

1. BEVEZETÉS

A gépi fordítómotorokat ma már széles körben alkalmazzák a fordítóipar szereplői és laikusok egyaránt. A szabályalapú, a statisztikai és a kettőt ötvöző hibrid modellek után megjelent a neurális hálókkaal történő gépi fordítás, ami felért egy paradigmaváltással a gépi fordítás területén (Yang 2018). Próséky (2021) szavaival élve egy ilyen rendszer az úgynevezett „jelentéscsomókat” fordítja azt a benyomást keltve, mintha „értene a szöveget, és nemcsak a betűit olvasná” (151). Ez a megközelítés pedig „azonnali minőségjavulást” eredményezett (uo.), így nem meglepő, hogy a magyar szakfordítók körében is egyre nagyobb teret nyer a használatuk, és a fordítóirodai ügyfelek jelentős hányada is nyitott a technológia fordítási munkába történő integrálására (Hunnect 2021)¹.

Jelenleg jelentős számú neurális gépi fordítórendszer áll a rendelkezésünkre; szemléltetésképp álljon itt példaként néhány közülük: Google, DeepL, Bing Microsoft Translator, ModernMT, AppTek, Globalease, Systran, LingvaNex, Tilde, NiuTrans.NMT, Amazon Translate, KantanAI, Azure Cognitive Services Translator, Watson Language Translator, eTranslation, Language Weaver, Yandex. Annak meghatározásában, hogy mely neurális fordítómotort érdemes alkalmaznunk, azaz melyiktől várhatunk magasabb teljesítményt egyes szaknyelvi szövegek fordítását illetően, a szakirodalom még nem szolgál egyöntetű válasszal (vö. Cambedda, Di Nunzio és Nosilia 2021, Gattini 2020, Ziganshina et al. 2021).

Továbbá nem irányult kutatás még arra sem, hogy több szakterülethez kapcsolódó szövegek alapján hasonlítsák össze a motorok teljesítményét. A jelen tanulmány ennek a kutatási ürnek a szűkítéséhez kíván hozzájárulni.

Célja azt megvizsgálni, hogy eltér-e az általános neurális fordítómotorok teljesítménye különböző szaknyelvi szövegek angol–magyar nyelvirányú fordítása során. Fő kutatási kérdése, hogy mutatkoznak-e eltérések a fordítómotorok teljesítményei között, és ha igen, akkor hogyan térnek el egymástól. Tekintve, hogy kifejezetten feltáró célú kutatásról van szó, konkrét hipotéziseket nem állítottam fel.

A kutatás gyakorlati relevanciája abban nyilvánul meg, hogy eredményei iránytűként szolgálhatnak a fordítószakma szereplői számára az adott szaknyelv szempontjából optimális fordítómotor kiválasztásában. Továbbá fontos visszajelzés lehet a fordítórendszerek fejlesztőinek arról, hogy mely szaknyelvek esetében nyújt kellően magas teljesítményt a modelljük, és melyek esetében van szükség további betanításra. A kutatás arra is rávilágít,

¹ <https://hunnect.com/wp-content/uploads/2021/12/Hunnect-survey-on-Machine-Translation-2021.pdf>

hogy a szaknyelvi fordítás számos kihívása közül melyek bizonyultak a legnehezebbnek az egyes fordítómotorok számára.

A pályamunka a jelenlegi bevezető fejezettel együtt összesen öt fejezetre tagolódik. A második rész a fordítómotorok teljesítményének összehasonlításával foglalkozó szakirodalmat mutatja be; a harmadik fejezet a kutatás módszertanát tárgyalja a választott fordítómotorok, szaknyelvek, szövegek és értékelési módszer ismertetésével; ezt követi a kutatás eredményeiről szóló részletes beszámoló; a záró fejezet az eredmények összegzésén túl meghatározza a kutatás hiányosságait, és javaslatot tesz további kutatási irányokra.

2. SZAKIRODALMI ÁTTEKINTÉS

Már számos tanulmány foglalkozott fordítómotorok teljesítményének összehasonlításával.

A korábbi kutatások túlnyomó részre arra keresi a választ, hogy a neurális modellek felül tudják-e múlni elődeiket. (Castilho és Arenas 2018; Bentivogli et al. 2016; Bentivogli et al. 2018, Castilho et al. 2017a; Castilho et al. 2017b; Etchegoyhen et al. 2018; López-Pereira 2019; López-Pereira 2018; Moorkens 2018; Moorkens et al. 2018; Toral et al. 2018; Klubička et al. 2017; Popović 2017; Toral és Sánchez-Cartagena 2017; Klubicka, Toral és Sánchez-Cartagena 2018; Wu et al. 2016; Esperanca-Rodier et al. (2017), Van Brussel, Tezcan és Macken 2018; Speerstra 2018).

Ennél jóval kevesebb példát találunk a szakirodalomban olyan kutatásokra, amelyek kifejezetten a neurális fordítórendszerek teljesítményének összehasonlítására irányulnak.

Az elmúlt években született néhány kutatás, melyek célul tűzték ki annak feltárását, melyik neurális fordítómotor nyújt magasabb teljesítményt. Almahasees (2018) a Google és a Microsoft Bing Translator rendszerét vetette össze újságcikkek arab–angol fordítása alapján, és az eredmények szerint mindkét rendszer kiváló eredményeket ért el a helyesírás és a nyelvtan, valamint jó eredményeket a kollokációk szempontjából.

Gattini (2020), valamint Yulianto és Supriatnaningsih (2021) a DeepL fordítómotorjával vetette össze a Google rendszerét. Míg az előbbi tanulmány vegyes célközönségű (szakmai és ismeretterjesztő) orvosi cikkek angol–olasz, addig az utóbbi egy szépirodalmi mű francia–angol nyelvirányú fordítása alapján hasonlította össze a rendszerek teljesítményét. Gattini (2020) eredményei azt mutatják, hogy a Google és a DeepL egyaránt „magas minőséget garantál” mind a szaknyelvi, mind a köznyelvi szövegek fordítása esetében (93). Yulianto és Supriatnaningsih (2021) eredményei szerint mindkét fordítórendszer jó eredményeket ért el, de az olvashatóság tekintetében a DeepL jobbnak bizonyult. Hozzájuk hasonlóan Szlávik (2022) egy kismintás pilot kutatás keretében vetette össze a két rendszert

vegyes szövegek (betegtájékoztatók, blogbejegyzések, használati utasítások, kézikönyvrészek, sajtószövegek) angol–magyar nyelvirányú fordítása alapján, és nem tapasztalt számottevő különbséget a teljesítményüket illetően.

Három tanulmány egy további fordítómotor bevonásával vizsgálta a Google és a DeepL teljesítményét (Macketanz, Burchardt és Uszkoreit 2020; Ziganshina et al. 2021; Pilch, Zygala és Gryncewicz 2022). Macketanz, Burchardt és Uszkoreit egy szabályalapú fordítórendszerrel (Lucy) egészítették ki a kutatást, és egy nem valódi korpusz (különböző forrásokból kiválogatott, egymástól független mondatok) német–angol gépi fordítása során megállapították, hogy a DeepL valamivel jobban teljesített a Google fordítónál, és összességében „természetesebb és gördülékenyebb” célnyelvi megoldásokkal szolgált (7). Ziganshina és társai a Google és a DeepL mellett a Microsoft Translator teljesítményét mérték össze egészségügyi kutatások összefoglalóinak fordítása alapján angol–orosz nyelvpárban, és megállapították, hogy a Google teljesített a legjobban, a DeepL valamivel gyengébben, de szintén jó eredményekkel, a Microsoft rendszere pedig a legrosszabbul. Pilch, Zygala és Gryncewicz a Marian MT fordítórendszert vetette össze a másik két neurális alapú motorral vegyes szövegek angol–lengyel és lengyel–angol fordítása alapján; a szövegek lengyelre fordítása során a DeepL és a Google egyaránt magas teljesítményt nyújtott, a Marian MT ugyan alacsonyabb, de szintén ígéretes eredményt ért el; az angolra fordítás esetében azonban a Marian MT utolérte és a prepozíciók használatát illetően felül is múlta a másik két modell teljesítményét.

Cambedda, Di Nunzio és Nosilia (2021) a DeepL fordítót a Yandex hibrid modellel vetette össze szakmai és ismeretterjesztő orvosi cikkek orosz–olasz fordítása alapján, és a született eredmények arra világítanak rá, hogy a DeepL összességében jobb teljesítményt nyújtott, különösen a szövegkörnyezet és a mondat szintű szerkezetek tekintetében, de kiemelendő, hogy a Yandex a transliterációban felülmúlta ellenfelét, és a kultúrspecifikus elemek esetében is jobb megfelelőket javasolt.

Egy másik tanulmány (Yildiz 2022) a DeepL rendszerét az Európai Bizottság neurális fordítórendszere, az eTranslation teljesítményével hasonlította össze jogi szakszövegből nyert szegmensek francia–német nyelvirányú fordítása alapján, melynek eredményei szerint a DeepL jobban teljesített az unió gépi fordítómotorjánál. Az eTranslation esetében még egy tanulmány született (Tuohisaari 2019), amelyben a neurális rendszert az uniós intézmény régebbi, statisztikai alapú fordítójával (MT@EC) vetették össze spanyol–finn nyelvirányban, újságcikkekből válogatott mondatok fordítása alapján, és az elemzés arra világított rá, hogy a neurális modelltől magasabb fordítási minőség várható.

A szakirodalomból kiviláglik, hogy számos erőfeszítés történt a különböző neurális fordítómotorok teljesítményének összevetésére, ezek azonban egymástól eltérő típusú és mennyiségű szövegek, más-más nyelvpárok alapján történtek, általában kisszámú (2-3) fordítómotorral, egyes esetekben eltérő elven működő modellek bevonásával (Macketanz, Burchardt és Uszkoreit 2020; Cambedda, Di Nunzio és Nosilia 2021). A teljesítmény értékelésére ugyancsak eltérő módszereket alkalmaztak. Továbbá egyetlen tanulmány kivételével (Ziganshina et al. 2021) a szakirodalom nem tisztázza egyértelműen, hogy általános vagy specializált (doménspecifikus) fordítómotorok teljesítményét vizsgálták-e vagy azokat vegyesen, holott ez egy számottevő különbség a gépi fordítómotorok esetében, ugyanis eltérő tanítóanyagokkal, eltérő célokra trenírozzák őket.

Kijelenthető tehát, hogy a szakirodalom jelenleg nem mutat egységes álláspontot a gépi fordítómotorok egymáshoz mért teljesítményével kapcsolatban, következésképpen még nem fogalmazhatunk meg hipotéziseket, gépi fordítási univerzálékát. A neurális fordítórendszerek esetében szintén szerteágazó kutatások születtek, és a heterogén szakirodalom nem teszi lehetővé hipotézisek felállítását. A motortípusok megkülönböztetése tekintetében ugyancsak jelentős hiány mutatkozik a korábbi kutatásokban. További hiányként jelenik meg, hogy a neurális rendszereket még nem vetették össze több szakterülethez kapcsolódó szövegek alapján: összehasonlításuk sok esetben csak egyetlen szaknyelvhez kötődő szövegek alapján történt vagy a nagyközönségnek szóló, ismeretterjesztő jellegű szövegek alapján, más kutatásokban pedig a kettőt együttvéve, illetve kizárólag szépirodalmi szövegek felhasználásával. Macketanz, Burchardt és Uszkoreit nem is valódi korpusz alapján mérte a teljesítményeket, hanem kiválogatott szegmensek, egymástól független mondatok alapján. Ennek következtében arra sincs adatunk, hogyan tér el a neurális fordítómotorok teljesítménye többféle szaknyelvhez köthető szövegek fordítása esetében. Ezenfelül Szlávik (2022) pilot kutatása kivételével még nem született tanulmány, amely magyarról vagy magyarra történő fordítás alapján mérte volna össze neurális modellek teljesítményét.

Megfogalmazható tehát, hogy a korábbi tanulmányok eredményei ellenére még nincsen átfogó képünk arról, hogy a neurális hálózaton alapuló, általános fordítómotorok hogyan teljesítenek egymáshoz képest többféle szaknyelvi szövegek esetén. A jelen tanulmány ennek a kutatási űrnek a szűkítését tűzte ki célul, melynek módszereibe a következő fejezet enged betekintést.

3. KUTATÁSMÓDSZERTAN

A jelen fejezet ismerteti a kutatáshoz kiválasztott fordítómotorokat, a forrásnyelvi korpuszt

alkotó szaknyelvi szövegeket, a célnyelvi szöveget és annak létrejöttét, a gépi nyersfordítások értékeléséhez alkalmazott hibatipológiát valamint az adatgyűjtés során alkalmazott elvet példákkal szemléltetve.

