

Prószéky Gábor

## A nyelvtudomány találkozásai a gépi intelligenciával

### 1. Bevezetés

Ha az intelligenciát nem is könnyű definiálni, az agy tárolási képességének becslésére történtek már kísérletek. Az emberi agy hozzávetőleges kapacitása ugyanis mintegy 1100 milliárd ( $= 10^{11}$ ) neuron, amit megszorozhatunk az egyes neuronokból kiinduló kb. 1000 ( $= 10^3$ ) kapcsolattal: ennek alapján több mint  $10^{14}$  kapcsolat van az agyban, és ez még megszorozható kapcsolatonként mintegy 10 bájt szinapszisztípustól függő információval. Ez a kapacitás tehát kb.  $10^{15}$  bájt, azaz petabájt nagyságrendű, ami 1000 terrabájt, vagyis 1000 trillió bit. Ennek a számmisztikaszzerű számolásnak önmagában természetesen nincs sok értelme, de azon mindenképp érdemes elgondolkozni, hogy már a nyolcvanas évek legelterjedtebb személyi számítógépe, a Commodore 64 memóriájában (!) is volt 64 kilobájt, ami ugye kicsit kevesebb, mint 64 000 bájt, ami meg valamivel több, mint 500 000 bit, tehát a C64-nek több mint  $2^{500\,000}$  lehetséges állapota volt. Ez a szám iszonyú nagy:  $2^{500\,000} = 2^{10 \cdot 50\,000} \approx 10^{3 \cdot 50\,000} = 10^{150\,000}$ , ami elmondhatatlan mértékben meghaladja a fent kapott  $10^{15}$ -öt. Mégis, mindezek a felfoghatatlanul nagy számok nem jelentenek az emberével semmilyen szempontból sem összehasonlítható képességet: a C64 teljesítményét a rajta futó egyszerű BASIC interpreter, továbbá néhány kezdetleges szövegszerkesztő, és egy-két, mai szemmel még grafikusnak is alig mondható játékprogram jellemezte. A különbség tehát az emberi agy és a személyi számítógép között elsősorban a szerveztségben, azaz a tárhely szervezésében, és nem feltétlenül a méretében van. Mindez annyira igaz, hogy Cuthbertson (2014)

arról számol be, hogy egy japán–német együttműködésben létrehozott szuperszámítógéppel megpróbálták az agy idegrendszerét modellálni, de a 705 024 processzormagos és 1,4 millió gigabájt memóriájú gép az emberi agynak még csak 1%-át képes szimulálni. Jelenlegi hardvereink teljesítménye tehát erre elég, bár a technológiai fejlődés valószínűleg egy újabb robbanás előtt áll, ha hamarosan megjelennek a kvantumszámítógépek.

Ha kilépünk a numerikus közelítések világából, elgondolkozhatunk az egyébként erősen „nyelvi jellegű” Turing-teszten is, hiszen ez az intelligencia fogalmának egy korai közelítéseként jelent meg. Mint ismeretes, ebben a tesztben szerepel egy kérdező és két tesztalany, melyek közül az egyik ember, a másik pedig gép (Turing 1950). A kérdező nem látja, nem hallja a tesztalanyokat: azok írásban reagálnak a feltett kérdésekre, és írásbeli reakcióikkal mindketten megpróbálják meggyőzni a kérdezőt arról, hogy ők gondolkodó emberek. Ha a kérdező ötperces faggatás után sem tudja egyértelműen megállapítani, hogy a két alany közül melyik a gép, akkor a gép sikerrel teljesítette a tesztet. Persze, azóta már sokan kritizálták ezt az elgondolást, mondván, hogy attól még lehet intelligens egy gép, hogy nem képes az itt elvárt emberi módon kommunikálni; és az is igaz, hogy talán az emberek közül se teljesítené mindenki sikerrel a Turing-tesztet.

