



IKER
GAZTE
NAZIOARTEKO
IKERKETA EUSKARAZ

VI. IKERGAZTE

NAZIOARTEKO IKERKETA EUSKARAZ

2025eko maiatzaren 28, 29 eta 30a
Bilbo, Euskal Herria

ANTOLATZAILEA:
Udako Euskal Unibertsitatea (UEU)



Aitortu-PartekatuBerdin 4.0

INGENIARITZA ETA ARKITEKTURA

**Tokiko ospitale bateko COVID-19
pazienteen datu-multzoaren
Triahea**

*Goizalde Badiola-Zabala,
Jose Manuel Lopez-Guede eta
Manuel Maria Graña*

181-186 or.
<https://dx.doi.org/10.26876/ikergazte.vi.03.22>

ANTOLATZAILEA



BABESLEAK



LAGUNTZAILEAK



Tokiko ospitale bateko COVID-19 pazienteen datu-multzoaren Triagea

Goizalde Badiola-Zabala¹, Jose Manuel Lopez-Guede¹, Manuel Maria Graña¹

¹ Computational Intelligence Group, University of the Basque Country, UPV/EHU, San Sebastian, Spain

goizalde.badiola@ehu.eus

Laburpena

COVID-19aren pandemiak algoritmo prediktiboetan oinarritutako erabaki-sistemak garatzeko presioa areagotu du, osasun-sistemen karga kudeaezina arintzeko helburuarekin. Osasun-egoera erronkatsu honi aurre egiteko, ikerketa honetan tokiko ospitale bateko COVID-19 pazienteen datu-multzo erreal baten azterketa sakona burutu dugu. Artikuluak triajea iragarpen-arazo gisa planteatzen du, klase anitzeko sailkapen baten bidez formulatua, aldagai fisiologikoen adinarekiko normalizazioa bereziki aztertuz. Lortutako emaitza esperimentalak aurkezten ditugu, tokiko ospitale batean onartutako COVID-19ko pazienteen datuetan oinarrituta. Emaitzek aplikazio praktikoetarako aukera itxaropentsuak eskaintzen dituzte, datuen oreka eta sailkapena hobetuz, medikuek paziente kritikoei esleituko dieten triaje-iragarpena optimizatzeke.

Hitz gakoak: COVID-19, Triage, Machine Learning

Abstract

The COVID-19 pandemic has increased the pressure on developing clinical decision-making systems based on predictive algorithms, potentially helping to reduce the unmanageable strain on healthcare systems. In an attempt to address this challenging health situation, we attempted to provide a contribution to this endeavour with an in-depth study of a real-life dataset of covid-19 patients from a local hospital. In this paper, we approach the problem as triage prediction problem, formulated as multi-class classification problem, with special care on the age normalization of physiological variables. We report experimental results obtained on a data sample covering COVID-19 patients assisted in a local hospital. To do this, we tried to emulate the triage decisions of the physicians recorded in a dataset containing the measurements of physiological variables and the triage decision. We obtained results that provide encouragement for a real-life application development of the data balancing and classification in the prediction of the triage that the medical doctors will assign the critical patients.

Keywords: COVID-19, Triage, Machine Learning

1 Sarrera eta motibazioa

COVID-19aren pandemia mundu osoan osasun-sistemetan sekulako karga ekarri du, eta horrek egoera klinikoen kudeaketa eta triaje-erabakiak egiteko erronka handiak sortu ditu. Osasun-profesionalek egunero hartu behar dituzten erabakiak funtsezkoak dira pazienteen bizitza eta sendatzeko aukerak zaintzeko, eta horregatik, triaje-sistemek ezinbesteko rola izan dute larrialdi-egoeretan. Hala ere, pandemia hasi zenetik, datuen bilketa eta hauen analisiak hainbat erronkarekin topo egin behar izan du, hala nola datu desorekatuekin eta informazio galduarekin, baita COVID-19aren ezaugarri bereziekin ere.

Ikerketa honen motibazio nagusia osasun-sistemek aurretik adierazitako erronka horiei modu eraginkorrean aurre egitea da, batez ere pandemia krisietan. Emaitzek erakusten dute datuen oreka eta sailkapen tekniken erabilera lagungarria izan daitekeela triaje-aurreikuspenen zehaztasuna hobetzeko eta, horren bidez, medikuek paziente kritikoak modu eraginkorrean sailkatu eta tratatu ahal dituzte. Horrek ez du bakarrik triajea errazten, baizik eta osasun-zerbitzuen baliabideen kudeaketa ere optimizatzen du.

Ikerketa honen bidez, osasun-erabakiak hobetzeko teknologia aurreratuen erabilera sustatzen da, horrela, larrialdi egoeretan eraginkortasun handiagoa eta pazienteen ongizatea hobetzea lortuko litzateke.

