

Szegedi Tudományegyetem

Informatikai Intézet

A nagy nyelvi modellek szemantikus képességeinek
konzisztenciájának vizsgálata
Analyzing the Consistency of Semantical Capabilities of
Large Language Models

Szakdolgozat

Készítette:

Fábián Bernát

Programtervező informatikus szakos
hallgató

Témavezető:

Dr. Berend Gábor

egyetemi docens

Szeged

2025

Feladatkiírás

A hallgató feladata egy olyan keretrendszer megvalósítása, amely lehetővé teszi a nagy nyelvi modellek szemantikával kapcsolatos képességeinek konzisztenciájának vizsgálatát. A kiértékelés során azt vizsgálja a keretrendszer, hogy a nagy nyelvi modellek válaszai milyen érzékenységet mutatnak olyan invarianciákra, amelyek az emberi válaszadásra nincsenek befolyással. A kísérletek során a nagy nyelvi modellek azzal kapcsolatos érzékenységének vizsgálata a cél, hogy mennyiben érzékenyek a nagy nyelvi modellek a Word-in-Context nevű feladat megoldása során az egyes inputokban szereplő mondatpárosok sorrendjének megcserélésére.

Tartalmi összefoglaló

A téma megnevezése

A nagy nyelvi modellek szemantikus képességeinek konzisztenciájának vizsgálata.

A feladat megfogalmazása

A nyelvi modellek gyakran érzékenyek a felhasználótól kapott prompt szórendjére, emiatt nincsen garancia arra, hogy szemantikailag azonos értelmű, de más szórendű input promptra konzisztens viselkedést mutatnak. A vizsgálathoz használandó adathalmaz a Word-in-Context dataset. A kérdéseket egyenes és fordított sorrendben is fel kell tenni a modelleknek, majd összehasonlítani a válaszaikat az azonos tartalmú, de felcserélt szórendű kérdésekre, ezzel felmérve a szemantikus képességeiket és nyelvi konzisztenciájukat erre, az emberek számára triviális, de a modellek számára problémát okozó feladat megoldására.

A megoldási mód

Akkor tekintjük helyesnek a megoldást, ha a program futtatásával a kiválasztott modell a kért mennyiségű, egyértelmű igen/nem választ képes generálni az eldöntendő kérdésekre. A válaszainak helyessége másodlagos, de nem elhanyagolható. A nyelvi modelleket a Hugging Face platformról fogom választani.

A program bemenete tetszőleges sornyi bejegyzés a Word-in-Context adathalmaz `test` splitjéből (vagy tetszőleges, ezzel megegyező formátumú kérdéshalmazból), és tetszőleges modell a Hugging Face platformról.

A megoldás kulcsa olyan szoftver fejlesztése, amely mindezt minél egyszerűbbé, automatizáltabbá és gördülékenyebbé teszi.

Az alkalmazott eszközök, módszerek

Alkalmazott eszközök:

- Google Colab és PyCharm, Python futtatókörnyezet
- Git, GitHub
- Hugging Face
- A `torch`, `transformers`, `accelerate` és számos egyéb Python könyvtár a Hugging Face modellek használatához

,

Alkalmazott módszerek:

- Objektumorientált programozás
- Clean Code alapelvek *Martin és Robert Clean Code* c. könyve [1] alapján

Elért eredmények

Elkészült a keretrendszer, egy Python konzolos program, amely képes tetszőleges Hugging Face modell válasza bírását automatizálni. Egy kattintással vagy terminál paranccsal képes lefuttatni a modellt az inputként megadott adathalmazra és elvégezni a nyelvi konzisztencia tesztet, statisztikákat készítve az eredményekből.

Kulcsszavak

Nagy nyelvi modell, Word-in-Context, nyelvi konzisztencia, teljesítmény-összehasonlítás

Tartalomjegyzék

Feladatkiírás	2
Tartalmi összefoglaló	3
Motiváció	7
1. Elméleti háttér	8
1.1. Hasonló megoldások	8
1.1.1. Nyelvi modellek összehasonlítását segítő eszközök	8
1.1.2. Nyelvi modellek lokális telepítését és futtatását segítő eszközök	8
1.2. Az én szoftverem	9
1.3. A többértelműség problémája a természetes nyelvekben	9
1.4. A Word in context feladat	9
1.5. Egy rendszer feladata a WiC adathalmazon	10
1.6. Az én céljaim ehhez képest	10
1.7. Bináris osztályozás	11
1.8. A WiC adathalmaz eredete	11
1.8.1. Korábbi eredmények a WiC adathalmazon	13
2. Nagy nyelvi modellek	15
Nyelvi modell alapfogalmak	15
2.1. A prompt	15
2.2. Inferencia	16
2.3. Determinisztikus következtetés, hőmérséklet, top-p és top-k	16
2.4. Maximum kimeneti tokenek és kontextusablak	17
3. Google Colab	18
3.1. Fejlesztés Google Colabban	18
4. A szoftver: modell futtató és kiértékelő keretrendszer fejlesztése PyCharm-ban	19
4.1. Tervezés	19
4.2. Fejlesztés	21
4.2.1. Globális scope	21
4.2.2. A modulok szerkezete	21
4.2.3. ModelInputPreparer	22
4.2.4. HuggingFaceModelInferencer	22
4.2.5. ModelOutputProcessor	23
4.3. Tesztelés	26
4.3.1. A programok futtatása	26

4.4.	A konzisztenciára vonatkozó megállapítások	27
4.4.1.	Méret- és konzisztencia-arányban megfelelő nyelvi modellek kiválasztása és összehasonlítása	28
4.4.2.	Google Colab futtatás	28
4.4.3.	2 konkrét modell kiértékelése 100 véletlenszerű mintán a keretrendszerben	29
4.4.4.	Hibakezelés	29
4.4.5.	Platformfüggetlenség	29
4.4.6.	Skálázhatóság, bővíthetőség	29
4.4.7.	Megjegyzés	29
	Nyilatkozat	30
	Köszönetnyilvánítás	31
	Elektronikus mellékletek	32

Motiváció

Az informatika és a nyelvtechnológia fejlődésével a generatív mesterséges intelligencia mindennapjaink részévé vált. A nyelvi modellek kiértékelésére számos teljesítményteszt (benchmark) fejlődött ki az évek során. Az egyik legnépszerűbb ilyen teljesítményteszt a SuperGLUE Benchmark, amely 8, emberi nyelvi megértést igénylő nagyon nehéz érvelés-orientált feladat elé állítja a nyelvi modelleket. A WiC (Word-in-Context) probléma a SuperGlue 8 feladatának egyike. Az emberi szöveget értő nyelvi modellek fejlesztése kiemelten fontos mind az akadémiai kutatásban, mind a gyakorlati alkalmazásokban. Az angol nyelvű szövegek feldolgozása nem csak az angolszász területeken releváns, hanem Magyarországon is, hiszen az angol nyelv használata a számítógépek világában mindennapjaink része. Az egyetem és a helyi vállalatok is aktívan foglalkoznak természetesnyelv-feldolgozási (NLP) megoldásokkal. Az AI megoldások - például Hugging Face nyelvi modellek használatának - ismerete előnyt jelent mind a munkahelyeken, mind a magánéletben. IT területen különösen nagy előnyt jelent az AI megfelelő használatának ismerete, például a munkafolyamatok automatizálásában. Egy hatékony szoftver, amely képes Hugging Face modelleket futtatni, tehát nemcsak tudományos értékkel bír, hanem gyakorlati alkalmazásokban is közvetlen hasznót hozhat, főleg a nyelvészeti informatikai területen dolgozók számára.

1. fejezet

Elméleti háttér

1.1. Problémafelvetés

Architektúrájukból adódóan a modellek esetén nincs garancia, hogy bizonyos emberek számára triviális invarianciákat konzisztensen kezeljenek, erre fókuszál a szakdolgozatom. Hogy majd az eredményekből következtetést lehessen levonni, két hipotézist fogalmazok meg. Egyrészt valószínűsíthető és feltételezem, hogy minél nagyobb paraméterszámú egy model, annál jobban fog teljesíteni a megfogalmazott feladatra. Továbbá méretnövekedéssel történő teljesítményjavulás mértéke is kérdéses és érdekel. Másrészt azonos méretű modellek teljesítménye között is óriási különbség lehet, még akkor is, ha azok azonos célra, pl. utasítás-végrehajtásra készültek (`instruct` modellek). Ez különösen igaz lehet a különböző cégek által gyártott modellekre. Emiatt azt is feltételezem, hogy lesznek különbségek az ilyen azonos méretű, de eltérő architektúrájú modellek között. A szakdolgozatom, pontosabban a szoftverem tesztelésének eredményei ezeket a hipotéziseket vagy megerősítik, vagy megcáfolják és ezekre a feltevésekre majd a konklúzió fejezetben reagálok.

Ehhez szükség lesz egy - lehetőleg lokális környezetben futó - programra, ahol különböző modellek telepítése és használata lehetséges.