Az emberi intelligencia definíciói a problémamegoldásra irányuló szellemi tevékenységek összességét próbálják megfogni. Ennek a komplex képességnek részét ugyanúgy képezi a gondolkodás gyorsasága, mint az összefüggések átlátására való képesség, de a memória, sőt sokszor az általános ismeretek is, melyek viszont már kortól, kultúrától, műveltségi szinttől és még rengeteg mindentől függhetnek. Az intelligenciáról talán azt ki lehet jelenteni, hogy egy igen összetett emberi képességről van szó, melynek létezik például logikai, nyelvi, vizuális, zenei, mozgási és még nagyon sokféle megvalósulása. Az intelligenciatesztek is általában ilyen típusú részképességeket mérnek. Ezek mérésére különböző okos emberek különféle feladatokat találtak már ki (Neisser és mtai 1996), de egyik sem bizonyult „a” megoldásnak. Azt viszont már tudjuk, hogy ezek a képességek nem füg-

genek az agy fiziológiai méreteitől, ugyanis a kutatók eddig még nem találtak szignifikáns kapcsolatot az agy mérete és az intelligencia között (Wicket és mtsai 1994).

## 2. Mi is az a gépi intelligencia?

A gépi intelligencia fogalma a (soha pontosan nem definiált) emberi intelligencia analógiájára született. Ezáltal azok nehézségeit is magában hordozza, hiszen a gépi intelligencia azokat a képességeket volna hivatott összefoglalni, melyeket a számítógépek akkor használnak, amikor komplex feladatokat próbálnak megoldani. Shirai és Tsujii (1982) szerint a gépi intelligencia nem más, mint az a készség, mely a számítógépeket alkalmassá teszi az emberi intelligenciával megoldható feladatok ellátására. Persze itt is, mint sokszor, az emberi intelligencia ismét csak nincs pontosan definiálva. Kurzweil (1990) szerint a gépi intelligencia az olyan funkciót teljesítő gépi rendszerek létrehozásának a művészete, amikhez intelligencia szükséges, ha azt emberek teszik. Rich és Knight (1991) – talán kicsit szarkasztikusan – úgy gondolják, hogy a gépi intelligencia megpróbál a számítógéppel olyan dolgokat művelni, amiben pillanatnyilag az emberek egyértelműen jobbak. Dagli (1994) szerint viszont a gépi intelligencia emulálja, vagyis lemásolja az ember ingerfeldolgozási és a döntéshozó képességeit, így ezeknek a rendszereknek autonóm tanulási képességekkel kell bírniuk, és alkalmazkodniuk kell tudni bizonytalan vagy részlegesen ismert környezetekhez. Mivel manapság a tanulás fogalma kulcsszereplővé lépett elő a mesterségesintelligencia-kutatásokban, a gépi tanulásról még szót fogunk ejteni.

## 3. A generatív nyelvészet és a „gépi intelligencia”

A nyelvészeti kutatások elég korán, a múlt század ötvenes éveinek elején látszottak már érintkezni a számítógépekkel, bár maga

a mesterséges intelligencia fogalma akkor még nem volt ismert, hiszen annak kialakulását egy 1956-os tudóstalálkozóhoz szokás kötni (McCarthy és mtsai 1955). Az a levezetési rendszer ugyanis, amit értelemszerűen a formális logikától vett át a modern nyelvészet, tulajdonképpen egy olyan absztrakt gépet feltételezett, amelyik ezt a levezetést végrehajtja. Tehát az elemzés, amikor a szinkron nyelvészet megjelent, és a strukturalizmus kialakult, olyan fogalommal vált, aminek a napi szintű megvalósításába akkor csak azért nem tudott bekapcsolódni a számítógép, mert még nem létezett. Viszont az a leírási mód, ahogy a levezetés fogalma kialakult, teljesen alkalmas volt arra, hogy a végrehajtást egy intelligens eszközre bízva, ha majd lesz ilyen. Ennek ellenére az ezt követő ötven évben megvalósított generatív grammatika – bármennyire modernnek tűnik is sokak számára – gyakorlatilag seholy nem jár karöltve a modern nyelvi technológiákkal és a mesterséges intelligenciával. Bár a Turing, Post és Thue nyomán Chomsky által – még a transzformációs generatív grammatika előtt – kidolgozott formális nyelvek és az ezek felismerésére képes absztrakt automata (Chomsky 1956) azt sugallták, hogy a modern nyelvészet az ötvenes évek végén a gépi intelligenciák felhasználásának irányába mozdul el, nem így történt. A mesterséges intelligencia valójában sohasem találkozott a generatív nyelvészettel.

