

ALMA MATER

A TUDÁSMENEDZSMENT ÚJ UTAKON A MI ÉS AZ UPGRADING ÖSSZEFÜGGÉSRENDSZEREIBEN - VÁLOGATOTT TANULMÁNYOK



Információs Társadalomért Alapítvány

ALMA MATER

A TUDÁSMENEDZSMENT ÚJ UTAKON
A MI ÉS AZ UPGRADING
ÖSSZEFÜGGÉSRENDSZEREIBEN -
VÁLOGATOTT TANULMÁNYOK



Információs Társadalomért Alapítvány

ALMA- MATER könyvsorozat / ALMA-MATER Book Series

<https://infota.org/kiadvanyok/alma-mater/>

Sorozatszerkesztő / Series editor:

Dr. habil. Ferenc KISS, a Szerkesztőbizottság vezetője / Head of Editorial Board

Szerkesztő / Editor: Dr. habil. Kiss Ferenc

Technikai szerkesztő / Technical editor: Dr. habil. Kiss Ferenc

Lektorok / Review Committee:

Dr. habil. Kiss Ferenc, a lektori bizottság vezetője / Head of the Review Committee

Dr. Németh Gergely, Prof. Dr. Noszkay Erzsébet, Dr. Antoni Alfonz, Dr. Vass Vilmos

All papers accepted for publication after a successful double blind review process by independent reviewers.

© Kiss Ferenc, Mészáros Péter, Pitlik László, Szabados Levente, Tokár-Szadai Ágnes 2023

DOI: <https://doi.org/10.60030/ALMAMS.k202301C5e17T>

ISSN 1587-2386

ISBN 978-615-82082-7-7 (pdf)

Első kiadás / First edition

Budapest, 2023. december / December, 2023



Creative Commons: Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International

Kiadó / Publisher:

Információs Társadalomért Alapítvány / Foundation for Information Society

1507 Budapest, Pf. 213.

Web: <https://www.infota.org>

E-mail: info@infota.org

Tel.: +36-1-279-1510

Felelős kiadó / Responsible for the Publication:

az Alapítvány Kuratóriumának elnöke / Chairman of the Curatorium

TARTALOMJEGYZÉK

Tudásmenedzsment és tanácsadás, a tanácsadó cégek fejlesztésének lehetősége <i>Tokár-Szadai Ágnes</i>	1
Tudásmenedzsment a Nagy Nyelvmodellek korában <i>Szabados Levente</i>	12
Szakértői rendszerek alkalmazása az egyetemi tudásmenedzsment hatékonyságának növelése érdekében <i>Mészáros Péter</i>	29
ChatGPT szerepe a tudásmenedzsmentben <i>Pitlik László</i>	42
ABSTRACTS IN ENGLISH	51
SZERZŐK/AUTHORS	55

Tudásmenedzsment és tanácsadás, a tanácsadó cégek fejlesztésének lehetősége

Tokár-Szadai Ágnes

PhD egyetemi docens

Tokaj-Hegyalja Egyetem, Lorántffy Intézet, Gazdaság- és Vállalkozásfejlesztési tanszék
e-mail: tokar.szadai.agnes@unithe.hu

ORCID: 0000-0002-1636-4330

Absztrakt

Az ügyfél értékteremtési célja teremti meg a teljes tanácsadási folyamat létjogosultságát. A tanácsadó értéket tud szállítani ügyfele számára, ami egyrészt a kívülállóságának, az objektivitásának, másrészt a módszertani ismeretének és gyakorlatának köszönhető. Kiemelt feladatuk a tudás megszerzése, generálása, fejlesztése, és a hatékony tudásmegosztás biztosítása. 2020-21-ben a járvány idején félíg strukturált mélyinterjú kutatást végeztünk Északkelet-Magyarországon tanácsadók és ügyfelek körében. Jelen tanulmányban arra keressük a választ, hogy a digitalizáció világában, az intelligens rendszerek és a mesterséges intelligencia (AI - Artificial Intelligence) korában mennyire tudnak megfelelni a tanácsadók az új kihívásoknak, a járvány idején mennyire tudtak élni a tanácsadási szolgáltatások fejlesztésének lehetőségével. Felmérésünk alapján a tanácsadók meghatározó hányada szívesen alkalmaz újfajta tudásszerzési és tudásszervezési módszereket, fontosnak tartja tanácsadási szolgáltatásának folyamatos fejlesztését, szívesen alkalmazza ebben a digitalizáció nyújtotta lehetőségeket is.

Kulcsszavak: *tudásmenedzsment, tudásátvitel, digitalizáció és tanácsadás, empirikus felmérés, Északkelet-Magyarország*

Bevezetés: tudásmenedzsment meghatározása, hazai fejlődése

A Magyar Tudományos Akadémia keretei között működő Tudásmenedzsment Munkabizottsága a következőképpen fogalmazza meg a tudásmenedzsment lényegét, a szervezet küldetését: „A Munkabizottság létrehozásának aktualitása és jelentősége arra alapozott, hogy napjainkra olyan mértékben felgyorsultak a változások, és gyorsan elavulnak az ismertek, hogy a hozzáadott érték növelésének, a versenyképes előnyök megteremtésének lehetőségei mindinkább a tudáshoz, annak is a nehezebben megszerezhető, rejtettebb komponensétől remélhetők. Ezt a rejtett tudást integrálni, kezelni és hozzáadott értékké változtatni csakis a tudás tőkeerejével és a tudásmenedzsment eszköztárával lehet.” (MTA, 2024)

A Tudásmenedzsment Munkabizottsága 20 évvel ezelőtt, 2003-ban alakult az akkori Vezetés és Szervezéstudományi Bizottságon belül. Alapító elnökhelyettese, Noszkay Erzsébet szavait idézve: „Ezt a kezdeményezést az a felismerés előzte meg, hogy a 21. század a hasznosítható tudás százada lesz, fejlettebb társadalmi pedig tudástársadalmakká lesznek.” (Noszkay, 2023 a.)

Noszkay (2023 b.) a tudásmenedzsment hazai fejlődését öt generáció munkájában foglalja össze:

Az első generáció fő jellemzője, hogy a tudástermelés technológiáját (információtechnológiát – IT) állítja középpontba (Nonaka–Takuchi, 1995). „A tudást termékként fogják fel, és az információt erőforrásként – dokumentumokban, adatbázisokban, tartalomszolgáltatási megoldásokban – való hasznosításával, illetve újrahasonosításával kezelik.”

Szívós Mihály (2017) szavaival élve: „A második generációs tudásmenedzsmentet annak a felismerésnek a széles körű elterjedése hívta életre, hogy a szervezeti viselkedésnek lényeges szerepe van az egyes vállalatok eredményességében. A szervezeti viselkedés kutatása során vált nyilvánvalóvá, hogy az emberi tudás egyik nagyon fontos formájának, a hallgatólagos tudásnak kiemelkedő szerepe van a viselkedés formálódásában és értelmezésében” (Szívós, 2017, 77).

A tudásmenedzsment harmadik generációjának korszakában Noszkay (2023. b) szavaival élve: „a tudás túl jut termék mivoltán, az egyéneknek, sőt a szervezetnek is, és hálózatként jelenik meg.”

A negyedik generációban a tudás önálló tőketényezőként, értékteremtő vagyonelemként jelent meg, ekkor indult el a tudás effektív hasznosítása ipari szinten (Ipar 4.0).

Az ötödik generáció a tudást megpróbálja „gépbe” zárni. Ebben Noszkay (2023 b) megítélése szerint három nagy terület (a digitalizáció, a Big Data valamint a mesterséges intelligencia MI), és az abban rejlő lehetőségek kínálnak „szinte végtelennek látszó” lehetőségeket.

Agbeja et al. (2008) a tudásmenedzsment folyamatának hat szakaszát különböztetik meg: a tudásteremtés, szervezés, formalizálás, elosztás, alkalmazás és kibontakozás szakaszai. Véleményük szerint a jelenlegi információtechnológiák hatékonyan csak a szervezés, formalizálás és elosztás folyamatát tudják támogatni. A szakmai közösségek „a tudásmenedzsment rendszerek alappillérei és úgy tekintenek rájuk, mint a közösségi tőke fejlesztői, új tudás teremtői, innovációk támogatói és a szervezeten belül meglévő rejtett tudás megosztásának ösztönzői.” (Karoliny, Poór, 2019) A szervezet tudásmenedzselése úgy segíthető, ha hozzájárulunk az olyan szervezeti kultúra kialakításához, amely nagyban preferálja a hatékony tudásmegosztást és tudásmegosztást (Redman – Wilkinson, 2006).

Fellner Ákos (2011) a következőképpen fogalmazza meg a tudásmenedzsment alapvető célját: „A tudásmenedzser elsődlegesen tudástranszferekkel találkozok, a tudásmenedzsment elsődleges célja a tudástranszferek menedzsmentje.” (Fellner, 2011) Így jutunk el a vezetési tanácsadókhoz, akik (az angol nyelvű szakirodalomban egységesen „Management Consultant” néven szerepelnek) tudást, technikákat, eszközöket használnak fel a megbízó szervezetek számára történő értékteremtés érdekében. Tehát valamennyi tanácsadó és tanácsadó vállalkozás számára alapvető és létkérdés a tudásmenedzsment: a tudás megszerzése, fejlesztése, megosztása és hatékony továbbadása az ügyfél részére, csak így tudják teljesíteni alapvető feladatukat.

2. Tudásmenedzsment és tanácsadás

Jelen tanulmányban és az alapjául szolgáló felmérésekben Kubr megközelítését alkalmazzuk, aki a következő definíciót használja a tanácsadással kapcsolatban: „A vezetési tanácsadás egy olyan független, szakértői szolgáltatás, melyet szervezetek és azok vezetői számára nyújtanak abból a célból, hogy segítsék a szervezeteket céljaik elérésében, a problémák feltárásában, megoldásában, új lehetőségek felkutatásában és azok megoldásában, a szükséges tudás elsajátításában és a változások megvalósításában.” (Kubr 2002, 10)

A vezetési tanácsadás célját és folyamatát, a szereplők közötti interakciót és kapcsolatrendszerét, valamint a külső tényezők hatását foglalja össze az üzleti tanácsadási rendszer modellje (Tokár-Szadai 2012), mintegy kiemelve a tudásmenedzsment szerepét a folyamatban.



1. ábra: Üzleti tanácsadási rendszer modellje
Forrás: Tokár-Szadai 2012 alapján kiegészítve

A felvázolt modell az üzleti tanácsadási rendszert öt különböző szempontból mutatja be, a következő szereplők és tényezők közötti kölcsönhatások, interakciók rendszereként értelmezi:

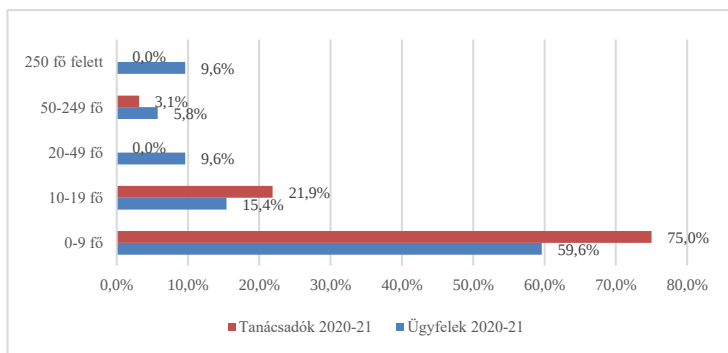
- **Tanácsadó:** a tanácsadói szervezetet általában több személy alkotja, ezért rendszerként kell kezelni. A tanácsadói szervezetnél a szakmai kompetenciát emeli ki, ezen belül a speciális tudás, a függetlenség és az objektivitás fontosságát hangsúlyozza. A speciális tudás kipróbált, bizonyítottan sikeres módszertanok tömege. A tanácsadó kevesebbet tud a tanácsot igénybevevő cégéről, üzletéről, intézményeiről, mint ügyfele, mégis tud értéket szállítani. Ez egyrészt a kivállóságának, az objektivitásának, másrészt a módszertani ismeretének és gyakorlatának köszönhető. A speciális tudás tehát az adott területnek megfelelő speciális ismereteken kívül magába foglalja a tanácsadói gyakorlatot is: rálátása van a problémára, független és megalapozott véleménye van. Ez különbözteti meg a külső tanácsadót más szakmai szolgáltatótól, a függetlenség meg a belső tanácsadótól. Kiemelt feladatuk a tudás megszerzése, generálása, fejlesztése, és a hatékony tudásmegosztás biztosítása.
- **Ügyfél:** az ügyfél szervezetet is általában több személy alkotja, ezért ezt is rendszerként kell kezelni. Az ügyfélnél a tágan értelmezett „probléma dimenziót” emeli ki a modell, amibe beletartozik a megoldandó problémán kívül az értékteremtés, tehát az üzleti szervezeti célok elérése, így az új lehetőségek azonosításának, illetve a változtatások kivitelezésének a szükség igénye. Az ügyfél értékteremtési célja teremti meg a teljes tanácsadási folyamat létjogosultságát.
- **Eszköz:** ide tartozik a tanácsadási folyamat kiindulását és megalapozását jelentő szerződés, és ennek a teljesítéséhez nélkülözhetetlen együttműködés. A tanácsadó és az ügyfél között helyezkedik el, hiszen kettejük szoros kapcsolatára épít: együtt határozzák meg a problémát, és célokat, közösen használják és biztosítják a technikai eszközöket. Ide tartozik a tanítás és rávezetés folyamata is, hiszen kölcsönösen tanulnak egymástól, és vezetik rá egymást a probléma megoldására, mely a siker elérésének alapfeltétele. Kiemelt szerepe van a hatékony tudásátvitel megvalósításának.
- **Környezet:** az ügyfél és a tanácsadó is a külső környezet feltételei között tevékenykedik, így ezek a tényezők a rendszerben kiindulási, alapfeltételként szerepelnek.
- **Közgazdasági szempont:** A tanácsadó az ügyféltől honoráriumot kap, illetve munkájához szükséges információt (adatokat, együttműködést) használ fel, hozzáadott értéként elemzéseket, értékeléseket (diagnózist), illetve az üzleti, szervezeti célok elérése érdekében javaslatokat dolgoz ki, és ha igény van rá, közreműködik annak

bevezetésében. A modell az új intézményi közgazdaságtan¹ fogalomrendszerébe illeszkedik.

Jelen tanulmányban arra keressük a választ, hogy a digitalizáció világában, az intelligens rendszerek és a mesterséges intelligencia (AI - Artificial Intelligence) korában mennyire tudnak megfelelni a tanácsadók az új kihívásoknak, a járvány idején mennyire tudtak élni a tanácsadási szolgáltatások fejlesztésének lehetőségével.

3. Empirikus kutatás

2020–21-ben félig strukturált mélyinterjú kutatást végeztünk a TEÁOR'08 alapján „üzletvezetési, vezetői tanácsadás” is folytató cégek (nem volt feltétel a fő tevékenység, de a mélyinterjút a tanácsadási tevékenységet is folytató kollégával végeztük el), valamint ügyfelek körében. 2020-21-ben 32 tanácsadóval és 52 ügyféllel készítettünk mélyinterjút. A minta létszám szerinti összetételét szemlélteti a 2. ábra.

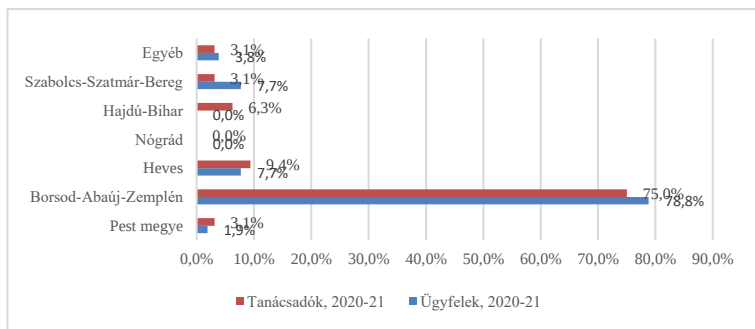


2. ábra: A vizsgált tanácsadók és az ügyfelek létszám szerinti megoszlása, 2020-21 (%)
Forrás: Saját szerkesztés

Valamennyi megvizsgált tanácsadó kis- és közepes méretű, főként mikrovállalkozás, ami nem meglepő, hiszen a nagy, multinacionális tanácsadó cégek székhelye Budapesten van. A tanácsadók ügyfelei körében végzett felmérésekben a megyei arányukhoz képest a nagyobb vállalatok jelentősen felülreprezentáltak, mivel a nagyobbak jobban megengedhetik maguknak tanácsadó igénybevételét, de ebben a körben is főként mikro valamint kis- és közepes vállalatok vettek részt a kutatásban.

¹ Az új intézményi közgazdaságtan elnevezés Douglass North-tól származik, aki a régi amerikai institucionalizmustól való megkülönböztetésül nevezte újnak ezt az 1970-es évektől kibontakozó irányzatot. Tárgyköre meglehetősen széles: a gazdasági, társadalmi és politikai intézmények magyarázására terjed ki. Fő kérdése, hogy miért és hogyan alakulnak ki a különböző intézmények, milyen célokat szolgálnak, miért és hogyan változnak. Az irányzat alapvetően a neoklasszikus elmélet kiterjesztésére vállalkozik (Kapás – Komáromi, 2004).

