóságot és különbséget a biológiai és mesterséges neuron között, illetve röviden indokolják, miért pontatlan az a kijelentés, hogy a mesterséges intelligencia az emberi agy másolata.

A javasolt modell rövid órablokk formájában is megvalósítható. Ennek során először a biológiai neuron ismétlése történik meg, majd a mesterséges neuron modelljének bemutatása következik. Ezután a tanulók azonosítják a hasonlóságokat és a különbségeket, megbeszélik a tipikus tévképzeteket, végül reflexiós zárásként választ adnak arra a kérdésre, hogy „Miért nem azonos az MI az aggyal?” Az ilyen szerkezetű feldolgozás előnye, hogy a biológiai tudás elmélyítését közvetlenül kapcsolja össze a modellalapú gondolkodás és a kritikai technológiai tájékozottság fejlesztésével.

## 4. Megvitatás

A tanulmányban javasolt megközelítés jól illeszkedik ahhoz a nemzetközi oktatási irányhoz, amely szerint a mesterséges intelligencia iskolai tanítása akkor válik pedagógiailag eredményessé, ha nem elszigetelt technológiai tartalomként, hanem valamely meglévő diszciplináris tudásterületbe ágyazva jelenik meg. A közoktatási mesterségesintelligencia-oktatás nemzetközi szakirodalma arra utal, hogy az AI-val kapcsolatos tanulás tartalmasabb lehet akkor, ha a feldolgozás nem pusztán alkalmazásbemutatásra épül, hanem meglévő fogalmi keretekhez is kapcsolódik (Wong et al. 2020; Steinbauer et al. 2021). Ebből a szempontból a biológiai idegrendszer és a mesterséges neurális hálózatok összehasonlító tanítása kedvező didaktikai keretet teremt, mert a mesterséges intelligencia értelmezését a tanulók számára már ismert biológiai fogalmakhoz köti.

A javasolt modell egyik legfontosabb erőssége, hogy a tanítást a biológiai neuron működésének megértéséből indítja ki, és csak ezt követően vezeti át a tanulókat a mesterséges modell világába. Ez a fokozatos építkezés összhangban áll azokkal a nemzetközi megfontolásokkal, amelyek szerint az AI-val kapcsolatos iskolai tanulást fejlődési szinthez és előzetes tudáshoz illesztett fogalmi előkészítéssel cél-

szerű megvalósítani (Lane 2023). A tanulmányban bemutatott megközelítés ilyen értelemben nem csupán témakapcsolást valósít meg, hanem didaktikailag indokolt tanulási sorrendet is kínál.

A szakirodalom alapján az AI oktatásának egyik visszatérő nehézsége, hogy a tanulók már az iskolai feldolgozás előtt is leegyszerűsítő vagy antropomorf elképzelésekkel rendelkezhetnek a mesterséges intelligenciáról. Az ilyen előfeltevések korrekciója nélkül a tanulás könnyen felszínes marad. Az AI-ról szóló iskolai munkák gyakran hangsúlyozzák a modellek működésének és korlátainak reflektált feldolgozását, ami összhangban van a jelen tanulmányban javasolt megközelítéssel (Tedre et al. 2021; Bewersdorff et al. 2023). A jelen cikkben javasolt összehasonlító feladatok, reflexiós kérdések és tévképzet-megbeszélések ezt a célt szolgálják.

A nemzetközi AI-oktatási szakirodalom egyre hangsúlyosabban mutat rá arra is, hogy a tanárok felkészültsége döntő tényező az ilyen tartalmak minőségi bevezetésében. Az AI-hoz kapcsolódó technológiai, pedagógiai és tartalmi tudás integrációja különösen igényes feladat, mert a tanárnak egyszerre kell ismernie a tématerület alapjait, a tanulók tipikus nehézségeit és azokat a reprezentációkat, amelyek az absztrakt tartalmat taníthatóvá teszik. Empirikus vizsgálatok szerint a tanárok AI-oktatásra való felkészültsége és attitűdjei jelentős mértékben befolyásolják, milyen mélységben és milyen pedagógiai minőségben jelenik meg a téma az iskolában (Yue et al. 2024).