#### 4. A mesterséges intelligencia első találkozásai a nyelvészettel

Az ötvenes évek közepén tehát megjelent a mesterséges intelligencia fogalma az informatika világában. Ekkor még mindenki hitt abban, hogy a számítógép az emberi agy egyfajta modellje, hiszen ez idő tájt az emberi intelligencia közelítése látszott az egyik legfontosabb célnak. Ez az idők folyamán változott (bár soha senki nem mondta ezt ki). A legelső intelligensnek tűnő számítógépes produktum, amely a nyelvtudománnyal találkozott, a gépi fordítás volt. Ebben az időben még javában égett a hidegháborús igények által komolyan táplált gépi fordítási láz. Az

automatikus fordítás egy olyan mechanikusnak látszó tevékenységet próbált megfogni, mely a világháborúban gyakran alkalmazott sifrírozás-desifrírozás mintájára képzelte el az intelligens gépek által elvégzendő munkát (Warren 1949). Az alapgondolat az volt, hogy ha volna olyan gép, ami egy ilyen tevékenységet el tudna végezni, akkor ez a gépi intelligencia egyfajta megnyilvánulásának számítana. Volt persze olyan gondolat is abban az időben, hogy a fordító a valóságban nem is a fordítandó mondat nyelvi elemzésén keresztül oldja meg a problémát, de amikor az első gépi fordítás publikusan megjelent,<sup>1</sup> a sajtó azonnal „elektronikus agynak” keresztelte el a fordító gépet, mondván, hogy ilyesmit létrehozni csak az intelligencia képes – bármi legyen is az (Hutchins 1997). Mivel azonban korábban még nem volt olyan eszköz, ami az emberen kívül ilyesmit csinált volna, kézenfekvőnek tűnt a hasonlat, ami bár nagyon félrevezető, mind a mai napig ott szerepel az újságírók kedvenc fordulatai közt.<sup>2</sup>

Az ezt követő időszakban voltak azután nyelvészeti közeli mesterségesintelligencia-kísérletek is, mint például az intelligens dialóguspartnert szimuláló ELIZA (Weizenbaum 1966), vagy az egy szűk geometriai világban nyelvi parancsokkal irányítható SHRDLU (Winograd 1972). Ezek az alkalmazások a legtöbb mesterségesintelligencia-könyv bevezető részében ott szerepelnek, de nyelvtudományi szempontból sosem látszottak szignifikáns eredménynek.

## 5. A statisztikai közelítés „intelligenciája”

A számítógépek kapacitásának növekedésével egyre több szöveg vált tárolhatóvá és kereshetővé. Ez jelentős lépés volt a korpusz-nyelvészeti kialakulásához. A nagyméretű szövegtörzsek ke-

<sup>1</sup> A georgetowni IBM-kutatócsoport munkája eredményeképpen 1954-ben (IBM Press Release 1954).

<sup>2</sup> A téma jobb kifejtéséhez érdemes elolvasni Neumann János *A számítógép és az agy* című művét, amiben ilyen direkt párhuzam sehol sem szerepel.

