EKAIA (2024), artikulua prentsan/article in press
https://doi.org/10.1387/ekaia.26338
Behin-behineko bertsioa (euskara-orrazketaren faltan).

ekaia
ZIENTZIA eta TEKNOLOGIA ALDIZKARIA

ISSN: 0214-9001
e-ISSN: 2444-3255

Latxa Euskarazko Hizkuntza-Eredua

(Latxa Language Model for Basque)

Naiara Pérez, Julen Etxaniz*, Óscar Sainz*, Itziar Aldabe, German Rigau, Eneko Agirre, Ahmed Salem, Aitor Ormazabal, Mikel Artetxe, Aitor Soroa*
HiTZ Hizkuntza Teknologiako Euskal Zentroa - Ixa, Euskal Herriko Unibertsitatea UPV/EHU

LABURPENA: Artikulu honetan Latxa hizkuntza-ereduak (HE) aurkeztuko ditugu, egun euskararako garatu diren HE handienak. Latxa HEek 7.000 miloi parametrotik 70.000 milioira bitartean dituzte, eta ingeleseko LLama 2 ereduetatik eratorriak dira. Horretarako, LLama 2 gainean aurreikasketa jarraitua izeneko prozesua gauzatu da, 4.3 milioi dokumentu eta 4.200 milioi token duen euskarazko corpusa erabiliz. Euskararentzat kalitate handiko ebaluazio multzoen urritasunari aurre egiteko, lau ebaluazio multzo berri bildu ditugu: EusProficiency, EGA azterketaren atariko frogako 5.169 galdera; EusReading, irakurketaren ulermeneko 52 galdera; EusTrivia, 5 arlotako ezagutza orokorreko 1.715 galdera; eta EusExams, oposizioetako 16.774 galdera. Latxa eta beste euskarazko HEak (elebakar zein eleanitzak) ebaluatu ditugu datu-multzo berri hauekin, eta Latxak aurreko eredu ireki guztiak gainditu ditu. Halaber, GPT-4 Turbo HE komertzialarekiko emaitza konpetitiboak lortu ditu hizkuntza-ezagutzan eta ulermenean, nahiz eta testu-irakurmenean zein ezagutza intentsiboa eskatzen duten atazetan atzeratuta egon. Latxa ereduak, corpusak eta ebaluazio-datu berriak lizentzia irekien pean daude publiko `https://github.com/hitz-zentroa/latxa` helbidean.
HITZ GAKOAK: Hizkuntzaren Prozesamendua, hizkuntza-ereduak, baliabide urriko hizkuntzak, euskara.

ABSTRACT: *We introduce the Latxa family of Large Language Models (LLMs), currently the largest developed for Basque. Latxa models range from 7 to 70 billion parameters and are built on LLama 2 models, which we continued pretraining on 4.3 million documents and 4.2 billion tokens of Basque. To address the scarcity of high-quality evaluation benchmarks for Basque, we collected four new datasets: EusProficiency, 5,169 Atarikoa test questions of EGA exams; EusReading, 352 reading comprehension questions; EusTrivia, with 1,715 general knowledge questions across 5 areas; and EusExams, 16,774 questions from public office exams. We conducted evaluations of Latxa and other LLMs (both monolingual and multilingual), with results showing Latxa's superiority over previous open models. It also obtains competitive results with the commercial GPT-4 Turbo in language proficiency and understanding, despite lagging behind in reading comprehension and knowledge-intensive tasks. Both the Latxa models, and our pretraining and evaluation data are publicly available under open licenses.*
KEYWORDS: Natural Language Processing, language models, low-resource languages, Basque.

***Harremanetan jartzeko/Corresponding author:** Naiara Pérez, HiTZ Hizkuntza Teknologiako Euskal Zentroa - Ixa, Euskal Herriko Unibertsitatea UPV/EHU, Euskal Herria.
https://orcid.org/0000-0001-8648-0428, `naiara.perez@ehu.eus`

Nola aipatu/How to cite: Pérez, Naiara;Etxaniz, Julen; Sainz, Oscar; Aldabe, Itziar; Rigau, German; Agirre, Eneko; Ormazabal, Aitor; Artetxe, Mikel; Soroa, Aitor (2024). «Latxa Euskarazko Hizkuntza-Eredua», Ekaia, DOI: https://doi.org/10.1387/ekaia.26338

Jasoa: maiatzak 20, 2024; Onartua: ekainak 25, 2025
ISSN 0214-9001-eISSN 2444-3225 / ©2024 UPV/EHU

1. Sarrera

Hizkuntza-ereduek (HE) izan duten arrakastak interes komertzial izugarria piztu du azken boladan[1]. Zoritxarrez, egun dauden HE hoberenak konpainia pribatuek garatuak dira, hala nola GPT [2], Claude [3] edo Gemini [4]. Eredu irekiak sortzeko ekimenak sortu badira ere [5, 6, 7, 8], emaitza hoberenak lortzen dituzten HEek ingelesa eta ingelesezko kultura dute ardatz nagusi. 4. taulan arreta jartzea besterik ez dago HE irekiek euskaraz lortzen dituzten emaitza makalak ikusteko, askotan ausazko langatik oso gertu.

Artikulu honetan Latxa aurkezten dugu, euskararako HE familia irekia, aurreko eredu irekiak baino emaitza aski hobeak lortzen dituena. Ezaguna da HEak eraikitzeko testu masa izugarri handiak behar direla. Adibidez, Llama 2 ereduak entrenatzeko 2 bilioi hitz behar izan ziren [7], eta azken LLama 3 ereduak, berriz, 15 bilioi hitz behar izan ditu[2]. Honek arazo larria suposatzen du hizkuntza gutxituentzako HEak eraikitzeko garaian —euskara, kasu. Izan ere, munduan hitz egiten diren hizkuntza gehienetan ez baitago HEak eraikitzeko behar bezain beste testu atzigarri.