1.1. Fordítómotorok

A kutatás négy neurális fordítómotor teljesítményét veti össze, név szerint a Google, a Deepl, az eTranslation és a Globalease általános motorjait. A Google fordítórendszerének kifejlesztése Sergey Brin, a vállalat egyik társalapítójának nevéhez fűződik; a statisztikai alapú rendszer 2007-ben vált elérhetővé a nyilvánosság számára, és 2016-ban váltott át neurális hálózati alapú fordításra, aminek eredményeképp jelentősen javult a fordítások minősége (Laki és Yang 2022). Pillanatnyilag 114 nyelvvel képes dolgozni, 2020 óta pedig lehetővé vált a beszéd írásbeli rögzítése és fordítása. Yang (2018) szerint a Google a „legelőrehaladottabb” neurális fordítórendszer, melynek a rendelkezésére álló jelentős adatmennyiség és anyagi források garantálják a fordítási minőség folyamatos javulását (138).

A DeepL egy online neurális gépi fordítórendszer, amelynek alapítása Jaroslaw Kutylowski nevéhez kötődik, és 2017 óta működteti a DeepL SE német vállalat. A DeepL története 2016-ban kezdődött, amikor a Linguee GmbH vállalaton belül Jaroslaw Kutylowski csapata elkezd dolgozni a DeepL Translator első verzióján kiaknázva a Linguee keresőmotorjának adatbázisát. Az eredmény példátlan fordítási minőség. 2017 augusztusában a nyilvánosság számára is elérhetővé válik a DeepL fordító, és díjmentesen használható az angol, német, francia, spanyol, olasz, lengyel, holland és olasz nyelvek esetében. 2018 márciusában a szolgáltatás kiegészül a DeepL Pro fizetős változattal, amely elérést kínál alkalmazásprogramozási felülethez (API), beépíthető CAT-eszközökbe és egy optimális internetes fordítási környezettel rendelkezik. Decemberben a rendszert bővítették az orosz és portugál nyelvekkel. 2019 szeptemberében a DeepL már integrálható a Windows és MacOS operációs rendszerekbe valamennyi alkalmazás lefordítására. 2020 márciusában kiegészül a kínai és japán nyelvvel. Májusban elérhetővé válik az úgynevezett Glosszárium (Glossary) funkció, amely lehetővé teszi a felhasználók számára, hogy pontosan meghatározzák egyes szavak és kifejezések fordítását, mintegy hidat építve az AI és a felhasználók preferenciái között. 2021 áprilisában megjelenik a DeepL mobilalkalmazása iPad és iPhone készülékekre. A Hunnect Kft. 2021-es kutatása szerint a Google és a Deepl a legnépszerűbb neurális rendszer a fordítók körében.

Az eTranslation az Európai Bizottság Fordítási Főigazgatóságának online gépi fordító szolgáltatása, amely 2017 novemberében jelent meg, és a Bizottság korábbi, statisztikai alapú

rendszerén (MT@EC) alapul. A fordítórendszer az összes európai uniós dokumentumot magába foglaló Euramis nyelvi adatbázisra támaszkodik, segítségével az EU 24 hivatalos nyelvét, valamint az izlandi és a norvég nyelveken is tudja fordítani. Ingyenesen elérhető az uniós országokban az egyetemek nyelvi tanszékei részére. Ez tehát egy korlátozottabban elérhető rendszer, amely uniós projektekhez, kis- és középvállalkozások és az uniós országokban az egyetemek nyelvi tanszékei számára készült. Elődjéhez képest a fejlettebb rendszer mellett előnye a különböző formázási típusok elfogadásának képessége, valamint az eredeti szöveg formázásának és szerkezetének megőrzése. A kontextushoz és fordítási célhoz megfelelően 9 különböző specializált motor közül választhatunk, amelyeket más-más projektek vagy intézmények különböző adataival építettek (EU formal language, Court of Justice Case Law, Cultural, Deutsche Bundesbank neural, Finance, IP Case Law, Ministère de Finances, Public Health, Valtioneuvoston Kanslia). Emellett automatikus nyelvfelismeréssel is rendelkezik.

A Globalese fordítórendszert a MorphoLogic Lokalizáció Kft. fejlesztette olyan vállalatok és nyelvi szolgáltatók számára, amelyek nagy mennyiségű, többnyelvű tartalmat állítanak elő. A Globalese-t tehát kifejezetten piaci szereplők számára készítették, díj ellenében hozzáférhető, de az ELTE Fordító- és Tolmácsképző Tanszékén működő Fordítástudományi Doktori Programnak is a rendelkezésére áll, hogy a kutatók teszteljék a teljesítményét.

1.2. Forrás- és célnyelvi korpusz

A fordítómotorok összehasonlítása három szaknyelvhez köthető szövegek, név szerint a gazdaság, a társadalomtudomány és az informatika szakterületéről származó szövegek alapján történt. Több magyarországi egyetem fordítóképzése (Budapesti Műszaki és Gazdaságtudományi Egyetem, Debreceni Egyetem, Eszterházy Károly Katolikus Egyetem, Eötvös Lóránd Tudományegyetem, Miskolci Egyetem, Pannon Egyetem, Pázmány Péter Katolikus Egyetem, Szegedi Tudományegyetem) is nagy hangsúlyt fektet a gazdasági és társadalomtudományos szövegek fordításának oktatására, az informatikai szaknyelvi fordítás jelentősége pedig rendkívül felértékelődött az utóbbi időben, ezért esett rájuk a választásom.

A forrásnyelvi korpuszt szaknyelvenként 3-3 nyilvánosan hozzáférhető, tartalomközpontú, terminusban gazdag szöveg alkotja, amelyek megfelelnek a Nitzke, Hansen-Schirra és Canfora (2019) által felállított kockázatkezelési megfontolásoknak. A választott szövegek nem régebbiek 2020-nál, és egyenként 1500-2000 leütést számlálnak; a korpusz csekély mérete miatt nem végeztem következtetési statisztikai vizsgálatokat.

A társadalomtudományi szaknyelvi alkorpusz az Európai Bizottság egyik jelentéséből, az Eurostat egyik statisztikai összefoglalójából, valamint egy tanulmányból épül fel, amely az európai gyermekszegénység okait elemzi. Az informatikai szaknyelvet illetően a forrásnyelvi korpusz egy telepítési útmutatót, egy szervizelési kézikönyvet és egy felhasználói útmutató szövegrészleteit tartalmazza. A gazdasági szaknyelvi alkorpuszt egy oktatási segédanyag különálló részei képezik, amelyek könyvvizsgálók részére nyújtanak hasznos információt az adótanácsadás, a kockázatalapú megközelítés, valamint a társaságalapítás témájában.

A szaknyelvenként 3-3 szöveget 2021. október 28-án lefordítottam a négy gépi fordító általános motorjaival, így született meg a 36 fordításból álló célnyelvi korpusz, amely kódolását a következő táblázat szemlélteti:

1. táblázat: *Célnyelvi korpusz*

Szaknyelv	1. szöveg		2. szöveg		3. szöveg	
Társadalom- tudomány	Google _tarstud1	DeepL _tarstud1	Google _tarstud2	DeepL _tarstud2	Google _tarstud3	DeepL _tarstud3
	eTranslation _tarstud1	Globalese _tarstud1	eTranslation _tarstud2	Globalese _tarstud2	eTranslation _tarstud3	Globalese _tarstud3
Informatika	Google _IT1	DeepL _IT1	Google _IT2	DeepL _IT2	Google _IT3	DeepL _IT3
	eTranslation _IT1	Globalese _IT1	eTranslation _IT2	Globalese _IT2	eTranslation _IT3	Globalese _IT3
Gazdaság	Google _gazd1	DeepL _gazd1	Google _gazd2	DeepL _gazd2	Google _gazd3	DeepL _gazd3
	eTranslation _gazd1	Globalese _gazd1	eTranslation _gazd2	Globalese _gazd2	eTranslation _gazd3	Globalese _gazd3

1.3. Teljesítményértékelés

A gépi nyersfordítások értékelésére az MQM Core hibatipológiát² alkalmaztam. Ez egy analitikus minőségértékelő rendszer, melyet egyaránt lehet alkalmazni emberi és gépi fordítások értékelésére. Jelenleg ez a legkorszerűbb hibatipológia, amit jól bizonyít az is, hogy az Európai Bizottság Fordítási Főigazgatósága (DGT) által alkalmazott hibatipológia is ezen alapszik. Előnye, hogy a használatához nincs szükség referenciafordításra, és lehetővé teszi, hogy konkrét fordítási hibákat azonosítsunk, azokat osztályozzuk, valamint meghatározzuk

² www.themqm.info

súlyossági szintjüket. Alkalmazása azonban meglehetősen időigényes, ugyanis manuálisan történik az értékelés.

A metrika négy súlyossági szintet kínál fel: a hibákat minősíthetjük semlegesnek nullás szorzó alkalmazásával, a kis hibák esetében egyes szorzót használunk; a nagy hibák értéke ötszörösnek számít, míg a súlyosként ítélt hibáknál huszonötszörös szorzóval számolunk. Az elemzés egyszerűsítése érdekében a semleges és súlyos szinteket elvetettem, és csak a fordítóképzésben, illetve általában a fordítóiparban használatos kis és nagy fordítási hibákat azonosítottam (Klaudy 2005).

A tipológia hét fő hibakategóriáját különböztet meg, amelyeket az alábbi felsorolás ismertet definícióval és példákkal:

1. **Terminológia** (*Terminology*): A forrásnyelvi terminológia sikertelen megfeleltetése; például nem ekvivalens terminus használata vagy következetlen célnyelvi terminológia.
2. **Pontosság** (*Accuracy*): A forrásnyelvi tartalom nem tükröződik híven a célnyelvi szövegben; például az eredeti szöveg egyes részeinek túlzott konkretizálása vagy kihagyása a fordításból.
3. **Nyelvhelyesség** (*Linguistic Conventions*): A célnyelv nyelvi normáinak megsértése; például nyelvtani vétség vagy központoszási hiba.
4. **Stílus** (*Style*): Az eredeti szöveg stíláriai sajátosságainak és egységének figyelmen kívül hagyása; például regiszterhiba vagy az idiómák téves fordítása.
5. **Helyi konvenciók** (*Locale conventions*): A célnyelvben bevett formátumok szerinti fordítás elmulasztása; például a számok, mértékegységek, dátumok vagy pénznemek helytelen megfeleltetése.
6. **Célnyelvi kultúra** (*Audience appropriateness*): A célnyelvi kultúrának nem megfelelő fordítás; például a reáliák vagy kultúrspecifikus szerkezetek sikertelen átültetése.
7. **Szerkesztés** (*Design and markup*): A fordítás fizikai kialakításával kapcsolatos hibák; például helytelen karakterformázás vagy oldalelrendezés.
8. **Egyéni** (*Custom*): A hét kategórián túl a metrika feltüntet egy alternatív nyolcadik lehetőséget is, amelyet céljaink szerint használhatunk fel akár máshova nem besorolható hibák kategorizálására, akár a kiváló fordítási megoldások számon tartására. (MQM Core Typology, saját ford.)

A tipológia a fő kategóriákon belül számos hibatípust sorol fel összesen 37 lehetőséget felkínálva. Ez tehát egy nagyon komplex értékelési rendszer, ebből kifolyólag a tipológia fejlesztői arra bátorítják a felhasználókat, hogy céljaiknak megfelelően módosítsák mind a

súlyossági szintek, mind a hibakategóriák számát.

A nyersfordításokban található hibák azonosítása során vált egyértelművé, hogy több nagy kategória és egyes fő kategóriákon belüli lehetőségek is szükségtelenek a kutatás szempontjából. A tipológia ennek megfelelően a következőképpen szűkült:

1. Terminológia (*Terminology*)
 - 1.1. Következetlen terminológia (*Inconsistent use of terminology*)
 - 1.2. Hibás terminus (*Wrong term*)
2. Pontosság (*Accuracy*)
 - 2.1. Félrefordítás (*Mistranslation*)
 - 2.2. Túlzott jelentésszűkítés (*Overtranslation*)
 - 2.3. Hozzáadás (*Addition*)
 - 2.4. Kihagyás (*Omission*)
 - 2.5. Nemfordítás (*Untranslated*)
3. Nyelvhelyesség (*Linguistic Conventions*)
 - 3.1. Nyelvtan (*Grammar*)
 - 3.2. Írásjelek (*Punctuation*)
 - 3.3. Karakterkódolás (*Character encoding*)
4. Stílus (*Style*)
 - 4.1. Regiszter (*Register*)
 - 4.2. Hanyag megfogalmazás (*Awkward style*)
 - 4.3. Nem idiomatikus stílus (*Unidiomatic style*)
 - 4.4. Következetlen stílus (*Inconsistent style*)

A jelen kutatás testre szabott hibatipológiáját tehát 4 fő hibakategória, 14 hibatípus és 2 súlyossági szint képezi. Annak érdekében, hogy meggyőződjek az értékelési módszer megbízhatóságáról (Károly 2002), a hibák azonosítása kettős kódolással történt: a hibatipológia megismerését és a kategóriák előzetes egyeztetését követően az elemzést az ELTE BTK Fordítástudományi Doktori Programjának egyik hallgatója is elvégezte, majd az elemzéseink eredményeit egyeztettük.