zelésére egyre érdekesebb statisztikai módszerek jöttek divatba. Ezek – szakmai kifejezéssel – nagy fedésű (azaz rengeteg, szemmel sokszor nehezen azonosítható nyelvi jelenséget észreévő), de relatíve kis pontosságú (azaz téves észrevételeket is tartalmazó) módszerek. A fedés annak a megfogalmazása, hogy a lehetséges bemenetek hány százalékára tud reagálni egy konkrét algoritmus. A statisztikai rendszerek – szemben a szabályalapúakkal, melyek csak arra reagálnak, amikre van szabályuk – mindig adnak választ, a fedésük nagy. A pontosság annak a mérőszáma, hogy az adott válaszokból hány százalék adekvát. A szabályalapúak, ha van megfelelő szabályuk a bemenet kezelésére, relatíve használhatóbb válaszokat adnak, a statisztikaiak viszont általában nem. Így a statisztikai rendszerek pontossága alacsony. Azt a tulajdonságot, hogy a statisztikai módszerek minden bejövő jelsorozatra tudnak valamit mondani, így arra is, amire közvetlenül nem készítették fel őket, egyesek egyfajta gépi intelligencia megvalósulásának látták. Jelentős különbségek jelentek meg ugyanis a korábbi nyelvészeti felfogáshoz képest: az adatvezérelt közelítés szemben állt az addigi elméletvezérelt közelítésekkel. A statisztikai nyelvészeti módszerek és a generatív nyelvészet viszonya kemény ellentétpár. Érdekesség, hogy a korpusznyelvészetnek van pozitív hozadéka, a „serendipity principle”, és egy negatív hozadéka, a „sparse data problem”. Az első azt jelenti, hogy a tudományos felfedezés sokszor szinte véletlenül történik meg, hiszen a nagy mennyiségű adat szemrevételezésekor eddig nem ismert összefüggések hirtelen felismerése minden előzetes erre való készülés nélkül történhet meg. A másik probléma viszont épp arra utal, hogy mindig lesznek olyan jelenségek, melyek megfelelő működésének kimutatásához nem elegendő az aktuális méretű adathalmaz. Ha a hiányt hasonló típusú, de az eredetivel nem teljesen azonos részadatbázisból vett mintákkal pótoljuk, a rendszer ezt egyfajta „zaj” bevezetésének éli meg, azaz ahelyett, hogy az apróbb részletek pontosabb árnyalásának tekintené, még sokszor azt is elrontja, amit eddig jól „ismert”. Így a statisztikai megoldások kapcsán felmerülhet a kérdés, hogy lehet-e intelligensnek nevezni azt a rendszert, amelyik adott eset-

ben még a szóazonosságot sem ismeri? A statisztikai rendszerek, így a statisztikai gépi fordítás is ilyen, hiszen az nem szavakat, hanem úgynevezett  $n$ -gramokat, azaz  $n$  darab egymást követő szóból álló, átfedő szócsoportokat<sup>3</sup> fordít, és ha valami nem fordult elő a tanítókörpuszában, akkor azt csak mechanikusan tudja „összerakni”, a részeinek a statisztikai alapján, ami nagyon sokszor torz fordításhoz vezet. Általában ezek azok a félrefordítások, amit a felhasználók meglehetősen döbbenetesen fogadnak.

## 6. Neurális hálók, vektoros reprezentációk, mélytanulás

A 2010-es években megjelenő mesterségesintelligencia-technológiai és -módszertani változások a nyelvi jelenségek gépi kezelésére is nagy hatással voltak. Ezekben az években megjelentek ugyanis a folytonos vektorteres reprezentációk, előtérbe tört a mélytanulás, azaz a neurális hálók megjelenése, illetve egészen pontosan „újrafelfedezése” a legismertebb jelenség. Persze ahhoz, hogy ezek a gépi megoldások működőképeseek legyenek, kellett egy-két algoritmikus megoldás, az elsősorban ma a grafikus processzorok (GPU) segítségével létrejött, a korábbiaknál lényegesen hatékonyabb számítási teljesítmény és rengeteg adat. Ez utóbbi, azaz az „adatéhség” – tudományágtól függetlenül – napjaink legjelentősebb kutatási területein megjelenik. A neurális hálók egyébként már korábban is léteztek, csak egyszerűbb szerkezettel: a bemeneti szint és a kimenet között mindössze egyetlen, a rendszer nevét adó neuronszerű elemekből álló, és ez által neurálisnak nevezett réteggel. A mélytanulásban a bemenet és a kimenet között egynél több neurális szint helyezkedik el. A ma már sok gyakorlati alkalmazásban is megjelenő arcképfeldolgozás (leegyszerűsített) példája jól illusztrálja ezt: az ún. konvolúciós hálóban első szinten az orra, a fültre, a szemre

<sup>3</sup> Egy ilyen modellben egy  $k$  szóból álló mondatban  $k - n + 1$  darab  $n$ -gram készül. Így például egy 10 szóból álló mondatban 8 darab trigram van: az 1.–2.–3., a 2.–3.–4., ... és a 8.–9.–10. szavakból álló.