1.2. Hasonló megoldások

A törekvés, hogy generatív modellek lokális telepítésére, futtatására és összehasonlítására szolgáló eszközöket hozzunk létre nem újkeletű, hiszen egy jó modell jelentősen megkönnyíti a munkafolyamatokat, a lokalizálása pedig biztonságosabbá és olcsóbbá teszi a használatukat. Számos hasonló témájú és ötletű projekt született az elmúlt években. Az alábbiakban bemutatok párat.

1.2.1. Nyelvi modellek összehasonlítását segítő eszközök

A különböző nyelvi és nem nyelvi modellek összehasonlítására egyre több projekt létezik, amelyeket nagy érdeklődés övez és nagy aktív felhasználó és fejlesztő-bázissal rendelkeznek. Például a Hugging Face Open LLM Leaderboard Model Comparator [2], amely elsősorban nyílt forráskódú ingyenes modellek összehasonlítására alkalmas, akár

webesen, akár saját eszközre telepítve, továbbá a LMArena [3] webes felület, ahol fizetős modellek is kipróbálhatók korlátozottan, viszont csak a weboldalon keresztül. Ezeken a platformokon különböző modellek teljesítményét lehet összehasonlítani különböző feladatokon, beleértve a WiC feladatot is. Azonban ezek a platformok nem kifejezetten a nyelvi konzisztencia tesztelésére lettek kitalálva, amely a kutatásom központi eleme. A szoftver lefejlesztése előtt áttelemeztem az jelenlegi legjobb módszereket és nyílt forráskódú nyelvi modelleket a Témavezetőm által javasolt LMArena és Hugging Face felületein, továbbá az utóbbiak futtatásának dokumentációját tanulmányoztam, mert azokra a szoftver elkészítéséhez szükség volt.

1.2.2. Nyelvi modellek lokális telepítését és futtatását segítő eszközök

Az utóbbi években egyre elterjedtebbek lettek azok a közösségi kezdeményezések és eszközök is, amelyek lehetővé teszik nagy nyelvi modellek helyi — internetkapcsolat nélküli vagy privát környezetben is elérhető — futtatását. Ez létfontosságú adatvédelmi, költségcsökkentési és kutatási okokból is. Ilyen eszközök:

- A Témavezetőm által ajánlott Ollama [4] CLI + desktop alkalmazás helyi API-jal sok nyílt modellt támogat.
- A szintén a Témavezetőm által ajánlott llama.cpp [5] egy nyílt forráskódú C/C++ projekt.
- A szintén a Témavezetőm által ajánlott vllm [6] szintén egy aktívan fejlesztett nyílt forráskódú projekt, amely elsősorban a memóriagazdálkodásra fókuszál.
- Az LM Studio [7] grafikus felület. Modellmenedzsment, többszörös modellváltás, helyi inferencia elérhető benne.
- text-generation-webui [8]: webes frontend, backendként pl. llama.cpp, nagyon rugalmas, sokféle modellt és konfigurációt támogat.
- A GPT4All [9]: kezdeti belépő a helyi LLM-használatba — CPU-barát, alacsony küszöb, egyszerű használat jellemzi.

1.3. Az én szoftverem előnyei korábbiakhoz képest

A fent említett platformokhoz hasonlóan a megoldásom lehetővé teszi a nagy nyelvi modellek lokális telepítését, futtatását, továbbá az összehasonlítását is, ezáltal alkalmassá téve a szoftveremet konzisztens viselkedés hiányának a megállapítására. Az én projektem ugyan nem biztosít olyan kényelmes grafikus felületet, vagy a webes szolgáltatásokat, mint a legtöbb fent felsorolt projekt, ám abban nyújt többet, hogy a Word-in-Context benchmarkon való tesztelésre sokkal alkalmasabb, mint az előbbieket, hiszen kifejezetten erre készült. Aki kedveli a Python és konzolos alkalmazásokat, annak az én megoldásom kényelmesebb lehet. Ráadásul nem csak egyesével lehet beadni a modelleknek a promptokat, hanem egy futtatásra tetszőlegesen sok inferenciát kiszámíttathatunk, - olyan, mintha mindegyik prompt "új chatbe" kerülne - amely jelentős előny a legtöbb felsorolt projekthez képest. A megoldásom során törekedtem arra, hogy minél több modell támogatott

legyen, továbbá a keretrendszer a bárki által ingyen kipróbálható legyen, ezért ingyenesen elérhető és nyílt forráskódú eszközöket (Python, GitHub, Hugging Face) használtam.

1.4. A többértelműség problémája a természetes nyelvekben

A természetes nyelvekben a programozási nyelvekkel ellentétben egy szónak több, egymástól teljesen elkülönülő jelentése is lehet. Például az "egér" szó jelenthet egy számítógépes perifériát vagy egy állatot, és a helyes értelmezéshez a környező szavakat ismerni kell. Az ilyen jellegű többértelműségek automatikus feloldása az egyik központi problémája a természetes nyelvi rendszerek fejlesztésének. Ez az alapja a Word-in-Context feladatnak is.

1.5. A Word-in-Context feladat

A Word-in-Context feladatot 2019-ben fogalmazták meg Mohammad Tahmed Pilehvar és munkatársai, abból a célból, hogy különböző transzformer és szóbeágyazásos modelleket vizsgáljanak a feladat által megfogalmazott teljesítményteszten. A WiC feladat lényege, hogy egy adott szó két különböző mondatbeli előfordulásáról eldöntse, hogy azonos értelemben szerepel-e. Az ezt a feladatot megfogalmazó adathalmazt alkalmasnak találtuk a Témavezetőmmel az általa megfogalmazott teljesítményteszt, a nagy nyelvi modellek szemantikus képességei konzisztenciájának vizsgálata elvégzéséhez. A kérdések már eleve csoportosítva vannak azonos és különböző jelentésű mondatpárokként.

A Word-in-Context háttere

A WiC csapata alapvetően a folyamatosan fejlődő modelleknek igyekezett egy nehezebb, korszerű teljesítménytesztet állítani. Míg korábban a statikus szóbeágyazások, mint például a Word2vec és a GloVe voltak elterjedtek a szójelentés feloldására, ma már elavult módszereknek számítanak. Ezek a statikus szóbeágyazások tervezésükből adódóan nem képesek modellezni a szavak szemantikájának dinamikus természetét, vagyis azt a tulajdonságot, hogy a szavak potenciálisan különböző jelentéseknek felelhetnek meg. Egy szóhoz mindig ugyanazt a szövektort rendelik, kontextustól függetlenül. A kontextualizált szóbeágyazások kísérletet tesznek ennek a korlátnak a feloldására azáltal, hogy dinamikus reprezentációkat számítanak ki a szavakhoz, amelyek a szöveggörnyezet alapján képesek alkalmazkodni. Ilyen szóbeágyazás transzformer például a BERT, ám ennek is megvannak a korlátai. A mai igazán modern megoldások viszont már mély tanulást és jellemzően neurális hálókat használnak a modellek szójelentés-értelmező képességeinek fejlesztésére.

1.6. Egy rendszer feladata a WiC adathalmazon

Amikor valaki kiértékelő rendszert fejleszt a WiC benchmarkra, annak feladata a szavak szándékozott jelentésének azonosítása. A WiC egy bináris osztályozási feladatként

van megfogalmazva. Adott egy többjelentésű szó, amely mindkét mondatban előfordul, továbbá egy szófaj címke, kettő index és két szövegrészlet. Egy rendszer feladata, hogy meghatározza, hogy a szó ugyanabban a jelentésben használatos-e mindkét mondatban. A w célszó minden esetben csak egy ige vagy főnév lehet. A célszóhoz két eltérő szöveggörnyezet tartozik. Ezen szöveggörnyezetek mindegyike a w egy specifikus jelentését váltja ki. A feladat annak megállapítása, hogy a w előfordulásai a két szöveggörnyezetben ugyanannak a jelentésnek felelnek-e meg, vagy sem. Tehát a célszó ugyanazt a jelentést hordozza-e két különböző szöveggörnyezetben, vagy eltérőt. Ez egy összetett NLP probléma, mivel ötvözi a szójelentés-egyértelműsítés (Word Sense Disambiguation, WSD) és a kontextuális beágyazások elemeit, így a szójelentés-egyértelműsítés végrehajtásaként is értelmezhető.

1.7. Az én céljaim ehhez képest

Ez a SuperGlue feladat, a Word-in-Context alapján készíthetőek olyan promptok, amelyek hasznosnak bizonyulhatnak az inkonzisztens viselkedés detektálására. A kutatásom célja a témának megfelelően a modellek teljesítményének összehasonlítása a WiC-ből szedett kérdéseken volt, ám a többi Word-in-Context ranglétrán látható rendszerrel ellentétben az én célom nem az volt, hogy minél több kérdésre a gold standard ¹ szerint válaszoljon a vizsgált modell, hanem hogy a szavak sorrendje ne befolyásolja a válaszadásukat. Más szóval megvizsgálom, hogy mások által készített nagy nyelvi modellek válaszai milyen érzékenységet mutatnak olyan invarianciákra, amelyek az emberi válaszadásra nincsenek befolyással. Egész pontosan a

Does the word `w` mean the same thing in `s1` and `s2`?