[9] lanean autoreek finlandierako HEak eraikitzeko hainbat estrategia probatzen dute, eta erakusten dute aurreikasketa jarraitua (*continual pretraining*) hurbilpena oso egokia dela baliabide urriko hizkuntzen HEak garatzeko. Modeloa zerotik irakatsi ordez, hurbilpen honetan aurretik ikasitako HEa oinarri hartzen da, eta entrenamendu prozesua jarraitu, xede-hizkuntzako testua erabiliz. Latxa ereduak garatzeko estrategia berdina erabili dugu guk. Zehazki, gure ereduak Llama 2 HEan oinarritzen dira [7], zeina euskaraz entrenatzen jarraitu baitugu, 4.3 milioi dokumentu eta 4.200 milioi hitz duen euskarazko corpusa erabiliz.

Horretaz gain, egun euskarazko HEak ebaluatzeko datu-sorten gabeziari aurre egin diogu. Horrela, HEek euskaraz duten trebezia ebaluatzeko aukera anitzeko lau ebaluazio datu-multzo sortu ditugu, 23.282 galdera denera, eta publikoki banatu. Ebaluazio-multzoek hizkuntza-gaitasuna, irakurketaren ulermena, ezagutza orokorra eta ezagutza profesionala jorratzen dituzte.

Artikulu honetan Latxa HE familia eraikitzeko jarraitutako urratsak azalduko ditugu. Lehendabizi, entrenamendurako erabili dugun corpusa deskribatuko dugu (2. atala), eta entrenamendu xehetasunak azaldu, 3. atalean. Latxa ereduak ebaluatzeko bildu dugun ebaluazio-datu sortaz mintzatuko gara ondoren (4.atala), eta ebaluazioa bera nola burutu den azaldu (5. atala). Ebaluazio honen emaitzak 6. atalean erakutsiko ditugu, eta Latxa artearen egoerako beste HEekin alderatu. Azkenik, ondorioak eta etorkizuneko lanaz mintzatuko gara (7. atala).

2. Entrenamendu Corpusak

Entrenatzeko erabilitako corpusa hainbat iturritatik eratorria da, batzuk aurretik existitzen zirenak, eta besteak propio Latxa entrenatzeko bildu ditugunak. Corpusa biltzean kalitatea izan dugu irizpide nagusi. Horretarako, kalitatezko iturriak aukeratu ditugu, eta garbiketa zein bikoizketak antzemateko aurreprozesu sendoak eragin dizkiogu. Hurrengo ataletan datu iturriak azalduko ditugu (2.1. atala), corpusean eragindako aurreprozesaketarekin batera (2.2. atala). Corpus finalaren estatistikak 1. taulan daude laburtuak.

2.1. Datu Iturriak

EusCrawl v1.1. Euscrawl kalitate handiko corpusa da, bereziki aukeratutako 33 iturritik eratorria. Izan ere, iturriak eskuz aukeratzean lortutako testuaren kalitatea beste hurbilpenak jarraituz baino hobea dela frogatu baita [10]. Lan honetan EusCrawl hedatu dugu, metodologia bera jarraiki, datuak 2023ko azarora arte hedatuz. Bertsio hau 384 milioi hitzez (1, 94 milioi dokumentuz) osatua dago.

[1] Hizkuntza-ereduak zer diren eta zertarako erabiltzen diren jakiteko, ikusi adibidez [1] lana.
[2] `https://ai.meta.com/blog/meta-llama-3/`

	Gordin		Bikoizk gabe		Iragazia			
	Dok	**Hitz**	**Dok**	**Hitz**	**Dok**	**Hitz**	**Tok**	**Iturria**
CulturaX	1,60M	622M	1,33M	548M	1,31M	541M	1.840M	`hf.co/uonlp/CulturaX`
EusCrawl v1.1	2,12M	411M	1,94M	384M	1,79M	359M	1.210M	Artetxe et al. [10]
HPLT v1	2,29M	1.547M	1,56M	312M	0,37M	120M	421M	`hplt-project.org`
Colossal OSCAR	0,65M	283M	0,25M	111M	0,24M	105M	380M	`hf.co/oscar-corpus`
Wikipedia	0,55M	54M	0,55M	54M	0,41M	51M	182M	`dumps.wikimedia.org`
Egunkaria	0,18M	40M	0,18M	39M	0,18M	39M	129M	n/a
Booktegi	181	3M	177	3M	166	3M	8M	`booktegi.eus`
Total	7,39M	2.960M	5,80M	1.451M	4,30M	1.218M	4.170M	

1. taula. Datu iturriak eta estatistikak aurreprozesaketa urrats bakoitzean. *"Tok"* Llama 2 tokenak dira.

Egunkaria. Egunkariako edukia biltzen duen corpusa da hau, 176 mila berriez osatua, eta 40 milioi hitz dituena.

Booktegi. Booktegi plataformako euskarazko eduki libreaz osatua dago, hala nola liburuak, elkarrizketak eta audio materialak. Datu-multzo honek 166 liburu elektroniko (3 milioi hitz) biltzen ditu, fikzioa, olerkiak eta entseguak besteak beste.

Wikipedia. Euskarazko Wikipedia jaitsi eta prozesatu dugu[3], 550 mila dokumentu lortuz, 54 milioi hitz.

CulturaX. CulturaX datu-multzo eleanitza da, mC4 [11] eta OSCARren `2019`, `21.09`, `22.01` zein `23.01` bertsioak konbinatuz osatua. 66 Common Crawl (CC) multzoko 2015etik 2022 arteko bertsioez osatua dago [12]. CulturaX corpusean euskarazko zatia % 2a da eta $1,60$ milioi dokumentuz (622 milioi hitzez) osatuta dago.