vagy a szájra jellemző görbék, vonaldarabok azonosítása történik meg, majd ezek súlyozott összegéből a következő réteg már „össze tudja állítani” magukat az említett arc-összetevőket, majd egy ezt követő réteg ezekből az arcot. A nyelv esetében sincs nagyon másképp: a magasabb rendű egységek neurális felismerése az alacsonyabb rendűek felismerésével indul. Felmerül a kérdés, hogy ezek a rendszerek mennyiben nevezhetők intelligensnek? Mivel az intelligenciának a korábbi fejezetekben vázolt bizonytalan definíciói nem kedveznek az elméleti közelítéseknek, segítségül hívjuk a gyakorlati működést. A disztribúciós szemantika „újrafelfedezése” elsősorban a neurális hálók első generációjának hardverlehetőségeihez viszonyítva óriási távlatokat nyitott. A disztribúciós szószemantika működtetéséhez szükséges folytonos vektorterjes jelentésrepresentációt úgy kell elképzelni, hogy a bemeneti és a kimeneti szint közötti egyetlen neurális réteg minden egyes bemeneti elemhez (= szóhoz) hozzárendel egy vektort, melynek elemszámát (= dimenzióját) kísérleti alapon a hálózatot építő szakember határozza meg. Ezek, az így létrejött vektorok akkor hasonlóak, ha az általuk reprezentált szavak szókörnyezetei általában nagy hasonlóságot mutatnak, azaz ha a használati szabályaik, tehát jelentéseik (Wittgenstein 1989) hasonlóak. A neurális hálók tehát új szintre emelték az évtizedek óta ismert disztribúciós szemantikai modellek gyakorlati használhatóságát. Egészen pontosan: ezek a reprezentációk a metaforikus értelmezésből a valóság területére helyezték át a szókörnyezet által definiált szójelentést. Sőt, ami váratlan jelenség: a formai és a jelentésbeli szempontok mindegyikének jelenléte mellett a stilisztika is megjelenik, egyfajta további „finomosztályzásként”.

### 7. A magyar szókészlet disztribúciós szemantikai vizsgálata: az első ígéretes eredmények

A következőkben felvillantjuk egy ilyen szóalapú vektorterjes reprezentáció néhány érdekes, talán elgondolkasztató tulajdonságát. A példák az MTA–PPKE Magyar Nyelvtechnológiai Kutatócso-



port két kutatójának, Siklósi Borbálának és Novák Attilának az eredményeiből valók (Siklósi–Novák 2016). Az ő szövektoros kísérleteik olyan eredményeket hoztak a magyar nyelv esetében is, amik további vizsgálatokat inspiráltak (Novák–Novák 2017). Arra a kérdésre azonban, hogy valójában miket „kódolunk” a szövegeinkben, nem tudunk válaszolni, pedig a használt algoritmusok igen meggyőző eredményeket hoznak. Az első kísérletek magyar szóalakok jelentéseinek hasonlóságát vizsgálták elemzetlen korpuszon (1. ábra). Az ábrákon a 0-val jelzett sorban a lekérdezett alak áll, alatta pedig a hozzá a rendszer által leghasonlóbbnak „gondolt” alakok közül az első nyolc. A két számoszlop közül az első a hasonlóság mértéke (minél közelebb van az 1-hez, annál hasonlóbb), illetve a szó gyakorisága a korpuszban.

0	kenyerek	1	2270
1	zsemlék	0.8105	283
2	péksütemények	0.8048	997
3	kekszek	0.7972	1046
4	pékárúk	0.7957	771
5	tészták	0.7881	2466
6	lepények	0.7849	202
7	kiflik	0.7843	349
8	kalácsok	0.7841	277

1. ábra. A *kenyerek* szóhoz hasonló szóalakok

Tövesített korpuszon<sup>4</sup> a fogalmi rokonságok jobban megragadhatóak, hiszen az egyes szavak töveinek gyakorisága egészen más, mint egyes toldalékolt alakjainak a gyakorisága (2. ábra).

<sup>4</sup> A tövesített korpuszban a szavak helyett azok szótári alakjai és a toldalékok által megfogalmazott nyelvészeti információ állnak. Például: a *baglyok* szó helyett az áll, hogy: *bagoly* PL (azaz: többes szám).