és a

Does the word `w` mean the same thing in `s2` and `s1`?

kérdésekre mindig ugyanazt kellene, hogy válaszolják (változatlan w , $s1$ és $s2$ esetén, ahol w egy szó, $s1$ az első példamondat, és $s2$ a második példamondat). Ezek az invarianciák - a két mondat sorrendjének felcserélése - az ember számára könnyen felismerhetők, így az emberi válaszadásra nincsenek befolyással, ám a nyelvi modelleket, főleg az alacsony, "csak" pár milliárd paraméterszámúakat könnyen összezavarja.

A kérdéseket a fent látható formátumban egyenes és fordított sorrendben is fel fogom tenni a modelleknek. A továbbiakban erre a formátumra fogok "egyenes" és "fordított" kérdésekként hivatkozni. A keretrendszerem **minden esetben** így várja, és az egyenes és a fordított sorrendű kérdések száma is **minden esetben** szigorúan megegyezik. Ha mégsem teljesül a fentiek valamelyike az inputra, akkor a felhasználó arról feltétlenül értesítést kap.

¹A gold standard egy szakértők által hitelesen és konzisztensen annotált adathalmaz, amely viszonyítási alapként szolgál automatikus rendszerek teljesítményének kiértékeléséhez.

1.8. Bináris osztályozás

A WiC feladat egy bináris osztályozási (binary classification) problémaként van megfogalmazva: el kell dönteni, hogy egy adott szó két különböző mondatbeli előfordulása ugyanabban az értelemben szerepel-e. A bináris osztályozási feladatok problémakörében is változnak a trendek olyan szempontból, hogy egyre inkább a neurális hálók és nagy nyelvi modellek az elterjedtek bináris osztályozási feladatokra is. A Lesk-algoritmus [10] egy klasszikus szóértelmez-felismerő módszer, amely a szótári definíciók és a kontextus összevetésével próbálja meghatározni a szó legmegfelelőbb jelentését. A legjobbak mégis az olyan, kifejezetten emberi szöveg megértésére specializálódott nagy nyelvi modellek, mint például a GPT-4.5 és a Gemini 3 - 2025 végén.

1.9. A WiC adathalmaz eredete

A Word-in-Context adathalmaz egy jó minőségű, nyelvészeti szakértők által készített benchmark adathalmaz. A mondatok a WordNetből, a VerbNetből és a Wikiszótár-ból származnak. A WiC adathalmaz segítségével megvizsgálhatjuk, hogy egy rendszer (modell, algoritmus) mennyire képes a szavak jelentését megérteni különböző kontextusokban. A WiC feladat része a SuperGlue [11] Benchmarknak, amely egy széles körben elfogadott benchmark nyelvi modellek kiértékelésére.

8 feladatból áll:

- BoolQ (Boolean Questions)
- CB (CommitmentBank)
- COPA(Choice of Plausible Alternatives)
- MultiRC (Multi-Sentence Reading Comprehension)
- ReCoRD(Reading Comprehension with Commonsense Reasoning Dataset)
- RTE(Recognizing Textual Entailment)
- **WiC(Word-in-Context)**
- WSC (Winograd Schema Challenge)

Forrás: arXiv [12]

A SuperGLUE a GLUE továbbfejlesztett változata, amelyet 2019-ben azért vezettek be, mert az előző versenykörnyezet, a GLUE feladatai könnyűvé váltak a modern, nagyteljesítményű NLP-modellek számára. [12] Az új benchmark célja az volt, hogy keményebb, nehezebb nyelvi és értelmi kihívásokat állítson. Ez az egyik legszélesebb körben elfogadott benchmark, amelyen számos nyelvi modell teljesítményét vizsgálták.

A WiC halmaz fel van osztva tanító, validációs és teszhalmazra, ezért gépi tanításra egyszerűen felhasználható. Ezt segíti elő az is, hogy az összes mondat tokenekre bontott, tabulált és egységesek az írásjelek is. A modelleket hasonlóan tanítják, mint ahogy az iskolában tanulnak a diákok. A benchmarkok feladatait jellemzően 3 részre vágják: tanító, validációs és teszhalmazra. Ennek az aránya eltérő lehet, de a tanítónak jóval nagyobbnak kell lennie, mint a másik kettőnek, és a teszhalmaznak nagyobbnak kell lennie, mint a validációs halmaznak. 80-10-10%-os eloszlás a standard, ezzel, vagy hasonló eredménnyel érhetőek általában el a legjobb eredmények.

A tanító adatbázist a korábbi iskolai példára visszatérve úgy képzelhetjük el, hogy ez a leadott anyag. A validációs halmaz olyan, mint egy mintavizsga, minta ZH. A teszhalmaz pedig a végső megmérettetés, a vizsga. Fontos, hogy a teszhalmazon sose tanítsuk a modelleket, és sose legyen átfedés a halmazok között. Ez ugyanis magoláshoz vezet, és a modell nem lesz képes általánosítani.

Szó	Szófaj	Index	1. Példamondat	2. Példamondat
defeat	N	4-4	It was a narrow defeat.	The army's only defeat.
groom	V	0-1	Groom the dogs.	Sheila groomed the horse.
penetration	N	1-1	The penetration of upper management by women.	Any penetration, however slight, is sufficient to complete the offense.
hit	V	1-3	We hit Detroit at one in the morning but kept driving through the night.	An interesting idea hit her.

1.1. táblázat. A WiC adathalmaz tesztkészletének néhány bejegyzése. *Forrás:* The Word-in-Context Dataset

[13]

1.9.1. Korábbi eredmények a WiC adathalmazon

A Word-in-Context honlapján található egy eredménytábla, amely bemutatja, hogy egyes modellek és algoritmusok milyen eredményt értek el a WiC feladatra. WiC adathalmazon számos modellt teszteltek, amelyek túlnyomórészt 60% feletti eredménnyel kategorizálták helyesen a mondatokat. A legjobb eredményt a SenseBERT-large rendszerrel érték el, külső erőforrások használatával. Ez az eredmény megközelíti a kézi, emberi szintű kiértékelést, melynek a felső határa 80% körüli. A kézi kiértékelésnek és a SenseBERT megoldásának egyszerűsített változatát én is elvégeztem. A kézi kiértékeléssel közel 65, míg egy egyszerű WordNetet [14] használó Python algoritmusommal közel 60%-os pontosságot sikerült elérnem.

Kategória	Implementáció	Pontosság %
Sentence-level contextualised embeddings		
SenseBERT-large [†]	Levine et al (2019)	72.1
KnowBERT-W+W [†]	Peters et al (2019)	70.9
RoBERTa	Liu et al (2019)	69.9
BERT-large	Wang et al (2019)	69.7
Ensemble	Gari Soler et al (2019)	66.7
ELMo-weighted	Ansell et al (2019)	61.2
Word-level contextualised embeddings		
WSDT [†]	Loureiro and Jorge (2019)	67.7
BERT-large	WiC's paper	65.5
Context2vec	WiC's paper	59.3
Elmo	WiC's paper	57.7
Sense representations		
LessLex	Colla et al (2020)	59.2
DeConf	WiC's paper	58.7
S2W2	WiC's paper	58.1
JBT	WiC's paper	53.6
Sentence level baselines		
Sentence Bag-of-words	WiC's paper	58.7
Sentence LSTM	WiC's paper	53.1
Random baseline (véletlenszerű kiértékelés)		
	50.0	

1.2. táblázat. Korábbi eredmények a WiC adathalmazon. *Forrás:* The Word-in-Context Dataset

[13]

2. fejezet

Nagy nyelvi modellek

A nagy nyelvi modell (angolul Large Language Model, LLM) olyan számítási modell, amely képes értelmes szöveg generálására vagy más természetes nyelvi feldolgozási feladatok elvégzésére. Ezek a modellek egy rendkívül költséges folyamat révén, hatalmas mennyiségű szöveges adat feldolgozásával és mélytanulási technikák alkalmazásával sajátítják el a nyelv megértését és előállítását. Az LLM-ek, mint például az OpenAI GPT-sorozata, a Google Gemini vagy a Meta LLaMA modelljei, különböző architektúrákat használnak, de leggyakrabban a transzformer alapú megközelítést alkalmazzák. Mint nyelvi modellek, az LLM-ek úgy sajátítják el ezeket a képességeket, hogy óriási mennyiségű szövegből, egy önfelügyelt és egy félig felügyelt tanulási folyamat során, statisztikai összefüggéseket tanulnak meg. Ezek a modellek képesek összetett feladatok elvégzésére, mint például szövegfordítás, összefoglalás, információ-kinyerés, kérdés-válasz és kreatív szövegalkotás. Alkalmazhatóak finomhangolás által specializált feladatokra. Nagy nyelvi modelleknek jellemzően az 50 milliárd paraméteresnél nagyobb modelleket hívják. Az ennél kisebb modelleket inkább csak nyelvi modelleknek hívom.