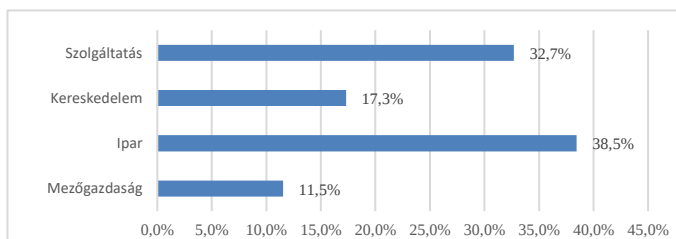
A minta kiválasztása nem reprezentatív mintavétellel, hanem az úgynevezett „hólabda” módszerrel (ELTE 2024) történt: a tanácsadók ügyfeleiket és másik tanácsadót, a vállalkozások tanácsadóikat, és üzleti partnereiket ajánlották a felmérésben való részvételre. elvártuk az északkelet- Szigorú területi kritériumot nem állítottunk, de a korábbi felméréseinkkel (Tokár-Szadai, 2020) történő összehasonlíthatóság érdekében magyarországi vonatkozást (vagy a tanácsadónak, vagy a felmérésben részt vevő ügyfélnek északkelet-magyarországi székhellyel kellett rendelkeznie.) A felmérésben résztvevő tanácsadók és ügyfeleik is főként Borsod-Abaúj-Zemplén megyéből kerültek ki (3. ábra).



3. ábra: A vizsgált tanácsadók és ügyfelek székhely szerinti összetétele, 2020-21 (%)

Forrás: Saját szerkesztés

A felmérésben részt vett ügyfelek fő tevékenységi kör szerinti összetételét szemlélteti a 4. ábra.



4. ábra: A felmérésekben részt vevő ügyfelek tevékenységi kör szerinti összetétele, 2020-21 (%)

Forrás: Saját szerkesztés

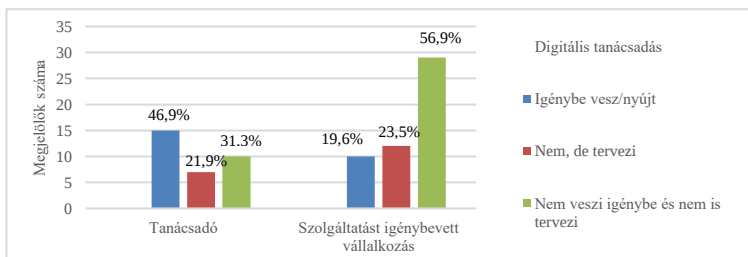
A szolgáltatást igénybevevett vállalkozók valamennyi iparágat képviseltek. 2020-21-ben a termelő vállalkozások mellett főként szolgáltatók vettek részt a kutatásban.

A mélyinterjúk elvégzésére a pandémia miatti korlátozások miatt digitális formában, Zoom-vagy Skype-alkalmazások segítségével került sor. A korábbi kérdőíves felmérésekkel való

összehasonlíthatóság biztosítása érdekében a mélyinterjúk kérdései a korábbi kérdőíves felmérések struktúráját követte, de itt a válaszadóknak lehetőségük volt az egyes kérdésekkel kapcsolatban mélyebben kifejteni a véleményüket. A mélyinterjúkat a szövegelemzés módszerét alkalmazva értékeltük. A kérdőívekkel és mélyinterjúk elvégzésével nyert adatok feldolgozása az SPSS 27.0 programcsomag alkalmazásával történt. Az elemzés keresztábrák elemzésével (függetlenségvizsgálattal) és varianciaanalízissel történt, a társadalomtudományi kutatásokban szokásos 5%-os szignifikancia mellett.

4. A tudásátvitel módjának a vizsgálata

A pandémia idején végzett interjúkban a tanácsadók részletesen kitértek arra, hogy a járvány miatti korlátozások (karantén szabályozás, kijárási korlátozás) nehézséget okoztak vagy egyenesen lehetetlenné tették számukra az ügyfelek személyes felkeresését, fogadását, ami paradigmaváltásra készítette őket. Többen kihangsúlyozták, hogy ennek a problémának a megoldására kiváló lehetőség a digitális formában történő tanácsadás, ami elsősorban Zoom- illetve Skype-alkalmazás segítségével történik. Többen kiemelték, hogy ez a megoldás főként a már több éve sikeresen működő együttműködésekben lehetséges, és ennek folytatását a pandémiát követően is elképzelhetőnek tartják (annak idő- és költségtakarékossága miatt). Új ügyfelek szerzésére azonban véleményük szerint kevésbé alkalmazható. A tanácsadási szolgáltatást digitális formában alkalmazó, tervező és ez elől elzárkózó tanácsadók és ügyfelek megoszlását szemlélteti az 5. ábra.

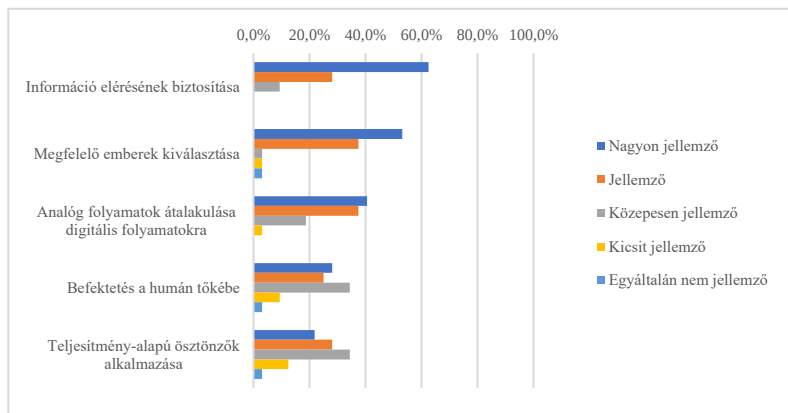


5. ábra: A tanácsadási szolgáltatást digitális formában alkalmazó, tervező és ez elől elzárkózó tanácsadók és ügyfelek megoszlása (%), 2020–21 (SPSS 27.0 alapján)
Forrás: Tokár-Szadai, 2023

A tanácsadók szignifikánsan többen kínálnak digitális tanácsadást (a megkérdezett tanácsadók 46,9%-a), mint ahány ügyfél ezt már igénybe vette (a megkérdezett vállalkozások 19,6%-a). Ugyanakkor szignifikánsan több ügyfél nem vette igénybe, és nem is tervezi (56,9%) mint tanácsadó (31,3%). Közel azonos azoknak az aránya, akik még nem rendelkeznek tapasztalattal a digitális tanácsadási szolgáltatás területén, de tervezik azt kipróbálni (a tanácsadók 21,9%-a, a vállalkozások 23,5%-a).

5. A tudás-intenzív szolgáltatást nyújtó cégek fejlesztési lehetősége

Skjolsvik et al. (2007) kutatásukban rámutatnak arra, hogy a legjobb ügyfelek felkutatásán és a sikeres együttműködési folyamatok irányításán kívül a KIBS cégeknek (Knowledge-Intenzive Business Service Firms- Tudás-intenzív szolgáltatást nyújtó cégek) olyan megbízásokat kell keresniük, amelyek magas arányú újdonságot és személyre szabott feladatokat tartalmaznak, amelyek lehetőséget adnak multidiszciplináris tanácsadói csapatok bevonására, amelyek relatíve hosszú idő periódus alatt zajlanak. A digitalizáció új innovációkat gerjeszt, új termékek és szolgáltatások bevezetését teszi lehetővé. A 6. ábra összefoglalja, hogy a tanácsadók ezekben a válságos időkben mennyire tudtak élni a tanácsadási szolgáltatások fejlesztésének lehetőségével.



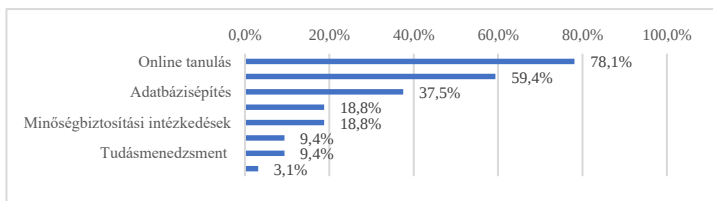
6. ábra: Digitalizáció alkalmazása a tanácsadási szolgáltatások fejlesztésében a válaszadó tanácsadók %-ában, 2020–21
 Forrás: Tokár-Szadai, 2023

Az interjúban részt vett tanácsadók meghatározó hányada jellemzőnek tartja tanácsadási szolgáltatásának folyamatos fejlesztését: elsősorban az információk elérésének a biztosításával (90,6%) és a megfelelő emberek kiválasztásával (90,6%), de az analóg folyamatok átalakulása digitális folyamatokra is jelentős szerepet játszik (78,1%). A válaszadók mintegy fele a válság ellenére is jellemzőnek tartja a vállalkozásában a befektetés a humán tőkébe (53,1%), valamint a teljesítményalapú ösztönzők alkalmazását (50%).

Egy sikeres cég nem működhet új termékek, új módszerek, technikák alkalmazása nélkül. Ezek részben könnyen megvásárolható, hozzáférhető forrásokból (pl. online adatbázis, nyomtatott kiadványok stb.), részben saját fejlesztésű adatbázisokból biztosíthatók. Az tehát nem kérdés, hogy folyamatos innovációra szükség van, az viszont igen, hogy a cég saját maga végezze, vagy pedig már meglévő licencet vegyen meg. A nemzetközi hálózattal rendelkező, multinacionális tanácsadó cégek óriási adatbázissal rendelkeznek, melyet azonnal el tud érní

valamennyi tanácsadójuk a világ bármelyik pontján. E hatalmas adatbankok jelentik az egyik legnagyobb előnyt az ügyfelekért folyó versenyben széles körű multi cégek számára a helyi kis tanácsadó irodákkal szemben, akik jóval kevesebb számú ügyféllel rendelkeznek adatbázisukban. Az egyéni vállalkozóként működő tanácsadók és kisebb cégek más helyzetben vannak; a korlátozottan rendelkezésre kutatási és fejlesztési tevékenységekbe kezdjenek.

A 7. ábra összefoglalja, hogy a tanácsadók milyen újfajta tudásszervezési módszereket alkalmaznak.



7. ábra: Tudásszervezési módszerek alkalmazása a válaszadó tanácsadó cégek %-ában 2020-21
Forrás: Saját szerkesztés

Az interjúban részt vett tanácsadók meghatározó hányada, 78,1%-a az online tanulást részesíti előnybe, 59,4%-a E-learning kurzusokon is részt vesz, egyértelműen ezek a legjelentősebb tudásszerzési módszerek napjainkban a felmérésünk alapján. Saját adatbázist az interjúban részt vett tanácsadók 37,5%-a épít, míg hálózati tanulást és minőségbiztosítási intézkedéseket már csak mintegy ötödük, 18,8%-uk alkalmaz.

Összefoglalás

A tanácsadók kiemelt feladata a tudás megszerzése, generálása, fejlesztése, és a hatékony tudásmegosztás biztosítása.

A tanulmány alapjául szolgáló mélyinterjú kutatásra 2020-21-ben a COVID-19 járvány idején, a pandémia miatti korlátozások következtében kialakult válságban, online formában (Zoom, Skype) került sor, 32 tanácsadó és 52 ügyfél részvételével. A járvány miatti korlátozások (karantén szabályok, kijárási korlátozások) valamennyi vállalkozást (tanácsadókat és ügyfeleket) egyaránt érintettek felvetve a digitális tanácsadási szolgáltatás igénybevételének, illetve nyújtásának lehetőségét, szükségességét. Felmérésünk alapján a tanácsadók meghatározó hányada nyitott digitális formában nyújtani a tanácsadási szolgáltatást és szívesen alkalmaz újfajta tudásszerzési és tudásszervezési módszereket. Véleményük szerint a digitalizáció hatást gyakorol mindennapi tevékenységükre, feladataik ellátására, jelentősen megkönnyítve azokat, a szolgáltatásaik fejlesztésére, a költségeik alakulására.

Az ügyfelek a tanácsadóknál sokkal kevésbé nyitottak digitális formában igénybe venni a tanácsadási szolgáltatást. Nagyon fontosnak tartják a személyes kapcsolatot, szükségesnek találják a fizikai kontaktot és a nonverbális kommunikációt. A megkérdezett ügyfelek több mint fele teljes mértékben elzárkózik a tanácsadás digitális formában történő igénybevételétől. 43,1%-a nem zárkózik el teljesen ettől, de kihangsúlyozták, hogy csak olyan együttműködésekben tartják elképzelhetőnek a digitális formában megvalósuló tanácsadást, melyek már évek óta sikeresen zajlanak, új kapcsolatok kiépítésében nem tartják elfogadhatónak.

Meg kell jegyeznünk, hogy a félig strukturált mélyinterjúink egyike sem reprezentatív, így általános érvényű következtetések levonására nem alkalmasak, egymással, és a korábbi reprezentatív kérdőíves felmérésekkel való összehasonlíthatóságuk sem biztosítható teljeskörűen. Feltáró kutatásként azonban alkalmazhatóak, a tendenciákra, az elmozdulás irányára következtethetünk belőlük, melyek jövőbeli empirikus kutatások kiindulópontjai lehetnek.

Irodalomjegyzék

- [1] Agbeja, O., Fajesimin, D. O., & Awolowo, O. (2008). Knowledge Management: Strategy For Corporate Survival and Sustainable Global Development. . Journal of Knowledge Management Practice, Vol. 9.(No. 2.), online (letöltve: 2023.11.30.).
Forrás: <http://www.tlinc.com/articl157.htm>
- [2] ELTE. (2024. 07 03). Forrás: 04. Kérdőíves adatgyűjtés: stratégia és típusok: http://gepeskonyv.btk.elte.hu/adatok/Pszichologia/123Kiss/Kutat%E1sm%F3dszer tan_szoci%E1pszichol%F3gia/bin/Ora_4/04_fogalomtar.html
- [3] Fellner, Á. (2011). Mi a tudásmenedzsment? Társadalomkutatás 29, 335–348.
<https://doi.org/10.1556/Tarskut.29.2011.3.4>
- [4] Karoliny , M., & Poór , J. (2019). Emberi erőforrás menedzsment kézikönyv. Budapest: Akadémiai Kiadó. <https://doi.org/10.55413/9789632959078>
- [5] Komáromi, J., & Kapás, G. (2004.. január). Régi és új hangsúlyok az új intézményi közgazdaságtanban. Közgazdasági Szemle, 90-98.
- [6] Kubr, M. (2002). Management consulting A guide to the profession (fourth edition). Geneva: ILO.
- [7] MTA. (2024. 02 20). Tudásmenedzsment Munkabizottság. Forrás: Tudásmenedzsment Munkabizottság Küldetésünk: <https://www.tudasmenedzsment.org>
- [8] Nonaka, I., & Takuchi, H. (1995). The Knowledge Creating Company: How Japanese Companies Create the Dynamics Poor Innovation . Oxford: University Press. <https://doi.org/10.1093/oso/9780195092691.001.0001>

- [9] Noszkay, E. (2023 a). Elnöki ajánlás a jelen gyűjteményes kötethez. In E. Noszkay, Tudásmenedzsment a következő két évtized határán a MTA GB TM Munkabizottság 20. éves jubileumára készült tanulmánykötet. Budapest: Akadémiai Kiadó. <https://doi.org/10.1556/9789634549130>
- [10] Noszkay, E. (2023 b). A tudásmenedzsment (TM) hazai fejlődéstörténete (A MTA GB Tudásmenedzsment Munkabizottság 20. évet átfogó tevékenységének tükrében). In E. Noszkay, Tudásmenedzsment a következő két évtized határán a MTA GB TM Munkabizottság 20. éves jubileumára készült tanulmánykötet. Budapest: Akadémiai Kiadó. <https://doi.org/10.1556/9789634549130.2>
- [11] Redman, T., & Wilkinson, A. (2006). Contemporary Human Resource Management Text and Cases. Essex: Prentice Hall – Financial Times.
- [12] Skjolsvik, T., Lowendahl, B. R., Kvalschaugen, R., & Fosstenlokken, S. M. (2007). Choosing to Learn and Learning to Choose: Strategies for Client Co-Production and Knowledge Development. California Management Review vol. 49, no. 3 Spring, pp. 110-128. <https://doi.org/10.2307/41166397>
- [13] Szívós, M. (2017). Fordulópontok a hallgatólágos tudás és a tudattalan felfedezéstörténetében. Magyar Szemiotikai Társaság: Loisir Könyvkiadó.
- [14] Tokár-Szadai, Á. (2012). Az üzleti tanácsadási rendszer modellje . Vezetéstudomány Különszám, 66-73. <https://doi.org/10.14267/VEZTUD.2012.ksz1.07>
- [15] Tokár-Szadai, Á. (2020). Changes in the Management Consulting Market in Northeastern Hungary, 2001-2016. ÉSZAK-MAGYARORSZÁGI STRATÉGIAI FÜZETEK 17 : 1 , 17-26.
- [16] Tokár-Szadai, Á. (2023). A digitalizáció mint lehetőség a vezetési tanácsadók számára a COVID-19- járvány idején. INFORMÁCIÓS TÁRSADALOM: TÁRSADALOMTUDOMÁNYI FOLYÓIRAT XXIII : 1, 61-79. <https://doi.org/10.22503/infars.XXIII.2023.1.4>

Tudásmenedzsment a Nagy Nyelvmodellek korában

Szabados Levente

Frankfurt School of Finance and Management

Soproni Egyetem

szabados@int.fs.de

ORCID: 0009-0003-6046-9361

Absztrakt

A mesterséges intelligencia (AI) fejlődése és különösen a nagy nyelvmodellek (LLM-ek) elterjedése alapvetően változtatja meg a vállalati tudás-menedzsment (KM) lehetőségeit. A tanulmány célja, hogy megvizsgálja, hogyan használhatók az LLM-ek a vállalati tudás hatékony kezelésében és felhasználásában. Az LLM-ek által kínált előnyök, mint a nagymértékű szöveges adatbázisokból való tanulás és az új információk generálása, jelentős potenciált hordoznak, ugyanakkor a hallucinációk és a pontatlan következtetések jelentős akadályokat jelentenek alkalmazásukban. A tanulmány különböző technikákat tárgyal, amelyekkel ezen kihívások mérsékelhetők, mint például a „Chain-of-Thought” eljárás, a finomhangolás, valamint a „Retrieval Augmented Generation” (RAG) módszerek. Végezetül a tanulmány empirikus adatokat elemez a szoftverfejlesztők és vállalati döntéshozók körében végzett felmérések alapján, bemutatva az LLM-ek tudásmenedzsmentben történő alkalmazásának lehetőségeit, kihívásait és várható hatásait.