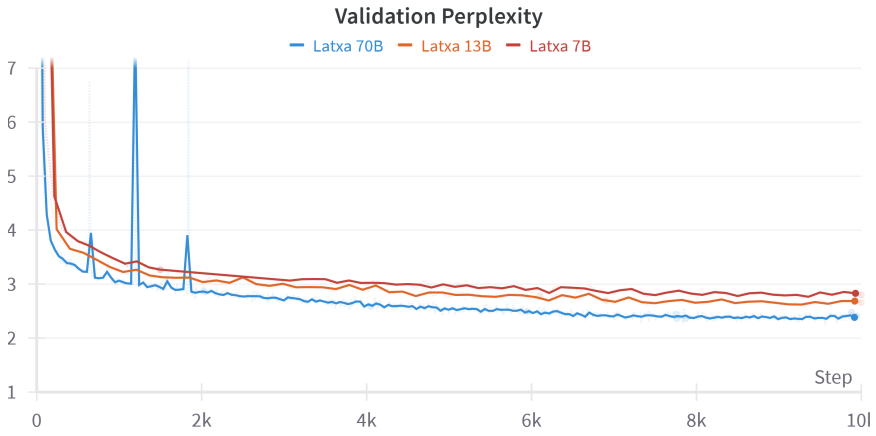
Colossal OSCAR. Gaurdaino OSCAR proiektuko argitaratze handiena [12], Colossal OSCAR datu-multzo CCeko 10 bertsioetatik eratorria da. Lan honetan CulturaX-ek estaltzen ez dituen bi bertsio erabili ditugu, hots, `06-07-22` eta `05-06-23` bertsioak. Horretaz gain, 2023ko apirileko OSCAR bertsio bat ere erabili dugu, jadanik aurreprozesatua zegoena. Guztira, 648 mila dokumentu eta 283 milioi hitz biltzen ditu datu-multzo honek.

HPLT v1. The High Performance Language Technologies ekimenak [13] beste datu-multzo eleanitza eta masiboa bildu du, Internet Archive eta CCtik eratorria. Lan honetan HLPTko lehenengo bertsioa erabili dugu, 2,29 milioi dokumentu dituena (1.550 milioi hitz). Aurreko datu-multzoak ez bezala, HPLT ez dator aurreprozesatua, eta dokumentu errepikatuak ditu. Hori horrela, datu-multzo honen gainean aurreprozesaketa sakona jazan da, hurrengo atalean azaltzen dugun bezala.

2.2. Aurreprozesaketa

Aurreko atalean azaldutako datu iturriak propio aukeratu ditugu kalitatezko edukia dituztelako, baina, hala ere, datuen gainean aurreprozesaketa urrats bat burutu dugu. Batez ere, gera daitekeen kalitate txarreko edukia ezabatu nahi dugu, eta baita datu sorten arteko bikoizketak ere, alegia, datu-multzo bat baino gehiagotan azaltzen diren dokumentuak identifikatu eta kopia bakar batekin geratu. Aurreprozesaketa burutzeko Dolma toolkit [14] eta Corpus Cleaner v2 [15] tresnak erabili ditugu, zeinen bitartez dokumentuak normalizatu, iragazi eta bikoizketak identifikatu ditugun:

[3] `20231101` bertsioa, 2023ko azarokoa.



1. irudia. Balidazio-harridura (*perplexity*) entrenamenduan zehar.

Normalizazioa. CCv2 erabili dugu karaktere kodeketa eta zuriuneak normalizatzeko.

Bikoizketak Identifikatu. Datu-multzoen arteko bikoizketak identifikatu eta ezabatu dira, bai dokumentu mailan (dokumentuek helbidea bera dutenean), eta baita edukiari erreparatuz ere. Azken hau egiteko Bloom iragazkiak [16] erabili ditugu, Dolma ingurunean inplementatua daudenak. Corpusaren kalitatea bermatzeko, testu-edukia bere jatorriaren arabera lehenetsi dugu: lehenbizi iturri fidegarrietatik eratorritako edukia (Wikipedia, EusCrawl, Egunkaria eta Booktegi), gero CulturaX eta Colossal OSCAR datu-iturriak eta, azkenik, HPLT. Azken honetan, bikoizketan paragrafo mailan identifikatu eta ezabatu dira.

Iragazketa. Kalitate txarreko edukia identifikatu eta ezabatu dugu, horretarako bi urrats erabiliz. Lehenbizi, kalitate txarreko testua identifikatzeko Gopher [17] eta C4 [18] hizkuntza-ereduak eraikitzeko erabili ziren heuristikoak erabili ditugu, euskarara moldatuak (adib. batez besteko hitz luzera). Bestalde, euskaraz idatzita ez zeuden dokumentuak ezabatu ditugu, horretarako hizkuntza ezagutzaile automatikokia erabiliz. Azken urrats hau HPLT datu-multzoan izan du eragina batez ere, corpus honen herena baztertu dugularik. Azkenik, testua CCv2 tresnarekin prozesatu da, zeinak dokumentu bakoitzari kalitate-kalifikazioa esleitzen dion. Berriro ere eragin handiena HPLTn izan zen, eta azken urrats honen ondoren datu-multzoak %25a txikitu da.

Urrats hauen ondoren suertatutako corpusaren tamainak eta estatistikak 1. taulan ikus daitezke. Guztira 1.220 milioi hitzez osatuta dago, eta 4.170 milioi Llama 2 token. Corpusa ausaz nahastu eta hiru zatitan banatu dugu: ikasteko (% 98), balidatzeko (% 1) eta ebaluatzeko (% 1).