A szakirodalom alapján az AI-val kapcsolatos iskolai tanulás akkor válik különösen értékesé, ha nem pusztán technológiai készségeket vagy eszközhasználatot közvetít, hanem hozzájárul a kritikai értelmezéshez, a rendszerben való gondolkodáshoz és a tudományterületek közötti kapcsolatok felismeréséhez (Wong et al. 2020; Steinbauer et al. 2021). A neurális hálózatok biológiai és mesterséges változatainak párhuzamos tárgyalása ebből a szempontból különösen előnyös, mert a tanulók számára jól láthatóvá teszi, hogy a modern technológiai rendszerek mögött is modellek, absztrakciók és tudományos egyszerűsítések állnak.

Összességében a nemzetközi szakirodalommal összevetve megállapítható, hogy a tanulmányban bemutatott biológia-módszertani megközelítés pedagógiaileg megalapozott és korszerű. Erőssége, hogy az AI-val kapcsolatos iskolai tartalmakat diszciplináris alapokra építi, tudatosan kezeli a tévképzeteket, és a technológiai érdeklődést a biológiai fogalmak mélyebb megértésének szolgálatába állítja. Korlátja ugyanakkor, hogy sikeres megvalósítása felkészült tanárt, gondosan megválasztott reprezentációkat és fokozatos fogalmi építkezést igényel.

## 5. Következtetések

A biológiai idegrendszer és a mesterséges neurális hálózatok összehasonlító tárgyalása a biológiaoktatásban olyan interdiszciplináris tanítási egységként értelmezhető, amely képes összekapcsolni a klasszikus élettani ismereteket a jelenkori technológiai környezet kérdéseivel.

A tanulmány alapján a téma különösen alkalmas a fogalmi pontosság, a modellalapú gondolkodás és a hálózati szemlélet fejlesztésére. Emellett támogatja a

mesterséges intelligenciával kapcsolatos kritikai tájékozottság kialakítását is, mivel a tanulók felismerhetik, hogy a mesterséges neurális hálózatok csak részleges, leegyszerűsített modelljei a biológiai idegrendszernek.

Módszertani szempontból a neurális hálózatok gimnáziumi feldolgozása akkor lehet eredményes, ha a tanítás a fokozatos fogalmi építkezésre, az összehasonlító szemléletre, az analógiák tudatos kontrolljára és a tévképzetek explicit megbeszélésére épül.

Összességében a téma a gimnáziumi biológiaoktatásban nemcsak tartalmi újjátásként, hanem módszertani fejlesztési lehetőségként is jelentős.

### Köszönetnyilvánítás

A publikációt a KEGA 011PU-4/2024 számú projekt támogatta, „Innovation of Methods and Forms of University Teaching in the Subject of Physiology of Animals and Humans”.

### Irodalom

Attwell, D. – Laughlin, S. B. (2001): An energy budget for signaling in the grey matter of the brain. *Journal of Cerebral Blood Flow & Metabolism*, 21(10), 1133–1145. <https://doi.org/10.1097/00004647-200110000-00001>

Bear, M. F. – Connors, B. W. – Paradiso, M. A. (2020): *Neuroscience: Exploring the brain* (4th ed.). Jones & Bartlett Learning.

Bewersdorff, A. – Zhai, X. – Roberts, J. – Nerdel, C. (2023): Myths, mis- and preconceptions of artificial intelligence: A review of the literature. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 4, 100143. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2023.100143>

Bliss, T. V. P. – Lømo, T. (1973): Long-lasting potentiation of synaptic transmission in the dentate area of the anaesthetized rabbit following stimulation of the perforant path. *The Journal of Physiology*, 232(2), 331–356. <https://doi.org/10.1113/jphysiol.1973.sp010273>

Dayan, P. – Abbott, L. F. (2001): *Theoretical neuroscience: Computational and mathematical modeling of neural systems*. MIT Press.