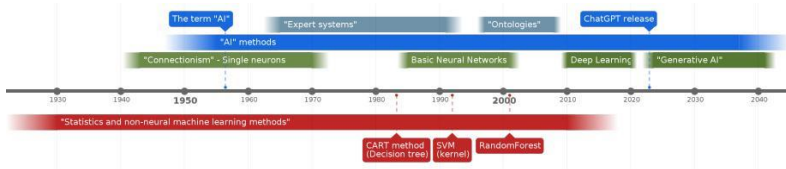
Kulcsszavak: *mesterséges intelligencia (AI), nagy nyelvmodellek (LLM-ek), vállalati tudásmenedzsment (KM)*

Háttér és motiváció

A közgazdasági kutatás utóbbi néhány évében különösen sok eredmény (például: [29], [25], [10]) látszik alátámasztani a tényt, miszerint a vállalati tudás és különösen annak hatékony felhasználása kulcs fontosságú versenyképességi tényezőt jelent a szervezetek számára (a tudástőke mérése és annak versenyképességre gyakorolt hatása kapcsán lásd még [1]), így kiemelten fontos lehet vizsgálni, hogy a legújabb informatikai megoldások, különösen az utóbbi években látványos fejlődést és elterjedést mutató mesterséges intelligencia (AI) megoldások milyen módon képesek elősegíteni a vállalati tudásmenedzsmentet, s így miként képesek (a közvetlen feladat automatizáláson túl) hozzájárulni a szervezeti versenyképességhez.

A mesterséges intelligencia új korszakának háttere és technológiai fejlődése

A mesterséges intelligencia (AI) technológia fejlődése jelentős utat járt be azóta, hogy 1955-ben bevezették a fogalmat [28]. Az AI kutatása különböző fázisokon ment keresztül, amelyek mindegyike egy adott technológia vagy kutatási irány dominanciáját jelölte.



1. ábra. Az AI fejlődésének idővonala

A klasszikus AI kutatási területek, mint az automatizált beszédfelismerés vagy a képosztályozás, évtizedekig folyamatos előrehadást mutattak, azonban ezen fejlődés jelentős mérnöki erőfeszítést igényelt. Az "AlexNet" példája [24], amely az első sikeres mélytanuló modell ("mély neurális hálós tanulás" avagy "Deep Learning" - fogalom eredetéhez lásd még: [6], [12]) volt, amely felülmúlta a hagyományos (nem neurális háló alapú) statisztikai modelleket, bemutatja az "end-to-end learning" paradigmaváltást. Ez a megközelítés lehetővé tette, hogy nagyméretű adatbázisokon (például az ImageNet-en [8]) alkalmazzunk modelleket anélkül, hogy szükség lenne az emberi szakértők által manuálisan tervezett jellemzőkre, így gyakorlatilag a mérnöki órák számát cseréltük le a számítástechnikai erőforrásokra.

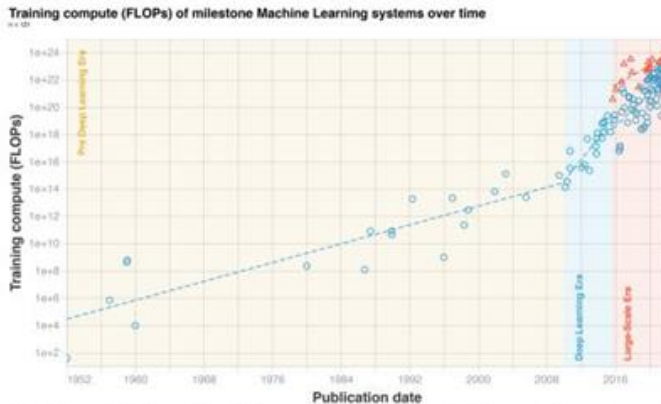
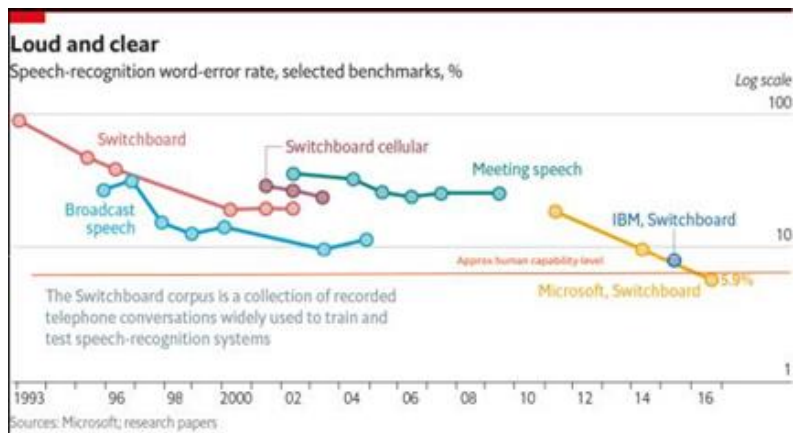


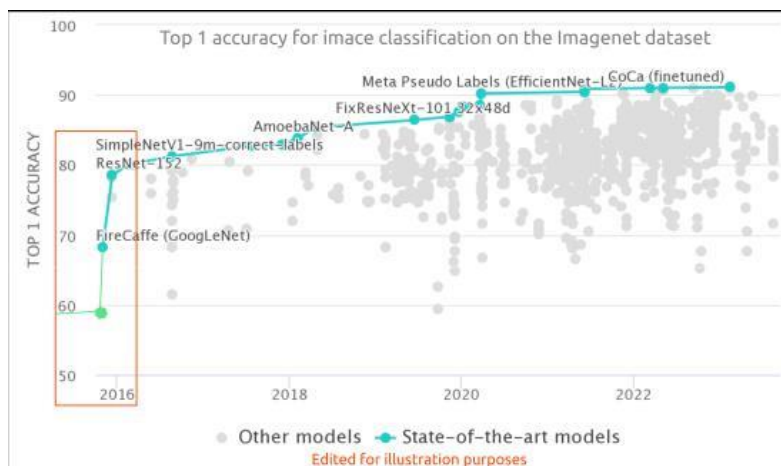
Figure 1: Trends in $n = 121$ milestone ML models between 1952 and 2022. We distinguish three eras. Notice the change of slope circa 2010, matching the advent of Deep Learning; and the emergence of a new large-scale trend in late 2015.

2. ábra. A legkorszerűbb AI modellek számítási igénye idővel [37]

Ez a változás - a számítástechnikai erőforrások széles körű elérhetőségével és a nagyobb adatbázisok megjelenésével párosulva - áttörést eredményezett az elért teljesítményben több lényeges területen, mint a hangátírás és a képfelismerés vagy szövegfeldolgozás.



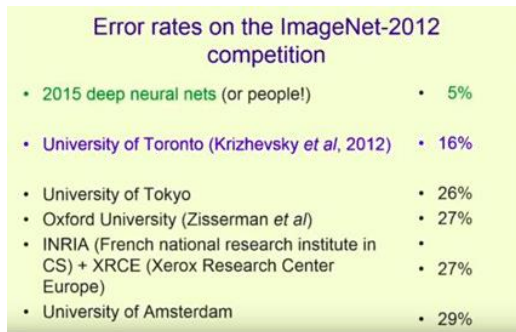
3. ábra. Az automatizált beszédfelismerés története [15] (módosítva az emberi szintű teljesítmény hozzávetőleges megjelenítésére)



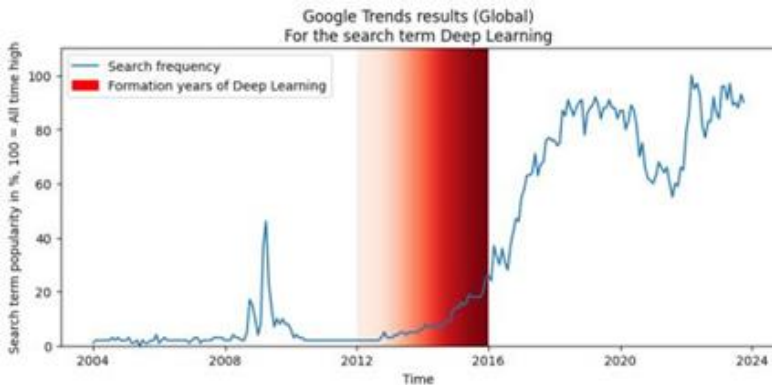
4. ábra. Képszámlázási teljesítmény ImageNet adatszenzen

Amint az AI egyik "alapító atyja", a Turing-díjas Geoffrey Hinton nyilvános előadásában kiemelte [17], a 90-es évek végének elméleti előrelépései csak akkor hoztak gyümölcsöt, amikor elegendő adat és számítási kapacitás vált elérhetővé egy megfelelő modellstruktúra (azaz a mélytanulás) számára. A korábbi modellezési architektúrák nem élveztek közvetlen

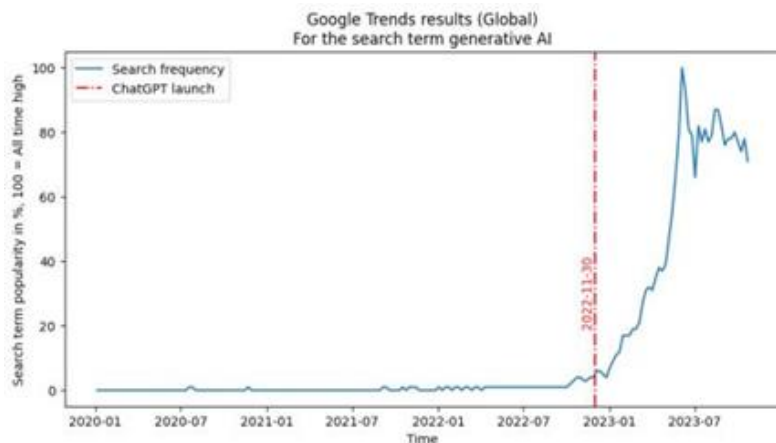
előnyt az adatok és a számítási kapacitás növekedéséből. Ahogyan Hinton megjegyzései illusztrálják, a képosztályozás területén évtizedekig tapasztalt alacsonyabb teljesítmény (26%-os hibaarány) 2012-ben az első jól képzett mélytanuló modellel majdnem felére csökkent, majd körülbelül 3 év alatt elérte az emberi szintű teljesítményt. Amint ez a jelentős előrelépés és a teljesítmény gyors növekedése széles körben ismertté vált (ahogy ezt például a "Deep Learning" kifejezésre vonatkozó Google keresési trendek is mutatják), az AI technológia egy újabb szakaszba lépett. A technológia fejlődése a 2020-as évek elején új magaslatoakat ért el a generatív AI rendszerek megjelenésével, amelyek képesek szöveges vagy képi válaszokat generálni, és amelyekre a hétköznapi nyelv a „generatív AI” kifejezést használja.



5. ábra. Geoffrey Hinton előadása a mélytanulás történetéről [17]



6. ábra. Google Trends keresés: Deep Learning [13]



7. ábra. Google Trends keresés: generative AI [14]

Ezeket a rendszereket a tudományos közösségben gyakran "megalapozó modellek" (Foundational Models [2]) névvel illetik, mivel ezek a modellek nemcsak hogy pontosabbá váltak, hanem alkalmazhatósági körük is robbanásszerűen szélesedett, azaz bizonyos értelemben általános problémamegoldó modellekként funkcionálnak, nem szűkülve egyetlen specifikus alkalmazási területre sem, valamint szabad szöveges formában lehet velük interakcióba lépni, mintegy "instrukciókat" adva, így tehát a használatukhoz szükséges technológiai küszöb is jelentősen csökkent, a felhasználók széles köre hozzáfér teljesítményükhöz specialista tudás nélkül is. A generatív AI rendszerek fejlődése, többek közt a diffúzió alapú képgeneráló modellek [18] és a nagy nyelvi modellek (Large Language Model, LLM) kombinációja, a multimodalitás koncepciója alatt új lehetőségeket és kihívásokat hozott az AI területére. Ez a technológiai ugrás jelentős figyelmet keltett mind a tudományos, mind a gyakorlati alkalmazások terén.

Nagy nyelvmodellek és tudás

Témánk szempontjából különösen kiemelendő az LLM-ek szerepe, mivel roppant méretű szöveges korpuszokon tanítva tulajdonképpen tekinthetők úgy, mint az emberi tudás széles körének "tömörített" tudásbázisai (lásd még: [7]), melyek szabad szöveges formában "lekérdezhetők", a "transzfer tanulás" ([32]) és valamint később "promptolás" ([3]) segítségével alkalmasak új, korábban nem látott kérdések megválaszolására. Bár a fenti érvelés egykönnyen arra engedne következtetni, hogy az LLM-ek már önmagukban, extenzív tréningjük, és a felhasznált roppant méretű tanító adatbázisok lefedése miatt értékes tudásforrásnak minősülhetnek, így jelentősen támogatják a vállalati tudásmenedzsmentet, sajnálatos módon a gyakorlat evvel homlokegyenest ellentétes tapasztalatokat mutat. A nagy

nyelvi modellek esetében, főként az "instrukciós finomhangolás" (lásd.: [30]) miatt, mely a pusztán nyelvi képességeken túl egyfajta viselkedéssel elvárásokat teremt a modellek felé, fokozottan fellép a "hallucináció" jelensége, mely során a modell mindenáron törekszik az instrukciók teljesítésére, az általa generált szövegek tényszerűségének teljes figyelmen kívül hagyásával. E jelenség, melyet [21] részletesen tanulmányozott, kifejezett akadálya az LLM-ek tudásmenedzsment területén való felhasználásának oly mértékig, hogy önmagukban nézve (tehát egyéb kiegészítő technikákat nem felhasználva) kijelenthető, hogy az LLM-ek tudásforrásnak alkalmatlanok (lásd még: [42]). Kérdés tehát, hogy milyen eljárások alkalmazhatóak az LLM-ek tudásmenedzsment területen történő hasznosításában?

Lehetséges technikák LLM-ek hasznosítására a tudásmenedzsmentben

Általános keretek

A hipotetikus kontextus, melyben az LLM-ek vállalati tudásmenedzsment kontextusban történő alkalmazását vizsgálni kívánjuk, a következő:

A vállalat valamely üzleti folyamata során információ igény keletkezik vagy egy külső szereplő (például ügyfél), vagy egy belső szereplő (munkatárs) irányából, melyet automatizált formában, például egy kérdés-válasz keretében szeretnénk kielégíteni. Feltesszük továbbá, hogy az információ igény a szervezeten belül expliciten, például írásos dokumentumok formájában rendelkezésre álló tudásra, és a belőle levonható közvetlen következtetésekre korlátozódik. Kérdés, hogy milyen formában tudunk LLM megoldásokat használni ezen információ igények kielégítésére az esetben, ha a hallucináció problémáját figyelembe vesszük?

Problémák alábontása

Ahhoz, hogy a fent leírt praktikus alkalmazási mód lehetővé váljon, meg kell különböztetnünk az LLM hallucinációk két alapvető formáját, a következtetési tévedéseket és a tudásdeficitből adódó fikciókat.

Míg az első esetben arról van szó, hogy az adott nyelvi modell számára - a tréning adatból következően, vagy a kérdés bemeneti kontextusában ("prompt"-jában) - rendelkezésre áll minden információ a helyes következtetés levonására, mégis téves választ ad, míg a második esetben a modell tréning során vagy a kérdésben nem kapott elegendő tényszerű információt a válaszhoz, így kénytelen a legvalószínűbb szöveget tulajdonképp véletlenszerűen "megtippelni", mely során szinte bizonyosan tárgyi tévedésekbe bocsátkozik. E két problémát, és a rá adott válaszokat külön kell vizsgálnunk.

Következtetési hibák korrekciója

A következtetési hibák korrekciója terén szerencsére idejekorán történtek előrelépések, mivel az úgynevezett "Chain-of-Thought" technika [41], és a hozzá tartozó, fundamentálisnak tűnő jelenség igen ígéretes irányt jelent.