0	franciakulcs	1	255
1	feszítővas	0.8590	846
2	csavarkulcs	0.8445	473
3	csípőfogó	0.8242	345
4	pajszer	0.8219	567
5	hidegvágó	0.8054	156
6	csavarhúzó	0.7984	4369
7	csőfogó	0.7890	111
8	villáskulcs	0.7890	764

2. ábra. A *franciakulcs* szóhoz hasonló szótövek

Amit igazán fontos megjegyezni, az az, hogy a tipikusan nem szótári elemek, tehát a(z akár nem magyar eredetű) tulajdonnevek (3. ábra), a divatkifejezések, szlengek (4. ábra), illetve a félregévelt alakok (5. ábra) ugyanolyan biztonsággal jellemezhetők ezzel a módszerrel, mint a normához közelebb álló társaik.

0	Smith	1	30236
1	Wilson	0.8491	19408
2	Thompson	0.8476	6506
3	Harris	0.8447	8168
4	Walker	0.8429	6358
5	Fisher	0.8418	4496
6	Adams	0.8413	7335
7	Taylor	0.8407	20785
8	Wright	0.8360	6385

3. ábra. A *Smith* névhez hasonló szótövek

0	bealszik	1	4325
1	elszundít	0.8061	781
2	elálmosodik	0.7889	2118
3	elbóbiskol	0.7833	1507
4	visszaalszik	0.7742	5858
5	elalszik	0.7646	62217
6	kipurcan	0.7399	1187
7	szunyál	0.7315	974
8	elbambul	0.7285	1953

4. ábra. A *bealszik* igéhez hasonló szótövek

0	rövidnac	1	43
1	pizs	0.7731	180
2	napszemcs	0.7584	37
3	sap	0.7460	374
4	zacs	0.7259	170
5	szemcs	0.7209	37
6	pih	0.7198	149
7	suzuk	0.6943	131
8	nemtomm	0.6795	47

5. ábra. A félregévelt *rövidnac* alakhoz hasonló szótövek

Érdekes észrevennünk, hogy tartalmi és a formai hasonlóság érdekes kapcsolatával állunk itt szemben. Azt már az eddigiekből is érezhetjük, hogy tartalmi hasonlóságra számíthatunk a modell működésekor, de hogy ez finom stilisztikai információk „megéreztetésével” is kiegészülhet, arra először nem is gondolt senki. A (6. ábra) nevei mind magyar női nevek, de a hasonlóság az alapszóhoz egyfajta „stilisztikai érzékről” is tanúskodik.

0	Katalin	1	88546
1	Zsuzsanna	0.8893	30461
2	Ilona	0.8783	33342
3	Ágnes	0.8750	69813
4	Gabriella	0.8735	27494
5	Judit	0.8730	74435
6	Szilvia	0.8483	18932
7	Ildikó	0.8465	55454
8	Klára	0.8442	22176

0	Eufrozina	1	254
1	Jolánta	0.7732	307
2	Konstancia	0.7679	275
3	Gertrúd	0.7469	1530
4	Eugénia	0.7418	342
5	Adelheid	0.7410	185
6	Amália	0.7187	1748
7	Sarolt	0.7168	795
8	Gertrud	0.7093	802

  

0	Kincső	1	1242
1	Csenge	0.8689	4680
2	Evelin	0.8662	3497
3	Bianka	0.8620	4242
4	Fanni	0.8465	10955
5	Kitti	0.8452	6544
6	Cintia	0.8387	1194
7	Villő	0.8358	542

6. ábra. A *Katalin*, az *Eufrozina* és a *Kincső* női nevekhez hasonló szótövek

A fenti példák csak annak az illusztrálására szolgálnak, hogy a mesterséges intelligencia soha nem volt ennyire közel a nyelvészeti kutatásokkal való együttműködéshez, mint napjainkban. Természetesen ez még csak a kezdet kezdete, hiszen a szóbeágyazási modelleknél lényegesen komplexebb megoldások látnak folyamatosan napvilágot: ezek azt mutatják, hogy szövegeinkben olyan dolgokat is kódolunk, amikről eddig ennyire explicit tudomásunk nem volt. Talán úgy lehetne megfogalmazni, hogy akár még néhány éve is nehezen lett volna elképzelhető, hogy egy-egy inkább csak metaforikusnak gondolt nyelvészeti állítás-

nak gépi igazolására is sor fog kerülni, például annak, hogy a jel jelentése nem más, mint a jel használati szabálya.