1.4. Hibák azonosítása

Kis hibának minősítettem azokat a fordítási hibákat, amelyek esetében a szöveg tartalma nem sérült, az üzenet maradéktalanul megérkezett a célnyelvbe (vö. Klaudy 2005): túlnyomórészt

nyelvhelyességi, központosítási hibákat, szóismétléseket, valamint a kollokációk helytelen fordításait azonosítottam kis hibaként. Az alábbiakban példákat láthatunk a kis hibákra tizenhárom hibakategória érintésével:

1. példa

Főkategória: Terminológia

Hiba: Hibás terminus

Hibasúly: kis

Forrásnyelvi szöveg: Add an eSIM profile to your device (using for instance a QR activation code).

Gépi nyersfordítás: Adjon hozzá egy eSIM-profilt az eszközhöz (például QR aktiválási kód használatával). (eTranslation_IT1)

Az eTranslation a *QR aktiválási kód* kifejezéssel fordította le a *QR activation code* terminust, amire a *QR-kód* a bevett kifejezés a célnyelvben. A megoldás azonban nem sérti a tartalmat, nem zavarja a megértést, ezért kis hibaként lett súlyozva.

2. példa

Főkategória: Pontosság

Hiba: Félrefordítás

Hibasúly: kis

Forrásnyelvi szöveg: Just under half of young people in the EU were in employment

Gépi nyersfordítás: Az EU-ban a fiatalok alig fele dolgozott (Google_tarstud2)

A 2. példában egy kis félrefordítási hibát vehetünk észre: a Google fordítása azt a benyomást kelti az olvasóban, hogy az unióban dolgozó fiatalok száma kevésnek számít, holott a forrásnyelvi szöveg épp ennek az ellenkezőjére hívja fel a figyelmet – a fiatalok csaknem fele állt munkába. Az ellentétes hangsúlyozás azonban nem sértette a forrásnyelvi szöveg tartalmának maradéktalan közvetítését, ezért kis súlyozást kapott. Az eTranslation helyes megoldást adott a kifejezésre: Az EU-ban a fiataloknak *valamivel kevesebb mint a fele* foglalkoztatott. (eTranslation_tarstud2)

3. példa

Főkategória: Pontosság

Hiba: Túlzott jelentésszűkítés

Hibasúly: kis

Forrásnyelvi szöveg: An eSIM is a programmable SIM that allows you to activate a cellular plan...

Gépi nyersfordítás: Az eSIM egy programozható SIM-kártya, amely lehetővé teszi a mobiltelefon-előfizetés aktiválását... (Google_IT1)

A Google feleslegesen leszűkítette a különböző mobilszolgáltatások, díjsomagok széles körét az előfizetésekre – ezek rendszeres, havonta megújuló szolgáltatások, melyek mellett a mobilszolgáltatók egyszeri alkalommal igénybe vehető díjsomagokat is kínálnak.

4. példa

Főkategória: Pontosság

Hiba: Hozzáadás

Hibasúly: kis

Forrásnyelvi szöveg: Factors to consider may include:

- the perceived level of corruption;
- criminal activity; and
- the effectiveness of the anti-money laundering regime within the country.

Gépi nyersfordítás: A megfontolandó tényezők közé tartozhatnak:

- a korrupció érzékelt szintje;
- B) bűncselekmény; és
- a pénzmosás elleni rendszer hatékonysága az országban. (Globalese_gazd2)

A Globalese a felsorolás második eleméhez hozzáadott a forrásnyelvből átvett pontok mellett egy extra listajelet is.

5. példa

Főkategória: Pontosság

Hiba: Kihagyás

Hibasúly: kis

Forrásnyelvi szöveg: Removable pedestal stand and Video Electronics Standards Association (VESA™) 100 mm mounting holes for flexible mounting solutions.

Gépi nyersfordítás: Kivehető talapzatállvány és Video Electronics Standards Association (VESA) 100 mm-es rögzítőfuratok rugalmas szerelési megoldásokhoz. (eTranslation_IT3)

Az eTranslation nyersfordításából kimaradt a védjegy jelzése.

6. példa

Főkategória: Pontosság

Hiba: Nemfordítás

Hibasúly: kis

Forrásnyelvi szöveg: Premium Panel Exchange for peace of mind.

Gépi nyersfordítás: Premium Panel csere a nyugalomért (eTranslation_IT3)

A nyersfordításban a *Premium* szó változatlanul szerepel, azonban mivel ez egy jövevényszó, az átírás nélkül is könnyen felismerhető és értelmezhető az olvasó számára, így kis hibaként lett csak súlyozva.

7. példa

Főkategória: Nyelvhelyesség

Hiba: Nyelvtan

Hibasúly: kis

Forrásnyelvi szöveg: The household work intensity is the ratio of the total number of months that all working-age (18-59) household members have worked and the total number of months the same household members theoretically could have worked.

Gépi nyersfordítás: A háztartási munkaintenzitás a háztartás valamennyi munkaképes korú (18-59 éves) tagja által ledolgozott összes hónapok számának és azoknak a hónapoknak az aránya, amelyeket ugyanazok a háztartástagok elméletileg dolgozhattak volna.
(DeepL_tarstud3)

A DeepL elmulasztotta a *le-* igekötő használatát, amit kis hibának minősítettem.

8. példa

Főkategória: Nyelvhelyesség

Hiba: Központozás

Hibasúly: kis

Forrásnyelvi szöveg: This indicator covers the population aged 0-59 (i.e. also children).

Gépi nyersfordítás: Ez a mutató kiterjed a 0-59 éves lakosságra (azaz gyermekekre is).
(Globalese_tarstud3)

A fenti példában azt láthatjuk, hogy a Globalese hibásan kis kötőjelet alkalmazott nagy helyett.

9. példa

Főkategória: Nyelvhelyesség

Hiba: Karakterkódolás

Hibasúly: kis

Forrásnyelvi szöveg: ...while 1.1 million people emigrated to a non-EU-27 country (¹⁶).

Gépi nyersfordítás: ...míg 1,1 millió ember vándorolt ki egy nem EU-27 országba (16).
(Google_tarstud1)

A Google a lábjegyzet számát ugyanolyan nagy betűkkel írta, mint a törzsszöveget, ami kis karakterkódolási hibának számít.

10. példa

Főkategória: Stílus

Hiba: Regiszter

Hibasúly: kis

Forrásnyelvi szöveg: ...for the EU, the youth employment rate fell 2.3 percentage points between 2019 and 2020 but recovered some of these losses in 2021, up 1.6 points;

Gépi nyersfordítás: ...az EU esetében a fiatalok foglalkoztatási rátája 2019 és 2020 között 2,3 százalékponttal csökkent, de e veszteségek egy része 2021-ben helyreállt,...
(eTranslation_tarstud2)

Az *e* mutató névmás inkább ünnepélyes, fennkölt stílusú szövegekben használatos, nem tudományos vagy szakmai szövegekben.

11. példa

Főkategória: Stílus

Hiba: Hanyag megfogalmazás

Hibasúly: kis

Forrásnyelvi szöveg: Swollen batteries should not be used and should be replaced and disposed of properly.

Gépi nyersfordítás: A felduzzadt akkumulátorokat nem szabad használni, és azokat ki kell cserélni és megfelelően meg kell semmisíteni. (DeepL_IT2)

A DeepL hanyag módon többször használta ugyanazt a kötőszót, ami megakasztja az olvasás ritmusát, így kis stiláris hibaként minősítettem.

12. példa

Főkategória: Stílus

Hiba: Nem idiomatikus stílus

Hibasúly: kis

Forrásnyelvi szöveg: ComfortView Plus feature is designed to reduce the amount of blue light emitted from the monitor to optimize eye comfort.

Gépi nyersfordítás: A ComfortView Plus funkció célja a monitor által kibocsátott kék fény mennyiségének csökkentése a szem kényelmének optimalizálása érdekében. (Google_IT3)

A Google szó szerint fordította az aláhúzott kifejezést, aminek következtében idegenül hangzó, magyartalan szöveg keletkezett a célnyelven.

13. példa

Főkategória: Stílus

Hiba: Következetlen stílus

Hibasúly: kis

Forrásnyelvi szöveg: The monitor features include: ... The Monitor uses Low Blue Light panel... The possible long-term effects of blue light emission from the monitor may...

Gépi nyersfordítás: A monitor jellemzői a következők... (...) A Monitor Low Blue Light panelt használ... (...) A monitor kék fénykibocsátásának lehetséges hosszú távú hatásai... (Globalese_IT3)

A Globalese általános motorjával ellentétben a többi vizsgált NMT következetesen kis kezdőbetűvel írta a *monitor* szót annak ellenére, hogy a forrásnyelvi szövegben egyszer nagybetűvel kezdődik.

A következő példák nagy hibákat mutatnak be kilenc hibakategóriát lefedve. Jellemzően a terminustévesztést, a forrásnyelvi tartalmat torzító kihagyásokat és hozzáadásokat, valamint a félrefordításokat jelöltem nagy hibaként.

14. példa

Főkategória: Terminológia

Hiba: Következetlen terminológia

Hibasúly: nagy

Forrásnyelvi szöveg: ...disconnecting the AC adapter...; ...unplug the AC adapter from the system...

Gépi nyersfordítás: ...és a váltóáramú adapter lekapcsolásával...; ... húzza ki a hálózati adaptert a rendszerből... (eTranslation_IT2)

Míg a célnyelvi szöveg következetesen az *AC adapter* terminust alkalmazta, az eTranslation fordításában két kifejezés jelenik meg rá, ami az olvasó számára megnehezítheti a megértést kellő szakismeret hiányában.

15. példa

Fő kategória: Terminológia

Hiba: Hibás terminus

Hibasúly: nagy

Forrásnyelvi szöveg: Swollen batteries should not be used...

Gépi nyersfordítás: A duzzadt elemeket nem szabad felhasználni... (Globalese_IT2)

A fenti példában a *battery* terminus helyes fordítása *akkumulátor*, nem *elem*, így ezt nagy terminológiai hibaként minősítettem.

16. példa

Forrásnyelvi szöveg: The proceeds of tax evasion are criminal and therefore...

Gépi nyersfordítás: Az adóelkerülésből származó bevétel bűncselekménynek minősül, ezért... (Google_gazd1)

Az tizenhatodik példában a *tax evasion* terminust a Google helytelenül az *adóelkerülés* szakkifejezéssel fordította, ami szintén terminustévesztés, helyesen *adócsalás* vagy *adókijátszás* lenne.

17. példa

Fő kategória: Pontosság

Hiba: Félrefordítás

Hibasúly: nagy

Forrásnyelvi szöveg: ...minimizes graphic distortions like screen tearing and stuttering for smoother, fluid gameplay.

Gépi nyersfordítás: ...minimalizálja a grafikai torzulásokat, például a képernyő szakadását és a dadogást a simább, gördülékenyebb játék érdekében (DeepL_IT3)

A fenti példában láthatjuk, hogy a DeepL sikertelenül értelmezte a *stuttering* kifejezést, amelynek helyes fordítása *képernyő-akadozás*.

18. példa

Forrásnyelvi szöveg: Just over one in eight (13.0 %) people aged 15–64 years in employment in the EU were self-employed in 2021; this was more than double the share among young people (5.9 %).

Gépi nyersfordítás: Az EU-ban a 15-64 éves foglalkoztatottak közül valamivel több mint minden nyolcadik (13,0 %) volt önfoglalkoztató 2021-ben; ez az arány több mint kétszerese volt a fiatalok körében (5,9 %). (DeepL_tarstud2)

A DeepL félrefordította a kiemelt szövegrészt; az eredeti szöveg szerint az említett arány több mint kétszerese a fiatalok körében mért aránynak, amit a százalékok is jól mutatnak. A nyersfordításban viszont az olvasható, hogy a fiatalok körében mért arány volt több mint kétszerese a 15–64 éveseknek.

19. példa

Főkategória: Pontosság

Hiba: Hozzáadás

Hibasúly: nagy

Forrásnyelvi szöveg: 1. The at-risk-of poverty rate, which...

Gépi nyersfordítás: 1 . - IGEN. A szegénységi ráta... (Globalese_tarstud3)

A Globalese beszúrt egy kötőjelet, egy nagybetűs szót és egy pontot a fordításába, amivel torzítja a forrásnyelvi szöveget, így ezt nagy hibaként azonosítottam.

20. példa

Forrásnyelvi szöveg: Long-term investments

Gépi nyersfordítás: Hosszú @-@ futamidejű befektetések (eTranslation_gazd3)

A harmadik gazdasági szöveg fordítása során az eTranslation három írásjelet adott hozzá a fordításhoz, ami szintén nagy tartalomsértés.

21. példa

Főkategória: Pontosság

Hiba: Kihagyás

Hibasúly: nagy

Forrásnyelvi szöveg: ...(OSD) adjustments for ease of set-up and screen optimization.

Gépi nyersfordítás: ...(OSD) beállítások a beállítás és a képernyő optimalizálása érdekében. (Globalese_IT3)

Az aláhúzott résznek csak töredékét fordította le a Globalese, így a forrásnyelvi tartalom hibásan érkezett meg a célnyelvbe.