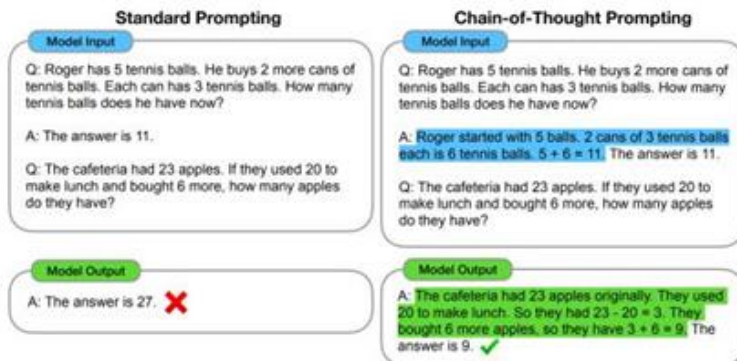


Figure 1: Chain-of-thought prompting enables large language models to tackle complex arithmetic, commonsense, and symbolic reasoning tasks. Chain-of-thought reasoning processes are highlighted.

8. ábra. "Chain-of-Thought" technika demonstrációja az eredeti cikkben [41]

A technika lényege, hogy az LLM-et megfelelő utasításokkal arra készítjük, hogy lépésről lépésre bontsa fel válaszait, mintegy megtervezve majd végrehajtva a következtetési láncot, mely egy adott probléma megoldásához vezet, tulajdonképp saját kimenetét (és az ehhez kapcsolható komputációs "bűdzsét") használva "jegyzetömbként" a következtetés jó minőségű végrehajtására.

A fenti technika egyben egy komoly kutatási terület kezdeti pontját is jelenti, mely mára számos hatékony eljárást foglal magába az LLM-ek következtetési képességeinek javítása érdekében. A terület legújabb eredményeiről lásd még: [36] és [4]

Ezek alapján kijelenthetjük, hogy amennyiben a megfelelő információ rendelkezésre áll, több módszert is bevethetünk arra, hogy az LLM válaszaiban megjelenő következtetési hibákat csökkentsük.

Mi azonban a helyzet akkor, ha tényszerű "ismerethiányról" van szó, azaz a tulajdonképpeni kérdésről: A saját, különleges vállalati tudásom, mely nem volt része az eredeti LLM tréning anyagnak, hogyan kerül a modellbe?

Finomhangolás

Bár a technika gyökerei jóval korábbra nyúlnak vissza, talán elsőként az ULMFiT modell [19] irányította rá a fókuszra a "finomhangolás" kérdésére. A megközelítés lényege, hogy a nagy méretű szövegkorpuszon korábban "előtanított" mély neurális hálós nyelvmodelleket az adott kontextus, jelen esetben szervezet számára elérhető szöveganyag felhasználásával "tovább tanítjuk", így a modellnek lehetősége van mind a vállalati tudást, mind a kommunikáció stílusát elsajátítani.

Az első és legkomolyabb kihívás ebben a megközelítésben - az elérhető vállalati adatbázis méretén túl - a jelentős számítási igény, mellyel ténylegesen nagy nyelv-modelleket finomhangolni lehet. Ez gyakran meghaladja a szervezetek által akár felhős környezetben bérelhető kapacitásokat is. A szükséges számítási kapacitás mérséklésére létrehozott megoldások, mint például a LoRA [20] és QLoRA [9] módszerek ugyan jelentős mértékben mérséklik a szükséges befektetést, ám az – különösen a módszerekhez szükséges speciális szakértelem figyelembevételével együtt – erőteljes befektetést igényelnek.

Sajnálatos módon számos megfigyelés támasztja alá a tényt, miszerint a "finomhangolás" egyben az LLM korábbi, előtanulási szakaszában elsajátított tudásának sérüléséhez vezet, sőt, egyes eredmények (például: [23]) szerint erős lineáris kapcsolat áll fenn a finomhangolás mértéke és a "felejtés" között. A tartalmi "tanulás" szempontjából pedig komoly érvek (lásd [31]) szólnak amellett, hogy a "finomhangolás" speciális tudás elsajátítására nem feltétlenül alkalmas.

A finomhangolás és transzfer tanulás kapcsán érdemes megemlítenünk a kérdést, miszerint nem lehet-e egy adott szervezeti tudást finomhangolás útján "tárolni" egy LLM-ben, így egyfajta tacit tudásként átvinni más szervezeti kontextusokba. Bár ez elméletben lehetséges, fontos belátnunk, hogy mivel a tudás kiindulópontja explicit tudást tároló dokumentum halmaz volt (a tréning korpusz formájában), ezért ez a megközelítés előbb explicit tudást tacitá tesz, majd azt viszi át szervezeti határokon. Mint ilyen, egyfajta veszteséges tömörítésnek minősül, így nem tekinthető preferáltnak az explicit tudást átvivő dokumentum transzferhez képest.

Mindezek alapján a finomhangolás a vállalati tudás, az adott szervezeti információk LLM-ek felé történő tanításának messzemenőig nem optimális formája, és mint ilyen, erre a célra kerülendő, sokkal inkább alkalmas valamiféle írásos formában megnyilvánuló "skill", mint kommunikációs stílus, hangvétel, viselkedés LLM-ek felé való átadására, feltéve hogy ez a tréning korpuszban megfelelően tükröződik. Az explicit tudás LLM-ek felé történő átadására tehát egyéb megoldásokat kell keresnünk.

Retrieval Augmented Generation (RAG)

A speciális, adott esetben csak szervezetben belül elérhető tudás nyelvi modellekkel való "összekötése" már igen korán felmerült, és az azóta megalapozónak tekinthető cikk [27] fogalmait követve a keresőrendszerekkel kiterjesztett nyelvi generálás (Retrieval Augmented Generation - RAG) a kutatás és gyakorlati alkalmazás fókuszpontjába került. Az eljárás lényege, hogy egy testre szabott, gyakran szemantikus feldolgozást is végző keresőrendszert integrálunk az LLM megoldásokkal oly módon, hogy a beérkező kérdésekhez előbb keresést futtatunk a vállalati tudásbázisban, majd annak releváns találatait mintegy "horgony-ként" ("anchor") vagy "kontextusként" ("context") adjuk át a kérdéssel együtt az LLM-nek, így az tényszerű válaszait az eredeti információforrásokhoz tudja kötni, minimalizálva a hallucináció esélyét.

A módszer sikerét mutatja, hogy már önmagában is jelentős kutatási területté vált (lásd még pl: [22]), és az LLM-ek vállalati munkafolyamatokba való beillesztésének gyakorlatilag de facto megközelítésének tekinthető.

Várható hatások

Miután fentebb körvonalazott megoldások, különösen a RAG megközelítés jelentős sikereket ért el az LLM-ek vállalati tudásmenedzsmentbe való beilleszthetősége terén, térjünk át vizsgálatunk másik tárgyára: Mekkora potenciált jelent ez a technológia a gyakorlatban, milyen mértékű hatások várhatóak, amennyiben jelentősen elterjed, illetve mik az alkalmazásának főbb kihívásai? Mindezen kérdések tisztázásához empirikus adatok elemzéséhez nyúlunk, még-hozzá két forrásból:

Első forrásunk, a szoftver iparágban domináns információ forrásnak tekinthető "Stack Overflow" portál által évenként elvégzett közvélemény kutatás ("Stack Overflow Developer Survey 2023" [38]), mely bár iparági értelemben korlátozott (hisz szoftverfejlesztőket kérdez meg), viszont a válaszadók impresszív száma (közel 90e fő világszerte) miatt mérvadó adatforrásnak tekinthető.

Második forrásunk a Trust My AI és a Neuron Solutions Kft. által végzett saját vezetői közvélemény kutatás (továbbiakban "TrustMyAI kutatás"), mely célzottan a régióinkban tevékenykedő vállalati döntéshozókat (n=150) kérdezett meg az AI megoldások, különösként az LLM-ek alkalmazása és a vele kapcsolatos megbízhatósági kérdések tekintetében.

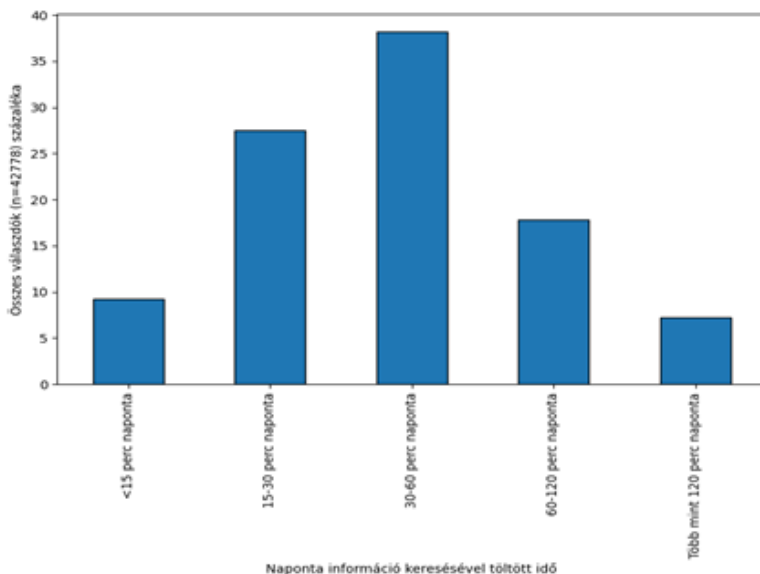
Mindkét adatforrás a kérdések tágabb körét taglalja, jelen elemzésünkben csupán azok egyes releváns kérdéseit dolgozzuk fel.

Igény

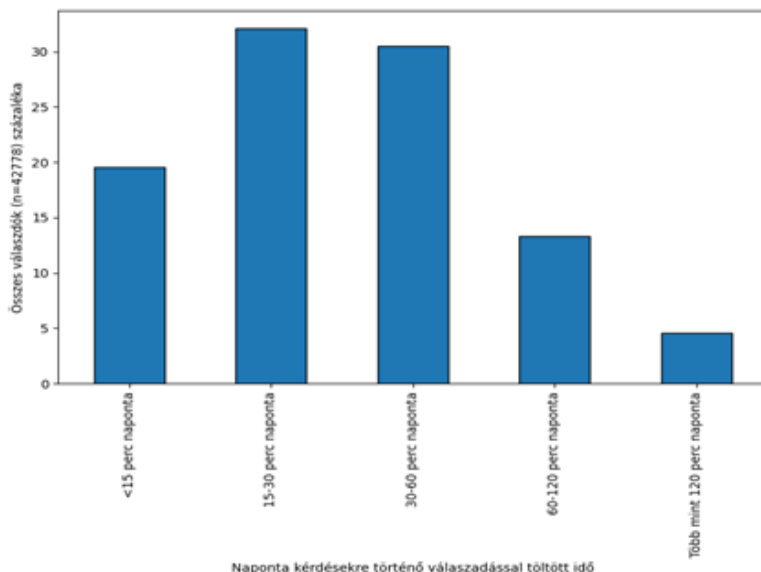
Elsőként vizsgáljuk meg, hogy egy tudás intenzív munkakörben - mint például a programozás - milyen potenciál rejlik a tudásmenedzsment eszközök hatékonyabbá tételében?

Annak ellenére, hogy fő tevékenységükként a programozók új forráskód létre-hozását jelölik meg, igen instruktív megfigyelni, hogy saját bevallásuk (Stack Overflow survey) szerint naponta mennyi időt töltenek információk keresésével és kérdések megválaszolásával.

Még ha csupán a megjelölt idősavók átlagértékeivel számolunk is, elmondható, hogy egy átlagos programozó a napjából közel 50 percet információ kereséssel, 40 percet pedig kérdések megválaszolásával tölt, ami a munkaidő több mint 18%-a! Ez az adat élesen kiemeli, hogy ha LLM megoldásokkal képesek vagyunk csökkenteni az információhoz való hozzáférés idejét, igen jelentős termelékenység növekedés érhető el. Megjegyzendő, hogy a legfrissebb, 2024-es Stack Overflow felmérés[39] adatai szinte tökéletesen megegyeznek a 2023-as mérésekkel ebben a tekintetben, így a jelentős potenciálon túl még nem árulkodik az adat annak komoly kiaknázásáról. Felmerülhet tehát a kérdés, hogy pontosan mennyire élnek már evvel a lehetőséggel a szervezetek a gyakorlatban?



9. ábra. A Stack Overflow felmérés [38] alapján naponta mennyi időt töltenek programozók válaszok keresésével



10.ábra. A Stack Overflow felmérés [38] alapján naponta mennyi időt töltenek programozók kérdések megválaszolásával

Alkalmazás

A fenti becslések csupán a lehetőségekről szólnak. Kérdés, hogy van-e bármiféle evidenciánk arról, hogy evvel a lehetőséggel a gyakorlatban élnek is? Ehhez ismét segítségül hívatjuk a fenti adatbázist.

A megkérdezett szenior (legalább 3 éve professzionálisan a szakmában dolgozó) programozók (n=57240) közül 10.61% említette, hogy egy kódbázissal való ismerkedéshez, 17.01% pedig a hibajavításhoz és segítség kéréshez használ jelenleg is már AI (LLM) alapú technológiát, az ezt csupán tervezők esetében a két szám 19.74% és 17.10%. (Forrás: Stack Overflow survey [38], saját elemzés)

Emellett a területen végzett kvalitatív kutatás [26] során is fény derült rá, hogy a megkérdezett szenior programozók igen gyakran említették: már most is jelentős mértékben támaszkodnak LLM alapú rendszerekre mintegy "órakulomként", azaz a nagy mennyiségű dokumentációval vagy ismeretlen kódbázissal való ismerkedés terén mintegy kérdés megválaszoló és tanulást segítő eszközként. Ez jól korroborálja a feltevést, hogy a fent említett időmegtakarítási potenciál a gyakorlatban is megvalósulhat.

Akadályok

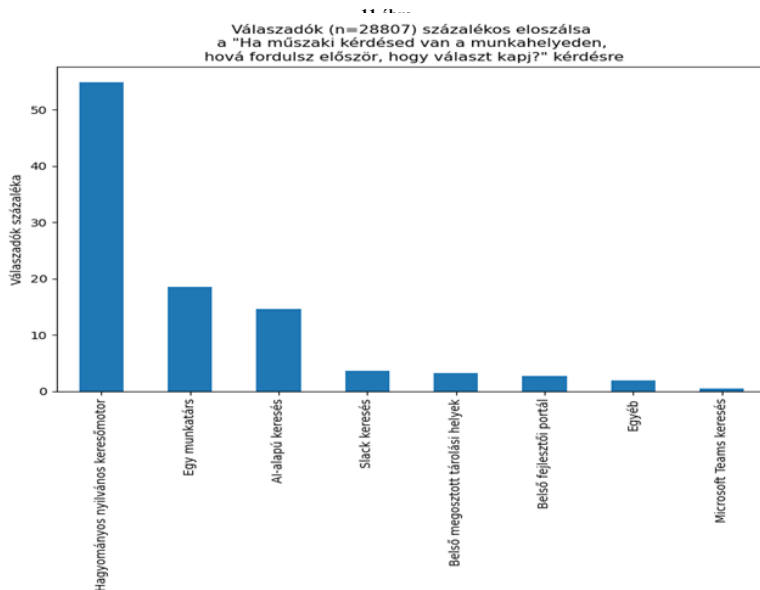
Mindezek mellett erős akadályozó tényezők is fellépnek.

Az LLM megoldások biztonságos és felelős használata még továbbra sem megoldott. Ahogy azt a Conversica által végzett felmérés [5] is mutatja, a mindössze a válaszadók 6%-ának van már bevezetett irányelve, ráadásul a következő 12 hónapban mesterséges intelligenciát bevezetni tervező vállalatok közül mindössze minden huszadiknak van irányelve erre vonatkozóan. A dolgozók tehát nem tudják, mit szabad és hogyan biztonságos LLM megoldásokat használni. (Ez szintén tükröződött a senior programozókkal végzett mélyinterjúimban [26].)

Amikor a Stack Overflow 2024-es felmérésében[39] azt vizsgálták, hogy milyen forrást is kérdezne meg leginkább egy programozó, ha problémája van, azt találták, hogy bár az AI alapú megoldások (fizetős és nem fizetős formában) összességében már a szakemberek 14.57%-ának szemében tekinthetők elsődleges forrásnak (evvel igen komolyan megközelítve a második helyen álló "munkatárs" kategóriát, a maga 18.48%-ával), mégis egyelőre, valószínűleg az elterjedtség / ismertség, vállalati irányelv szerinti elérhetőség, illetve megszokás miatt még továbbra is a nyílt Internetes keresők dominálnak. Ez véleményem szerint erőteljesen változni fog, ha az AI megoldásokba vetett bizalom megnövekszik.

Mitől lesz használható

Fontos kiemelni a bizalom / megbízhatóság kérdésének elsődlegességét. Mivel a hallucináció jelensége erőteljesen befolyásolja az LLM alapú rendszerek megbízhatóságát, az egyik legfontosabb feladat - amint azt már fentebb a RAG



11. ábra A Stack Overflow 2024 felmérés [39] alapján mit tekintenek a programozó szakemberek elsődleges forrásnak

megoldások tárgyalásakor is kiemeltük - az LLM alapú megoldások tényszerű lehorgonyzásában, és annak minőségében rejlik.

Ezt a felismerést támasztja alá szűkebb területen az általam korábban végzett[26] kvalitatív vizsgálat, mely során a bizalom megteremtésének feladata volt az egyik elsődleges kihívás a szenior szoftverfejlesztők számára az LLM alapú megoldások munkafolyamataikba való beillesztése esetében.