3. Latxa entrenatzen

Latxa eredu hiru eraiki ditugu, 7B, 13B eta 70B parametro dauzkatenak, hurrenez hurren[4]. Arestian aipatu bezala, Horretarako Llama 2 HE [7] hartu dugu abiapuntu, eta aurreikasketa jarraitua hurbilpena jarraitu, hots, eredua entrenatzen jarraitu dugu 2.1. atalean azaldutako euskarazko corpusa erabiliz. Ahazte hondagarria (*catastrophic forgetting*) izeneko fenomenoa arintzeko, hots, eredua euskaraz irakasteagatik ingelesez zekiena ahaztearena, euskarazko corpusarekin batera ingeleseko testua ere elikatu diogu Latxari. Horretarako, The Pile [19] multzoko 500k dokumentu aukeratu ziren ausaz, 900 milioi token totalean.

[4] 'B' ikurrak bilioi estatubatuarra adierazten du, gure mila miloi. Horrela, 7B ereduak 7.000 milioi parametro ditu, eta 70B ereduak, berriz, 70.000 milioi.

Latxa entrenatzeko GPT-Neox [20] liburutegiaz baliatu gara. Prozesu guztia CINECA Leonardo Booster super-konputagailuan burutu da, zeinak 3.456 nodo dituen, bakoitza lau A100 motako GPUkin hornitua (64GB). Ereduak entrenatzeko 10k urrats gauzatu dira, 4.096 tokeneko sekuentziaren luzera erabiliz, eta loteen tamaina 1M token direlarik. Guztira, ereduak 10 mila milioi token erabiliz entrenatu dira. Kosinuaren planifikatzailea erabili dugu ikaskuntza-tasa gidatzeko, 500 urratseko beroketa erabiliz, eta ikaskuntza-tasako topearen % 3a arte jaitsiz (topea 1×10^{-4} balioan ezarri genuen). Gainontzeko hiperparametro guztiak [7] azaltzen direnak dira. 1 irudian ikus dezakegu entrenamenduaren zehar lortutako balidazio-harridura (*perplexity*) ikus daiteke.

4. Ebaluazio datu-multzoak

HEak ebaluatzeko egokiak diren euskarazko datu-multzoen eskasia gainditzeko, ebaluazio--datu berriak bildu ditugu hainbat online joko eta probetatik. Hurbilpen honek bi abantaila nagusi ditu beste hizkuntzetarako existitzen diren datu-multzoen itzulpenarekin konparatuta: itzulpen artefaktuak [21] saihesten ditugula, eta HEek euskal hiztunentzat gertukoak edota garrantzitsuak diren gaiei buruz duten ezagutza ebaluatu dezakegula. Horrela, 4 datu-multzo berri sortu ditugu. Bakoitzak HEen gaitasun edo ezagutza-arlo desberdin bat ebaluatzeko balio du, aukera anitzeko galderen bitartez. Jarraian, datu-multzo horiek xehetasun handiagoz deskribatzen ditugu. Adibideak eta estatistikak 2 eta 3. taulan jaso dira, hurrenez hurren.

EusProficiency. EusProficiency 1998 eta 2008 urteen arteko EGA azterketen *Atarikoa* frogetako $5,169$ ariketek osatzen dute. Atarikoa EGAren lehen proba puntuagarria zen, eta hizkuntza-gaitasunaren hainbat alderdi neurtzen ditu, hala nola irakurmena, gramatika, hiztegia, ortografia eta idazketa. Oro har, atariko test bakoitzak aukera anitzeko 85 galdera ditu, bakoitza lau aukera eta erantzun zuzen bakarrez osatuta.

EusReading. EGA azterketen 352 *Irakurmena* frogek osatzen dute EusReading. Proba bakoitzak aukera anitzeko 10 galdera izaten ditu, galdera bakoitzak lau aukera eta erantzun zuzen bakarra dituelarik. EusReading baliagarria da HEen testu luzeen irakurketa eta ulermen gaitasuna neurtzeko.

EusTrivia. EusTrivia hainbat online iturritatik hartutako ezagutza orokorrari buruzko 1.715 galderaz osatuta dago. Galderen $\%56,3$ Lehen Hezkuntzako mailakoak dira, eta gainerakoak, berriz, konplexutzat hartzen dira. Galderen zati handi bat Euskal Herriari, euskal kulturari edo euskarari buruzkoa da. Aukera anitzeko galdera bakoitzak bi, hiru edo lau aukera ditu ($3,84$ batez beste) eta erantzun zuzen bakarra. Galderak bost jakintza-arlotan daude banatuta:

- **Gizarte eta Natur Zientziak** ($\%27,8$): historia, geografia, biologia, ekologia eta beste gizarte eta natur zientziei buruzko galderak.
- **Aisia eta Artea** ($\%24,5$): kirolak eta kirolariak, arte performatiboak eta plastikoak, artistak, arkitektura, kultura-ekitaldiak eta antzeko gaiak.
- **Musika** ($\%16,0$): musika klasikoari zein garaikideari eta musikariei buruzko galderak.
- **Hizkuntza eta Literatura** ($\%17,1$): mota guztietako literatura-ekoizpenei eta idazleei buruzko galderak, bai eta gai metalinguistikoak ere (definizioak, sinonimoak eta abar).
- **Matematika eta IKTak** ($\%14,5$): problema matematikoak eta IKTei buruzko galderak, edota arlo horietan egindako ekarpenengatik ezagunak diren pertsonei buruzko galderak.