22. példa

Forrásnyelvi szöveg: ...to lift at least 20 million people out of the “risk of poverty and social exclusion” by 2020. This target is measured on the basis of three indicators:

Gépi nyersfordítás: ...2020-ig legalább 20 millió embert kell kiemelni a „szegénység és társadalmi kirekesztés kockázatából”. három mutató alapján: (Google_tarstud3)

A Google elhagyta a kiemelt mondatrész elejét a fordításából, ami jelentősen torzítja az eredeti tartalmat.

23. példa

Főkategória: Pontosság (Accuracy)

Hiba: Nemfordítás (Untranslated)

Hibasúly: nagy

Forrásnyelvi szöveg: 1. Click Start > Settings > Network & Internet > Cellular.

Gépi nyersfordítás: 1. Kattintson a Start > Beállítások > Hálózat és internet > Cellular elemre (eTranslation_IT1)

Az első informatikai szöveg fordítása során az eTranslation érintetlenül hagyta a *cellular* kifejezést, ami nagy pontossági hibának számít.

24. példa

Forrásnyelvi szöveg: Game enhanced features such as Timer, Frame Rate Counter and Dark Stabilizer...

Gépi nyersfordítás: Játék továbbfejlesztett funkciók, mint a Timer, Frame Rate Counter és Dark Stabilizer mellett ... (Globalese_IT3)

A Globalese elmulasztotta a felsorolt funkciók nevét lefordítani, melyek magyarázat híján nem érthetőek a célnyelvi olvasó számára.

25. példa

Főkategória: Nyelvhelyesség (Linguistic conventions)

Hiba: Nyelvtan (Grammar)

Hibasúly: nagy

Forrásnyelvi szöveg: ...they must be aware of and alert to the multiple ways in which tax

services may be vulnerable to money laundering.

Gépi nyersfordítás: ...tisztában kell lenniük azzal, hogy az adószolgáltatások többféleképpen is kiszolgáltatottak lehetnek a pénzmosással szemben, és figyelniük kell rájuk. (Google_gazd1)

A mondat végére illesztett személyragos határozószó nagy nyelvtani hibának számít, ugyanis így az adószolgáltatásokra utal, holott az eredeti tartalom szerint arra kell ügyelni, hogy *többféle módon* is sérülékenyek lehetnek a bűncselekménnyel szemben.

26. példa

Forrásnyelvi szöveg: ...for the EU, the youth employment rate fell 2.3 percentage points between 2019 and 2020 but recovered some of these losses in 2021, up 1.6 points;...

Gépi nyersfordítás: ...az EU esetében a fiatalok foglalkoztatási rátája 2019 és 2020 között 2,3 százalékponttal csökkent, de e veszteségek egy része 2021-ben helyreállt, ami 1,6 százalékponttal nőtt;... (eTranslation_tarstud2)

A kiemelt vonatkozó névmás jelenléte nagy nyelvtani hibát eredményez, ugyanis jelentősen zavarja a szöveg értelmezését: nem egyértelmű, mire utal pontosan a névmás.

27. példa

Főkategória: Stílus

Hiba: Regiszter

Hibasúly: nagy

Forrásnyelvi szöveg: ...and 3 additional game modes to personalize your preferences.

Gépi nyersfordítás: ...és 3 további játékmód a preferenciáid személyre szabásához. (eTranslation_IT3)

Az eTranslation nyersfordításában tegező formát találunk, ami nem elfogadható egy hivatalos felhasználói útmutató szövegében, ezért nagy regiszterhibaként azonosítottam.

28. példa

Forrásnyelvi szöveg: Discharge the battery before removing it from the system.

Gépi nyersfordítás: Az akku lemerül, mielőtt eltávolítja a rendszerből. (Globalese IT2)

A fenti példában a Globalese az *akkumulátor* szó rövidített, szlenges formáját javasolja, ami egy szervizelési kézikönyvben nagy regisztertévesztésnek számít.

29. példa

Főkategória: Stílus

Hiba: Nem idiomatikus stílus

Hibasúly: nagy

Forrásnyelvi szöveg: ...EU Heads of State and Government agreed upon an EU social inclusion target: to lift at least 20 million people out of the “risk of poverty and social exclusion” by 2020.

Gépi nyersfordítás: ...az EU állam- és kormányfői megállapodtak az EU társadalmi befogadására vonatkozó célkitűzésről: hogy 2020-ig legalább 20 millió embert szüntessenek meg a szegénység és a társadalmi kirekesztés kockázatából. (Globalese_tarstud3)

A Globalese a *to lift out of the risk of something* kollokációt meglehetősen magyartalanul és értelemzavaró módon ültette át a célnyelvbe, ezért nagy hibának minősítettem.

30. példa

Forrásnyelvi szöveg: Do not apply pressure to the surface of the battery.

Gépi nyersfordítás: Ne nyomjon nyomást az akkumulátor felületére. (Globalese_IT2)

A 30. példában láthatjuk, hogy a Globalese egy nem létező szókapcsolatot javasol a nyersfordításában, ami szintén nagy hibának számít.

A fent feltüntetett hibákon túl említést érdemel még néhány speciális hiba, amelyek a forrásnyelvi szöveg eleve hibás részeinek fordításához kapcsolódnak. A legtöbbször a gépi fordítómotorok hűen követték a forrásnyelvi tartalmat és egyben hibákat, más esetekben azonban több fordítómotornak is sikerült kiküszöbölnie az eredeti szöveg hibáját.

31. példa

Forrásnyelvi szöveg: The severe material deprivation (MD) rate, which is...

Gépi nyersfordítás: A súlyos anyagi nélkülözési ráta (MD), amely... (DeepL_tarstud3)

Az egyik társadalomtudományi szövegben hibás betűszó található: a *severe material deprivation* kifejezés helyes rövidítése *SMD*. A fordítómotorok mindegyike a helytelen betűszót vette át nagy terminológiai hibát vétve ezzel.

32. példa

Forrásnyelvi szöveg: The (quasi-)joblessness rate, which is the proportion of people living

in households whose work intensity is lower than 20%.

Gépi nyersfordítás: A (kvázi-)munkanélküliség aránya, amely a 20%-nál alacsonyabb munkaintenzitású háztartásokban élők aránya. (eTranslation_tarstud3)

A fenti példában látható, hogy a forrásnyelvi szövegben szerepel egy extra jobb zárójel. A DeepL általános motorját kivéve a fordítómotorok nem tartották meg a terminus utáni zárójelet, hanem helyesen elhagyták azt. A speciális esetek közé tartozik még egy fentebb ismertetett kis hiba is a következtelen stílus kategóriájában (lásd 13. példa).

A kis és nagy hibák azonosítása után következett a hibaértékek kiszámolása, mely menetét a következő alfejezet tárgyalja.

1.5. Hibaérték kiszámolása

Mivel a kis hibák esetében egyes, a nagy hibáknál pedig ötös szorzót alkalmazunk, a kis hibák számához hozzá kellett adni a nagy hibák ötszörösét, így született meg egy gépi nyersfordítás hibaértéke. Példa:

Kis hibák száma: 8

Nagy hibák száma: 2

Hibaérték: $8 + (2 \times 5) = 18$

Tekintve, hogy szaknyelvenként 3-3 szöveget fordított le egy fordítómotor, a szaknyelvenkénti teljes hibaértékét az egyes szövegek hibaértékeinek összeadásával számoltam ki.

Példa:

1. szöveg kis hibáinak száma: 3

1. szöveg nagy hibák száma: 5

1. szöveg fordításának hibaértéke $= 3 + 5 \times 5 = 28$

2. szöveg kis hibáinak száma: 6

2. szöveg nagy hibák száma: 1

2. szöveg fordításának hibaértéke $= 6 + 5 \times 1 = 11$

3. szöveg kis hibáinak száma: 10

3. szöveg nagy hibák száma: 2

3. szöveg fordításának hibaértéke $= 10 + 5 \times 2 = 20$

Teljes hibaérték/szaknyelv/fordítómotor: $28 + 11 + 20 = 59$

Ugyanennél a példánál maradva a teljes hibaérték természetesen kiszámítható úgy is, hogy az összes szöveg kis hibáinak összegét hozzáadjuk az összes szöveg nagy hibáinak ötszöröséhez:

$$\text{Teljes hibaérték: } (3 + 6 + 10) + 5 \times (5 + 1 + 2) = 19 + (5 \times 8) = 59$$

A hibaértékek kiszámolása után a szerző elemezte az adatokat, ennek eredményei a következő fejezetben lesznek tárgyalva.

4. EREDMÉNYEK

A jelen fejezet három alfejezetre tagolódik: az első ismerteti az egyes fordítómotorok szaknyelvenként nyújtott teljesítményét a kis és nagy hibák bemutatásával; a második rész a fordítómotorok egymáshoz képest elért teljesítményét taglalja szaknyelvi korpuszonként; az utolsó alfejezet pedig áttekintést ad a fordítómotorok különböző kategóriákban elért hibaértékéről szintén szaknyelvek szerint lebontva.

4.1. A fordítómotorok szaknyelvenként nyújtott teljesítménye

2. táblázat: *A Google hibaértékei*

NMT	Szaknyelv	Szöveg	Hibák		Hibaérték	
			Kis	Nagy		
Google	Társadalom-tudomány	1.	14	3	29	135
		2.	13	5	38	
		3.	13	11	68	
	Informatika	1.	16	5	41	139
		2.	15	6	45	
		3.	18	7	53	
	Gazdaság	1.	24	14	94	189
		2.	7	8	47	
		3.	13	7	48	

A 2. táblázatból kiderül, hogy a Google általános fordítómotora hasonló hibaértéket ért el a társadalomtudományi és az informatikai fordítás során (135; 139). Annak ellenére, hogy az informatikai alkorpusz fordítását kevesebb nagy hibával végezte el (összesen 18), mint a társadalomtudományit (19), és a harmadik társadalomtudományi szöveg fordítása során

kiugró hibaértéket ütött meg (68), magasabbat, mint bármelyik informatikai szöveg esetében, a kis hibák száma döntő jelentőségűnek bizonyult, így a társadalomtudományi szaknyelv fordításában szerezte a legkevesebb hibaértéket. A fordítómotor a gazdasági korpusz fordítását oldotta meg a legsikertelenebbül; önmagában a nagy hibákkal (29) magasabb hibaértéket ért el (145), mint a másik két szaknyelv esetében; a harmadik szöveg fordításában szerzett kiugró hibaértéke (94) jelentősen torzítja az arányokat: ennek híján a Google gazdasági és informatikai szaknyelvi fordítása során nyújtott teljesítménye homogén képet mutathatna; a vizsgálatot ezért érdemes lenne több szöveggel megismételni.

3. táblázat: *A DeepL hibaértékei*

NMT	Szaknyelv	Szöveg	Hibák		Hibaérték	
			Kis	Nagy		
DeepL	Társadalomtudomány	1.	11	2	21	89
		2.	18	3	33	
		3.	20	3	35	
	Informatika	1.	18	7	53	170
		2.	19	8	59	
		3.	23	7	58	
	Gazdaság	1.	24	12	84	174
		2.	5	10	55	
		3.	15	4	35	

A Google-hoz hasonlóan a DeepL is a társadalomtudományi szaknyelv fordítása során nyújtotta a legmagasabb teljesítményt a legkisebb hibaértékkal (89) és a legcsekélyebb számú nagy hibával (összesen 8). Az informatikai és gazdasági fordítás során viszonylag kiegyensúlyozott teljesítményt nyújtott 170-es és 174-es hibaértékkal. Ugyan a DeepL a gazdasági korpusz fordítását oldotta meg a legkevesebb kis hibával (összesen 47; társadalomtudomány: 49; informatika: 60), a teljesítménye ennél a korpusznál bizonyult a leggyengébbnek a nagy hibák sokasága miatt (26). Míg a társadalomtudományi és az informatikai alkörpuszt illetően homogén képet mutatnak a részeredmények, a gazdasági esetében viszont a 84-es hibaérték torzítja az arányt; több szöveg bevonása lenne szükséges az alkörpuszba.

4. táblázat: *Az eTranslation hibaértékei*

NMT	Szaknyelv	Szöveg	Hibák		Hibaérték	
			Kis	Nagy		
eTranslation	Társadalom-tudomány	1.	13	3	28	142
		2.	19	7	54	
		3.	15	9	60	
	Informatika	1.	17	8	57	218
		2.	27	7	62	
		3.	24	15	99	
	Gazdaság	1.	24	9	69	208
		2.	3	13	68	
		3.	16	11	71	

Az eTranslation a társadalomtudományi korpusz fordítása során nyújtotta a legmagasabb teljesítményt 142-es hibaértékkel és a legkisebb számú nagy hibával. A fordítómotornak a gazdasági és informatikai szövegek fordítása hasonlóan komoly kihívást jelentett (208-as; 218-as hibaérték); mindkét szaknyelv esetében a nagy hibák önmagukban magasabb értéket ütnek meg, mint a társadalomtudományi fordítás során vétett kis és nagy fordítási hibák összértéke. Ebben azonban nagy szerepet játszik a 28-as alacsony kiugró érték, ami jelentősen torzítja az arányokat.