A szűkebb körű és kvalitatív evidenciák mellett azonban szélesebb lefedésű kvantitatív adataink is vannak (köszönhetően a Trust My AI és a Neuron Solutions által végzett felmérésnek) arról, hogy az üzleti döntéshozók (n=150) döntő többsége a bizalom kérdését, és az annak megteremtésére tett technológiai erőfeszítéseket (például RAG rendszerek metodikus mérését és benchmarking utáni továbbfejlesztését) mennyire tekintik kiemeltnek a sikeres vállalati bevezetés esetében.

Az adatok numerikus elemzése alapján szignifikáns korreláció (Spearman R: 0.371, P: 0.00001) figyelhető meg a döntéshozók AI megoldásokba vetett bizalma és az alkalmazás gyakorisága között. (Ez egybecseng [40] eredményeivel.)

Megjegyzendő, hogy itt nem csupán egyfajta passzív bizalomról van szó, hanem kifejezetten arra irányult a kérdés, hogy az adott szervezet mennyit tesz technikai és folyamatok eszközökkel a megbízhatóság érdekében. Ez jól egybecseng a kutatásban fontos témaként megjelenő "RAG audit" módszertanok (például: [11], [35], [33], [16], [43], [34]) térnyerésével, ezek alkalmazása esetén pozitív hatással kecsegtet.



12.ábra. A TrustMyAI és Neuro Solutions felmérés alapján milyen összefüggés van az üzleti döntéshozók szerint az AI megoldásokba vetett bizalom és azok alkalmazási gyakorisága közt

Következtetések

A fentebb kifejtettek fényében összegezve kijelenthetjük, hogy az LLM modellek alkalmazása jelentős mértékben segítheti a vállalati tudás hatékony alkalmazását, s mint ilyen, közvetlenül befolyásolhatja a versenyképességet, ám csupán néhány alapvetően fontos feltétel teljesülése esetén:

Egyrészt a nagy nyelvmodellek pusztá alkalmazásán túl szükség van jó minőségű RAG keretrendszer létrehozására, ezen túl pedig olyan módszerek és eszközök alkalmazására, melyek a rendszer válaszainak minőségbiztosításán keresztül hozzájárulnak a megoldásba vetett bizalom kialakulásához.

Ezek nélkül a feltételek nélkül az LLM-ek jelentette ígéret csupán ígéret marad.

Hivatkozások

- [1] György Boda és tsai. Sodródásból feljebb lépés. Tudásalapú versenyképesség. Akadémiai Kiadó Zrt., 2024. isbn: 9789636640231. url: <https://m2.mtmt.hu/api/publication/35090812>. <https://doi.org/10.1556/9789636640231>
- [2] Rishi Bommasani és tsai. On the Opportunities and Risks of Foundation Models. 2022. arXiv: 2108.07258 [cs.LG].
- [3] Tom B. Brown és tsai. Language Models are Few-Shot Learners. 2020. arXiv: 2005.14165 [cs.CL]. url: <https://arxiv.org/abs/2005.14165>.
- [4] Zheng Chu és tsai. Navigate through Enigmatic Labyrinth A Survey of Chain of Thought Reasoning: Advances, Frontiers and Future. 2024. arXiv: 2309.15402 [cs.CL]. url: <https://arxiv.org/abs/2309.15402>.
- [5] Conversica. AI Ethics and Corporate Responsibility Survey Report. Accessed: 2024-08-21. 2023. url: <https://www.conversica.com/conversation-automation-resources/report/ai-ethics-survey/>.
- [6] Rina Dechter. “Learning While Searching in Constraint-Satisfaction-Problems.” 1986. jan., 178–185. old.
- [7] Grégoire Delétang és tsai. Language Modeling Is Compression. 2024. arXiv: 2309.10668 [cs.LG]. url: <https://arxiv.org/abs/2309.10668>.
- [8] J. Deng és tsai. “ImageNet: A Large-Scale Hierarchical Image Database”. 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2009, 248–255. old. doi: 10.1109/CVPR.2009.5206848.
- [9] Tim Dettmers és tsai. QLoRA: Efficient Finetuning of Quantized LLMs. 2023. arXiv: 2305.14314 [cs.LG]. url: <https://arxiv.org/abs/2305.14314>.
- [10] Voicu D. Dragomir. “The Impact of Intangible Capital on Firm Profitability in the Technology and Healthcare Sectors”. International Journal of Financial Studies 12.1 (2024). issn: 2227-7072. doi: 10.3390/ijfs12010005. url: <https://www.mdpi.com/2227-7072/12/1/5>.
- [11] Shahul Es és tsai. RAGAS: Automated Evaluation of Retrieval Augmented Generation. 2023. arXiv: 2309.15217 [cs.CL]. url: <https://arxiv.org/abs/2309.15217>.
- [12] Alexander L. Fradkov. “Early History of Machine Learning”. IFAC-PapersOnLine 53.2 (2020). 21st IFAC World Congress, 1385–1390. old. issn: 2405-8963. doi: <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2020.12.1888>. url: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2405896320325027>.
- [13] Google. Trend analysis for Deep Learning. Accessed: 2023-11-02. 2023. url: <https://trends.google.com/trends/explore?date=all&q=%2Fm%2F0h1fn8h&hl=en>.

- [14] Google. Trend analysis for Deep Learning. Accessed: 2023-11-02. 2023. url: <https://trends.google.com/trends/explore?date=2019-01-01%202023-10-27&q=generative%20AI&hl=en>.
- [15] Lane Greene. Language: Finding a Voice. Computers have got much better at translation, voice recognition and speech synthesis. Technology Quarterly. 2017. máj. url: <https://www.economist.com/technology-quarterly/2017-05-01/language> (elérés dátuma 2023. 11. 02.).
- [16] Gauthier Guinet és tsai. Automated Evaluation of Retrieval-Augmented Language Models with Task-Specific Exam Generation. 2024. arXiv: 2405. 13622 [cs.CL]. url: <https://arxiv.org/abs/2405.13622>.
- [17] Geoff Hinton. Neural Networks for Language and Understanding. Creative Destruction Lab Machine Learning. 2017. url: <https://www.youtube.com/watch?v=o8otywnWwKc>.
- [18] Jonathan Ho, Ajay Jain és Pieter Abbeel. “Denoising Diffusion Probabilistic Models”. (2020). arXiv: 2006.11239 [cs.LG].
- [19] Jeremy Howard és Sebastian Ruder. Universal Language Model Fine-tuning for Text Classification. 2018. arXiv: 1801 . 06146 [cs.CL]. url: <https://arxiv.org/abs/1801.06146>.
- [20] Edward J. Hu és tsai. LoRA: Low-Rank Adaptation of Large Language Models. 2021. arXiv: 2106.09685 [cs.CL]. url: <https://arxiv.org/abs/2106.09685>.
- [21] Lei Huang és tsai. A Survey on Hallucination in Large Language Models: Principles, Taxonomy, Challenges, and Open Questions. 2023. arXiv: 2311. 05232 [cs.CL].
- [22] Yizheng Huang és Jimmy Huang. A Survey on Retrieval-Augmented Text Generation for Large Language Models. 2024. arXiv: 2404.10981 [cs.IR]. url: <https://arxiv.org/abs/2404.10981>.
- [23] Damjan Kalajdzievski. Scaling Laws for Forgetting When Fine-Tuning Large Language Models. 2024. arXiv: 2401.05605 [cs.CL]. url: <https://arxiv.org/abs/2401.05605>.
- [24] Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever és Geoffrey E Hinton. “ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks”. Advances in Neural Information Processing Systems 25. 2012, 1097–1105. old. url: https://papers.nips.cc/paper_files/paper/2012/hash/c399862d3b9d6b76c8436e924a68c45b-Abstract.html.
- [25] Chaeho Chase Lee, Hohyun Kim és Erdal Atukeren. “The Impact of Knowledge Capital and Organization Capital on Stock Performance during Economic Crises: The Moderating Role of a Generalist CEO”. Journal of Risk and Financial Management 17.5 (2024). issn: 1911-8074. url: <https://www.mdpi.com/1911-8074/17/5/192>. <https://doi.org/10.3390/jrfm17050192>
- [26] Szabados Levente. “Az AI eszközök hatása a programozók munkájára és munkeroőpiaci kilátásaira”. Megjelenés alatt! (2024. június). Megjelenés alatt.

- [27] Patrick Lewis és tsai. Retrieval-Augmented Generation for Knowledge-Intensive NLP Tasks. 2021. arXiv: 2005.11401 [cs.CL]. url: <https://arxiv.org/abs/2005.11401>.
- [28] J. McCarthy és tsai. A Proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence. <https://www-formal.stanford.edu/jmc/history/dartmouth/dartmouth.html>. Accessed: 2024-03-24. 1955. aug.
- [29] Charlie Tatenda Mukaro, Abraham Deka és Sylvester Rukani. “The influence of intellectual capital on organizational performance”. *Future Business Journal* 9.1 (2023), 31. old. issn: 2314-7210. doi: 10.1186/s43093-023-00208-1. url: <https://doi.org/10.1186/s43093-023-00208-1>.
- [30] Long Ouyang és tsai. Training language models to follow instructions with human feedback. 2022. arXiv: 2203.02155 [cs.CL]. url: <https://arxiv.org/abs/2203.02155>.
- [31] Oded Ovadia és tsai. Fine-Tuning or Retrieval? Comparing Knowledge Injection in LLMs. 2024. arXiv: 2312.05934 [cs.AI]. url: <https://arxiv.org/abs/2312.05934>.
- [32] L. Y. Pratt. “Discriminability-Based Transfer between Neural Networks”. *Advances in Neural Information Processing Systems*. Szerk. S. Hanson, J. Cowan és C. Giles. 5. köt. Morgan-Kaufmann, 1992. url: https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/1992/file/67e103b0761e60683e83c559be18d40c-Paper.pdf.
- [33] Selvan Sunitha Ravi és tsai. Lynx: An Open Source Hallucination Evaluation Model. 2024. arXiv: 2407.08488 [cs.AI]. url: <https://arxiv.org/abs/2407.08488>.
- [34] Dongyu Ru és tsai. RAGChecker: A Fine-grained Framework for Diagnosing Retrieval-Augmented Generation. 2024. arXiv: 2408.08067 [cs.CL]. url: <https://arxiv.org/abs/2408.08067>.
- [35] Jon Saad-Falcon és tsai. ARES: An Automated Evaluation Framework for Retrieval-Augmented Generation Systems. 2024. arXiv: 2311.09476 [cs.CL]. url: <https://arxiv.org/abs/2311.09476>.
- [36] Pranab Sahoo és tsai. A Systematic Survey of Prompt Engineering in Large Language Models: Techniques and Applications. 2024. arXiv: 2402.07927 [cs.AI]. url: <https://arxiv.org/abs/2402.07927>.
- [37] Laura Sevilla-Lara és Erik G Learned-Miller. “Robustness and Plasticity of Object Categorization”. arXiv preprint arXiv:2202.05924 (2022). url: <https://arxiv.org/pdf/2202.05924.pdf>.
- [38] Stack Overflow. 2023 Stack Overflow Developer Survey. <https://survey.stackoverflow.co/2023>. Accessed: 2024-03-24. 2023.
- [39] Stack Overflow. 2024 Stack Overflow Developer Survey. <https://survey.stackoverflow.co/2024>. Accessed: 2024-08-19. 2024.

- [40] Keyon Vafa, Ashesh Rambachan és Sendhil Mullainathan. Do Large Language Models Perform the Way People Expect? Measuring the Human Generalization Function. 2024. arXiv: 2406.01382 [cs.CL]. url: <https://arxiv.org/abs/2406.01382>.
- [41] Jason Wei és tsai. Chain-of-Thought Prompting Elicits Reasoning in Large Language Models. 2023. arXiv: 2201.11903 [cs.CL]. url: <https://arxiv.org/abs/2201.11903>.
- [42] Danna Zheng, Mirella Lapata és Jeff Z. Pan. Large Language Models as Reliable Knowledge Bases? 2024. arXiv: 2407.13578 [cs.CL]. url: <https://arxiv.org/abs/2407.13578>.
- [43] Kunlun Zhu és tsai. RAGEval: Scenario Specific RAG Evaluation Dataset Generation Framework. 2024. arXiv: 2408.01262 [cs.CL]. url: <https://arxiv.org/abs/2408.01262>.

Szakértői rendszerek alkalmazása az egyetemi tudásmenedzsment hatékonyságának növelése érdekében

Mészáros Péter

ügyvivő szakértő

Pannon Egyetem Gazdaságtudományi Kar

e-mail: meszaros.peter@gtk.uni-pannon.hu

ORCID 0009-0005-1881-6993

Absztrakt

A cél egy olyan szabály alapú keretrendszer létrehozása volt, amely hatékonyan támogatja az intézményspecifikus, saját szabályokra épülő, de abból tanuló, következtető vezetői információs rendszert. A szabályok alkalmazása után komplex lehetőség van az oktatói, kutatói, munkatársi állomány tevékenysége alapján történő elemzésre, következtetésre, amely alapján új tudásmenedzsment lehetőségek és elemek kidolgozására is van lehetőség. A megvalósított következtető rendszer az intézmény nemzetközi akkreditációját is támogatja, amelyben előrejelzések és komplex értékelések is futtathatóak. A rendszer statikus és dinamikus adatkapcsolattal is rendelkezik, amely segíti az új adatok és információk beépítését. A tevékenységek alapján az új tudás átadásának és a kompetenciák kihasználtsága is növekszik.

Kulcsszavak: *Szakértői rendszer, tudásmenedzsment, szabályrendszerek*

1. Bevezetés

A tudásmenedzsment a magyar felsőoktatásban kulcsfontosságú szerepet játszik, mivel a tudástőke létrehozásának, megtartásának, megosztásának és felhasználásának hatékony módja. Ennek révén az intézmények képesek versenyképesek maradni, és folyamatosan fejlődni a gyorsan változó tudásalapú társadalomban.

A tudásmenedzsment többféleképpen értelmezhető, és különböző definíciók léteznek rá. Az alábbiakban röviden ismertetem a releváns fogalmakat:

A tudásmenedzsment egy olyan folyamat, amelynek célja, hogy a szervezetek a rendelkezésre álló intellektuális és tudásalapú erőforrásaikkal értéket teremtsenek.

A tudásmenedzsment a szervezetek számára létfontosságú tényező, amely segíti őket az alkalmazkodásban, túlélésben és versenyképességük megőrzésében egy folyamatosan

változó környezetben. Magában foglalja azokat a szervezeti folyamatokat, amelyek az információk technológia adat- és információfeldolgozó kapacitását ötvözik az emberi kreativitással és innovációval (Malhotra 2004).

A tudásmenedzsment egyik fő célja, hogy növelje a tudás megtérülési rátáját, vagyis a Return on Knowledge (ROK) mutatót (Housel et al. 2001).

A tudásmenedzsment magában foglalja azokat a folyamatokat, amelyek a tudás létrehozását, terjesztését és felhasználását irányítják annak érdekében, hogy a szervezet elérje céljait. Kiemelten fontos a tudás megosztása a szervezeten belül és annak hatékony felhasználása a megfelelő területeken. Ez a definíció különösen jól illeszkedik a szakértői rendszerek működéséhez.

A tudásmenedzsment az intézményi szellemi tőke megőrzésére és növelésére irányuló törekvések összessége. A tudástőke létrehozásának, megőrzésének, megosztásának és felhasználásának alapvető módja, amely magában foglalja a know-how, szabadalmak, szerzői jogok, szabványok alkalmazását és értékesítését. Célja, hogy keretet biztosítson egy közösség (vállalat, intézmény, szervezet) szellemi erőforrásainak minél gazdaságosabb kihasználásához és felhasználásához.

2. Tudásmegosztás a felsőoktatásban

Az alábbi fejezetben rá szeretnék mutatni, hogy a tudásmegosztás mely területeken zajlik egy felsőoktatási intézményben.

Hallgatók képzése

A hallgatók képzése az egyetemek és főiskolák alapvető feladata. A tudásmenedzsment ebben a folyamatban segít megszerezni a meglévő tudást, és biztosítja, hogy a legfrissebb, releváns információk kerüljenek be az oktatásba. A hallgatók az oktatási folyamat során nem csak passzív befogadói a tudásnak, hanem aktív résztvevői is, akik képesek az új ismeretek kritikus feldolgozására és alkalmazására.

Munkatársak képzése

A felsőoktatási intézmények munkatársai, beleértve az oktatókat és a kutatókat is, folyamatos képzést igényelnek ahhoz, hogy naprakészek maradjanak saját szakterületükön. A tudásmenedzsment segítségével az intézmények strukturált képzési programokat kínálnak, amelyek elősegítik a szakmai fejlődést és az új módszertanok, technológiák bevezetését az oktatásban és a kutatásban.

Hallgatók által új tudás szerzése

A hallgatók aktívan hozzájárulnak az új tudás létrehozásához például kutatási projektek, szakdolgozatok vagy tudományos diákköri (TDK) munkák révén. Ezek a tevékenységek nemcsak a hallgatók tudását bővítik, hanem hozzájárulnak az intézmény tudásbázisához is.

Munkatársak által új tudás szerzése

Az oktatók és kutatók új tudást hoznak létre saját kutatásaik, fejlesztési projekteik és szakmai tevékenységeik révén. A felsőoktatásban a tudásmenedzsment segíti ezen új eredmények beépítését az oktatási programokba, valamint a tágabb tudományos közösséggel való megosztását publikációk és konferenciák révén.