EusExams. Euskal Herriko hainbat erakundek, hala nola, Osakidetzak, Eusko Jaurlaritzak, Bilboko eta Gasteizko Udalek eta Euskal Herriko Unibertsitateak deitutako oposaketa-azterketetarako prestatzeko testen bilduma da EusExams. Lanpostu publiko desberdin askotarako azterketak hartzen ditu, adibidez administrari eta laguntzaile lanetarako, bai eta zeladore, erizain edota sukaldari

EusProficiency
Galdera: Jatetxe batera sartu, eta bazkaltzen ari denari: A. Gabon! B. On egin diezazula! C. Bejondeizula! D. Agur t'erdi! Erantzuna: B
EusReading
Pasartea: Ernest Hemingway, berak jakin barik, azkenekoz etorri da Bilbora, eta oro har, Penintsulara. Eta hori tamala, hilak 24 dituelarik Bilbon zezenak Ordoñez bere kutunari adarkada ederra sartu dio. Ez da ezer izan, zorionez. Biharamuneko El Correo Español egunkarian emandako argazkian ikusten den legez, idazleak bisita egin dion unean, toreatzailea hortxe dago, ondo bizirik, ohean. [...] Galdera: 1960ko abuztuaren 24an A. El Correo Español-eko C. Barrenarekin batera agertzen den Ordoñez toreatzailea harrapatu zuen zezen batek. B. Ernest Hemingwayk Bilboko plazan adarkada jaso zuen Ordoñez toreatzaileari bisita egin zion. C. El Correo-ko argazkian, zezen batek Ordoñez toreatzailea harrapatzen du. D. Ernest Hemingway lehenengo eta azkeneko aldiz iritsi zen Bilbora. Erantzuna: B
EusTrivia
Galdera: Zenbat kilo dauka tona batek? A. 10.000 kilo B. 1.000.000 kilo C. 1.000 kilo D. 100 kilo Erantzuna: C
EusExams
Galdera: UPV/EHUREN ONDAREA HAU DA: A. UPV/EHUk jabetzan dituen ondasunak. B. UPV/EHUk jabetzan dituen ondasun eta eskubideak. C. UPV/EHUk jabetzan edo titularitatean dituen ondasun eta eskubideak, bai eta etorkizunean eskuratzen edo esleitzen zaizkion gainerako guztiak ere. D. UPV/EHUk jabetzan dituen ondasunak, bai eta etorkizunean eskuratzen dituen gainerako guztiak ere. Erantzuna: C

2. taula. Ebaluazio datu-multzoen adibideak.

		Sarrera	Irteera	
	Adibide	**Karaktere**	**Aukera**	**Karaktere**
EusProficiency	5.169	50	4	28
EusReading	352	5.340	2-4	67
EusTrivia	1.715	55	2-4	14
EusExams	16.774	115	4	63

3. taula. Ebaluazio-multzoen estatistikak: adibide kopurua, sarreraren eta irteeraren batez besteko luzera karakteretan, eta aukera kopurua adibide bakoitzeko.

lanetarako ere. Hau da, EusExamsek maila profesionaleko ezagutza ebaluatzeko balio du. Denera, 16.774 galderek osatzen dute datu-multzo hau.

5. Experimentazio Ingurunea

Latxa ereduen kalitatea neurtu dugu, eta beste hizkuntza-ereduekin alderatu. Batetik, Latxa Llama 2 ereduarekin [7] alderatu dugu, aurreikasketa jarraituaren prozesuaren arrakasta neurtzeko balio digun neurrian. Horretaz gain, artearen egoerako hainbat HEkin alderatu dugu Latxa, bai euskaraz ez dakiten eredu eleanitzak (Mistral-7B [22], Mixtral-8x7B [8], 01.AI's Yi-34B [23]), eta baita euskaraz dakitenekin ere (BLOOM-7B [6], XGLM-7B [5] eta mGPT-13B [24]). Azkenik, HE komertzialekin ere alderatu nahi izan dugu Latxa, hots, OpenAI enpresako GPT-3.5 Turbo (`gpt-3.5-turbo-0125`) eta GPT-4 Turbo (`gpt-4-1106-preview`) ereduak.

Ereduak *LM Evaluation Harness* izeneko liburutegia erabiliz ebaluatu dira [25]. Gure ebaluazio datu-multzo guztiak aukera-anitzeko adibideak dira, hots, ariketa azaltzen duen testuaren ondoren lau aukera eskaintzen dira, eta ataza ebazteko aukera egokia aukeratu behar da (A, B, C edo D, ikusi adibideak 2. taulan). HEak ebaluatzeko, lau testuak eskaintzen zaizkio sistemari (testuingurua, gehi aukera posible bat), eta HEak aukera bakoitzari ematen dion probabilitatea kalkulatu. Probabilitate handiena lortzen duena izango da HEak aukeratutakoa. Horretaz gain, *5-shot learning* izeneko hurbilpena jarraitu dugu, alegia, galderaren aurretik sistemari 5 ebatzitako adibide ematen zaizkio, HEak ulertu dezan ataza zertan den. GPT eredu komertzialak frogatzeko bere APIa erabili dugu, esperimentazio-ingurune bera erabiliz.

6. Emaitzak

Emaitza nagusiak 4. taulan ikus daitezke. Oro har, Latxak emaitza hoberenak lortzen ditu beste HE irekiekin konparatzen badugu, eta alde handia ateratzen die: gure eredu hoberenak batez beste $56,39$ puntu lortzen ditu, eta bigarren eredu irekiari $19,81$ puntu ateratzen dizkio. Nabaria da ere tamainaren garrantzia. Izan ere, HEak zenbat eta parametro gehiago eduki, emaitza ere hobetuz doa. Horrela, emaitza hoberenak 70B ereduak lortzen ditu. Nabarmentzekoa da hain modelo handiak ere moldatu daitezkeela euskarara, nahiz eta aurreikasketa jarraituan erabilitako datu kopurua konparatiboki urria izan (10.000 milioi token). Emaitza honek iradokitzen du Latxak lortutako emaitzak hobetu litezkeela etorkizunean, oinarri bezala HE hobeagoa hartzen bada abiapuntu.

Latxak GPT3.5 Turbo baino emaitza hobeak lortzen ditu datu-multzo guztietan. GPT4 Turbo, berriz, Latxa baino hobeagoa da, baina ez *EusProficiency* datu-multzoan, euskararen gaitasuna neurtzen duena. Alegia, badirudi atazak ebazteko gaitasuna ez dagoela soilik baldintzatuta HEak hizkuntza horretan duen gaitasunean.