Az informatikai korpusz fordításánál hiába ejtett kevesebb nagy hibát (30), mint a gazdasági szövegek esetében (33), a kis hibák túlsúlya miatt (összesen 68; gazdasági: összesen 43) ennél a szaknyelvnél nyújtotta a leggyengébb teljesítményt. A 99-es kiugró érték azonban jelentősen torzítja az eredményt; ennek híján az eTranslation jobban teljesített volna az informatikai szaknyelvi fordítás során.

Az eTranslation hibaértékei arra világítanak rá, hogy mind a társadalomtudományi, mind az informatikai alkorpusz bővítésre szorul.

5. táblázat: *A Globalese hibaértékei*

NMT	Szaknyelv	Szöveg	Hibák		Hibaérték	
			Kis	Nagy		
Globalese	Társadalom-tudomány	1.	15	7	50	234
		2.	26	10	76	
		3.	18	18	108	

	Informatika	1.	28	17	113	348
		2.	33	16	113	
		3.	37	17	122	
	Gazdaság	1.	23	23	138	331
		2.	9	15	84	
		3.	19	18	109	

A Globalese általános fordítómotorja a három másik motorhoz hasonlóan a társadalomtudományi szövegek esetében szerezte a legalacsonyabb hibaértéket (234), és ennél a szaknyelvnél vétette a legkevesebb nagy hibát (35). Az informatikai szövegek nyersfordításai 50 nagy hibát számlálnak, a gazdasági korpuszé pedig 56-ot, az informatikai szaknyelv esetében mégis nagyobb hibaértéket ütött meg a Globalese (348) a kis hibák jelentős többsége miatt (98; gazdasági: 51).

A többi fordítómotorral ellentétben a Globalese esetében nem beszélhetünk tisztán kiugró értékekről, ugyanis sokkal nagyobb eltérés tapasztalható az egyes szövegek fordítása során nyújtott teljesítmény között; a hibák terjedelme 50 és 138 között van. A motor teljesítménye tehát nem kiegyensúlyozott.

Összehasonlítva a különböző szaknyelvek fordítása során nyújtott teljesítményeket megfogalmazható az, hogy mindegyik vizsgált fordítómotor esetében a társadalomtudományi szövegek fordítása bizonyult a „legkönnyebbnek” a gazdasági és informatikai korpuszsal szemben. Míg a Google hasonlóan magas teljesítményre volt képes mind a társadalomtudományi, mind az informatikai korpusz fordításában, a DeepL, az eTranslation és a Globalese az informatikai és a gazdasági szövegeket oldotta meg hasonló hibaértékekkel.

4.2. A fordítómotorok teljesítményének összevetése szaknyelvenként

6. táblázat: A társadalomtudományi szaknyelvi fordítás során elért hibaértékek

NMT	Szaknyelv	Szöveg	Hibák		Hibaérték	
			Kis	Nagy		
Google	Társadalom-tudomány	1.	14	3	29	135
		2.	13	5	38	
		3.	13	11	68	
DeepL		1.	11	2	21	89
		2.	18	3	33	

		3.	20	3	35	
eTranslation		1.	13	3	28	142
		2.	19	7	54	
		3.	15	9	60	
Globalese		1.	15	7	50	234
		2.	26	10	76	
		3.	18	18	108	

A társadalomtudományi szövegek fordítása esetében a legkisebb hibaértékkel a DeepL általános fordítómotorja nyújtotta a legmagasabb teljesítményt (89), őt követte egymáshoz viszonylag hasonló értékekkel a Google (135) és az eTranslation (142), a legtöbb hibaértéket számláló fordítómotornak pedig a Globalese bizonyult (234).

A részeredményekből kiderül, hogy az első szöveg fordításában a Google, a DeepL és az eTranslation viszonylag kiegyensúlyozottan teljesítettek egymáshoz képest (29, 21 és 28-es hibaértékkel), míg a Globalese érte el a legmagasabb hibaértéket (50), ami elsősorban a nagy hibák többségének tudható be (7). A második társadalomtudományi szöveg fordításában az eTranslation már lemarad (54) a DeepL-hez (33) és a Google-hoz (38) képest, és közelít a Globalese-hoz (76). Az utolsó szöveg esetében pedig egyedül a DeepL emelkedik ki viszonylag kevés hibaértékkel (35), utána következik az eTranslation (60) első alkalommal felülmúlva a Google teljesítményét (68), és kiugró hibaértékével zárja a sort a Globalese általános motorja (108).

A DeepL minden társadalomtudományi szöveg fordítása során kevesebb nagy hibát vétett a másik három motornál (összesen 8). A Google és az eTranslation nyersfordításai hasonló számban tartalmaznak nagy hibákat (19; 20). A nagy fordítási hibákat minden szöveg fordítása során a Globalese követte el a legnagyobb számban (összesen 35).

Az informatikai szaknyelvi korpusz fordítását a Google oldotta meg a legkisebb hibaértékkel (139), a DeepL hozta a második legjobb teljesítményt (170), 218-as hibaértéket ért el az eTranslation, és ismét a Globalese fordítómotor teljesített a leggyengébben (348).

7. táblázat: Az informatikai szaknyelvi fordítás során elért hibaértékek

NMT	Szaknyelv	Szöveg	Hibák		Hibaérték	
			Kis	Nagy		
Google	Informatika	1.	16	5	41	139
		2.	15	6	45	

		3.	18	7	53	
DeepL		1.	18	7	53	170
		2.	19	8	59	
		3.	23	7	58	
eTranslation		1.	17	8	57	218
		2.	27	7	62	
		3.	24	15	99	
Globalese		1.	28	17	113	348
		2.	33	16	113	
		3.	37	17	122	

Az alkorpusz szövegeinek fordítása a Google fordítómotorjának sikerült a legjobban (41-es, 45-ös és 53-as hibaértékkel), a DeepL és az eTranslation hasonló eredményeket ért el az első (53; 57) és második szövegek fordítása során (59; 62), a harmadik szöveg esetében azonban a DeepL teljesítménye a Google motorjáéhoz közelít 58-as hibaértékkel, az eTranslation pedig a nagy hibáinak többsége következtében gyenge fordítást produkált (99-es hibaértékkel). A Globalese hibaértékei messze meghaladták a többi fordítómotorét (113; 113; 122), akárcsak a nagy hibáinak száma (17; 16; 17).

Akárcsak a társadalomtudományi alkorpusz fordításánál, a gazdasági szövegek esetében is a DeepL érte el a legkisebb hibaértéket (174), és a Globalese teljesített a leggyengébben (331). A második legjobb teljesítményt a Google fordítómotora nyújtotta 189-es hibaértékkel, megelőzve az eTranslation fordítómotorját (208).

8. táblázat: *A gazdasági szaknyelvi fordítás során elért hibaértékek*

NMT	Szaknyelv	Szöveg	Hibák		Hibaérték	
			Kis	Nagy		
Google	Gazdaság	1.	24	14	94	189
		2.	7	8	47	
		3.	13	7	48	
DeepL		1.	24	12	84	174
		2.	5	10	55	
		3.	15	4	35	
eTranslation		1.	24	9	69	208
		2.	3	13	68	

		3.	16	11	71	
Globalese		1.	23	23	138	331
		2.	9	15	84	
		3.	19	18	109	

A gazdasági alkorpusz esetében a részeredmények már kevésbé tükrözik a végeredményt: az első szöveg fordítását az eTranslation oldotta meg a legkisebb hibaértékkel (69), öt követi 84-es értékével a DeepL, majd a Google (94) és jelentősen lemaradva a Globalese (138). A második szöveg nyersfordításai között a Google-é kapta a legkisebb hibaértéket (47), a DeepL nyújtotta a második legjobb eredményt 55-ös értékkel, megelőzve az eTranslation és a Globalese teljesítményét (68; 84). Egyedül a harmadik gazdasági szöveg fordítása során nyújtott teljesítmények állnak összhangban a fordítómotorok végső hibaértékeivel: a DeepL érte el a legalacsonyabb hibaértéket (35), a Google a második legkisebbet (48), az eTranslation teljesítménye a harmadik helyet foglalja el 71-es hibaértékével, és 109-es értékével a Globalese ismét utolsó helyen szerepel.

A nagy hibák száma szintén jól tükrözi a végeredményt: a DeepL nyersfordításai összesen 26 nagy hibát számlálnak, a Google-é 29-et, az eTranslation 33-szor vétett nagy fordítási hibát, míg a Globalese 56-szor.

A fordítómotorok szaknyelvenként vétett kis és nagy hibái, valamint végső hibaértékei fényében kijelenthető, hogy a DeepL és a Google fordított a legcsekélyebb hibaértékkel a vizsgált szaknyelvek esetében. Az eTranslation a társadalomtudományi és a gazdasági szövegek fordításában hasonló hibaértékeket ütött meg, mint a Google, megközelítve annak teljesítményéhez. A Globalese általános fordítómotorjának a vizsgált szaknyelvi alkorpuszok egyetlen szövege esetében sem sikerült megelőzni a másik három fordítómotort a teljesítmény tekintetében, hibaértékeit egyik fordítómotor sem haladta meg.

4.3. A fordítómotorok teljesítményének összevetése hibakategóriáinként

Az általános eredményeken túl érdemes még megvizsgálni a különböző hibakategóriákra vonatkozó speciális eredményeket is, amelyek az alábbi táblázatokban lettek összefoglalva szaknyelvenként. A helyszűke miatt a fordítómotorok nevét és a szaknyelveket a következő rövidítések jelzik: GGL: Google; DPL: DeepL; eTR: eTranslation; GLO: Globalese; TT: társadalomtudomány; INF: informatika; G: gazdaság. A kategóriák oszlopában bal oldalon találhatóak a kis hibák, jobboldalt pedig félkövérrel kiemelve a nagy hibák.

9. táblázat: A Terminológia kategóriában elért hibaértékek 1.

NMT	Szaknyelv	Szöveg	Terminológia		Hibaérték	
			Hibás terminus			
GGL	TT	1.	-	-	0	6
		2.	-	-	0	
		3.	1	1	6	
DPL		1.	-	-	0	6
		2.	-	-	0	
		3.	1	1	6	
eTR		1.	-	2	10	22
		2.	-	1	5	
		3.	2	1	7	
GLO		1.	-	2	10	22
		2.	-	1	5	
		3.	2	1	7	

A társadalomtudományi korpusz fordítása során a fordítómotorok terminológiai hibái egyetlen hibakategóriára korlátozódnak, a téves terminus használatára. A táblázat jól szemlélteti, hogy míg a Google-nak és a DeepL-nek egy-egy nagy hibát leszámítva minimális kihívást okozott a terminológia megfelelő átültetése, az eTranslation és a Globalese terminológiai kompetenciája sokkal alacsonyabb a vizsgált társadalomtudományi korpusz esetében.

10. táblázat: A Terminológia kategóriában elért hibaértékek 2.

NMT	Szak-nyelv	Szöveg	Terminológia				Hibaérték	
			Következetlen terminológia		Hibás terminus			
GGL	INF	1.	-	-	1	1	6	16
		2.	-	-	-	2	10	
		3.	-	-	-	-	0	
DPL		1.	-	-	2	5	27	27
		2.	-	-	-	-	0	
		3.	-	-	-	-	0	

eTR		1.	-	-	1	2	11	16
		2.	-	1	-	-	5	
		3.	-	-	-	-	0	
GLO		1.	-	-	2	5	27	37
		2.	-	-	-	1	5	
		3.	-	-	-	1	5	

Az informatikai korpusz terminológiája már komolyabb nehézséget okozott mind a négy fordítómotor számára. A legalacsonyabb hibaértéket a Google és az eTranslation érte el a harmadik szöveg terminológiájának hibátlan átültetésével. A Google-lal ellentétben az eTranslation nem használt hibás terminusokat a második szöveg esetében, de a vizsgált fordítómotorok között egyedülként alkalmazta következetlenül az informatikai szakkifejezéseket. A DeepL ugyan egyetlen terminológiai hibát sem vétett a második és harmadik szöveg fordítása során, az első szöveg esetében ugyanolyan gyengén teljesített, mint a Globalese. Mind a három nyersfordításában választva helytelen terminusokat, a Globalese ütötte meg a legnagyobb hibaértéket az informatikai szaknyelv terminológiai kihívásaiban.