Hallgatói tudás megosztása (PhD, TDK, szakmai)

A tudás megosztása különböző platformokon történik, mint például a doktori (PhD) programok, tudományos diákköri konferenciák (TDK), vagy szakmai gyakorlatok. Ezek lehetőséget adnak a hallgatóknak, hogy bemutassák kutatásaikat és eredményeiket, és kapcsolatot építsenek a szakmai közösségekkel.

Munkatársi tudás megosztása (oktatás, K+F, publikációk, szakmai tevékenységek)

Az oktatók és kutatók tudását a tudásmenedzsment rendszerek segítik megosztani az oktatás, kutatás-fejlesztés (K+F), publikációk és egyéb szakmai tevékenységek révén. Ezek a tevékenységek nemcsak a hallgatók képzésében játszanak fontos szerepet, hanem hozzájárulnak az intézmény és a tudományos közösség egészének fejlődéséhez is.

Hallgatói tudás új témák, területek, tapasztalatok megjelenése

A hallgatók új tudást hoznak be az egyetemekre új témák, kutatási területek és friss tapasztalatok révén, amelyeket a tudásmenedzsment rendszerek segítségével be lehet építeni az oktatási programokba. Ez folyamatosan frissíti és gazdagítja a felsőoktatási kínálatot.

Munkatársi tudás új témák, irányok, területek, együttműködések

Az oktatók és kutatók új témák, kutatási irányok és szakmai együttműködések révén bővítik a felsőoktatási intézmények tudásbázisát. A tudásmenedzsment rendszerek lehetővé teszik ezen új ismeretek hatékony integrálását és

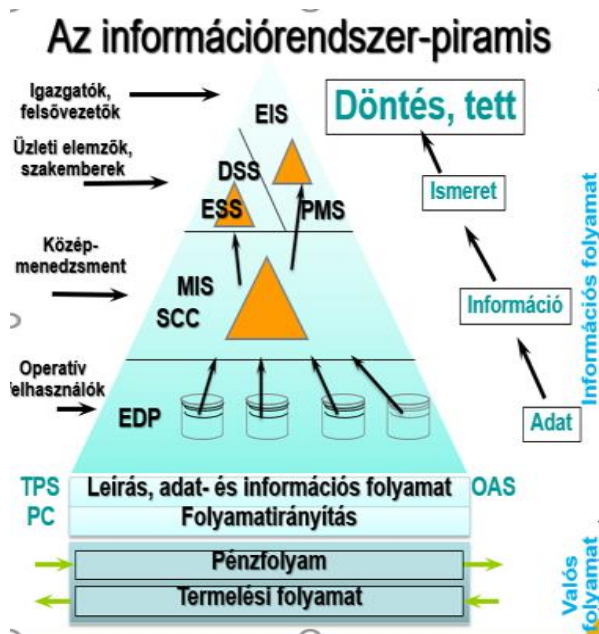
megosztását, ami elősegíti az innovációt és a multidiszciplináris együttműködéseket.

A tudásmenedzsment tehát központi szerepet játszik a magyar felsőoktatás fejlődésében és fenntartható működésében, biztosítva, hogy az intézmények lépést tudjanak tartani a globális tudományos és technológiai fejlődéssel.

3. Információrendszer, mint alapstruktúra

Az említett tudásmegosztási módszerek hatékony feldolgozásához és működtetésére, jól működő információs rendszerek szükségesek. Mivel ezen terület nem a társadalomtudományokhoz kapcsolódik szeretném a kapcsolódási pontokat és a alapfogalmakat ismertetni ebben a fejezetben.

Az információs rendszer piramisát, amely általában a különböző szinteken elhelyezkedő információs rendszerek hierarchiáját ábrázolja, szakértői rendszerek szempontjából is érdemes megvizsgálni.

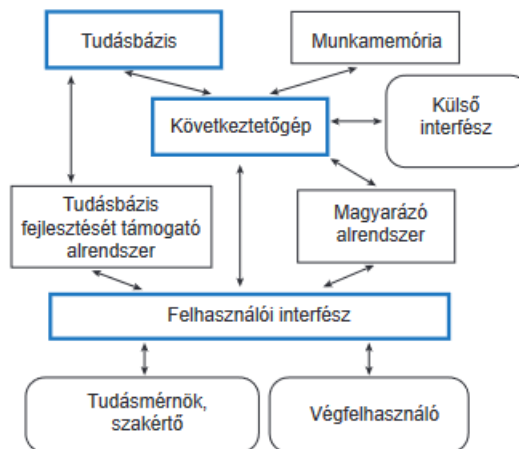


1. ábra az információrendszer piramis

Ahhoz, hogy az információban rejlő tudást a felhasználó is megértse szakértői rendszereket használunk. Ebből is kiemelve a logikai következtetést végző szakértői rendszerek olyan mesterséges intelligencia rendszerek, amelyek emberi szakértők tudását és következtetési képességeit próbálják modellezni, hogy komplex problémákat oldjanak meg. Ezek a rendszerek általában egy tudásbázison és egy következtető motoron alapulnak.

A tudásbázis olyan szabályokat, tényeket és heurisztikákat tartalmaz, amelyek egy adott szakterületen relevánsak. A következtető motor pedig ezeket a szabályokat alkalmazza az aktuális problémára, logikai műveletek révén új információkat generálva vagy döntéseket hozva. A legelterjedtebb következtetési módok közé tartozik a deduktív, az induktív és az abduktív következtetés.

A deduktív következtetésnél a szakértői rendszer általános szabályokból és specifikus tényekből von le következtetéseket. Induktív következtetés során egyedi esetekből általánosít, míg abduktív következtetésnél a legjobb magyarázatot keresi egy megfigyelt jelenségre. Az ilyen rendszerek hatékonyan alkalmazhatók diagnosztikában, döntéstámogatásban és egyéb komplex problémamegoldási feladatokban.



ábra 1 egy szakértői rendszer felépítése

A képen látható szakértői rendszer elemei a következő funkciókat látják el:

1. Tudásbázis

A rendszer egyik legfontosabb eleme, amely a szakértői tudást, szabályokat, tényeket és heurisztikákat tárolja. Ez az a hely, ahol a problémamegoldáshoz szükséges információk összegyűlnek és rendszerezve vannak.

2. Munkamemória

Ideiglenesen tárolja az aktuális problémával kapcsolatos információkat és a következtetések során keletkezett új adatokat. Ez a rész az aktuális állapot fenntartására szolgál, amíg a következtető gép dolgozik.

3. Következtetőgép

A szakértői rendszer „agyának” tekinthető. Ez az alrendszer végzi el a logikai következtetéseket a tudásbázisban tárolt szabályok és a munkamemóriában lévő aktuális adatok alapján. A következtetőgép dolgozza fel a bemeneteket és állít elő új információkat vagy döntéseket.

4. Külső interfész

Ez az interfész biztosítja a kapcsolatot a szakértői rendszer és a külvilág között, lehetővé téve a rendszer számára, hogy adatokat fogadjon külső forrásokból vagy visszajelzést adjon. Például szenzoroktól érkező adatokat vagy más rendszerekből érkező inputokat dolgozhat fel.

5. Felhasználói interfész

Az a rész, ahol a felhasználók (végfelhasználók és tudásmérnökök) kapcsolatba lépnek a rendszerrel. A felhasználói interfészen keresztül lehet kérdéseket feltenni, válaszokat kapni, és adatokat bevitelni. Ez az interfész biztosítja a kommunikációt a rendszer és az emberi felhasználók között.

6. Tudásbázis fejlesztését támogató alrendszer

Ez az alrendszer lehetővé teszi a tudásbázis bővítését, karbantartását és frissítését. A tudásmérnökök és szakértők ezen keresztül adhatnak hozzá új szabályokat vagy módosíthatják a meglévőket, hogy a rendszer mindig naprakész legyen.

7. Magyarázó alrendszer

Ez a rész felelős azért, hogy a szakértői rendszer képes legyen megmagyarázni a következtetéseit. A magyarázó alrendszer lehetővé teszi, hogy a rendszer visszajelzést adjon a felhasználónak, hogyan jutott el egy adott döntéshez vagy következtetéshez. Ez különösen fontos a rendszer átláthatóságának és elfogadhatóságának növelése érdekében.

8. Tudásmérnök, szakértő

Ők azok a személyek, akik a tudásbázis létrehozásában és karbantartásában vesznek részt. A tudásmérnokok a szakértőkkel együtt dolgozva formalizálják a tudást és szabályokat, amelyeket a rendszer használ.

9. Végfelhasználó

A végfelhasználó az, aki a szakértői rendszert használja egy adott probléma megoldására. A végfelhasználók általában nem rendelkeznek mélyreható technikai ismeretekkel a rendszerről, ezért a felhasználói interfésznek felhasználóbarátnak és intuitívnak kell lennie.

Ezek az elemek együttműködve biztosítják, hogy a szakértői rendszer hatékonyan alkalmazza a tárolt tudást, és segítse a felhasználókat a komplex problémák megoldásában.

Az alábbiakban kifejtem, hogyan kapcsolódnak a szakértői rendszerek a piramis egyes szintjeihez, amelyek egyértelműen megfeleltethetőek a gazdaságtudományok által használt definíciókhoz:

1. Stratégiai szint (Vezetői információs rendszerek - Executive Information Systems, EIS)

A stratégiai szint azokat az információkat foglalja magában, amelyek a hosszú távú tervezéshez, stratégiai döntéshozatalhoz szükségesek. A szakértői rendszerek itt például előrejelzések készítésében, kockázatelemzésekben, illetve a versenyképesség növelésére irányuló stratégiai döntések támogatásában játszanak szerepet. Ezek a rendszerek képesek összetett, több változós elemzéseket végezni és szakértői tudáson alapuló javaslatokat tenni a vezetőik számára.

2. Vezetési szint (Management Information Systems, MIS)

Ezen a szinten az információs rendszerek a középvezetés munkáját támogatják, például jelentések készítésével, teljesítményelemzéssel és operatív döntéshozatali folyamatokkal. A szakértői rendszerek a MIS részeként optimalizálási feladatokat láthatnak el, például erőforrás-gazdálkodás, folyamatirányítás vagy a munkatársi teljesítmény értékelése során. Segíthetnek az adott problémákra vonatkozó döntéshozatali alternatívák felkínálásában, amelyeket a menedzserek figyelembe vehetnek.

3. Taktikai szint (Döntéstámogató rendszerek - Decision Support Systems, DSS)

A döntéstámogató rendszerek szintjén a szakértői rendszerek különösen nagy szerepet játszanak. Ezek a rendszerek képesek elemzéseket készíteni, szimulációkat futtatni és különféle forgatókönyveket modellezni a döntéshozók számára. A szakértői rendszerek itt közvetlenül segítik a döntéshozatali folyamatot azáltal, hogy szakértői tudás alapján készítenek javaslatokat vagy megoldásokat a felmerülő problémákra.

4. Operatív szint (Transaction Processing Systems, TPS)

Az operatív szint az alapvető, napi szintű tranzakciók feldolgozását foglalja magában, mint például a készletkezelés, pénzügyi tranzakciók rögzítése, vagy termelési folyamatok nyomon követése. A szakértői rendszerek ezen a szinten például az automatizált döntéshozatalban segíthetnek, ahol valós időben kell döntéseket hozni (például gyártási folyamatok optimalizálása, hibák előrejelzése, vagy logisztikai folyamatok támogatása).

5. Operatív rendszerek (Operational Systems)

Az operatív rendszerek, amelyek a napi műveletek és tranzakciók végrehajtásáért felelősek, szintén profitálhatnak a szakértői rendszerek használatából. Ezek a rendszerek integrálhatók olyan szakértői modulokkal, amelyek valós időben elemzik az adatokat és döntéseket hoznak, például minőségellenőrzés vagy automatizált karbantartási feladatok során.

Összegezve a szakértői rendszerek képesek hozzájárulni az információs rendszer piramisának minden szintjén, kezdve a stratégiai döntések támogatásától egészen az operatív szintű napi műveletek optimalizálásáig. Az egyes szinteken más és más szerepet töltenek be, de minden esetben az a céljuk, hogy az adott szinten segíteni tudják a döntéshozatalt és az információk hatékony felhasználását, növelve ezzel a szervezet teljesítményét és versenyképességét

3. szakértői rendszerek alkalmazása valós problémákon

A szakértői rendszerek hatékony eszközöket biztosítanak a problémák kezelésére a szervezetekben, különösen a felsőoktatási intézményekben, ahol a komplex döntéshozatal és a tudásmenedzsment kulcsfontosságú. Az alábbiakban bemutatom, hogyan kezelhetők ezek a problémák szakértői rendszerekkel, amelyeket egyszerűnek tűnő kérdésekre adott bonyolult válaszok adhatnak meg:

1. Ismerem-e a munkatársi kompetenciákat?

Szakértői rendszerek képesek egy adatbázisban nyilvántartani a munkatársak kompetenciáit, beleértve a tudományos fokozataikat, kutatási területeiket, oktatási tapasztalataikat és egyéb releváns készségeiket. Ezeket a rendszerek elemzik, és az adatbázisból lekérdezések segítségével gyorsan megállapítható, hogy egy adott feladat ellátására melyik munkatárs a legalkalmasabb. Ez segíthet a megfelelő szakértők kiválasztásában projektfeladatokra vagy oktatási célokra.

2. Ismerem-e az oktatott tárgyakat?

A szakértői rendszerek segítségével nyilvántarthatók az oktatott tárgyak és azok felelősei. Az adatbázis tartalmazhat információkat az egyes tárgyak tematikájáról, oktatási módszereiről és a hozzájuk rendelt oktatókról. Így könnyen áttekinthető, mely tárgyakat ki oktat, és milyen oktatási tartalom áll rendelkezésre.

3. Van-e szabad kapacitás?

A szakértői rendszerek képesek figyelemmel kísérni a munkatársak munkaidő-beosztását és elfoglaltságait. Az ilyen rendszerek segítenek azonosítani, hogy egy adott időszakban van-e szabad kapacitása egy munkatársnak új feladatok elvállalására, vagy szükséges-e erőforrásokat átcsoportosítani.

4. Van-e előrelépési lehetőség?

Szakértői rendszerek segítségével azonosíthatók azok a képzési és fejlődési lehetőségek, amelyek elősegítik a munkatársak karrierjének előmozdítását. Ezek a rendszerek elemezhetik a jelenlegi kompetenciákat és az elérhető pozíciókat, hogy megfelelő fejlődési útvonalakat javasoljanak.

5. Tudok-e helyettesíteni, mentesíteni?

A rendszerek képesek megvizsgálni a munkatársak kompetenciáit és jelenlegi elfoglaltságát, hogy megállapítsák, ki képes helyettesíteni egy adott kollégát. Emellett segíthetnek a munkaterhek átcsoportosításában, hogy a helyettesítés zökkenőmentesen történhessen.

6. Milyen kutatási irányok jelölhetők ki?

A szakértői rendszerek elemzik a meglévő tudásbázist, beleértve a legfrissebb publikációkat, kutatási eredményeket és trendeket. Ezek alapján ajánlhatnak új kutatási irányokat, amelyek relevánsak és ígéretesek az intézmény vagy a munkatársak számára. Ezzel biztosítható, hogy a kutatási tevékenységek előremutatóak és innovatívak legyenek.

7. Van-e új együttműködési lehetőség?

Az együttműködési lehetőségeket is azonosíthatják szakértői rendszerek a meglévő hálózatok és a szakmai kapcsolatok elemzésével. Ezek a rendszerek képesek javaslatokat tenni új partnerekre, projekteken belüli együttműködésekre vagy multidiszciplináris csapatok létrehozására, amelyek új irányokat nyithatnak meg a kutatásban és az oktatásban.

A szakértői rendszerek tehát rendkívül hasznos eszközök a felsőoktatásban, amelyek megkönnyítik az információk kezelését, a döntéshozatalt és az erőforrások hatékonyabb felhasználását.

4. Megfogalmazható elvárások és lehetőségei

A szabályok összefüggései és kezelési lehetőségei szoros kapcsolatban állnak az automatizálás, a szabályalapú rendszerek, és a programozás alapelveivel. Az alábbiakban bemutatom, hogyan kezelhetők ezek az összefüggések, amelyhez szintén a könnyebb érthetőség miatt egyszerű állításokat teszünk:

1. Amit szövegesen meg tudunk fogalmazni szabályt, azt le is tudjuk programozni!

Ez a szabály a programozás alapvető elvét tükrözi: ha valamit képesek vagyunk logikailag és egyértelműen meghatározni, akkor azt algoritmussá tudjuk alakítani, amelyet egy gép végrehajt. Ez az elv azt sugallja, hogy a formális szabályok leprogramozhatók, és ennek segítségével automatizálhatók a különböző

folyamatok. Például, ha tudjuk, hogy egy adott feltétel teljesülése esetén egy bizonyos műveletet kell végrehajtani, ezt kód formájában meg lehet valósítani.

2. Amit többször megcsinálunk magunk, szabályaink alapján azt a gép is meg tudja csinálni!

Ez az elv az ismétlődő feladatok automatizálására utal. Ha van egy jól meghatározott, ismétlődő feladatunk, akkor azt programként megírva a gép automatikusan végre tudja hajtani. Például, ha egy műveletet rendszeresen elvégzünk egy bizonyos adatcsoporton, a folyamat lépéseit megfogalmazva és programozva, a gép automatikusan végrehajthatja azt, így időt és erőforrást takarítva meg.