		EusProf	EusRead	EusTrivia	EusExams	Batez Beste
Ausaz		25,00	25,83	26,55	25,00	25,60
GPT-3,5 Turbo	n/a	31,24	36,65	46,71	42,42	39,26
GPT-4 Turbo	n/a	**56,70**	**75,85**	**73,12**	**70,22**	**68,97**
XGLM	7B	22,96	24,43	26,53	24,59	24,63
BLOOM	7B	25,34	28,41	27,17	25,07	26,50
Mistral	7B	25,01	**29,26**	34,58	32,15	30,25
Llama 2	7B	24,09	27,27	29,50	28,84	27,43
Latxa	7B	**30,26**	25,00	**42,16**	**33,82**	**32,81**
mGPT	13B	25,00	24,15	27,17	25,73	25,51
Llama 2	13B	25,90	28,98	33,53	29,66	29,52
Latxa	13B	**44,11**	**32,67**	**56,38**	**43,66**	**44,21**
Mixtral	8x7B	26,43	37,50	42,51	39,87	36,58
Yi	34B	27,30	34,66	42,57	39,68	36,05
Llama 2	70B	24,16	27,84	38,43	33,08	30,88
Latxa	70B	**60,65**	**50,57**	**62,45**	**51,90**	**56,39**

4. taula. Emaitza nagusiak. Klase bakoitzean emaitza hoberenak **beltzez** daude. Emaitza orokor hoberenak azpimarratuak daude.

7. Ondorioak eta etorkizuneko lana

Lan honetan Latxa aurkeztu dugu, euskararako hizkuntza-eredu (HE) sortzaileen familia, 7B, 13B eta 70B parametro kopuru dituztenak. Latxa HEa Llama 2-n oinarrituta dago, zeinaren gainean ikasketa jarraitua burutu dugun, propio bildutako euskarazko corpusa erabiliz. Bildutako corpusa da, egun, euskararako publikoki atzigarri dagoen handiena. Aurreprozesaketa eta bikoizketak ezabatu ondoren, corpusak 1.218 milioi hitz eta 4.170 milioi token biltzen ditu. Latxa ebaluatzeko lau datu-multzo berri bildu ditugu, HEen euskara-gaitasuna zein euskal kulturaren ezagutza neurtzeko egun dagoen ebaluazio sorta handiena.

Esperimentuek frogatzen dute Latxa beste HE irekiak baino nabari hobeagoa dela euskarazko datu-multzoan, alde handia ateratzen dielarik, eta baita ere GPT 3.5 eredu komertziala baino—nahiz eta kasu honetan aldea hain handia ez izan. GPT-4 Turbo baino okerragoa da Latxa datu-multzo gehienetan, baina euskarazko gaitasuna neurtzen duen ebaluazio-multzoan, EusProficiencyn alegia, Latxak GPT-4 Turbo baino emaitza hobeagoa lortzen du. Emaitza honek iradokitzen du HEak ez direla soilik hizkuntzaren ezagutzan oinarritzen ataza konplexuak ebazteko garaian.

Etorkizunean, gure asmoa da entrenamendu corpusa gehiago handitzea, euskal iturri anitzetatik, hala nola, argitalpenetatik eta egunkarietatik. Ebaluazio-multzoa ere hedatu nahi dugu, egiazkotasuna edo haluzinazioak neurtzeko balio dezaten. Azkenik, Latxa entrenatzen jarraitu nahi dugu, giza-aginduak jarrai ditzan.

Eskerrak

Lan honek Eusko Jaurlaritzaren babesa jaso du (Errendimendu altuko taldea IT-1805-22 eta IKER-GAITU proiektua), eta baita ILENIA proiektuarena (2022/TL22/00215335), Eraldaketa Digitalerako eta Funtzio Publikorako Ministerioarena eta NextGenerationEU Recovery erakundeak finantziatutako Eraldaketa- eta erresilientzia-plana. Ereduak CINECAko Leonardo supermikonputagailuan izan dira eraikiak EuroHPC Joint Undertaking erakundeko EHPC-EXT-2023E01-013 proiektuaren babesean. Julen Etxanizek and Oscar Sainzek Eusko Jaurlaritzak finantziatutako tesia burutzeko beka dute (PRE_2023_2_0060 eta PRE_2023_2_0137, hurrenez hurren).

Erreferentziak

[1] W. X. Zhao, K. Zhou, J. Li, T. Tang, X. Wang, Y. Hou, Y. Min, B. Zhang, J. Zhang, Z. Dong, Y. Du, C. Yang, Y. Chen, Z. Chen, J. Jiang, R. Ren, Y. Li, X. Tang, Z. Liu, P. Liu, J.-Y. Nie eta J.-R. Wen, 2023, «A survey of large language models», .

[2] OpenAI, :, J. Achiam, S. Adler eta S. A. et al., 2023, «GPT-4 technical report», *arXiv preprint arXiv:230308774*.

[3] S. Wu, M. Koo, L. Blum, A. Black, L. Kao, F. Scalzo eta I. Kurtz, 2023, «A comparative study of open-source large language models, GPT-4 and Claude 2: Multiple-choice test taking in nephrology», *arXiv preprint arXiv:230804709*.

[4] G. Team, 2023, «Gemini: A family of highly capable multimodal models», *arXiv preprint arXiv:231211805*.

[5] X. V. Lin, T. Mihaylov, M. Artetxe, T. Wang, S. Chen, D. Simig, M. Ott, N. Goyal, S. Bhosale, J. Du, R. Pasunuru, S. Shleifer, P. S. Koura, V. Chaudhary, B. O'Horo, J. Wang, L. Zettlemoyer, Z. Kozareva, M. Diab, V. Stoyanov eta X. Li, 2022, «Few-shot learning with multilingual generative language models», Y. Goldberg, Z. Kozareva eta Y. Zhang,,Editoreak, *EMNLP:2022:main*, Orrialdeak 9019–9052, acl, Abu Dhabi, United Arab Emirates.