11. táblázat: *A Terminológia kategóriában elért hibaértékek 3.*

NMT	Szaknyelv	Szöveg	Terminológia		Hibaérték	
			Hibás terminus			
GGL	G	1.	-	13	65	110
		2.	-	4	20	
		3.	-	5	25	
DPL		1.	-	8	40	95
		2.	-	7	35	
		3.	-	4	20	
eTR		1.	-	6	30	80
		2.	-	4	20	
		3.	-	6	30	
GLO		1.	-	11	55	95
		2.	-	4	20	
		3.	-	4	20	

A három közül a gazdasági szaknyelv terminológiájával birkóztak meg a legsikertelenebbül a

fordítómotorok. Minden fordítás tartalmazott jelentős számban nagy hibának számító terminustévesztést, a végső hibaértékeik pedig hasonlóan magasak: az eTranslation 80-as értéke a legalacsonyabb, a DeepL és a Globalese egyaránt 95-ös értéket ütött meg, és a Google nyersfordításai szerezték a legnagyobb, 110-es hibaértéket. A részeredményekből kiderül, hogy az első gazdasági szöveg szakszavai jelentették a legnagyobb nehézséget: a Google 13-szor, a Globalese 11-szer, a DeepL 8-szor, míg az eTranslation 6-szor választott helytelen terminust. A második szöveg fordítása során a Google, az eTranslation és a Globalese azonos számban vétett terminológiai hibát (4), a DeepL pedig még gyengébben teljesített (7). A harmadik gazdasági szövegben a helyes terminusok kiválasztása hasonlóan nehéz kihívást jelentett a fordítómotoroknak (Google: 5, DeepL: 4, eTranslation: 6 Globalese: 4).

Figyelembe véve a Google és a DeepL gazdasági korpusz fordításában szerzett teljes hibaértékeit (189; 174) az látható, hogy a terminológiai tévesztésekből adódó értékek teszi ki a végső hibaeredményeik több mint felét (110; 95). Az eTranslation alacsony terminológiai kompetenciája miatt megütött hibaérték 38%-át képezi a gazdasági nyersfordításai teljes értékének, míg a Globalese esetében ez 28%.

12. táblázat: *A Pontosság kategóriában elért hibaértékek 1.*

NMT	Szak- nyelv	Szöv.	Pontosság						Hibaérték	
			Félrefordítás		Hozzáadás		Kihagyás			
GGL	TT	1.	2	2	-	1	-	-	17	75
		2.	3	3	-	-	-	-	18	
		3.	-	1	-	-	-	7	40	
DPL		1.	-	2	-	-	-	-	10	22
		2.	1	1	-	-	-	-	6	
		3.	1	1	-	-	-	-	6	
eTR		1.	1	1	-	-	-	-	6	62
		2.	1	1	-	-	-	1	16	
		3.	-	4	-	-	-	4	40	
GLO		1.	1	4	2	1	-	-	28	155
		2.	2	6	-	-	-	3	47	
		3.	-	9	-	4	-	3	80	

A társadalomtudományi korpusz gépi nyersfordításaiban azonosított, pontossággal

kapcsolatos hibák háromféle kategóriába sorolhatók be: a félrefordítás, a hozzáadás, valamint a kihagyás hibakategóriáiba. 22-es hibaértékével a DeepL nyújtotta a legpontosabb nyersfordításokat, és a többi fordítómotorral ellentétben csak egyetlen kategóriát érintettek a hibái. A középmezőnyben az eTranslation és a Google helyezkedik el, 62-es és 75-ös értékkel. Míg az előbbi nem szűrt be olyan elemeket, amelyeket a forrásnyelvi szövegek nem tartalmaztak, addig az utóbbi egyszer sem szűkítette le túlzottan az eredeti szövegek tartalmát. A Globalese-nak okozta a legnagyobb nehézséget a korpusz pontos fordítása, a társadalomtudományi szövegek fordítása során elért teljes hibaértékének kétharmadát teszi ki a 155-ös érték.

13. táblázat: A Pontosság kategóriában elért hibaértékek 2.

NMT	Szak- nyelv	Szöv.	Pontosság										Hiba- érték	
			Félre- fordítás		Túlzott jelentés- szűkítés		Hozzá- adás		Kihagyás		Nem- fordítás			
GGL	INF	1.	-	3	1	-	-	-	-	1	-	1	22	52
		2.	-	2	-	-	-	-	-	-	-	-	10	
		3.	-	4	-	-	-	-	-	-	-	-	20	
DPL		1.	-	-	-	-	1	-	-	-	-	2	11	67
		2.	-	6	-	-	-	-	-	-	-	-	30	
		3.	1	5	-	-	-	-	-	-	-	-	26	
eTR		1.	-	2	-	-	1	-	-	1	-	2	26	104
		2.	-	3	-	-	-	-	-	1	-	-	20	
		3.	-	7	-	-	-	-	2	-	1	4	58	
GLO		1.	-	2	-	-	-	5	-	2	-	2	55	161
		2.	-	5	-	-	-	-	-	2	-	-	35	
		3.	-	9	-	-	-	-	-	1	1	4	71	

Az informatikai szövegek pontos fordítása szintén komoly kihívás elé állította a fordítómotorokat; magas hibaértékeik ellenére (52; 67) a Google és a DeepL pontosabb megoldásokat nyújtott az eTranslation és a Globalese nyersfordításaihoz képest (104-es, 161-es hibaérték). A fordítómotorok között egyedül a Google nem adott hozzá olyan információt a célnyelvi szövegeihez, amelyek a forrásnyelvben sem szerepeltek, velük ellentétben viszont egyedülként szűkítette le túlzottan a forrásnyelvi szöveg jelentését. A DeepL többször

fordított félre, mint a Google, az első informatikai szöveget azonban pontosabban fordította le bármelyik másik fordítómotornál, és a forrásnyelvi elemeket egyszer sem hagyta ki a fordításaiból. Az eTranslation meglehetősen gyengén teljesített; pontatlan fordításaiból adódó hibaértéke (104) 47%-át képezi a teljes hibaértéknek, amelyet az informatikai korpusz fordítása során felhalmozott. Legpontatlanabbnak a Globalese általános fordítómotorja bizonyult; a félrefordítás, a hozzáadás és a kihagyás kategórián belül egyaránt a legtöbb nagy hibák vétette, 161-es hibaértéke 46%-át teszi ki az összes, informatikai szövegek fordítása során szerzett hibának.

14. táblázat: *A Pontosság kategóriában elért hibaértékek 3.*

NMT	Szak- nyelv	Szöv.	Pontosság								Hibaérték	
			Félre- fordítás		Hozzá- adás		Kihagyás		Nem- fordítás			
GGL	G	1.	1	-	-	-	-	-	-	-	1	21
		2.	-	2	-	-	-	-	-	-	10	
		3.	-	2	-	-	-	-	-	-	10	
DPL		1.	2	3	-	-	-	1	-	-	22	27
		2.	-	1	-	-	-	-	-	-	5	
		3.	-	-	-	-	-	-	-	-	-	
eTR		1.	1	2	-	1	-	-	-	-	16	66
		2.	-	5	-	1	-	-	-	-	30	
		3.	-	2	-	1	-	-	-	1	20	
GLO		1.	1	11	-	-	-	1	-	-	61	162
		2.	-	7	1	-	-	-	-	-	36	
		3.	-	9	-	-	-	-	-	4	65	

A gazdasági szövegek nem jelentettek egyforma kihívást a fordítómotorok számára a pontosság szempontjából: összességében a Google nyersfordításai sikerültek a legpontosabban nem érintve a hozzáadás, a kihagyás és a nemfordítás kategóriáit. 27-es hibaértékével a DeepL teljesítménye bizonyult a második legjobbnak; kiemelendő, hogy a korpusz harmadik szövegét pontatlansági hibák nélkül fordította le, egyik nyersfordításához sem adott hozzá az eredeti tartalomban nem szereplő információkat, és nem hagyott fordítatlanul egyetlen forrásnyelvi elemet sem. Az eTranslation ismét gyengébb teljesítményt nyújtott: a nyersfordításaiban vétett pontatlanságok 66-os hibaértéket számlálnak, és a

fordítómotorok között egyedülként halmozott fel nagy hibákat a hozzáadás kategóriájában. Az előző két szaknyelvhez hasonlóan a gazdasági korpusz fordítása is a Globalese-nak sikerült a legkevesbé pontosan mind a négy hibakategória érintésével; 162-es értéke majdnem a felét adja a teljes hibaértéknek, amelyet a szaknyelv fordítása során szerzett.

15. táblázat: *A Nyelvhelyesség kategóriában elért hibaértékek 1.*

NMT	Szak- nyelv	Szöv.	Nyelvhelyesség						Hibaérték	
			Nyelvtan		Írásjelek		Karakter- kódolás			
GGL	TT	1.	3	-	1	-	2	-	6	26
		2.	2	1	1	-	-	-	8	
		3.	2	1	2	-	3	-	12	
DPL		1.	2	-	2	-	2	-	6	27
		2.	1	-	6	-	-	-	7	
		3.	8	-	4	-	2	-	14	
eTR		1.	3	-	-	-	2	-	5	32
		2.	8	2	-	-	-	-	18	
		3.	7	-	-	-	2	-	9	
GLO		1.	3	-	1	-	4	-	8	36
		2.	8	-	3	-	-	-	11	
		3.	7	1	3	-	2	-	17	

A fordítómotorok nyelvhelyességi hibái a nyelvtan, az írásjelek és a karakterkódolás kategóriáira korlátozódnak mind a három szaknyelv esetében. A társadalomtudományi korpusz fordítását viszonylag hasonló teljesítménnyel sikerült megoldaniuk: a Google 26-os hibaértékkel fordított, a DeepL nyersfordításai 27-es értéket halmoztak fel annak ellenére, hogy a motorok között egyedülként nem vétett nagy nyelvi hibát. Az eTranslation ugyan magasabb hibaértéket ért el (32), társadalomtudományi fordításaiban minden írásjelet helyesen használt. A Globalese kevesebb nagy hibát vétett, mint a Google vagy az eTranslation, kis hibáinak sokasága miatt halmozta fel a legmagasabb hibaértéket (36).

16. táblázat: *A Nyelvhelyesség kategóriában elért hibaértékek 2.*

NMT	Szak- nyelv	Szöv.	Nyelvhelyesség			Hibaérték
			Nyelvtan	Írásjelek	Karakter-	

							kódolás			
GGL	INF	1.	12	-	-	-	-	-	12	40
		2.	8	1	1	-	-	-	14	
		3.	7	1	2	-	-	-	14	
DPL		1.	11	-	-	-	-	-	11	40
		2.	13	1	-	-	-	-	18	
		3.	8	-	3	-	-	-	11	
eTR		1.	13	1	1	-	-	-	19	56
		2.	20	1	1	-	-	-	26	
		3.	10	-	1	-	-	-	11	
GLO		1.	23	1	-	-	-	-	28	113
		2.	27	5	1	-	-	-	53	
		3.	22	1	4	-	1	-	32	

Az informatikai szövegek esetében alacsonyabb nyelvhelyességi kompetencia jellemzi a fordítómotorokat. A Google és a DeepL teljesítettek a legjobban azonos hibaértéket elérve (40), az eTranslation alacsony nyelvtani kompetenciája miatt 56-os értéket halmozott fel, míg a Globalese teljesített a leggyengébben a legtöbb kis és nagy hiba ejtésével. A 113-as érték 32%-át teszi ki a teljes hibaértéknek, amelyet az informatikai szaknyelv fordítása során szerzett.

17. táblázat: A Nyelvhelyesség kategóriában elért hibaértékek 3.

NMT	Szak- nyelv	Szöv.	Nyelvhelyesség						Hibaérték	
			Nyelvtan		Írásjelek		Karakter- kódolás			
GGL	G	1.	12	-	1	-	3	-	16	28
		2.	5	-	-	-	-	5		
		3.	7	-	-	-	-	7		
DPL		1.	13	-	3	-	-	-	16	24
		2.	3	-	-	-	-	3		
		3.	4	-	1	-	-	5		
eTR		1.	13	-	3	-	-	-	16	31
		2.	1	-	-	-	-	1		
		3.	8	1	1	-	-	14		

GLO	1.	15	-	3	-	-	-	18	43
	2.	3	-	2	-	-	-	5	
	3.	13	1	2	-	-	-	20	

A gazdasági korpusz fordítását hasonló eredményekkel oldották meg a fordítómotorok a nyelvhelyesség tekintetében. A DeepL 24-es, a Google 28-as hibaértéket ért el nagy fordítási hibák nélkül. A DeepL-hez hasonlóan az eTranslation nyersfordításainak karakterkódolása hibátlan, de tartalmaz nagy nyelvtani hibát, így valamivel gyengébben teljesített (31-es hibaérték). A Globalese nyelvtani kompetenciája kissé gyengébb a többi fordítómotorénál, és az írásjeleket is gyakrabban használta helytelenül, így halmozta fel a legmagasabb hibaértéket (43).

18. táblázat: *A Stílus kategóriában elért hibaértékek 1.*

NMT	Szak- nyelv	Szöv.	Stílus						Hibaérték	
			Regiszter		Hanyag megfogalmazás		Nem idiomatikus			
GGL	TT	1.	-	-	3	-	3	-	6	28
		2.	-	-	6	-	1	1	12	
		3.	-	-	1	-	4	1	10	
DPL		1.	-	-	4	-	1	-	5	34
		2.	1	-	6	-	3	2	20	
		3.	-	-	1	-	3	1	9	
eTR		1.	-	-	3	-	4	-	7	31
		2.	1	-	8	-	1	2	20	
		3.	-	-	-	-	4	-	4	
GLO		1.	-	-	2	-	2	-	4	31
		2.	-	-	10	-	3	1	18	
		3.	-	-	-	-	4	1	9	

A társadalomtudományi szaknyelv fordítása során a fordítómotorok háromféle stilisztikai hibát halmoztak fel: nem megfelelő regisztert használtak, pongyolán fogalmaztak, és idiomatikus szóhasználatuk helytelennek bizonyult. Teljesítményük között minimális eltérés mutatkozott: a Google 28-as, az eTranslation és a Globalese 31-es, míg a DeepL 34-es hibaértéket szerzett. Egyedül a Google alkalmazta a megfelelő regisztert mindhárom szöveg

fordítása során. Nagy hibát mind vétettek, de csak helytelen idiomatikus nyelvhasználatuk miatt.