## 8. Összefoglalás

A kérdés, amit igyekeztünk körüljárni, hogy miként találkozott a gépi intelligencia és a nyelvtudomány az elmúlt évtizedekben, odavezetett, hogy most már inkább az a kérdés, hogy a 21. század elején nem egyfajta gépi intelligencia születésének a határán állunk-e? Ha átfutjuk az utóbbi idők idetartozó eredményeit, akkor azt látjuk, hogy a kialakult rendszerek mögött meghúzódó matematika (legalábbis a szakemberek számára) tökéletesen érthető; az internetről ingyenesen letölthető számítógépes implementációk jól működnek, ám mi, emberek nem tudunk a kiinduló és az eredményadatok közti, az általunk létrehozott algoritmusok által numerikusan megfogalmazott (és a példák által is igazoltan működő) összefüggéseknek értelmezést adni. Ráadásul ezekhez a módszerekhez nemcsak rengeteg adat kell, hanem a hatékony működéshez a rendszer matematikai paramétereinek megfelelő beállítása szükséges. Ám épp az a nehézség, hogy az ember nem képes átlátni az algoritmus futása közbeni állapotokat, így nem tud előre jól kiszámítható paraméterbeállításokkal előállni. Igaz, a gépet is és a programokat is mi hoztuk létre, de még ha lépésről lépésre végigkövetnénk is a működését, arra nem jönnénk rá, hogy melyik az a pont, ahol a rendszer „megértette” az emberi nyelv szavainak az értelmét. Ezért a tudományos kutatásban eddig egyeduralkodó módszert, a monoton pontosítást<sup>5</sup> egy ma még talán furcsa, intuíción alapú kísérleti tevékenység látszik felváltani. A részleteiben nem kontrollálható rendszerek használata közben az ember a megoldást az előző feladatok gyakorlati tapasztalataiból kialakított intuíciónak hagyja.

<sup>5</sup> A szabályalapú világ sajátja, hogy az eddigi eredményeket javítjuk azáltal, hogy újabb szabályok megfogalmazásával még pontosabb közelítését tudjuk adni a leírandó jelenségnek.

Nem látunk bele ugyanis a mesterséges neurális háló működésébe, így például nem tudjuk, hogy valójában miként kellene elképzelni azt az adott esetben több száz dimenziót, amelyben a vektoros reprezentációk létrejönnek, és nem ismert a válasz arra a kérdésre sem, hogy lehet-e majd az aktuálisan létrejöttnél (nyelvi szempontból) „intelligensebb” modell. Egy kicsit sántító analógiával azt mondhatnánk, hogy hasonló a helyzet ahhoz, amikor egy vizsgált személynek az álmában történetek jelennek meg, ám a vizsgálatot végző szakember csak az eközben zajló kémiai vagy elektromos folyamatokat tudja mérni: az álmokképek a mért numerikus adatok alapján nem „azonosíthatók”. Napjaink neurális hálós módszerei ebben különböznek a korábbi gépi megoldásoktól, hogy még ha jónak tűnik is a kapott eredmény, a köztes rétegekben megjelenő numerikus értékeknek semmilyen interpretációt nem tudunk adni. A bemutatott példák mögötti szóbeágyazási modellben a dimenziószám 300-ra lett beállítva, ami azt jelenti, hogy a program háromszáz független szempontból osztályozza az egyes szavakat a szöveggörnyezetük alapján. Ha bárkit megkérnénk, hogy mondjon 300 ilyen osztályozási szempontot, nem sikerülne, mert a gyakorlati életben nem találkozunk ennyivel. Amikor például barkochba játékot játszunk, igyekszünk néhány független szempont szerint „betájolni” a kitalálandó szót, mint amilyen a méret, a szín, a forma, az eredet – ám ilyen szempontokból legfeljebb néhány tízet tudunk összeszedni, így elképzelésünk sincs a rendszerünk által használt több száz dimenzió jellegéről.