[6] T. L. Scao, A. Fan, C. Akiki, E. Pavlick, S. Ilić, D. Hesslow, R. Castagné, A. S. Luccioni, F. Yvon, M. Gallé *eta kolaboratzaileak*, 2023, «BLOOM: A 176b-parameter open-access multilingual language model», *arXiv*.

[7] H. Touvron, L. Martin, K. Stone, P. Albert, A. Almahairi, Y. Babaei, N. Bashlykov, S. Batra, P. Bhargava, S. Bhosale *eta kolaboratzaileak*, 2023, «Llama 2: Open foundation and fine-tuned chat models», *arXiv preprint arXiv:230709288*.

[8] A. Q. Jiang, A. Sablayrolles, A. Roux, A. Mensch, B. Savary, C. Bamford, D. S. Chaplot, D. de las Casas, E. B. Hanna, F. Bressand, G. Lengyel, G. Bour, G. Lample, L. R. Lavaud, L. Saulnier, M.-A. Lachaux, P. Stock, S. Subramanian, S. Yang, S. Antoniak, T. L. Scao, T. Gervet, T. Lavril, T. Wang, T. Lacroix eta W. E. Sayed, 2024, «Mixtral of experts», .

[9] R. Luukkonen, V. Komulainen, J. Luoma, A. Eskelinen, J. Kanerva, H.-M. Kupari, F. Ginter, V. Laippala, N. Muennighoff, A. Piktus, T. Wang, N. Tazi, T. Scao, T. Wolf, O. Suominen, S. Sairanen, M. Merioksa, J. Heinonen, A. Vahtola, S. Antao eta S. Pyysalo, 2023, «FinGPT: Large generative models for a small language», H. Bouamor, J. Pino eta K. Bali,,Editoreak, *EMNLP:2023:main*, Orrialdeak 2710–2726, acl, Singapore.

[10] M. Artetxe, I. Aldabe, R. Agerri, O. Perez-de Viñaspre eta A. Soroa, 2022, «Does corpus quality really matter for low-resource languages?», Y. Goldberg, Z. Kozareva eta Y. Zhang,,Editoreak, *EMNLP:2022:main*, Orrialdeak 7383–7390, acl, Abu Dhabi, United Arab Emirates.

[11] L. Xue, N. Constant, A. Roberts, M. Kale, R. Al-Rfou, A. Siddhant, A. Barua eta C. Raffel, 2021, «mT5: A massively multilingual pre-trained text-to-text transformer», K. Toutanova, A. Rumshisky, L. Zettlemoyer, D. Hakkani-Tur, I. Beltagy, S. Bethard, R. Cotterell, T. Chakraborty eta Y. Zhou,,Editoreak, *NAACL:2021:main*, Orrialdeak 483–498, acl, Online.

[12] P. J. ORTIZ SUÁREZ, B. SAGOT eta L. ROMARY, 2019, «Asynchronous pipelines for processing huge corpora on medium to low resource infrastructures», P. BAŃSKI, A. BARBARESI, H. BIBER, E. BREITENEDER, S. CLEMATIDE, M. KUPIETZ, H. LÜNGEN eta C. ILIADI,,Editoreak, *7th Workshop on the Challenges in the Management of Large Corpora (CMLC-7)*, Proceedings of the Workshop on Challenges in the Management of Large Corpora (CMLC-7) 2019. Cardiff, 22nd July 2019, Orrialdeak 9 – 16, Leibniz-Institut für Deutsche Sprache, Mannheim.

[13] M. AULAMO, N. BOGOYCHEV, S. JI, G.ÑAIL, G. RAMÍREZ-SÁNCHEZ, J. TIEDEMANN, J. VAN DER LINDE eta J. ZARAGOZA, 2023, «HPLT: High performance language technologies», M.ÑURMINEN, J. BRENNER, M. KOPONEN, S. LATOMAA, M. MIKHAILOV, F. SCHIERL, T. RANASINGHE, E. VANMASSENHOVE, S. A. VIDAL, N. ARANBERRI, M.ÑUNZIATINI, C. P. ESCARTÍN, M. FORCADA, M. POPOVIC, C. SCARTON eta H. MONIZ,,Editoreak, *EAMT:2023:1*, Orrialdeak 517–518, European Association for Machine Translation, Tampere, Finland.

[14] L. SOLDAINI, R. KINNEY, A. BHAGIA, D. SCHWENK, D. ATKINSON, R. AUTHUR, B. BOGIN, K. CHANDU, J. DUMAS, Y. ELAZAR, V. HOFMANN, A. H. JHA, S. KUMAR, L. LUCY, X. LYU, N. LAMBERT, I. MAGNUSSON, J. MORRISON, N. MUENNIGHOFF, A.ÑAIK, C.ÑAM, M. E. PETERS, A. RAVICHANDER, K. RICHARDSON, Z. SHEN, E. STRUBELL, N. SUBRAMANI, O. TAFJORD, P. WALSH, L. ZETTLEMOYER, N. A. SMITH, H. HAJISHIRZI, I. BELTAGY, D. GROENEVELD, J. DODGE eta K. LO, 2024, «Dolma: an open corpus of three trillion tokens for language model pretraining research», *arXiv preprint arXiv:240200159*.

[15] J. PALOMAR-GINER, J. SAIZ, F. ESPUÑA, M. MINA, S. D. DALT, J. LLOP, M. OSTENDORFF, P. O. SUAREZ, G. REHM, A. GONZALEZ-AGIRRE eta M. VILLEGAS, 2024, «A CURATEd CATalog: Rethinking the extraction of pretraining corpora for mid-resourced languages», *Proceedings of the 2024 Joint International Conference on Computational Linguistics, Language Resources and Evaluation (LREC-COLING 2024)*, Orria TBP.