Inputként kap egy promptot, egy legfeljebb n token hosszúságú szöveget, ahol az n függ a modelltől és a paraméterezéstől. Erre fog legfeljebb m hosszúságú válaszban inferenciával, azaz következtetéssel válaszolni. Azért hívják modellnek a modelleket, mert az emberi nyelvet és kommunikációt utánozzák (modellezik).

Forrás: Wikipédia

Nyelvi modell alapfogalmak

Ahhoz, hogy nagy nyelvi modelleket ki tudjam értékelni, meg kell ismerni néhány alapfogalmat, koncepciót, amely a Hugging Face transformers könyvtár használata során is elengedhetetlen lesz.

2.1. A prompt

A prompt alatt generatív mesterséges intelligenciák esetében egy nagy nyelvi modell számára beadott olyan inputot értünk, amelyre a modell egy kimenetet, "választ" generál, amely lehet determinisztikus (előre meghatározható) és részben véletlenszerű is. A prompt jellemzően szöveges formájú **nyelvi modellek esetén**, mint ahogy a válasz is, de

egyre elterjedtebbek a hangalapú bemeneti és kimeneti formák is. Egy jelentős előnye a promptolásnak, hogy nem csak egy előre meghatározott parancskészletet használhatunk, hanem bármit beírhatunk, nincsenek szintaktikai hibák vagy futtatási hibák, mivel a rendszer minden bemenetre képes választ generálni.

Forrás: Wikipédia

2.2. Inferencia

Egy modell promptra adott válaszát inferenciának nevezzük, ami következtetést jelent. Általánosabban az inferencia azt a folyamatot jelenti, amikor a rendszerek a tanult adatok alapján következtetéseket vonnak le és képesek új döntéseket hozni. A projektben a generatív modellek inferenciájának folyamatára az egyszerűség kedvéért általában "a modell futtatásaként" fogok hivatkozni.

Ez arra utal, hogy a modell a megtanult minták alapján futásidőben logikailag következtet a legvalószínűbb kimenetre, bonyolult statisztikai számítással, nem pedig csak szó szerint "visszadobva" a betanított adatokat.

Forrás: Wikipédia

2.3. Determinisztikus következtetés, hőmérséklet, top-p és top-k

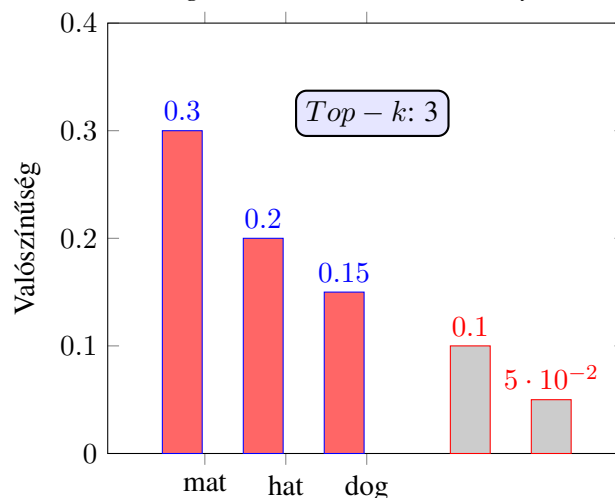
A modellek teljesítményének vizsgálata könnyebb lehet, ha a futtatás determinisztikus. Azt jelenti, hogy a modell mindig ugyanazt a kimenetet adja ugyanazon bemenet esetén, mivel a véletlenszerűséget kizáró paraméterekkel (pl. *temperature* = 0.0, *top - k* = 0, *top - p* = 1.0) működik. A hőmérséklet (*temperature*) a nyelvi modellek válaszainak kreativitását szabályozza (magas értéknél változatosabb, alacsonynál determinisztikusabb kimenet), a top-k pedig korlátozza a következő szó választékát a k legvalószínűbb tokenre, míg a top-p (más néven *nucleus sampling*) dinamikusan választja ki a valószínűségi eloszlás egy részhalmazát (pl. a legvalószínűbb tokeneket, amelyek összege eléri a p küszöböt) [15].

Tegyük fel, hogy a nyelvi modellnek a következő mondatot kell befejeznie:

The cat sat on the _ .

A modell célja, hogy megtalálja a legmegfelelőbb szót a hiányzó helyre. Ehhez különböző mintavételi stratégiákat alkalmazhat, például a top-k vagy top-p eljárást. A top-k módszer során a modell kiszámítja az összes lehetséges folytatás valószínűségét, majd ezek közül kiválasztja a k legvalószínűbbet, a többi pedig elveti. A kiválasztott k szóból ezt követően véletlenszerűen választ egyet, amelyet a szöveg folytatásához használ. Ez a megközelítés biztosítja, hogy csak a legrelevánsabb szavak kerüljenek figyelembe vételre, ugyanakkor némi változatosságot is megtart a generálásban.

A modell szerint az alábbi 5 szó a legvalószínűbb, csökkenő eséllyel: *mat*, *hat*, *dog*, *sofa*, *floor*.



2.1. ábra. A top-k=3 értékadás esetén a pirossal kiemelt szavak közül fog diszkrét valószínűségi eljárás szerint választani.

A *top - p* működése hasonló. Annyiban tér el, hogy nem egy fix számú legvalószínűbb szót választunk ki, hanem az odaillő szavak valószínűsége szerint. A *p* egy 0.00-tól 1.00-ig terjedő valós szám. A szavakat akkumulatívan vesszük számításba, amíg a *p* értéke nagyobb, mint a soron következő legvalószínűbb szó valószínűsége, addig bele vesszük a szót és ugrunk előre. Ellenkező esetben csak bele vesszük a szót, és leáll az algoritmus. Ezzel a módszerrel minél nagyobb a *p* érték, annál több szó közül lehet választani, de legalább 1 szót kapunk, tehát mindenképpen tudjuk folytatni a szöveget.

2.4. Maximum kimeneti tokenek és kontextusablak

A **maximum kimeneti tokenek** paraméter határozza meg, hogy a modell legfeljebb hány token generálhat a válasz során. Ez kizárólag a válasz hosszát korlátozza, nem befolyásolja közvetlenül a bemeneti szöveget.

A **kontextusablak** (*context window*) a modell által egyszerre figyelembe vehető tokenek teljes száma – beleértve a bemenetet és a választ is. Ha a bemenet vagy a beszélgetés túl hosszú, a legrégebbi részek elvesznek. A GPT-4 (GPT-4-0613) kontextusablaka például 8192 token. [16]

3. fejezet

Google Colab

3.1. Fejlesztés Google Colabban

Az eredeti ötletem az volt, hogy a szoftvert a Google Colab környezetben valósítom meg, amely egy Google által fejlesztett webes Python-alapú futtatókörnyezet. Ötletem megvalósításához a Témavezetőm által készített és javasolt Google Colab jegyzetfüzet [17] fejlesztettem tovább. Ez egy egyszerű, de hatékony jegyzetfüzet, amellyel egy tetszőleges modell válaszadásra bírható. A környezettel egy darabig, a modell válaszok legeneráltatása erejéig effektíven és eredményesen tudtam a kiértékelő keretrendszert fejleszteni. Az elkészült jegyzetfüzet 4.4.7 jelenlegi formájában képes a meghatározott számú, akár mind a 2800 Word-in-Context-alapú kérdésre választ generáltatni a meghatározott modellen, így rendelkezik a keretrendszer középső moduljának ?? funkcionalitásával. Használata egyszerű: csak le kell futtatni sorban az összes cellát, mely akár egyetlen kattintással is elvégezhető. A Google Colab egyszerű és kényelmes környezetet biztosít modellek futtatására, akár limitált ingyenes GPU-használattal is. Ám nem voltam elégedett a környezet adta korlátozásokkal, pl. session-alapú futtatókörnyezet, amely a session végével törli az adataimat, lassú csatlakozási idő a távoli hardverekhez, limitált erőforráshozzáférés, perzisztens adattárolási lehetőségek hiánya és egyéb korlátozások, amelyek csak előfizetéssel kerülhetnek ki. Emiatt PyCharm fejlesztői környezetet használtam a keretrendszer elkészítésére.

4. fejezet

A szoftver: modellt futtató és kiértékelő keretrendszer fejlesztése PyCharmban

A részletes kimutatásokat tartalmazó megoldás

4.1. Tervezés

A szoftvert, amelyet a szakdolgozatomhoz készítettem, 2024-ben kezdtem el fejleszteni, és azóta folyamatosan, általában heti 10-20 committal fejlesztettem. A GitHubon elérhető a kitűzött elemek között. A teljes forráskód az összes korábbi verzióval együtt a

<https://github.com/Fabbernat/Thesis> GitHub repozitóriumban található.

A projekt első verziója kritikákat kapott, ugyanis nehezen átlátható és nagyban AI generált, rossz minőségű kódra alapszik, így 2025 nyarán újrakezdtém a fejlesztést. Az új szoftvernek 2 fő fejlesztési szempontja volt.