3. Amit sűrűn kérdezek le, azt gyorsítsam fel!

Ez az optimalizálásra utal, különösen a gyakran végrehajtott lekérdezések esetében. Ha egy adatbázisból rendszeresen ugyanazokat az információkat kérdezzük le, érdemes optimalizálni a lekérdezéseket, például indexek létrehozásával vagy a lekérdezési logika átszervezésével. Ezzel csökkenthető a válaszidő és növelhető a hatékonyság.

4. Amit sablonokba kell átvezetnem, tegye meg a gép!

Ez a feladatok sablonizálásának és automatizálásának fontosságát hangsúlyozza. Ha egy feladatot sablon szerint kell elvégezni (például adatokat kell egy adott formátumban rögzíteni vagy dokumentumokat előállítani), a gép ezt automatizálva, szabályalapú megközelítéssel hatékonyan elvégezheti. Ezt olyan szoftverekkel lehet elérni, amelyek képesek felismerni és követni az előre meghatározott sablonokat.

5. Ha feltételrendszereket tudok definiálni, akkor a megfelelést és a szükséges hiányokat is tudom jelezni!

Ez az elv a szabályalapú ellenőrzés és validáció alapját képezi. Ha egy rendszerben feltételek vannak meghatározva, akkor ezek alapján a rendszer képes meghatározni, hogy egy adott állapot vagy adat megfelel-e a szabályoknak. Ha nem, a rendszer képes jelezni a hiányosságokat vagy a nem megfeleléseket. Például, egy szakértői rendszer képes lehet ellenőrizni, hogy egy adott adat megfelel-e a feltételeknek, és ha nem, jelzi, hogy mi hiányzik vagy mi szükséges a megfeleléshez.

Összefüggések kezelése

A fenti szabályok együttes alkalmazása lehetővé teszi a hatékony automatizálást és a folyamatok optimalizálását. A szabályokban rejlő összefüggések segítségével az ismétlődő, szabályozható feladatokat gépekkel végeztethetjük el, miközben az emberi munkaeőt a kreatívabb, magasabb szintű feladatokra koncentrálhatjuk. Az összefüggések kezelése révén a szervezetek növelhetik hatékonyságukat, csökkenthetik a hibákat, és gyorsabban reagálhatnak a változó igényekre.

Összefoglalás

Egy logikai következtetéseken alapuló információ-alapú szakértői rendszer jelentős mértékben hozzájárulhat a tudásmegosztás hatékonyságához egy felsőoktatási intézményben. Az ilyen rendszerek a rendelkezésre álló tudás és adatok strukturálásával és elemzésével képesek támogatni a döntéshozatali folyamatokat, elősegítve az intézményben dolgozók és a hallgatók közötti hatékony tudásáramlást.

A szakértői rendszerek képesek nagy mennyiségű információt és adatot elemezni, feltárni a rejtett összefüggéseket, és strukturált tudásbázisokat létrehozni. Ez különösen hasznos a felsőoktatásban, ahol sokféle tananyag, kutatási eredmény és szakmai tapasztalat áll rendelkezésre. A rendszer képes ezeket a tudáselemeket összefogni, kategorizálni, és releváns kontextusban bemutatni.

A logikai következtetések révén a rendszer képes automatikusan javaslatokat tenni például a tananyagok fejlesztésére, új kutatási területek azonosítására, vagy akár a hallgatók egyéni fejlődési útjainak kialakítására. Ezáltal a rendszer támogatja az oktatók és kutatók munkáját, hiszen könnyebben és gyorsabban hozhatnak megalapozott döntéseket.

A szakértői rendszerek elősegítik a tudás megosztását az intézmény különböző résztvevői között. Például a PhD hallgatók kutatási eredményei, az oktatók szakmai tapasztalatai vagy a TDK dolgozatok könnyen elérhetővé válnak a rendszer által. Ez nemcsak az intézményen belüli kooperációt javítja, hanem a külső együttműködések kialakítását is elősegíti.

A rendszer képes a hallgatók teljesítményének nyomon követésére és ennek alapján személyre szabott tanulási javaslatokat tenni. Ez nemcsak az oktatási folyamat hatékonyságát növeli, hanem hozzájárul a hallgatók egyéni fejlődéséhez is, segítve őket abban, hogy a lehető legjobban kihasználják az intézmény által kínált tudást.

Összességében egy ilyen rendszer integrálása a felsőoktatásba nemcsak a tudásmegosztás folyamatát teszi hatékonyabbá, hanem hozzájárul az intézmény versenyképességéhez és innovációs képességéhez is.

Irodalomjegyzék

- [1] Kiss, D., & Horváth, L. (2022). A logikai következtetések és a tudásmegosztás integrációja a szakértői rendszerekben. *Közgazdasági Szemle*, 69(2), 50-64. <https://doi.org/10.18414/KSZ.2022.4.502>
- [2] Kosztyán, Z. T., Novák, G., Jakab, R., Szalkai, I., & Hegedűs, Cs. (2023). A matrix-based flexible project-planning library and indicators. *Expert Systems with Applications*, 216, 119472. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.119472>
- [3] Kosztyán, Z. T., Telcs, A., & Abonyi, J. (2022). A multi-block clustering algorithm for high dimensional binarized sparse data. *Expert Systems with Applications*, 191, 116219. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.116219>
- [4] Kovács, L., & Szabó, P. (2021). A logikai következtetések szerepe a tudásmenedzsmentben és a szakértői rendszerek fejlesztésében. *Vezetéstudomány*, 52(4), 45-59.
- [5] Bencsik, A. (2020). *Tudásmenedzsment a gyakorlatban*. Budapest: Akadémiai Kiadó.
- [6] Nagy, A., & Tóth, Z. (2020). Tudásmegosztás és szakértői rendszerek: Logikai modellek alkalmazása az oktatásban. *Gazdaság és Menedzsment*, 58(3), 33-47.
- [7] Bencsik, A. (2019). *A tudásmenedzsment szerepe a szervezeti innovációban*. Budapest: Akadémiai Kiadó.
- [8] Barta, G. (2019). A tudásmegosztás hatása a szakértői rendszerek teljesítményére. *Informatika és Menedzsment*, 31(2), 22-36.
- [9] Bencsik, A. (2016). *A tudásmenedzsment elméletben és gyakorlatban*. Budapest: Akadémiai Kiadó. Retrieved from Antikvárium.hu <https://doi.org/10.1556/9789630597845>
- [10] Papp, I., & Varga, E. (2018). Szakértői rendszerek és logikai következtetések: Elméleti alapok és gyakorlati alkalmazások. *Tudásmenedzsment és Informatika*, 46(1), 14-28.
- [11] Kosztyán, Z. T., Katona, A. I., Kuppens, K., Kisgyörgy-Pál, M., Nachbagauer, A., & Csizmadia, T. (2022). Exploring the structures and design effects of EU-funded R&D&I project portfolios. *Technological Forecasting and Social Change*, 180, 121687. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2022.121687>

ChatGPT szerepe a tudásmenedzsmentben

Pitlik László

egyetemi docens
Kodolányi University
pitlik.laszlo@kodolanyi.hu
ORCID: 0000-0001-5819-0319

Absztrakt

A chatGPT megjelenésével az emberek tudásról alkotott szubjektív érzete jelentősen megváltozott: ma már minden érintett számára világos, az őszinte magához, mit is jelent valójában (objektíven) pl. a „büfészak” kifejezés? Minden büfészak, ahol a chatGPT sikeres vizsgát tud(na) tenni, sikeresen diplomát tud(na) szerezni. A KJE Informatika Tanszéke a chatGPT megjelenése óta folyamatosan kísérlet-sorozatokot végez az ember-gép-szimbiózis aktuális határainak feltárása érdekében. A chatGPT bevonása nem tilos, sőt kötelező a Hallgatóknak a jegyszerzés/szakdolgoztatás (az e mögötti programozás) kapcsán (ahogy a munka világában is az racionális körülmények között). Aki nem tud triviálisan jobb lenni, mint a chatGPT, az nem is érdemel pl. jegyet/diplomát. A kísérletek (esettanulmányok) tudásmenedzsmentet érintő tapasztalatai (hasonlóan az ELTE oktatásmódszertani konferenciájára bejelentett előadásokhoz) quasi triviálisak, de éppen ezért súlykalandók: Knuth értelmében tudás/tudomány az, ami forráskódba átirtható, minden más emberi aktivitás művészet. A chatGPT egy kód, vagyis a benchmark a chatGPT megjelenése óta immár nem feltétlenül egy másik ember, hanem a chatGPT által szimulált „átlag”-ember (embergép / gépember). A chatGPT egyszerre magántanár, levelezőtárs, nyelvtanár, iskolatárs, stb. Vagyis a chatGPT a vele kompatibilis személyiségek számára az önmegvalósítás eszköze. A chatGPT-vel való együttműködés a kérdezni tudás kultúrájának finomhangolását jelenti. A chatGPT meghaladásának alapja a kritikai érzék (a konzisztens gondolkodás, a bizonyításkultúra magas szintje).

Kulcsszavak: *ember-gép-szimbiózis, konzisztencia, hasonlóságelemzés, Knuth, automatizálás, munkaerő piac, információs többletérték, minőségbiztosítás, kockázatelemzés, mesterséges intelligencia*

1. Bevezetés

Az előadás és a cikk a chatGPT megjelenése óta több mint 100 egyetemi Hallgatóval folytatott oktatói kooperáció tapasztalatait mutatja be esettanulmány jelleggel. A tapasztalatok kiterjednek a chatGPT használatának sikeres és sikertelen scenárióira, ahol sikerességről akkor beszélünk, ha az emberi döntéshozó (munkaadó) integrálni tudja/tudta a

chatGPT teljesítményeket a napi céges folyamatokba. Sikereség esetén is vizsgálendő volt, az emberi munkaerő milyen részletek tekintetében mennyivel több bérköltség fejében tud többet nyújtani, azaz értelmezhető-e az információs többletérték fogalma. A sikertelenség esetén vizsgálendő volt, vélelmezhetően milyen chatGPT-jellegű fejlesztések mellett hidalhatók át a hiányosságok a jövőben, illetve, ha vannak legalább részleges áthidalási lehetőségek, akkor ezek piaci megjelenése mikorra várható? A chatGPT munkaerő piaci értelmezései mellett a chatGPT más mesterséges intelligenciákkal való kapcsolata is vizsgálatra került.

2. Előzmények

A chatGPT által generált publicitás mellett szakirodalmi hiány formálisan nem merülhet fel (vö. pl. csak az eltérő nyelveken elérhető Youtube-objektumok):

- https://www.youtube.com/results?search_query=chatgpt+risks+chances
- https://www.youtube.com/results?search_query=chatgpt+risks+chances
- https://www.youtube.com/results?search_query=chatgpt+kock%C3%A1zatok+%C3%A9s+es%C3%A9lyek

Átfogó szakirodalmi művekre hivatkozni a tételes kísérleti „jegyzőkönyvek” helyett itt és most irreleváns, lévén a már ismertté vált esetek leíró jellegű értelmezése a quasi végtelen mennyiségűvé és egyre differenciáltabbá váló (jövőbeli) sokaságra vonatkozóan ennek adott részhalmaza alapján csak önkényes lehet.

A chatGPT szövegeinek értelmezése lektori, dramaturgi feladat, így minden korábbi minőségi szövegalkotási tudás/kompetencia a chatGPT-vel való emberi együttműködés releváns rétege: vö.

- Academic writing skills (AWS): pl. https://wilson.fas.harvard.edu/files/jeffreywilson/files/jeffrey_r._wilson_academic_writing.pdf
- Roter Faden: [Beate Leßmann - Material - Roter Faden: Aufgaben, Vorlagen, Tests \(beate-leßmann.de\)](https://www.beate-leßmann.de/material/roter-faden-aufgaben-vorlagen-tests/beate-leßmann.de)

A saját kutatások kényszerűen eddig a szövegalkotás minőségéből kiindulva a szövegek (megértés-szimulálás nélküli) értékességének összehasonlító elemzése irányába mozdultak el: vö.

- Szabvány-jellegű elvárások és értelmezések: <https://miau.my-x.hu/myx-free/index.php3?x=test1>, ill. <https://miau.my-x.hu/myx-free/index.php3?x=test11>
- Szöveges pályamunkák robotizált értékelése: <http://miau.my-x.hu/miau/140/la140.doc>
- Robotíró, írásminőség-elemzés:

- https://miau.my-x.hu/miau/300/otdk_biralok_biralata.docx
- https://miau.my-x.hu/miau/273/otdk_2021_abstract_standards.docx
- https://miau.my-x.hu/digeco/2020/2020osz/digeco_tdk_publication.docx
- http://miau.my-x.hu/miau/224/jo_fogalma_otdk_biralat_anonimizalt_2.docx
- http://miau.my-x.hu/miau/200/otdk_v2.doc
- http://miau.my-x.hu/miau/200/otdk_v1.doc
- http://miau.my-x.hu/miau/182/etdk2013_baczai_gyorgyne.pdf
- ...

3. Módszertani alapok

Ebben a cikkben/előadásban tehát nem egy önkényes rendszertan-teremtési kísérlet kerül bemutatásra, hanem sokkal inkább a kísérletben spontán résztvevő egyetemi Hallgatók, mint leendő döntéshozók/munkavállalók gondolkodásmódjának ösztönös chatGPT-interpretációs mintázatai kerülnek intuitív módon értelmezésre annak érdekében, hogy az ember-gép-szimbiózisról remélhessünk többet megtudni.

A téma (bár látszólag) informatikai jellegű, klasszikus humán-etológiai kísérletként egyelőre nem fogható fel. A jelen fázis sokkal inkább jövőbeli humán-etológiai kísérletek előkészítését teszi lehetővé, ahogy interjúkkal kérdőíves felmérések alapozhatók meg.

A verselemzés-jellegű módszertan felvállalásának további okai:

- A chatGPT maga is változik (pl. a fejlesztői által ad hoc jelleggel, önkényesen kinyitott vagy bezárt funkcionálisitási kapuk tetten érhetőségei révén, ill. a chatGPT működésének önreflexív volta révén).
- Az érintett emberek é a chatGPT viszonya képes jelentősen változni bármilyen pozícióból bármilyen pozícióba az egyre újabb és újabb esettanulmányok megismerése nyomán.

Mit is várhat akkor az Olvasó ettől a cikktől:

- A saját kísérletek publikus URL-jeinek listáját, vagyis sok-sok érdekes nyers esetleírást (vö. emberi inputok + chatGPT-outputok, mint egy fajta nyers log-adatok).
- A chatGPT-vel való ember együttműködés lehetséges vetületeire vonatkozó (pl. korrekúra-alapú, lábjegyzet-alapú, kommentár-alapú) nyers (log-)adat-feldolgozás típushelyzeteinek bemutatását.
- A chatGPT munkaerőpiaci értékét becslő kockázat-elemzéseket, minőségbiztosítási lépéseket, információs többletérték-bebecsléseket.

- A tudás(inkl. nem-tudás) és a tudásmenedzsment fogalmának újragondolását: vagyis az ember-gép-szimbiózisok által megjelenő új (cyborg)-tudásformák karakterisztikáira való rámutatást.

A cikk szerversen kapcsolódik más (quasi párhuzamos) konferenciák (vö. IKSAD, ELTE) dokumentumaihoz: pl.

- <https://miau.my-x.hu/miau2009/index.php3?x=e181>
- <https://miau.my-x.hu/miau2009/index.php3?x=e0&string=r%C3%A1cz.l>

4. Eredmények

A chatGPT kapcsán a saját kísérletek dokumentálása megfelel az adatbázis-építés, a log-képzés, a példatár-fejlesztés elveinek. Ezek a gyűjtemények elsődlegesen kontextus-orientáltak.