Duit, R. (1991): On the role of analogies and metaphors in learning science. *Science Education*, 75(6), 649–672. <https://doi.org/10.1002/sce.3730750606>

Goodfellow, I. – Bengio, Y. – Courville, A. (2016): *Deep learning*. MIT Press. <https://www.deeplearningbook.org/>

Hebb, D. O. (1949): *The organization of behavior: A neuropsychological theory*. Wiley.

Hodgkin, A. L. – Huxley, A. F. (1952): A quantitative description of membrane current and its application to conduction and excitation in nerve. *The Journal of Physiology*, 117(4), 500–544. <https://doi.org/10.1113/jphysiol.1952.sp004764>

Kandel, E. R. – Koester, J. D. – Mack, S. H. – Siegelbaum, S. A. (Eds.) (2021): *Principles of neural science* (6th ed.). McGraw Hill.

Lane, H. C. (2023): Commentary for the International Journal of Artificial Intelligence in Education special issue on K-12 AI education. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 33(2), 427–438. <https://doi.org/10.1007/s40593-023-00359-w>

- Lillicrap, T. P. – Santoro, A. – Marris, L. – Akerman, C. J. – Hinton, G. (2020): Back-propagation and the brain. *Nature Reviews Neuroscience*, 21(6), 335–346. <https://doi.org/10.1038/s41583-020-0277-3>
- Long, D. – Magerko, B. (2020): What is AI literacy? Competencies and design considerations. In *Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. Association for Computing Machinery, 1–16. <https://doi.org/10.1145/3313831.3376727>
- Malenka, R. C. – Bear, M. F. (2004): LTP and LTD: An embarrassment of riches. *Neuron*, 44(1), 5–21. <https://doi.org/10.1016/j.neuron.2004.09.012>
- McCulloch, W. S. – Pitts, W. (1943): A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5, 115–133. <https://doi.org/10.1007/BF02478259>
- Ng, D. T. K. – Leung, J. K. L. – Chu, S. K. W. – Qiao, M. S. (2021): Conceptualizing AI literacy: An exploratory review. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 2, 100041. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2021.100041>
- Purves, D. – Augustine, G. J. – Fitzpatrick, D. – Hall, W. C. – Lamantia, A.-S. – Mooney, R. D. – Platt, M. L. – WHITE, L. E. (2018): *Neuroscience* (6th ed.). Oxford University Press.
- Rosenblatt, F. (1958): The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review*, 65(6), 386–408. <https://doi.org/10.1037/h0042519>
- Rumelhart, D. E. – Hinton, G. E. – Williams, R. J. (1986): Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, 323, 533–536. <https://doi.org/10.1038/323533a0>
- Steinbauer, G. – Kandlhofer, M. – Chklovski, T. – Heintz, F. – Koenig, S. (2021): *Education in Artificial Intelligence K-12. KI – Künstliche Intelligenz*, 35(2), 127–129. <https://doi.org/10.1007/s13218-021-00734-6>
- Tedre, M. – Toivonen, T. – Kahila, J. – Vartiainen, H. – Valtonen, T. – Jormanainen, I. – Pears, A. (2021): Teaching Machine Learning in K–12 Classroom: Pedagogical and Technological Trajectories for Artificial Intelligence Education. *IEEE Access*, 9, 110558–110572. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3097962>
- Wong, G. K. W. – Ma, S. – Dillenbourg, P. – Huh, J. (2020): Broadening artificial intelligence education in K-12. *ACM Inroads*, 11(1), 20–29. <https://doi.org/10.1145/3381884>
- Yue, M. – Jong, M. S.-Y. – Ng, D. T. K. (2024): Understanding K–12 teachers' technological pedagogical content knowledge readiness and attitudes toward artificial intelligence education. *Education and Information Technologies*, 29(15), 19505–19536. <https://doi.org/10.1007/s10639-024-12621-2>