Az egyik, hogy mind a 3 részfeladat egy kattintással elvégezhető legyen a Clean Code [1] módszereivel, tehát nagyon egyszerűen futtatható legyen. Ez a 3 részfeladat:

- A WiC adathalmazból (vagy azzal megegyező formátumú adathalmazból) modell prompt elkészítése.
- A modell futtatása az elkészített prompton, válasz generálása.
- A modell outputból adatkinyerés, statisztikák készítése.

A másik fejlesztési szempont az volt, hogy a promptok alapjául szolgáló adathalmaz és a modellek nagyon egyszerűen cserélhetőek legyenek, anélkül, hogy a program egyéb részein módosítani kellene.

A projekt kutatási szempontból érdekes része így csak az újraírt `src/Framework` modulban található. A többi nagyrészt archívum és mellőzhető a projekt megértéséhez. A `src/Framework` 3 almodult tartalmaz, amelyek mindegyike egy önálló, de nagyon egyszerűen futtatható programot tesz ki. Egyesítve is lehet futtatni, de több indoka is van, hogy miért inkább egyesével érdemes elindítani a programokat. Az első és utolsó modul offline futtatható és nem erőforrásigényes, a hibák esélye minimális. A középső modul a fő ok, amelyben rengeteg a hibaforrás és a nemdeterminizmus. Online API-hívásokat

végez és GPU-t igényel (GPU hiányában pedig hatalmas erőforrásigényt és számítási kapacitást), ráadásul sok harmadik féltől származó függvénykönyvtárra támaszkodik. Emiatt számos hálózati és memóriakezelési hibába futhat, így érdemes külön futtatni ezt a programot, és a hibákat lekezelni. A modulok futtatási sorrendje fontos.

Ezt a szoftvert 2024-ben kezdtem el fejleszteni, de a lényegi részét 2025-ben készítettem, folyamatos fejlesztéssel, hibajavítással, kísérletezéssel.

Az eredeti beadott verzióval több gond is volt. A programot nem lehetett egy belépési ponttal futtatni. Helyette nem forduló, kaotikus, gyakran egymástól teljesen független szkriptek szerepeltek rendezetlenül, amelyeknek a használatát csak én ismertem, ráadásul egy részük nem is működött, csak úgy "volt". A program egyébként is csak a modell inputjainak előkészítését tudta, a modell inferenciát és a válasz feldolgozást már manuálisan kellett elvégezni. Csak a mostani `ModelInputPreparer`-nek megegyező rész funkcionalitásával rendelkezett standard Python környezetben. A Hugging Face modell inferenciájára (a mostani `HuggingFaceModelInferencer` ?? modulal megegyező funkcionalitás) egy Jupyter Notebookban került sor, Google Colab környezetben. A modell outputjának feldolgozása (a mostani `ModelOutputProcessor`) pedig megint egy harmadik környezetben, Google Apps Scriptben került feldolgozásra.

Az újraírásnál első lépésem volt, hogy a platformot egyesítettem. Most az egész szoftver egy sima, standard Python futtatókörnyezetben fut, egyetlen könnyen megtalálható `main` fájl futtatásával, ipari standard szerint az `src` mappában lévő globális belépési ponttal, de egyenként is lehet futtathatni a 3 modult, mindegyikhez tartozván egy `main.py` fájlban található belépési pont. PyCharm környezet ajánlott a szoftver futtatásához. A legnagyobb ihletet a szoftver megálmodásához a Clean Code című könyv elolvasása hozta, amely hatására ártértektem a programozói tudásomat és szakdolgozatomat. Láttam, hogy modulárisan, objektumorientált módszerrel és az egymásra halmozódó függőségek minimalizálásával nagy szoftvereket is átláthatóan és biztonságosan lehet fejleszteni. Megjegyeztem azt is, hogy a jó elnevezések milyen fontosak. Ezek az elvek alapján írtam meg teljesen üres vázlatból az új szakdolgozat szoftveremet. A szoftver egy keretrendszer, hiszen keretrendszert biztosít Hugging Face modellek lokális futtatására és azok válaszainak kiértékelésére, továbbá nincsen hozzá webes, mobilos, vagy desktop grafikus felület és nincsen hostolva sem. Helyette parancssorból indítható a program és a `config` fájlok beállításainak módosításával paraméterezhető. Én általában csak "modulokként" hivatkozom a keretrendszerre, hiszen három, egymástól jól elkülönülő feladatú és funkciójú modulból áll. Így az egyes modulok egyedülállóan is futtathatóak, akkor is, ha a másik kettő nem létezik, vagy meghibásodik. Mindegyik modul egy fő futtatható állományt tartalmaz, egy-egy `main.py` fájl egy-egy `main` belépési ponttal.

Felhívom a figyelmet arra, hogy mivel a szoftvert időnként módosul, így a legújabb GitHub verzió konfigurációi, paraméterei, működése stb. részben eltérhetnek a leírtól. A leírás a 2025 év végi verzióra vonatkozik és a későbbi verziókban kisebb eltérések előfordulhatnak. A legtöbb eltérés korábbi verziók visszaállításával, vagy a `config` és az `input` fájlok módosításával kiküszöbölhető.

ModelInputPreparer

A `ModelInputPreparer` modul inputjai egy lokális adathalmaz és az elkészíteni kívánt kérdések száma. A program az adathalmazból létrehozza a megadott számú

kérdést, amelyet majd a modell inputként meg fog kapni. Ez a program alapértelmezetten Word-in-Context adathalmaz test splitjének rekordjaiból hozza létre a kérdéseket, de saját, megegyező formátumú kérdésekre is működik. A kérdéseket mind egyenes, mind fordított sorrendben létrehozza, amelyekkel azután a modellek konzisztenciáját vizsgáljuk. Mivel az adathalmaz alapértelmezetten 1400 rekorból áll, és rekordonként 2 kérdésünk (egyenes, fordított) van, így alap beállításokkal 2800 kérdést kapunk, de ezen igény szerint lehet módosítani.

HuggingFaceModelInferencer

A HuggingFaceModelInferencer inputként a ModelInputPreparer outputját kapja. Itt történik a távoli Hugging Face modell letöltése, telepítése és futtatása. Feladata a modell futtatása az elkészített prompton, válasz generálása.

ModelOutputProcessor

A ModelOutputProcessor feladata a modell outputból adatkinyerés, majd azt a gold standarddal összevetve statisztikák készítése.

4.2. Fejlesztés

4.2.1. Globális scope

GlobalMain.py: ebben a szkriptben található a fő belépési pont, amely egyszerre mind a három modult lefuttatja.

GlobalData mappa: Ez a GlobalMain futtatásakor használt "adatbázis", adattároló mappa. A modulok egyesével való futtatásakor nem ezt használják, hanem az adott modul gyökerében található data mappát. Mindegyik modulhoz tartozik ebből egy-egy külön.

Data mappák: az egyes modulokhoz tartozó input és output fájlok tárolását szolgálják.

*.in fájlok: az input fájlok egységes kiterjesztése. Ha *.in a kiterjesztése, akkor valamelyik fájl azt bemenetként használni fogja.

.out fájlok: az output fájlok egységes kiterjesztése

4.2.2. A modulok szerkezete

Közös elemek

Mindhárom modul gyökérkönyvtárában megtalálható az alábbi három Python fájl.

A config.py nevű fájl a konfigurációs szkriptek, melyek célja, hogy futtatás előtt módosítani lehessen az előre beállított, nagybetűsített globális változóknál tárolt beállításokat, mint például a feldolgozandó adat mennyiségét, az input fájlok adatait, vagy a prompt üzenetet.

A main.py a fő belépési pont, itt lehet elindítani a main függvényt, amely csak elindítja programot, átadva a futást a run.py szkriptnek.

A `run.py` pedig lefuttatja a program maradék részét, az összes modul-, függvény-, osztályhívást, tehát a program vezérlését végezve, azt általában további szkriptekre átruházva.

A `HuggingFaceModelInferencer` modulban található egy `modelname.py` fájl is, amely egy változóban eltárolja a kiválasztott modell nevét, ezzel biztosítva, hogy bármelyik másik modulba be lehessen importálni a kiválasztott modell nevét, anélkül, hogy egyéb függőséget behúznánk.

Mindhárom modul futásideje mérve van, a `time` Python modul `perf_counter` algoritmusával mérve. A futásidő konzolos logként tekinthető meg.

4.2.3. ModelInputPreparer

Ahhoz, hogy a modellek szemantikus képességeinek konzisztenciáját megvizsgálhassuk, először el kell érni, hogy a modell sikeresen és értelmesen választ adjon. Ahhoz pedig, hogy választ adjon, szükséges a kérdések legyártása, ugyanis a Word-in-Context adathalmaz formátuma nem alkalmas generatív nyelvi modellek promptolására. Így a statisztikai elemző modul létrehozása előtt szükség volt ennek a két funkcionalitásnak a létrehozására.