A nyers chatGPT-kísérletek értelmező korrektúrái olyan emberi észrevételek, kritikák, teljesítmény-fokozó emberi beavatkozások, kommunikációs trükkök (vö. az emberi kérdés stílus-árnyalatainak hatásait felmérő alternatívák chatGPT-válaszok, adott ember-gép-konverziós állapotból következő gráf-jellegű konverzió-vezetési alternatívák tételes mibenlétének dokumentálása, stb.), melyek a nyers chatGPT-állapotok szignifikáns feljavításához vezetnek azáltal, hogy az ezekkel szembesülő emberi szakértő számára megnyílnak saját helyzetére alkalmas adaptációkat megalapozó lehetőségek:

5. URL-katalógus, avagy nyers LOG-ok és ezek értelmezései

Saját kísérletek katalógusa a cikk lezárásának pillanatáig (2023.11.07.) – inkl. korrektúrák/lábjegyzetek/stb.:

1. A MY-X knuth-ató csoport szervere külső szemmel:
<https://www.google.com/search?q=chatGPT+site%3Amiau.my-x.hu>
2. A MY-X team saját hírfolyama:
https://miau.my-x.hu/miau2009/index_tki.php3?_filterText0=*chatGPT
3. A MY-X team saját wikipedia-jellegű szolgáltatásai:
<https://miau.my-x.hu/mediawiki/index.php?title=Speci%C3%A1lis%3AKeres%C3%A9s&search=chatGPT>
4. A MIAÚ már katalogizált chatGPT-orientált bejegyzései/cikkei:
<https://miau.my-x.hu/miau2009/index.php3?x=e0&string=chatgpt>
5. Katalogizálásra váró munka-anyagok:
<https://miau.my-x.hu/miau/304/>
6. Humán-etológiai kísérletek téma:
https://miau.my-x.hu/mediawiki/index.php/ChatGPT_cyborg-etology_human-machine-interactions

7. Oktatást támogató IT-megoldások részleges katalógusa:
https://miau.my-x.hu/mediawiki/index.php/Oktatast_tamogato_IT_megoldasok

6. Információs többletérték-bebecslés: minőség és kockázat

Ahogy a konvencionális mezőgazdaság mellett megjelent a környezetvédelmi-/bio-/ökológiai-aspektusok tömege, úgy a chatGPT is egy fajta újszerű kiegészítésként hat a tudásmenedzsment eddigi szakterületére. Ahogy a mezőgazdaság esetén sem változott meg a jövedelem, haszon, változó költség, állandó költség, fedezeti hozzájárulás, eredménykimutatást, stb. logikája, hiszen az új költség és/vagy bevételi pozíciók megjelenése magán a kalkulációs sémán érdemben nem kellett, hogy változtasson, úgy az információs többletérték-bebecslés módszertana, gyakorlata sem változik meg a chatGPT kedvéért: vö. <https://miau.my-x.hu/miau2009/index.php3?x=e0&string=added>

Az ember chatGPT-vel való együttműködése érdemben nem más, mint a gyaloglás helyett a lóra/biciklire/rekuperáló elektromos autóra való átszállás esete: a chatGPT új teljesítménykomponenseket (pl. egy ember, mint karmester által quasi párhuzamosan instruált gép-hadsereg: vö. looper-alapú egyszemélyes zene-alkotás) és új kockázatkomponenseket (pl. hallucinálás, felerősödő tudományos IZÉ-kultúra) teremt meg, ahol a felerősödő tudományos IZÉ-kultúra nem más, mint az emberek által mindig is saját gondolati instabilitásuk (vö. kellő hozzá nem értésük, pillanatnyi motiválatlanságuk, pedagógiai járatlanságuk, a befogadóval való „együttrezgés” hiánya, stb.) leleplezésére alkalmas szövegbányászati log-adatként értelmezhető magas absztrakciós szintű nyelvi elemek súlyos halmozódásának kockázata (vö. buzzword-jellegű, divatosan semmitmondó szavak, határozatlan számnevek, stb.): pl. chatGPT saját magáról adott magyar nyelvű önértelmezésében szereplő kifejezések kritikája (vö. nyers és izé-színkódokkal ellátott konverziós értelmezések:

https://miau.my-x.hu/miau/304/chatgpt_onvallomas_tudomanyos_ize_retegei.docx).

A chatGPT-alapú (start-up-jellegű) üzleti modellekre példa a SOCIAL AI projekt: <https://www.youtube.com/watch?v=zrq5ssPQK5M> - A SOCIAL AI projekt kockázatelemzése már laikus (potenciális jövőbeli alkalmazók) által elvégzett tesztelés keretében is triviálisan tetten érhető, ahol a kockázatelemzés és a minőségbiztosítás ugyanazon érme két oldalát jelenti: a minőségbiztosítás feltárja a gyenge pontokat, ezek hálózátát, s a kockázatelemzés igyekszik megoldási alternatívákat kínálni a gyengeségekre az erősségek el-nem-rontása mellett: pl. tudományos-IZÉ-kultúrát képviselő szavak/szerkezetek tételes feltárása, ill. ezek tiltása a chatGPT számára.

7. Cyborg-tudás és ennek menedzsmentje

A cyborg-tudás sokkal inkább nevezendő adaptációs kompetenciának, mint klasszikus értelemben magolással, gyakorlással ténylegesen, jól tesztelhetően elsajátítható, ill. tanítható tudásnak: a cyborg-létforma olyan, mint az abszolút zenei hallás, mely, ha nincs, akkor a szolfész-gyakorlatok egy fajta álcahalóként úm. segítenek a teljes laikusságból való kiemelkedésben, de ettől még nem lesz valaki mestere a zenének, ill. a gép-emberszimbiózisnak. Szerencsére nem csak azok élnek meg a zenélésből, akiknek abszolút hallása van, hanem még nagyon sokan mások is, akiknek egyértelműen korlátozottak a zenei adottságai, de pl. csapatban (együttesben, kórusban, stb.) szerves részévé tudnak válni produkcióknak. Így a cyborg-létforma (a zene-ipar analógiájára) hasonlóképpen ki fogja termelni a szinteket, kasztokat, stb., ill. az ezek közötti tetszőleges átjárásokat, ahol az átjárás sikerességének gyakoriság a megtett úttal fordítottan lesz itt is arányos. Következésképpen minden zsumnaliszta eufória és/vagy katasztrófa-hangulatkeltés felesleges, álságos és így kerülendő a chatGPT és minden hasonló erőtér kapcsán is. Az emberi faj, mint eszközhasználó, feltaláló faj eredete kezdetei óta cyborg-létet folytat, s teszi ezt abban az értelemben sikeresen, hogy a gép-emberszimbiózis gyakorisága, mértéke, komplexitása az évezredek alatt csak egyre nőtt és környezeti/egyéb összeomlás nélkül továbbra is nőni fog.

8. Humán magatartásminták a cyborg-lét határán

A chatGPT kísérletek alapján félreérthetetlen emberi magatartásformák ismerhetők fel:

- A chatGPT-korlátainak felismerése: a potenciális alkalmazók már egyetlen egy kérdés-felelet pár alapján spontán gyanúkat képesek és akarnak megfogalmazni (vö. Turing-teszt - <https://hu.wikipedia.org/wiki/Turing-teszt>).
- Kíváncsiság, minőségbiztosítás: A spontán/tudatosan értelmezett emberi gyanúk kíváncsiságból (minőségbiztosítási szempontokból) több tesztet is elvezethetnek adott ember esetén.
- A tudatosan felismert / spontán megérzett chatGPT-korlátok feloldása: Akinek van ötlete arra, hogyan támogassa meg más inputokkal (kérdésekkel, triggerekkel) a chatGPT-t, az erre is kísérletet tesz – zömmel és azonnal egynél többet is.
- A feloldhatatlannak érzett kompetencia-hiányok tudatosítása: Amennyiben a saját kíváncsiság szülte kísérletek és/vagy a mások kísérleti tapasztalatai alapján az emberi felhasználó hitét veszti arra vonatkozóan (vö. pl. sikertelen Turing-teszt), hogy adott jellegű kihívás esetén a chatGPT bevonása sikerrel kecsegtethet, akkor kialakul egy fajta aknamező-térkép az emberi felhasználó fejében.
- Az eddig feloldhatatlannak hitt problématípus újszerű megvilágításba helyezése: Amennyiben új, triviálisan az eddigi zavarokat feloldani képes impulzus kerül elő, akkor az emberi hit helyre áll, az aknamező térképe újra rajzolódik az ember fejében.

- A közgazdász-beállítottságú mérlegelés: Effektív chatGPT siker esetén is, vagyis amikor az elvitathatatlan az ember számára, hogy a chatGPT-képesség megállja a helyét pl. a Turing-teszt értelmében, egyes emberek alap-beállítottságukból fakadóan párhuzamosan azt is vizsgálják: megéri-e az ember helyett csak a chatGPT (vö. social AI-projekt potenciális automatizmusának lehetőségei/kockázatai) és/vagy a chatGPT és az ember együttesen mennyivel növeli meg az ember hatékonyságát (egy időegység alatti sikereinek számát)?

9. Vita

Az a kérdés természetesen racionális kérdés, vajon a cyborg-lét komplexitásának növekedése egy fenntartható pályának indikátora-e? A vélelem a nagy összeomlásig: igen. S ha lenne is nagy társadalmi összeomlás bolygó szinten, akkor is vizsgálandó: mi az ok, s mi az okozat. Természetesen ezen ok-okozatiság nem utólagos bölcselkedések formájában értékes az emberiség számára, hanem előrejelzések formájában (vö. klímaváltozás), mely előrejelzéseket azonban úgy kell megtenni, hogy az idő múlásával az előrejelzett értékek és a tények összevetésének eredményeként az előrejelzések adott pillanatában vélt világmegértési rendszer (a modell) értéke tetten érhető legyen mindenkor (vö. ismét csak klímamodellek, időjárás-előrejelző-modellek, tőzsdei modellek, stb.). Az emberiség, a tudomány maga egyelőre még mindig szenved a JÓ fogalmának KNUTH-i jellegű¹, azaz robotokba való átadni tudása, akarta kapcsán: vagyis mind a mai napig nem tudható tetszőleges biztonsággal előre, hogy több modell közül a jövőben majd melyiket fogják utólagosan a legjobbnak tekinteni (vö. céltalanság tétele). S mivel ez a tétel a mesterséges intelligenciának nevezett (zömmel soft) matematika fejlődését is permanensen áthatja, így az MI bármilyen feletti eluralkodása irracionális (zsurnaliszta) félelem, hiszen a céltalanság tételének feloldása inkább tűnik lehetetlennek, mint lehetségesnek – még a konzisztencia-alapú modellezés komplexitás-optimalizáló elvárása és automatizációs törekvései mellett is...

10. Következtetések

A chatGPT kapcsán eddig katalogizált humán-etológiai kísérleti felhívások (vö. https://miau.my-x.hu/mediawiki/index.php/ChatGPT_cyborg-etology_human-machine-interactions) alapján világosan látható, hogy a chatGPT nem csodaszor: a vele való emberi együttműködés egy fajta művészet (vö. zenei analógia). A chatGPT egy zeneszerszám, mely ki fogja termelni a maga zeneiparát...

¹ https://miau.my-x.hu/miau2009/index_tki.php3?_filterText0=*knuth

11. Jövőkép

A chatGPT, mint valószínűségi alapú fecsegőgép az embernek, mint olyannak tart tükörképet: minden, ami a chatGPT-ben kockázatos annak forrása az ember: a programozó ember kevésbé, mint a log-adatokat adó szövegeket alkotó ember(tömeg). Amilyen szomorú/megnyugtató képet mutat a chatGPT logikátlansága, tudományos IZÉ-hajlama, stb., olyan szomorú/megnyugtató a biológiai ember értékességének sokszínűsége.

Így az ember maga fog változni (akarni és nem akarva is sodródni) egyre komplexebb gondolati struktúrák felé, s így egyre értékesebb log-ot fog tudni produkálni milliárdszám a chatGPT-nek, mely ennek ellenére sem fog tudni (talán soha) egymillió-dolláros matematikai tételleket bizonyítani a jelenlegi paraméterei, struktúrái mentén, mert a bizonyítások nagyszerűségéhez valami olyat (ritkát, egyedit) kell meglátni (vö. Ramanudzsán), amit egyelőre még csak a biológiai ember képes, lévén az intuíció fizikája még ismeretlen területe a tudományos világmegismerésnek (vö. vallások, ma még ezoterikus összefüggés-vélelmek, stb.).

Összefoglalás

A chatGPT bevonása nem tilos, sőt kötelező a Hallgatóknak a jegyszerzés/szakdolgoztatrás (az e mögötti programozás) kapcsán (ahogy a munka világában is az racionális körülmények között). Aki nem tud triviálisan jobb lenni, mint a chatGPT, az nem is érdemel pl. jegyet/diplomát. A kísérletek (esettanulmányok) tudásmenedzsmentet érintő tapasztalatai (hasonlóan az ELTE oktatásmódszertani konferenciájára bejelentett előadásokhoz) quasi triviálisak, de éppen ezért súlykolandók: Knuth értelmében tudás/tudomány az, ami forráskódba átíráható, minden más emberi aktivitás művészet. A chatGPT egy kód, vagyis a benchmark a chatGPT megjelenése óta immár nem feltétlenül egy másik ember, hanem a chatGPT által szimulált „átlag”-ember (embergép / gépember). A chatGPT egyszerre magántanár, levelezőtárs, nyelvtanár, iskolatárs, stb. Vagyis a chatGPT a vele kompatibilis személyiségek számára az önmegvalósítás eszköze. A chatGPT-vel való együttműködés a kérdezni tudás kultúrájának finomhangolását jelenti. A chatGPT meghaladásának alapja a kritikai érzék (a konzisztens gondolkodás, a bizonyításkultúra magas szintje).

Irodalomjegyzék

...lásd a szövegekőben...

A speciális (pl. csoportlinkek) miatt klasszikus irodalomjegyzék generálása logikailag értelmezhetetlen.

Knowledge management and consulting, the opportunity for the development of consulting firms

Ágnes Tokár-Szadai

PhD Associate Professor

Tokaj-Hegyalja University, Lorántffy Institute, Department of Economics and Business Development

e-mail: tokar.szadai.agnes@unithe.hu

ORCID: 0000-0002-1636-4330

Abstract

The client's goal of creating value creates the *raison d'être* of the entire consulting process. The consultant can deliver value to his client, which is due, on the one hand, to his outsidership, objectivity, and, on the other hand, to his methodological knowledge and practice. Their main task is to acquire, generate, develop knowledge, and ensure effective knowledge sharing. In 2020-21, we conducted semi-structured in-depth interview research among consultants and their clients in Northeastern Hungary during the epidemic. In this study, we seek to answer the question of how well consultants are able to meet the new challenges in the world of digitalization, in the era of intelligent systems and artificial intelligence (AI), and how well they were able to use the opportunity to develop consulting services during the epidemic. Based on our survey, a significant proportion of consultants are happy to use new knowledge acquisition and knowledge organization methods, consider the continuous development of their consulting services important, and are happy to use the opportunities offered by digitalization in this.

Keywords: *knowledge management, knowledge transfer, digitalization and consulting, empirical survey, Northeastern Hungary*

Knowledge Management in the Age of Large Language Models

Levente Szabados
Frankfurt School of Finance and Management
University of Sopron
szabados@int.fs.de
ORCID: 0009-0003-6046-9361

Abstract

The development of artificial intelligence (AI) and especially the spread of large language models (LLMs) is fundamentally changing the possibilities of corporate knowledge management (KM). The aim of this study is to examine how LLMs can be used in the effective management and use of corporate knowledge. The advantages offered by LLMs, such as learning from large text databases and generating new information, carry significant potential, but hallucinations and inaccurate inferences pose significant obstacles to their application. The paper discusses various techniques that can mitigate these challenges, such as the Chain-of-Thought process, fine-tuning, and Retrieval Augmented Generation (RAG) methods. Finally, the paper analyses empirical data based on surveys of software developers and corporate decision-makers, presenting the opportunities, challenges, and expected impacts of applying LLMs in knowledge management.

Keywords: *artificial intelligence (AI), large language models (LLMs), enterprise knowledge management (KM)*

Application of expert systems to increase the efficiency of university knowledge management

Péter Mészáros

acting expert

Pannon University Faculty of Economics

e-mail: meszaros.peter@gtk.uni-pannon.hu

ORCID 0009-0005-1881-6993

Abstract

The goal was to create a rule-based framework that effectively supports the institution-specific, inferential management information system that is based on its own rules but learns from them. After applying the rules, there is a complex possibility to analyse and conclude based on the activities of the teaching, research and staff, on which basis it is also possible to develop new knowledge management options and elements. The implemented inferential system also supports the international accreditation of the institution, in which forecasts and complex assessments can be run. The system has both static and dynamic data connections, which help to incorporate new data and information. Based on the activities, the transfer of new knowledge and the utilization of competencies also increases.

Keywords: *Expert system, knowledge management, rule systems*

The role of ChatGPT in knowledge management

László Pitlik
Associate Professor
Kodolányi University
pitlik.laszlo@kodolanyi.hu
ORCID: 0000-0001-5819-0319

Abstract

With the advent of chatGPT, people's subjective perception of knowledge has changed significantly: today it is clear to everyone involved, if they are honest with themselves, what the term "bar" actually means (objectively)? Every bar where chatGPT can (could) pass an exam successfully can (could) successfully obtain a diploma. Since the advent of chatGPT, the Department of Informatics of the KJE has been continuously conducting series of experiments in order to explore the current limits of human-machine symbiosis. The involvement of chatGPT is not prohibited, but rather mandatory for students in connection with obtaining grades/writing their thesis (the programming behind it) (as in the world of work under rational circumstances). Anyone who cannot be trivially better than chatGPT does not deserve a grade/diploma. The experiences of the experiments (case studies) concerning knowledge management (similar to the presentations announced for the ELTE educational methodology conference) are quasi trivial, but that is precisely why they are worth studying: according to Knuth, knowledge/science is what can be transcribed into source code, all other human activity is art. chatGPT is a code, i.e. since the appearance of chatGPT, the benchmark is no longer necessarily another person, but an "average" person (human machine / machine man) simulated by chatGPT. chatGPT is simultaneously a private tutor, a pen pal, a language teacher, a schoolmate, etc. In other words, chatGPT is a tool for self-realization for personalities compatible with it. Cooperation with chatGPT means fine-tuning the culture of knowing how to ask questions. The basis for surpassing chatGPT is a critical sense (a high level of consistent thinking, a culture of proof).

Keywords: *human-machine symbiosis, consistency, similarity analysis, Knuth, automation, labour market, information added value, quality assurance, risk analysis, artificial intelligence*

SZERZŐK

<i>Tokár-Szadai Ágnes</i>	1
<i>Szabados Levente</i>	12
<i>Mészáros Péter</i>	29
<i>Pitlik László</i>	42