[16] B. H. BLOOM, 1970, «Space/time trade-offs in hash coding with allowable errors», *Commun ACM*, **13**(7), 422–426.

[17] J. W. RAE, S. BORGEAUD, T. CAI, K. MILLICAN, J. HOFFMANN, F. SONG, J. ASLANIDES, S. HENDERSON, R. RING, S. YOUNG, E. RUTHERFORD, T. HENNIGAN, J. MENICK, A. CASSIRER, R. POWELL, G. VAN DEN DRIESSCHE, L. A. HENDRICKS, M. RAUH, P.-S. HUANG, A. GLAESE, J. WELBL, S. DATHATHRI, S. HUANG, J. UESATO, J. MELLOR, I. HIGGINS, A. CRESWELL, N. MCALEESE, A. WU, E. ELSEN, S. JAYAKUMAR, E. BUCHATSKAYA, D. BUDDEN, E. SUTHERLAND, K. SIMONYAN, M. PAGANINI, L. SIFRE, L. MARTENS, X. L. LI, A. KUNCORO, A.ÑEMATZADEH, E. GRIBOVSKAYA, D. DONATO, A. LAZARIDOU, A. MENSCH, J.-B. LESPIAU, M. TSIMPOUKELLI, N. GRIGOREV, D. FRITZ, T. SOTTIAUX, M. PAJARSKAS, T. POHLEN, Z. GONG, D. TOYAMA, C. DE MASSON D'AUTUME, Y. LI, T. TERZI, V. MIKULIK, I. BABUSCHKIN, A. CLARK, D. DE LAS CASAS, A. GUY, C. JONES, J. BRADBURY, M. JOHNSON, B. HECHTMAN, L. WEIDINGER, I. GABRIEL, W. ISAAC, E. LOCKHART, S. OSINDERO, L. RIMELL, C. DYER, O. VINYALS, K. AYOUB, J. STANWAY, L. BENNETT, D. HASSABIS, K. KAVUKCUOGLU eta G. IRVING, 2022, «Scaling language models: Methods, analysis & insights from training Gopher», *arXiv preprint arXiv:211211446*.

[18] C. RAFFEL, N. SHAZEER, A. ROBERTS, K. LEE, S.ÑARANG, M. MATENA, Y. ZHOU, W. LI eta P. J. LIU, 2020, «Exploring the limits of transfer learning with a unified text-to-text transformer», *J Mach Learn Res*, **21**(1), 140:1–140:67.

[19] L. GAO, S. BIDERMAN, S. BLACK, L. GOLDING, T. HOPPE, C. FOSTER, J. PHANG, H. HE, A. THITE, N.ÑABESHIMA *eta kolaboratzaileak*, 2020, «The Pile: An 800GB dataset of diverse text for language modeling», *arXiv preprint arXiv:210100027*.

[20] A. ANDONIAN, Q. ANTHONY, S. BIDERMAN, S. BLACK, P. GALI, L. GAO, E. HALLAHAN, J. LEVY-KRAMER, C. LEAHY, L.ÑESTLER, K. PARKER, M. PIELER, J. PHANG, S. PUROHIT, H. SCHOELKOPF, D. STANDER, T. SONGZ, C. TIGGES, B. THÉRIEN, P. WANG eta S. WEINBACH, 2023, «GPT-NeoX: Large scale autoregressive language modeling in PyTorch», .

[21] M. ARTETXE, G. LABAKA eta E. AGIRRE, 2020, «Translation artifacts in cross-lingual transfer learning», B. WEBBER, T. COHN, Y. HE eta Y. LIU,,Editoreak, *EMNLP:2020:main*, Orrialdeak 7674–7684, acl, Online.

[22] A. Q. JIANG, A. SABLAYROLLES, A. MENSCH, C. BAMFORD, D. S. CHAPLOT, D. DE LAS CASAS, F. BRESSAND, G. LENGYEL, G. LAMPLE, L. SAULNIER, L. R. LAVAUD, M.-A. LACHAUX, P. STOCK, T. L. SCAO, T. LAVRIL, T. WANG, T. LACROIX eta W. E. SAYED, 2023, «Mistral 7B», *arXiv preprint arXiv:231006825*.

[23] . AI, :, A. YOUNG, B. CHEN, C. LI, C. HUANG, G. ZHANG, G. ZHANG, H. LI, J. ZHU, J. CHEN, J. CHANG, K. YU, P. LIU, Q. LIU, S. YUE, S. YANG, S. YANG, T. YU, W. XIE, W. HUANG, X. HU, X. REN, X.ÑIU, P.ÑIE, Y. XU, Y. LIU, Y. WANG, Y. CAI, Z. GU, Z. LIU eta Z. DAI, 2024, «Yi: Open foundation models by 01.AI», *arXiv preprint arXiv:240304652*.

[24] O. SHLIAZHKO, A. FENOGENOVA, M. TIKHONOVA, A. KOZLOVA, V. MIKHAILOV eta T. SHAVRINA, 2024, «mGPT: Few-shot learners go multilingual», *Transactions of the Association for Computational Linguistics*, **12**, 58–79.

[25] S. BIDERMAN, H. SCHOELKOPF, L. SUTAWIKA, L. GAO, J. TOW, B. ABBASI, A. F. AJI, P. S. AMMANAMANCHI, S. BLACK, J. CLIVE, A. DIPOFI, J. ETXANIZ, B. FATTORI, J. Z. FORDE, C. FOSTER, J. HSU, M. JAISWAL, W. Y. LEE, H. LI, C. LOVERING, N. MUENNIGHOFF, E. PAVLICK, J. PHANG, A. SKOWRON, S. TAN, X. TANG, K. A. WANG, G. I. WINATA, F. YVON eta A. ZOU, 2024, «Lessons from the trenches on reproducible evaluation of language models», *arXiv preprint arXiv:240514782*.