Az első modul a `ModelInputPreparer` (modell bemenet előkészítő), amely a `WiC` adathalmazból létrehozza a modellnek szánt inputot, a 2800 kérdést. Ez a `WiC` adathalmaz `test` splitjének összes rekordjából létrehoz egy kérdést, mind egyenes, mind fordított sorrendben, hogy a modellek konzisztenciáját vizsgáljuk. Mivel 1400 rekordból áll, és rekordonként 2 kérdésünk (egyenes, fordított) van, így jön ki a 2800 kérdés. A létrehozás módja a következő: A `WiC` adathalmaz minden sora 5, tabulátorral elválasztott értéket tartalmaz:

- szó,
- szófaj,
- a szó pozíciói a mondatokban,
- az első mondat,
- a második mondat.

Ebből nekünk csak a szó, első mondat és a második mondat szükséges, a többivel nem is fogunk foglalkozni. Először is megnyitjuk a fájlt, majd beolvassuk és eltároljuk minden sorból a szót és a két mondatot egy listában. Ezután kétszer végigmegyünk a listán. Először elkészítjük az egyenes kérdéseket, másodjára pedig a fordítottakat. A kérdéseket úgy készítjük el, hogy az angol nyelvű kérdést tartalmazó, úgynevezett Python f-sztringekbe (formázott sztringekbe) helyezzük a szót és a 2 mondatot. Végül ezt elmentjük egy fájlba, ahonnan majd a következő modul azt elérheti.

4.2.4. HuggingFaceModelInferencer

Ebben a modulban történik a konkrét modell lefuttatása az előző modulban előállított kérdéseken.

Az előző modulban láthattuk, hogy a kérdések legyártása viszonylag egyszerű fájl-és sztringfeldolgozó algoritmusokkal lehetséges. A modell futtatása viszont nem egy triviális feladat. Még kisebb méretű Hugging Face modellek futtatása is rendkívül körülményes. Ez egy internetes API-kat és rendkívül sok időt és erőforrást (CPU, GPU, RAM) igénylő művelet. Így nem meglepő, hogy ennek a modulnak az elkészítése vette igénybe az idő túlnyomó részét a szoftver elkészítésében.

A program elindítása előtt érdemes a `config.py` és a `modelname.py` beállításait ellenőrizni és igény szerint módosítani. A modell tetszőleges lehet, de a ajánlott a `modelname.py` fájlban található `supported_models` listában lévő modellek közül, annak is az első indexein elhelyezkedő modellek közül választani, mert ezek kompatibilisebbek a keretrendszerrel. A `config` fájlban lehetőség van a `prompt`-nak az utasítás részén változtatni, amely aztán a kérdések elé kerül a `prompt`-felépítés során. Ebben lehet adni, hogy hány kérdésre válaszoljon, milyen kulcsszavakkal, terjedelemben, stb. A konzolra történő kiírások mennyiségét is itt lehet állítani.

A program első lépésként ellenőrzi, hogy az input helyes-e. Ha páratlan kérdésből áll, akkor helytelen, hiszen nem egyezik meg az egyenes és fordított kérdések száma. Ez esetben a felhasználó figyelmeztetést kap erről, és választhat, hogy kilép a programból, vagy továbblép, és a programra bízva, hogy az megpróbálja helyreállítani - 1 sor kitörlésével.

Ezután a program azt is leellenőrzi, hogy tényleg a kérdések fele-e fordított, a most már biztosan páros hosszúságú kérdéshalmazból. Ezt úgy teszi, hogy n kérdés esetén összehasonlítja az 1. és az $n/2+1$. kérdésben szereplő 1. és 2. mondatot, hogy azok tényleg egymás fordítottjai-e. Hogyha nem, akkor figyelmezteti a felhasználót, hogy hibát talált a kérdéssorban. A felhasználó itt szintén választhat, hogy kilép a programból, vagy továbblép potenciálisan hibás input kérdésekkel.

Ezután kezdődik a 3. féltől származó könyvtárak használata. A szükséges könyvtárak a `torch`, `transformers`, `accelerate`, `huggingface_hub`, de sok modell egyéb könyvtárak telepítését is kéri. Ha valamelyik hiányzik, akkor a Python fordító, vagy a programom hibaüzenetben jelzi azt. Az első szükséges csomag a `torch`, amellyel előkészítjük a hardvert a nagyméretű adat számolására. A `torch` csomag `no_grad()` kontextuskezelő metódusa kikapcsolja a gradiens számolását a szálon amin a program fut. A program maradék részét ebbe a kontextusba helyezzük, mert erre egész biztosan nem lesz szükség. Ezután a `transformers` csomag importálása történik. Első lépés a tokenizálás, amelyhez segítséget nyújt a `transformers` `AutoTokenizer` osztálya, és annak `from_pretrained` metódusa, amely a `prompt`-unkat a modell számára érthető tokenekké bontja. Ezután következik a modell-specifikus rész, hiszen a különböző modelleknek eltérő az inferencia-végrehajtó logikája. Az inferencia történhet determinisztikusan és nem-determinisztikusan, ezt is a `config` fájlban lehet állítani. Végül pedig a modell válaszainak a fájlba írása történik, amely mellett egyéb futás közben keletkezett információk is mentésrre kerülnek külön fájlokban.

4.2.5. ModelOutputProcessor

A `ModelOutputProcessor` bemenete a `HuggingFaceModelInferencer`-ben futtatott modell válaszai. Természetesen itt is van validálás a program bemenetére. Ha a modell jól válaszolt, akkor n darab kérdés esetén a válaszok száma is n kell, hogy legyen.

Továbbá a válaszoknak az első fele az egyenes, második fele a fordított kérdésekre adott válaszokat kell, hogy tartalmazza. Emiatt ebben a modulban is elvárás, hogy az input fájl páros sorból álljon. Ha mégsem, akkor a felhasználó az előző modulokhoz hasonlóan választhat, hogy kilép a programból, vagy továbblép potenciálisan hibás input kérdésekkel. Ha a felhasználó megerősíti, hogy tovább kíván lépni, a program megpróbálja helyreállítani az emiatt keletkező anomáliákat egy, vagy több sor törlésével.

A modul hívási verme a következő:

```
main ->
  run ->
    TernaryClassifier ->
      AnswerAwareClassificationRule
      VAGY
      SentenceClassifier
    TernaryResultsProcessor
```

Tehát a main szkript meghívja a run szkriptet, amely továbbadja az irányítást a TernaryClassifier modulnak. Ez végig megy az előző modulból inputként kapott modell válaszokon és soronként eldönti, hogy a "Yes", a "No", vagy a "?" (nem egyértelmű) kategóriába sorolható-e be leginkább. Minden sor pontosan egy kategóriába soroltatik be. Az eldöntési algoritmusnak több módszere is van, ezért választható itt az AnswerAwareClassificationRule és a SentenceClassifier, amelyet a config fájlban található ADAPTIVE_RUN változóval lehet beállítani. Ezután a kategóriákat a TernaryResultsProcessor összeveti a gold standardban szereplő értékekkel, majd az összevetés eredményei alapján készülnek el a run szkriptben a végeredmények.

A modul, és így az egész program végeredményeként az alábbi statisztikákat számolom ki. Bemutatom a számolási módszer képletét és helyességét is.

Informatikusként természetesen szeretnénk az eredményeket számszerűsíteni. Különösen igaz ez a ModelOutputProcessor, esetén, hiszen az eredmények könnyen számszerűsíthetők. Ez talán a legkönnyedebb módja a különböző futtatások összehasonlításának és ez teszi lehetővé a következtetések levonását. Éppen ezért minden eredményt egy 0 és 100% közé normalizált számként fejez ki a programom. Az eredményként az alábbi statisztikai indikátor mutatókat számítja ki a modul:

- Pontos válaszok aránya
- Konzisztensen pontos válaszok aránya
- Bizonytalan válaszok aránya
- Konzisztensen bizonytalan válaszok aránya

Konzisztencia

A program első lépésként végigmegy a válaszok sorain. Megnézi, hogy a modell mit válaszolt soronként. Ezt 3 kategóriába sorolja: Yes, No és ?, azaz nem egyértelmű, "talán". Ez utóbbi minden olyan válasz, amelynek nem egyértelműen "igen", vagy "nem"

a jelentése. Ha ez megvan, akkor összehasonlítja az egyenes és fordított kérdéseket páronként. Ez n kérdés esetén $n/2$ összehasonlítást jelent. Az egyezések aránya adja meg a konzisztencia mértékét, amelyet százalékban fejezek ki. Pl. 50% esetén a válaszpárok fele egyezik, 90% esetén 10-ből 9 válaszpár egyezik.

Pontosság

Önmagában az, hogy a válaszok konzisztensek, nem elég, hiszen lehet konzisztensen hibás az összes válasz is, amely nem egy kívánatos eredmény. Emiatt azt is meg kell vizsgálni, hogy a válasz megegyezik-e a gold standardbeli válasszal, függetlenül attól, hogy az egyenes vagy fordított. Ezért egy százalékban kifejezett mutatóban eltároltam az egész adathalmazra levetített pontosság mértékét is. Pl. 50% esetén a válaszok 50%-a egyezik meg a gold standardbeli válasszal.