19. táblázat: *A Stílus kategóriában elért hibaértékek 2.*

NMT	Szak- nyelv	Szöv.	Stílus								Hibaérték	
			Regiszter		Hanyag megfog.		Nem idiomatikus		Következetlen stílus			
GGL	INF	1.	-	-	-	-	2	-	-	-	2	32
		2.	-	-	2	-	4	1	-	-	11	
		3.	-	-	2	-	7	2	-	-	19	
DPL		1.	-	-	1	-	3	-	-	-	4	36
		2.	-	-	4	-	2	1	-	-	11	
		3.	-	-	1	-	10	2	-	-	21	
eTR		1.	-	-	-	-	1	-	-	-	1	42
		2.	-	-	3	-	3	1	-	-	11	
		3.	-	1	1	-	9	3	-	-	30	
GLO		1.	-	-	-	-	3	-	-	-	3	37
		2.	-	1	2	-	3	2	-	-	20	
		3.	-	-	1	-	7	1	1	-	14	

Az informatikai korpusz fordítása során a stilisztikai kategóriák száma bővül a következetlen stílus hibájával. Az eredmények ezúttal is kiegyensúlyozottak: 32-es hibaértékével a Google teljesített a legjobban csupán két kategóriát érintve; a DeepL nyersfordításaiban szintén megfelelő a regiszter és következetes a stílus, de gyakrabban fogalmazott hanyagul és idiomatikus szóhasználata többször volt téves, így ért el 36-os értéket; a Globalese ugyan mind a négy kategóriában vétett hibát köztük egy nagy regisztertévesztést, ennek ellenére 37-es hibaértéke megközelíti a DeepL teljesítményét; a legtöbb nagy stílushibát vétő eTranslation nyersfordításai pedig 42-es hibaértéket számlálnak.

20. táblázat: *A Stílus kategóriában elért hibaértékek 3.*

NMT	Szak- nyelv	Szöv.	Stílus						Hibaérték	
			Regiszter		Hanyag megfogalmazás		Nem idiomatikus			
GGL	G	1.	-	-	-	-	7	1	12	30

	2.	-	-	-	-	2	2	12	
	3.	-	-	3	-	3	-	6	
DPL	1.	-	-	-	-	6	-	6	
	2.	-	-	-	-	2	2	12	28
	3.	1	-	4	-	5	-	10	
eTR	1.	-	-	1	-	6	-	7	
	2.	-	2	-	-	2	1	17	31
	3.	-	-	4	-	3	-	7	
GLO	1.	-	-	-	-	5	-	5	
	2.	-	2	-	-	3	2	23	32
	3.	-	-	2	-	2	-	4	

A gazdasági korpusz fordítását szinte azonos eredményekkel oldották meg a fordítómotorok a stilisztikára vonatkozóan: a DeepL 28-as, míg a Google 30-as hibaértéket ért el ismét regiszterhibáktól mentes fordításokkal; az eTranslation hibaértéke 31, a Globalese-é pedig 32.

A fent ismertetett eredmények alapján számos következtetés vonható le, melyet a pályamunkát záró, összefoglaló fejezetben részletesen kifejttek.

5. ÖSSZEFOGLALÁS

A záró fejezet először összegzi a kutatást, majd értekezik az eredményekről, végül a kutatási hiányosságok meghatározásával új kutatási irányokat jelöl ki. Elöljáróban azonban fontos leszögezni, hogy a korpusz kis mérete miatt csak szerényebb következtetések fogalmazhatóak meg, nagyobb általánosításokra, a gépi fordítást jellemző univerzális sajátosságok megállapítására nem vállalkozhatunk a kapott eredmények alapján (Klaudy 2002; Laviosa 2009; Robin 2018).

A jelen kutatás a Google, a DeepL, az eTranslation és a Globalese neurális fordítórendszerek általános fordítómotorjainak teljesítményét hasonlította össze a társadalomtudomány, az informatika és a gazdaság szakterületéhez kötődő szövegek alapján angol–magyar nyelvirányban. Az értékelés az MQM Core hibatipológia testre szabott változatával történt, ennek megfelelően lettek azonosítva, súlyozva és csoportosítva a gépi nyersfordításokban található fordítási hibák. A hibák összegzése és a hibaértékek kiszámolása után a következő kép rajzolódott ki a vizsgált fordítómotorok teljesítményéről:

1. A kutatási kérdésre válaszolva, több szempontból is mutatkoznak eltérések a vizsgált fordítómotorok teljesítménye között. Egyrészt eltérő teljesítményt nyújtottak a különböző szaknyelvi alkorpuszok fordítása során. Míg a társadalomtudományi és gazdasági szövegek fordítását illetően a DeepL emelkedett ki magas teljesítményével, addig az informatikai szaknyelvi fordítás a Google-nak volt az erőssége. Mindhárom szaknyelvi alkorpuszt az eTranslation és a Globalese fordította a legmagasabb hibaértékkel. Ezek fényében az a szerény következtetés vonható le, hogy a korlátozottabban hozzáférhető, szűkebb közönségnek szóló általános fordítómotorok két képviselője sokkal intenzívebb betanításra és több szaknyelvi tanítóanyagra szorul, hogy megüsse a másik két mindenki számára elérhető fordítómotor teljesítményét. Ugyanis „minél több tanítóanyag áll rendelkezésre, annál jobb lesz a fordítás eredménye” (Burchardt et al. 2018: 209, ford. Peszlen Réka)
2. Másrészt szaknyelvenként eltérő fordítási kihívások bizonyultak a legnehezebbnek: a társadalomtudományi és az informatikai szövegek esetében a pontosság, a gazdasági szövegeknél pedig a terminológia kategóriájában halmozták fel a legmagasabb hibaértéket a fordítómotorok. Ez megengedi azt az óvatos következtetést, hogy a vizsgált gépi fordítómotoroknak elsősorban a fordítástechnikai és terminológiai kompetenciáit szükséges fejleszteni. Ez egybevág Valentinyi (2022) megállapításával, miszerint a „bilingvális szaknyelvi (szintaktikai, helyesírási, nyelvhasználati és terminológiai) kompetenciák hiányára vezethető vissza a gépi fordítások sok hibája” (77).
3. Az egyes hibakategóriákon belül is fontos különbségekre derült fény a fordítómotorok teljesítményét illetően. Minden nyersfordításukat figyelembe véve a fordítómotorok közül az eTranslation érte el a legalacsonyabb hibaértéket a terminológia kategóriájában (az Euramis adatbázisának köszönhetően), és a Globalese a legmagasabbat. A pontos fordítás kihívásával a DeepL küzdött meg a legeredményesebben, a legeredménytelenebbül pedig az eTranslation és a Globalese. A nyelvhelyesség mind a Google, mind a DeepL erőssége volt a másik két fordítómotor gyenge teljesítményével ellentétben. A stílusos sajátosságok visszaadását pedig hasonlóan csekély hibaértékekkel oldották meg a fordítómotorok, köztük a Google a legalacsonyabbal. Mindezek alapján az a nagyon visszafogott következtetés rögzíthető, hogy a Google és a DeepL általános fordítómotorja elsősorban a terminológia és a pontosság szempontjából fejlesztendő; az eTranslation betanításának középpontjában a pontos fordítás és nyelvhelyesség állhatna; a Globalese esetében

pedig a magasabb terminológiai, fordítástechnikai és nyelvi kompetencia lenne kívánatos.

4. A három szaknyelvi alkorpusznak köszönhetően a fordítómotorokat nemcsak egymással lehetett összehasonlítani, de önmagukkal is. A Google hasonló eredményességgel oldotta meg a társadalomtudományi és az informatikai szövegek fordítását. A DeepL-nek a társadalomtudományi alkorpusz célnyelvi átültetése sikerült a legalacsonyabb hibaértékkel, a másik két szaknyelvi fordítás során pedig közel egyformán gyenge teljesítményt nyújtott. Az eTranslation szintén a társadalomtudományi szövegeket fordította le a legsikeresebben, és kompetenciája hasonlóan alacsony szintűnek bizonyult az informatikai és gazdasági szövegek esetében. Az előző fordítómotorokkal összehangban a Globalese is a társadalomtudományi szaknyelvi fordítás során szerezte a legalacsonyabb hibaértéket. Óvatosan kijelenthető tehát, hogy míg a Google általános fordítómotorjának betanítását elsősorban gazdasági szövegek segítségével lenne érdemes folytatni, addig a másik három fordítómotort informatikai és gazdasági szövegekkel lehetne tovább trenírozni a magasabb szaknyelvi kompetencia reményében.

Természetesen a fent kifejtett következtetések nem tekinthetők reprezentatívnak a kutatás szűk keretei miatt. A csekély méretű forrásnyelvi korpusz nem tette lehetővé megalapozottabb és általánosabb kijelentések megfogalmazását, illetve megbízható univerzálék felállítását, ezért érdemes lenne megismételni a kutatást egy sokkal nagyobb terjedelmű korpuszal. A fordítómotorok teljesítményének vizsgálata csupán néhány szaknyelv alapján történt a kutatás szűkös keretei miatt; további szakterületekhez (például az egészségügyhöz vagy a jogtudományhoz) kapcsolódó szövegek bevonásával még szélesebb körűen lehetne feltárni a fordítómotorok teljesítményét. A Google, a DeepL, az eTranslation és a Globalese mellett számos más neurális fordítómotor áll a rendelkezésünkre, melyek szaknyelvi kompetenciáját szintén érdemes lenne tanulmányozni. A jelen kutatás az általános fordítómotorokra összpontosított, azonban a specializált motorok teljesítményének összevetése is gyakorlati jelentőségű eredményekkel szolgálhatna. A hibatipológiák mellett automatikus minőségellenőrző rendszerekkel, köztük referenciafordítást igénybe vevő (BLEU, OrthoBleu, NIST) és minőségbecslő modellekkel (deepQuest, QE Brain) is értékelhető a fordítómotorok teljesítménye; a kutatás következő fázisában a gépi nyersfordítások értékelését kiegészítem más módszerekkel a megbízhatóbb eredmények érdekében.

Irodalom

- Almahasees, Z. M. 2018. Assessment of Google and Microsoft Bing translation of journalistic texts. *International Journal of Languages, Literature and Linguistics*, Vol. 4. No. 3. 231–235. doi: [10.18178/ijlll.2018.4.3.178](https://doi.org/10.18178/ijlll.2018.4.3.178)
- Bentivogli, L., Bisazza, A., Cettolo, M., Federico, M. 2016. Neural versus Phrase-Based Machine Translation Quality: a Case Study. In *Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*. November 1-5, 2016. Austin, Texas. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1608.04631>
- Bentivogli, L., Bisazza, A., Cettolo, M., Federico, M. 2018. Neural versus phrase-based MT quality: An in-depth analysis on English–German and English–French. *Computer Speech & Language*. Vol. 49. No. 1. 52–70. <https://doi.org/10.1016/j.csl.2017.11.004>
- Burchardt, A., Lommel, A., Bywood, L., Harris, K., Popović, M. 2016. Machine translation quality in an audiovisual context. *Target. International Journal of Translation Studies*. Vol. 28. No. 2. 206–221.
- Cambedda, G., Di Nunzio, G. M., Nosilia, V. 2021. A Study on Automatic Machine Translation Tools: A Comparative Error Analysis Between DeepL and Yandex for Russian-Italian Medical Translation. *Umanistica Digitale*, No. 10. 139–163. <https://doi.org/10.6092/issn.2532-8816/12631>
- Castilho, S., Guerberof-Arenas, A. 2018. Reading Comprehension of Machine Translation Output: What Makes for a Better Read? In: Pérez-Ortiz et al. (eds.) *Proceedings of the 21st Annual Conference of the European Association for Machine Translation*. Alacant: Universitat d'Alacant. 79–88.
- Castilho, S., Moorkens, J., Gaspari, F., Calixto, I., Tinsley, J., Way, A. 2017a. Is Neural Machine Translation the New State of the Art? *The Prague Bulletin of Mathematical Linguistics*. Vol 1. No. 108. 109 –120. doi: [10.1515/pralin-2017-0013](https://doi.org/10.1515/pralin-2017-0013).
- Castilho, S., Moorkens, J., Gaspari, F., Calixto, I., Tinsley, J., Way, A., Barone, A. V. M., Gialama, M. 2017b. A Comparative Quality Evaluation of PBSMT and NMT using Professional Translators. In Kurohashi, S., Fung, P. (eds.) *Proceedings of Machine Translation Summit XVI: Research Track*. Nagoya. 116–131.
- Esperança-Rodier, E., Rossi, C., Bérard, A., Besacier, L. 2017. Evaluation of NMT and SMT Systems: A Study on Uses and Perceptions. In: Esteves-Ferreira et al. (eds.) *Proceedings of the 39th Conference Translating and the Computer*. London: One Birdcage Walk. 11–24.