Összegzésképpen arra az alapkérdésre, hogy mennyire önjáró ma a gépi intelligencia, azt válaszolhatjuk, hogy egyre inkább. Ha arra a kérdésre is válaszolnunk kell, hogy miként alakítja át a gépi intelligencia megjelenése napjainkban a humán kutatást, akkor mondhatjuk, hogy valószínűleg meglehetősen. Ám ha valaki a határokat feszegetné, és azt kérdezné, hogy hol válik nehézzé a mesterséges intelligencia kutatási felhasználása, a válasz egyértelműen az, hogy ahol tényleg intuíció kell. A gépi megoldások ugyanis jelenleg csak hatékony másolásra képesek, viszont az ehhez szükséges mintákat a program számára nekünk, embe-

reknek kell szolgálatnunk. Jelen ismereteink azt sugallják, hogy az új típusú alkalmazások sora tehát nem a tudományelméletet alakítja át, hanem sokkal inkább csak a kutatási gyakorlatot.

### Irodalom

- Chomsky, Noam 1956. Three Models for the Description of Language. *IRE Transactions on Information Theory* 2: 113–124.
- Cuthbertson, Anthony 2014. Supercomputer uses 1.4 million GB of RAM to calculate a single second of human brain activity. <https://www.itproportal.com/2014/01/13/supercomputer-takes-40-mins-calculate-single-second-human-brain-activity/>
- Dagli, Cihan 1994. *Artificial Neural Networks for Intelligent Manufacturing*. London: Chapman & Hall.
- Hutchins, John 1997. From first conception to first demonstration: the nascent years of machine translation, 1947–1954. *Machine Translation* 12 (3): 195–252.
- Kurzweil, Ray 1990. *The Age of Intelligent Machines*. Cambridge: M.I.T. Press.
- McCarthy, John – Minsky, Marvin – Rochester, Nathaniel – Shannon, Claude 1955. A Proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence. <http://raysolomonoff.com/dartmouth/boxa/dart564props.pdf>
- Neisser, Ulrich – Boodoo, Gwyneth – Bouchard, Thomas – Boykin, Wade – Brody, Nathan – Ceci, Stephen – Halpern, Diane – Lochlin, John – Perloff, Robert – Sternberg, Robert – Urbina, Susana 1996. Intelligence: Knowns And Unknowns. *American Psychologist* 51 (2): 77–101.
- Novák Arttila – Novák Borbála 2017. Magyar szóbeágyazási modellek kézi kiértékelése. In Vincze Veronika (szerk.): *A XIV. Magyar Számítógépes Nyelvészeti Konferencia előadásai*. Szeged: Szegedi Tudományegyetem. 67–77.
- Rich, Elaine – Knight, Kevin 1991. *Artificial Intelligence*. New York: McGraw-Hill.
- Shirai, Yoshiaki – Tsujii, Jun-ichi 1982. *Artificial Intelligence Concepts, Techniques and Applications*. New York: Wiley.

- Siklósi Borbála – Novák Attila 2016. Beágyazási modellek alkalmazása lexikai kategorizációs feladatokra. In Tanács Attila – Varga Viktor – Vincze, Veronika (szerk.): *A XII. Magyar Számítógépes Nyelvészeti Konferencia előadásai*. Szeged: Szegedi Tudományegyetem. 3–14.
- Turing, Alan 1950. Computing Machinery and Intelligence. *Mind* 49: 433–460.
- Weaver, Warren 1955. Translation. In Locke, William – Booth, Andrew (szerk.): *Machine Translation of Languages*. Cambridge, MA: MIT Press. 15–23.
- Weizenbaum, Joseph 1966. ELIZA – A Computer Program for the Study of Natural Language Communication Between Man and Machine. *Communications of the Association for Computing Machinery* 9: 36–45.
- Wickett, John – Vernon, Philip – Lee, Donald 1994. In Vivo Brain Size, Head Perimeter and Intelligence in a Sample of Healthy Adult Females. *Personality and Individual Differences* 16 (6): 831–838.
- Winograd, Terry 1972. *Understanding Natural Language*. New York: Academic Press.
- Wittgenstein, Ludwig 1989. *Logikai-filozófiai értekezés*. Budapest: Akadémiai Kiadó.