Konzisztensen pontosság

Ez a két érték, a konzisztencia és a pontosság alapján kiszámítható a konzisztens pontosság értéke is, amelynek a képlete a következő:

$$ConsAcc(\%) = (Cons(\%)/100 * Acc(\%)/100) * 100 \quad (4.1)$$

Tehát a konzisztencia és a pontosság 0,00 és 1,00 közé normalizált értékét szorozzuk össze egymással, majd az eredményt megszorozzuk százzal.

4.2.6. Bizonytalan

4.2.7. Konzisztensen bizonytalan

LogFile

A `ModelOutputProcessor`-ban található naplófájl, a `logFile.txt` tárolja a legutóbbi futtatások eredményeit. A fájlhoz `append` módban minden futtatás után hozzáíródnak a legutóbbi futtatás riportjai. A megjelenített információk többek között a választott modell, a jelenlegi felhasználó neve, a futtatás dátuma, és a modell válaszok kiértékelésének eredményei: a konzisztencia, pontosság, konzisztens pontosság, kiegyensúlyozott pontosság és a tp, fp, fn, tn statisztikák.

4.3. Tesztelés

4.3.1. A programok futtatása

A PyCharm IDE kínál egyszerű és felhasználóbarát futtatási módokat - a zöld háromszög ikonokat kell keresni, azzal lehet tetszőleges `.py` kiterjesztésű fájlt futtatni. Ez a projekt esetén is működik. A keretrendszer `main.py` fájlokat kell elindítani a modulok lefuttatásához. Mivel azonban a projekt kódja sok fájlból, külsős csomagokból és összetett projektszerkezetből áll, és a zöld gomb nem biztos, hogy megfelelő útvonalakon keresi majd a modulokat, a legbiztonságosabb és legprofesszionálisabb mód a terminálos

futtatás. Én, mivel Windows-on fejlesztettem, a PowerShell terminált használtam fejlesztéshez és futtatáshoz és ezt ajánlom, de a Command Prompt Shell is teljesen megfelelő.

Futtatás 3 lépésben:

Elsőként klónozzuk a projekt forráskódját a gépünkre, pl. a `~\PycharmProjects\` elérési útra. Ajánlott a projekt nevét "Thesis" néven hagyni. Következő lépésként lépünk a projekt gyökérmappájába. Adjuk ki a

```
& .\.venv\Scripts\Activate.ps1
```

parancsot a virtuális környezet aktiválásához. Majd adjuk ki a

```
pip install torch transformers accelerate huggingface_hub
```

parancsot a szükséges csomagok telepítéséhez. Ha nagyobb modelleket is szeretnénk futtatni, akkor más csomagokra is szükség lehet. Ez esetben a

```
pip install torch transformers accelerate huggingface_hub  
hf_xetm optimum
```

az ajánlott parancs.

Itt kétféle opciónk van. Egyszerű mindhárom modellt lefutató futtatásért adjuk ki a gyökérkönyvtárban (- ahol a `/.git/` és az `/src/` mappa van -) a

```
py -m src.Framework.globalMain
```

parancsot. Vagy ha csak egy modult szeretnénk futtatni, akkor szintén a gyökérkönyvtár-ból adjuk ki a

```
py -m src.Framework.<modul neve>.main
```

parancsot. A modul neve helyére a `ModelInputPreparer`, `HuggingFaceModelInferencer`, vagy `ModelOutputProcessor` kerülhet, tehát a tényleges parancsok

```
py -m src.Framework.ModelInputPreparer.main
```

```
py -m src.Framework.HuggingFaceModelInferencer.main
```

```
py -m src.Framework.ModelOutputProcessor.main
```

Ezzel a fenti módszerrel garantáltan megtalálja a Python a szkriptekben megadott modulokat.

Paramétert nem vár egyik modul sem. A paraméterezés helyette a config és a ".in" kiterjesztésű fájlokban történik.

Hogyha több Python verziót is használunk, akkor annak is jelentősége lehet, hogy milyen verziójú interpreterrel futtatjuk. Tehát lehet, hogy például 3.12-es verzióval nem fut le, de 3.13-assal már igen. Ez esetben ezt is expliciten meg kell adni futtatáskor egy kapcsolóval, az alábbi módon:

```
py -3.13 -m src.Framework.globalMain
```

```
py -3.13 -m src.Framework.ModelInputPreparer.main
```

```
py -3.13 -m src.Framework.HuggingFaceModelInferencer.main
```

```
py -3.13 -m src.Framework.ModelOutputProcessor.main
```

Windowson szükség lehet a

```
Set-ExecutionPolicy -Scope Process -ExecutionPolicy Bypass
```

parancs kiadására ahhoz, hogy az operációs rendszer engedélyezze a Python szkriptek futtatását.

4.3.2. A konzisztenciára vonatkozó megállapítások

Akkor beszélhetünk egyáltalán konzisztenciáról, tekinthetjük a konzisztens viselkedés első szintjét annak, ha a modell *reagál a bemenetre*, azaz a válaszában egyáltalán valami köze van a feltett kérdésekhez. Előfordul, hogy a modell teljesen vakon van és nincs reláció a válasza és az egyes kérdések között. Ekkor az összes mutatója 0.

A vizsgált nyelvi modellek jelentős része nem képes stabil és konzisztens döntést hozni a WiC-feladat esetén. Ahelyett, hogy bináris osztályozást adnának, gyakran irreleváns generatív válaszokba esnek (pl. "Hello, how can I help you today?"), vagy repetitív tokenflooding jelenséget mutatnak, egy nagy valószínűségű tokenre "ragadva rá", majd azt ismétli determinisztikusan, magas temperature nélkül ("Yes Yes Yes..." vagy "No No No..."). Ez a *mode collapse* egy tipikus megnyilvánulása, mely azt mutatja, hogy a modellek nem értik megfelelően az instrukciót, nem tartják a formátumot, és egyenes-fordított párok esetén extrém alacsony konzisztenciát adnak. Erre a megoldásom a `max_new_tokens` paraméter 1-re állítása volt a `transformers` könyvtár `_BaseModelWithGenerate` típusának a `generate` metódusában. Ez minden esetben garantálta, hogy a modell pontosan 1 tokenben, 1 szóban válaszoljon.

4.3.3. Méret- és konzisztencia-arányban megfelelő nyelvi modellek kiválasztása és összehasonlítása

A modelleket a Témavezetőm ajánlásával együtt választottam ki. Ő ajánlotta, hogy a LMArena [3] és a Hugging Face [18] platformokon lévő modelleket vizsgáljam meg, de a konkrét modell példány kiválasztását rám bízta. A modellek kiválasztásakor a cél az volt, hogy kellően kisméretűek legyenek ahhoz, hogy gyorsan lefussanak a lokális környezetben, ám korlátozott paraméterszámuk ellenére a lehető legjobb "konzisztens pontosságot" tudják elérni, azaz minél több kérdésre konzisztensen és a gold standard szerint válaszoljanak.

Így a keretrendszeremet és a Colab jegyzetfüzetemet elsősorban a

- Microsoft/Phi-4-mini-instruct [19],
- Google/Gemma-2-2b-it [20],
- Qwen1.5-1.8B-Chat [21],
- Qwen/Qwen2.5-1.5B-Instruct [22] és a
- Qwen/Qwen2.5-0.5B-Instruct [22]

modelleken teszteltem, melyek paraméterszáma 0.5 és 4 milliárd közötti. A méretükhöz képest gazdag szókinccsel és jó nyelvérzékkel rendelkeznek. Hangsúlyozom, hogy nem a gemma-2b-it, hanem a gemma-2-2b-it változatot választottam. Az elnevezési szabály megtévesztő lehet, ugyanis gemma-xb... kezdetű modellek első generációs változatok, míg a gemma-2-xb... a második, és a gemma-3-xb... a harmadik generációs modelleket jelöli.

4.3.4. Google Colab futtatás

A középső modul egyszerűsített változata elérhető Google Colab-on, a mellékletben található linken. 4.4.7

Mivel Google Colabot használtam, azon belül is GPU-s futtatókörnyezetet, így a kiértékelés megfelelően gyors volt. A webes környezet és a kikapcsolt valószínűségi változók és az inferenciák egyesével történő végigvárása miatt elmondható, hogy a kiértékelés módja:

- reprodukálható, azaz bárki meg tudja ismételni a kísérletet,
- determinisztikus, tehát ugyanarra az inputra mindig ugyanaz lesz az output, nem függ a véletlentől,
- és izolált, azaz a modell egyik futtatásban sem "tud" semmit a korábbi bemeneteiről és válaszairól.

Ennek ellenére a Google Colab környezet nem egy hatékony módja a kiértékelésnek a korábban felsorolt gyengeségei miatt, helyette a lokális PyCharm keretrendszerem biztosít egy kényelmesebb és sokkal átláthatóbb környezetet.