- Han, Y., Li, L., Zhang, J. 2020. Acoordinated representation learning enhanced multimodal machine translation approach with multi-attention. *ICMR '20: Proceedings of the 2020 International Conference on Multimedia Retrieval*. New York: Association for Computing Machinery. 571–577. <https://doi.org/10.1145/3372278.3390717>
- Károly K. 2002. Az alkalmazott nyelvészeti kutatások néhány alapvető módszertani kérdéséről. *Alkalmazott Nyelvtudomány*. 2. évf. 1. szám. 77–87.
- Klaudy K. 2002. A fordítási univerzálékról (különös tekintettel az egyszerűsítésre). In: Fóris Á. et. al. (szerk.) *A nyelv nevelő szerepe. A XI. Magyar Alkalmazott Nyelvészeti Kongresszus előadásainak válogatott gyűjteménye*. Pécs: Lingua Franca Csoport. 481–486.
- Klaudy K. 2005. A fordítási hibák értékelése az életben, a képzésben és a vizsgán. *Fordítástudomány*. 7. évf. 1. szám. 76–84.
- Klublicka, F., Toral, A., Sánchez-Cartagena, V. M. 2017. Fine-Grained Human Evaluation of Neural Versus Phrase-Based Machine Translation. *The Prague Bulletin of Mathematical Linguistics*. Vol. 1. No. 108. 121–132. doi: 10.1515/pralin-2017-0014.
- Klublicka, F., Toral, A., Sánchez-Cartagena, V. M. 2018. Quantitative fine-grained human evaluation of machine translation systems: a case study on English to Croatian. *Machine Translation*. Vol. 32. No. 1. 195–215. <https://doi.org/10.1007/s10590-018-9214-x>
- Laki, L. J., Yang, Z. Gy. 2022. Jobban fordítunk magyarra, mint a Google! In *XVIII. Magyar Számítógépes Nyelvészeti Konferencia*. Szeged, 2022. január 27-28. 357–372.
- Laviosa, S. 2009. Universals. In: Baker, M. (ed.) 2009. *Encyclopedia of Translation Studies*. London: Routledge. 306–311.
- López-Pereira, A. 2019. Traducción automática neuronal y traducción automática estadística: percepción y productividad. *Revista Tradumàtica. Technologies de la Traducció*. Vol 1. No. 17. 1–19. <https://doi.org/10.5565/rev/tradumatica.235>
- Mohácsi-Gorove, A. 2017. Kifogástalan vagy csak elég jó? A gépi fordítás oktatása a minőség tükrében. In: Kóbor, M., Csikai, Zs. (szerk.) *Iránytű az egyetemi fordítóképzéshez. A kompetenciafejlesztés új fókuszai*. Pécs: Kontraszt Kiadó. 173–196.
- Moorkens, J. 2018. What to expect from Neural Machine Translation: a practical in-class translation evaluation exercise. *The Interpreter and Translator Trainer*. Vol. 12. No. 4. 375–387. <https://doi.org/10.1080/1750399X.2018.1501639>

- Nitzke, J., Hansen-Schirra, S., Canfora, C. 2019. Risk management and post-editing competence. *The Journal of Specialised Translation*. Vol. 1. No. 31. 239–259.
- Pilch, A., Zygała, R., Gryncewicz, W. 2022. Quality Assessment of Translators Using Deep Neural Networks for Polish-English and English-Polish Translation. In *2022 12th International Conference on Advanced Computer Information Technologie*. 26–28 September 2022. Piscataway: Institute of Electrical and Electronics Engineers. doi: [10.1109/ACIT54803.2022.9913189](https://doi.org/10.1109/ACIT54803.2022.9913189).
- Popovic, M. 2017. Comparing Language Related Issues for NMT and PBMT between German and English. *The Prague Bulletin of Mathematical Linguistics*. Vol 1. No. 108. 209–220. doi: [10.1515/pralin-2017-0021](https://doi.org/10.1515/pralin-2017-0021).
- Prószéky, G. 2021. A gépi fordítás hetvenéves története. In: Dodé, R., Ludányi, Zs. (szerk.) *A korpusznyelvészettől a neurális hálókig: Köszöntő kötet Váradi Tamás 70. születésnapjára*. Budapest: Nyelvtudományi Kutatóközpont. 141–156. <https://doi.org/10.18135/VT70.17>
- Robin E. 2018. *Fordítási univerzálé és lektorálás*. Budapest: Eötvös Kiadó.
- Speerstra, N. 2018. A Comparison of Statistical and Neural MT in a Multi-Product and Multilingual Software Company - User Study. In: Pérez-Ortiz et al. (eds.) *Proceedings of the 21st Annual Conference of the European Association for Machine Translation*, Alacant: Universitat d'Alacant. 315–321.
- Szlávik, Sz. 2022. A neurális gépi fordítómotorok típusának és fejlődésének jelentősége az utószerkesztés kutatásában. In *TransELTE 2022 Konferencia*. 2022. április 7–8. Eötvös Loránd Tudományegyetem Bölcsészettudományi Kar, Nyelvi Közvetítés Intézete, Fordító- és Tolmácsképző Tanszék.
- Tan, Z., Wang, S., Yang, Z., Chen, G., Huang, X., Sun, M., & Liu, Y. 2020. Neural machine translation: A review of methods, resources, and tools. *AI Open*, Vol. 1. No. 1. 5–21. <https://doi.org/10.1016/j.aiopen.2020.11.001>
- Van Brussel, L., Tezcan, A., Macken, L. 2018. A Fine-Grained Error Analysis of NMT, PBMT and RBMT Output for English-to-Dutch. In Calzolari, N. et al. (eds.) *Proceedings of the Eleventh International Conference on Language Resources and Evaluation*. Miyazaki: European Language Resources Association. 3799–3804.
- Veresné Valentinyi, K. 2022. A gépi fordítás kihívásai a szakfordítóképzésben. *PORTA LINGUA*. 2002/1. szám. 69–80. <https://doi.org/10.48040/PL.2022.1.7>
- Yang Z. Gy. 2018. A gépi fordítás és a neurális gépi fordítás. *Modern nyelvoktatás*. 24. évf. 2–3. 129–139. <http://hdl.handle.net/10831/63933>

Yulianto, A., Supriatnaningsih, R. 2021. Google Translate vs. DeepL: A quantitative evaluation of close-language pair translation (French to English). *Asian Journal of English Language and Pedagogy*, Vol. 9. No. 2. 109–127.

<https://doi.org/10.37134/ajelp.vol9.2.9.2021>

Ziganshina, L. E., Yudina, E. V., Gabdrakhmanov, A. I., Ried, J. 2021. Assessing human post-editing efforts to compare the performance of three machine translation engines for english to Russian translation of cochrane plain language health information: Results of a randomised comparison. *Informatics*. Vol. 8. No. 1:9. 1–16. MDPI.

<https://doi.org/10.3390/informatics8010009>

Internetes hivatkozások

Gattini, L. 2020. *"Spare me your medical mumbojumbo": A comparison among neural machine translation applications in the medical domain*. Università degli Studi di Padova, Padua Thesis and Dissertation Archive.

<https://thesis.unipd.it/handle/20.500.12608/21384?mode=simple> (elérés: 2022. október 28.)

Hunnect Kft.: A gépi fordítás helyzete a magyar szakfordítók körében.

<https://hunnect.com/hu/gepi-forditas-helyzete-magyar-szakforditok-koreben/> (elérés: 2022. október 28.)

Macketanz, V., Burchardt, A., Uszkoreit, H. 2020. TQ-AUTOTEST: Novel analytical quality measure confirms that DeepL is better than Google Translate. *Technical report. The Globalization and Localization Association*.

https://www.dfki.de/fileadmin/user_upload/import/10174_TQ-AutoTest_Novel_analytical_quality_measure_confirms_that_DeepL_is_better_than_Google_Translate.pdf (elérés: 2022. október 28.)

MQM Core Typology

www.themqm.info (elérés: 2022. október 28.)

Toral, A., Sánchez-Cartagena, V. M. 2017. *A Multifaceted Evaluation of Neural versus Phrase-Based Machine Translation for 9 Language Directions*. Cornell University, arxiv.

<https://doi.org/10.48550/arXiv.1701.02901> (elérés: 2022. október 28.)

Tuohisaari, A. 2019. Clasificación de errores y comparación de las traducciones español–finés de los traductores automáticos MT@ EC y eTranslation de la Comisión Europea (doktori disszertáció, Turkui Egyetem).

https://www.utupub.fi/bitstream/handle/10024/147083/Tuohisaari_An_nika_opinnayte.pdf. (elérés: 2022. október 28.)

Wu, Y., Schuster, M., Chen, Z., Le, Q. V., Nouruzi, M. Macherey, W., Krikun, M., Cao, Y., Gao, Q., Macherey, K., Kligner, J., Shah, A., Johnson, M., Liu, X., Kaiser, L., Gouws, S., Kato, Y., Kudo, T., Kazawa, H., Stevens, K., Kurian, G., Patil, N., Wang, W., Young, C., Smith, J., Riesa, J., Rudnick, A., Vinyals, O., Corrado, G., Hughes, M., Dean, J. 2016. *Google's Neural Machine Translation System: Bridging the Gap between Human and Machine Translation*. Cornell University, arxiv.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.1609.08144> (elérés: 2022. október 28.)

Yildiz, S. S. 2022. *Traduction automatique dans le domaine juridique: Comparaison de DeepL et eTranslation de la Commission Européenne* (doktori disszertáció, Genfi Egyetem).
<https://archive-ouverte.unige.ch/unige:164474> (elérés: 2022. október 28.)

Források

Anti-Money Laundering, The Basics, Installment 2 – A Risk-Based Approach. October 2020.
<https://www.ifac.org/knowledge-gateway/developing-accountancy-profession/publications/anti-money-laundering-basics-installment-2-risk-based-approach> (elérés: 2022. október 28.)

Anti-Money Laundering, The Basics, Installment 3 – Company Formation. September 2020.
<https://www.ifac.org/knowledge-gateway/developing-accountancy-profession/publications/anti-money-laundering-basics-installment-3-company-formation> (elérés: 2022. október 28.)

Anti-Money Laundering, The Basics, Installment 5 – Tax Advice. Februar 2021.
<https://www.ifac.org/knowledge-gateway/developing-accountancy-profession/publications/anti-money-laundering-basics-installment-5-tax-advice> (elérés: 2022. október 28.)

Dell 27 Gaming Monitor-G2722HS User's Guide. 2022.
<https://dl.dell.com/content/manual5628771-dell-g2722hs-monitor-user-s-guide.pdf?language=en-us> (elérés: 2022. október 28.)

European Commission Report on the Impact of Demographic Change. 2020.
https://ec.europa.eu/info/sites/default/files/demography_report_2020_n.pdf (elérés: 2022. október 28.)

Inspiron 15 5502 Service Manual. 2021.

https://dl.dell.com/topicspdf/inspiron-15-5502-laptop_service-manual_en-us.pdf

(elérés: 2022. október 28.)

Micro- and macro-drivers of child deprivation in 31 European countries. 2020.

[https://ec.europa.eu/eurostat/documents/3888793/10400302/KS-TC-20-003-EN-](https://ec.europa.eu/eurostat/documents/3888793/10400302/KS-TC-20-003-EN-N.pdf/71f09ad8-467e-ec94-0ec0-ac9fd4b79268)

[N.pdf/71f09ad8-467e-ec94-0ec0-ac9fd4b79268](https://ec.europa.eu/eurostat/documents/3888793/10400302/KS-TC-20-003-EN-N.pdf/71f09ad8-467e-ec94-0ec0-ac9fd4b79268) (elérés: 2022. október 28.)

SIM/eSIM Setup Guide for Windows. 2022.

[https://dl.dell.com/content/manual25057224-sim-esim-setup-guide-for-](https://dl.dell.com/content/manual25057224-sim-esim-setup-guide-for-windows.pdf?language=en-us&ps=true)

[windows.pdf?language=en-us&ps=true](https://dl.dell.com/content/manual25057224-sim-esim-setup-guide-for-windows.pdf?language=en-us&ps=true), (elérés: 2022. október 28.)

Young people in Europe: A STATISTICAL SUMMARY. 2022.

[https://ec.europa.eu/eurostat/documents/4031688/15191320/KS-06-22-076-EN-](https://ec.europa.eu/eurostat/documents/4031688/15191320/KS-06-22-076-EN-N.pdf/7d72f828-9312-6378-a5e7-db564a0849cf)

[N.pdf/7d72f828-9312-6378-a5e7-db564a0849cf](https://ec.europa.eu/eurostat/documents/4031688/15191320/KS-06-22-076-EN-N.pdf/7d72f828-9312-6378-a5e7-db564a0849cf) (elérés: 2022. október 28.)