4.3.5. 2 konkrét modell kiértékelése 100 véletlenszerű mintán a keretrendszerben

4.3.6. Hibakezelés

A programban a hibák megtalálását és lekezelését egyszerű try-catch blokkokkal¹ kezelem. Egyes hibák az eltérő környezetekből adódnak, pl. a Python interpreter eltérő mappát tekint gyökérkönyvtárnak. Ezt is try-catch-csel oldottam meg, amellyel minden importot használó szkriptbe kétféle módon is megpróbálom beimportálni a függőségeket.

¹Pythonban a try-except a hibakezelő kulcsszavak elnevezése, de a funkciójuk ugyanaz, mint a többi nyelvben ismert try-catch blokkoknak

4.3.7. Platformfüggetlenség

Mivel a Python virtuális környezetét használtam a programom fejlesztésére és a program nem használ abszolút útvonalakat, csak relatívakat, így a szoftverem platformfüggetlennek mondható. A szoftvert 3, eltérő architektúrájú és operációs rendszerű gépen is teszteltem. Teszteltem Asus laptopon és különböző toronygépházaz gépeken, Windows 10-en, 11-en és Linux Debianon is működött a konzolos futtatás.

4.3.8. Skálázhatóság, bővíthetőség

A szoftverem könnyen tovább bővíthető, hogy több és újabb modelleket is képes legyen támogatni, és terhelhető tetszőlegesen nagy mennyiségű bemenettel, anélkül, hogy lényegesebb futásidő-növekedést tapasztalnánk, vagy lényegesebben újra kellene írni a logikáját. Az inputok beolvasása, modell választás és az outputok feldolgozása során is törekedtem arra, hogy ezek nagy mérete ne jelentsen problémát, és a validálás, hibakezelés jól működjön nagy méretű, vagy érvénytelen input esetén is. Ezt elsősorban a modúláris, és függvényekbe, osztályokba és metódusokba általánosított, absztrakt felépítésnek köszönheti a szoftver. Az egyes részek csak minimálisan függnek egymástól.

5. fejezet

Konklúzió

Irodalomjegyzék

- [1] Robert C. Martin. *Clean Code: A Handbook of Agile Software Craftsmanship*. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice Hall, 2008. ISBN: 978-0-13-235088-4.
- [2] Hugging Face. *Hugging Face Open LLM Leaderboard Model Comparator*. <https://huggingface.co/spaces/open-llm-leaderboard/comparator>. Accessed: 2025-12-10.
- [3] Wei-Lin Chiang és tsai. *Chatbot Arena: An Open Platform for Evaluating LLMs by Human Preference*. Utolsó megtekintés: 2025-12-10. 2024. arXiv: 2403.04132 [cs.AI]. URL: <https://arxiv.org/abs/2403.04132>.
- [4] Ollama Team. *Ollama: Run LLMs locally*. <https://ollama.com>. Accessed: 2025-12-10. 2024.
- [5] Georgi Gerganov. *llama.cpp: Port of Meta's LLaMA models in C/C++*. <https://github.com/ggml-org/llama.cpp>. Accessed: 2025-12-10. 2024.
- [6] Woosuk Kwon és tsai. *Efficient Memory Management for Large Language Model Serving with PagedAttention*. <https://github.com/vllm-project/vllm>. Utolsó megtekintés: 2025-12-10. 2023.
- [7] LM Studio Team. *LM Studio: Desktop application for running local LLMs*. <https://lmstudio.ai>. Accessed: 2025-12-10. 2024.
- [8] oobabooga. *Text Generation WebUI*. <https://github.com/oobabooga/text-generation-webui>. Accessed: 2025-12-10. 2024.
- [9] GPT4All Team. *GPT4All: Local large language model ecosystem*. <https://gpt4all.io>. Utolsó megtekintés: 2025-12-10. 2024.
- [10] Michael E. Lesk. „Automatic Sense Disambiguation Using Machine Readable Dictionaries: How to Tell a Pine Cone from an Ice Cream Cone”. *Proceedings of the 5th Annual International Conference on Systems Documentation (SIGDOC '86)*. Utolsó megtekintés: 2025-12-10. New York, NY, USA: ACM, 1986, 24–26. old. URL: <https://dl.acm.org/doi/10.1145/318723.318728>.
- [11] Paul-Edouard Sarlin és tsai. *SuperGlue: Learning Feature Matching with Graph Neural Networks*. Utolsó megtekintés: 2025-12-10. 2020. arXiv: 1911.11763 [cs.CV]. URL: <https://arxiv.org/abs/1911.11763>.
- [12] Alex Wang és tsai. *SuperGLUE: A Stickier Benchmark for General-Purpose Language Understanding Systems*. Utolsó megtekintés: 2025-12-10. 2020. arXiv: 1905.00537 [cs.CL]. URL: <https://arxiv.org/abs/1905.00537>.

- [13] Mohammad Taher Pilehvar és Jose Camacho-Collados. „WiC: the Word-in-Context Dataset for Evaluating Context-Sensitive Meaning Representations”. *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, Volume 1 (Long and Short Papers)*. Utolsó megtekintés: 2025-12-10. Minneapolis, Minnesota: Association for Computational Linguistics, 2019. jún., 1267–1273. old. DOI: 10.18653/v1/N19-1128. URL: <https://aclanthology.org/N19-1128/>.
- [14] George A. Miller. „WordNet: A Lexical Database for English”. (1994). Utolsó megtekintés: 2025-12-10. URL: <https://aclanthology.org/H94-1111/>.
- [15] Ari Holtzman és tsai. „The Curious Case of Neural Text Degeneration”. *Proceedings of the 8th International Conference on Learning Representations (ICLR)*. Utolsó megtekintés: 2025-12-10. 2020. arXiv: 1904.09751. URL: <https://arxiv.org/abs/1904.09751>.
- [16] OpenAI Community Forum. *What is the context window of GPT-4?* <https://community.openai.com/t/what-is-the-context-window-of-gpt-4/701256>. Utolsó megtekintés: 2025-12-10.
- [17] Gábor Berend. *11_phi.ipynb*. https://colab.research.google.com/drive/1GQRiTDNWwNPP_PPARYd1swY1Oiai9Ey_. Utolsó megtekintés: 2025-12-10. 2025.
- [18] Thomas Wolf és tsai. „HuggingFace’s Transformers: State-of-the-art Natural Language Processing”. *arXiv preprint arXiv:1910.03771* (2019). Utolsó megtekintés: 2025-12-10. URL: <https://arxiv.org/abs/1910.03771>.
- [19] Microsoft. *Phi-4-mini-instruct*. <https://huggingface.co/microsoft/Phi-4-mini-instruct>. Utolsó megtekintés: 2025-12-10. 2024.
- [20] Google. *Gemma-2-2b-it*. <https://huggingface.co/google/gemma-2-2b-it>. Utolsó megtekintés: 2025-12-10. 2024.
- [21] Qwen. *Qwen1.5-1.8B-Chat*. <https://huggingface.co/Qwen/Qwen1.5-1.8B-Chat>. Utolsó megtekintés: 2025-12-10. 2024.
- [22] Qwen Team. *Qwen2.5: A Party of Foundation Models*. Utolsó megtekintés: 2025-12-10. 2024. szept. URL: <https://qwenlm.github.io/blog/qwen2.5/>.

Nyilatkozat

Alulírott Fábián Bernát, programtervező informatikus BSc szakos hallgató, kijelentem, hogy a dolgozatomat a Szegedi Tudományegyetem Informatikai Intézet Mesterséges Intelligencia Tanszékén készítettem, a programtervező informatikus BSc diploma megszerzése érdekében.

Kijelentem, hogy a dolgozatot más szakon korábban nem védtem meg, saját munkám eredménye, és csak a hivatkozott forrásokat (szakirodalom, eszközök, stb.) használtam fel.

Tudomásul veszem, hogy szakdolgozatomat / diplomamunkámat a Szegedi Tudományegyetem Informatikai Intézet könyvtárában, a helyben olvasható könyvek között helyezik el.

Szeged, 2025. december 8.

.....
aláírás

Köszönetnyilvánítás

Ezúton szeretnék köszönetet mondani a családomnak, barátaimnak, tanítóimnak, tanáraimnak és egyetemi tanáraimnak, akik végigkísértek utamon és támogattak tanulmányaim alatt. Köszönetet szeretnék továbbá nyilvánítani szüleimnek, testvéreimnek és barátaimnak, hogy mindenben támogattak. Külön köszönetet szeretnék mondani mindazoknak akik tesztelték és átnézték a munkámat.

Végül, de nem utolsó sorban köszönetet szeretnék mondani **témavezetőmnek, Berend Gábornak**, hogy konzulensként és témavezetőként segített a szakdolgozatom megírásában.

Elektronikus mellékletek

- A keretrendszer forráskódja GitHubon, a [GitHub/Fabbernath/Thesis](#) repozitóriumban található.
- A szakdolgozat pdf forráskódja a [GitHub/Fabbernath/Thesis-paper](#) repozitóriumban található.
- A modelleket futtató Google Colab jegyzetfüzetem: ezen a [linken](#) található.
- A nyelvi modellek tesztelésének és kiértékelésének régi eredményei a [Generative Language Models](#) táblázatban tekinthető meg.