Artikulu honetan, COVID-19 pazienteen triaje-iragarpena hobetzeko egindako lana aurkezten da. 2. atalean,

ikerketaren testuingurua eta helburu nagusiak azaltzen dira, bai eta erlazionatutako lanen erreferentzia garrantzitsuak ere, nazioarteko ikerketen testuinguruan kokatuz. Ondoren, 3. atalean, ikerketaren muina osatzen duen datu-multzoaren deskribapena eta azterketa eskaintzen dira, pazienteen ezaugarri nagusien analisi deskribatzailearekin batera. Atal honetan ere pazienteen arrisku-mailak baloratzen dituen eta triajea aurreikusteko proposatutako modelaketa prediktiboa azaltzen da. 4. atalean, esperimentu konputazionalen emaitzak aurkezten dira, ikerketaren ondorio nagusiak azpimarratuz. Azkenik, 5. atalean, ikerketaren emaitzak eta identifikatutako mugak aztertzen dira, etorkizunerako planteatutako norabidea zehaztuz.

2 Arloko egoera eta ikerketaren helburuak

Ospitaleak blokeatu egin ziren pandemiaren kudeaketagatik, eta horrek beste gaixotasun batzuk tratatu ezin izatea eragin zuen Curigliano *et al.* (2020), langile faltarekin eta babes pertsonalerako ekipamendu eskasiarekin batera. Beraz, osasun-zerbitzuak bizkortzea funtsezkoa da Larrialdietako Departamentuan (ED) itoguneak saihesteko.

Pandemiaren lehen olatuaren ostean, hainbat ikerketa egin ziren osasun-zerbitzuak hobetzeko, bigarren olatu posible baten aurrean itxiera berriak ekiditeko asmoz. Ikerketek erakutsi dute, nahiz eta adimen artifizialaren (AI) erabilera beste testuinguru eta industrietan ondo ezarrita egon, AIren integrazioa osasun-zerbitzuetako estrategia operatiboetan mugari garrantzitsua dela, batez ere klinika-langileek aurrez aurre egiten dituzten zenbait lan urrunetik egiteko aukera ematen duenean Lai *et al.* (2020). Algoritmo horiek pazienteen arreta hobetzeko, klinikakarga arintzeko eta pandemiaren garaian morbiditatea eta heriotza-tasa murrizteko gaitasuna dutenez, funtsezkoak bihurtu dira Aljaaf *et al.* (2021).

Garrantzitsua da ospitaleratzea behar duten paziente kritikoak anbulatorio gisa kudea daitezkeenengandik bereiztea Levenfus *et al.* (2020), eta, horretarako, protokolo estandarizatu bat sortzea funtsezkoa da, egoera behar bezala kudeatu eta osasun-zerbitzuen gainkarga saihesteko. Hainbat ikerketek triaje-algoritmoak proposatu dituzte arrisku handiagoa duten pazientei lehentasuna emateko Lastinger *et al.* (2020); Chaoyang *et al.* (2021).

Adimen sakoneko (DL) algoritmoak erabili dira COVID-19 susmoa zuten pazienteak kontrolatzeko Wang *et al.* (2020), baita puntuazio-sistema sinpleak Ng *et al.* (2020) eta multimodalitateko ikasketa automatizatuan (ML) oinarritutako metodoak ere, COVID-19 duten paziente larriak eta ez-larriak bereizteko Chen Y (2021). Algoritmo gehienek kontuan hartzen dituzte ED sarreran jasotako bizi-zeinuak, hala nola tenperatura, oxigeno-saturazioa, arnas erritmoa, arteria-presio sistemikoa eta diastolikoa, baita adina eta generoa ere Wallis *et al.* (2006).

Beste zenbait ikerketek COVID-19 pneumoniaren paziente susmagarriak goiz identifikatzeko diagnostikoreduak garatu dituzte Feng C (2021 Feb). RF-SMA-SVM eredu bat ere prestatu zen COVID-19aren larritasuna bereizteko, 26 odol-errutinazko adierazletan eta hainbat ezaugarri demografikotan oinarrituta, iragarpen-zehaztasun handia erakutsiz Wu *et al.* (2021). Liang *et al.* (2020) online kalkulu-tresna bat garatu zuten paziente larriak lehenbailehen identifikatzeko, eta Soltan *et al.* (2020) ML oinarritutako sailkatzaile bat aurkeztu zuten, ospitaleratzean lehen orduan pazienteak larritasunaren arabera baztertzeko. Halaber, Benito-Leon *et al.* (2020) COVID-19 pazienteen larritasun-azpitaldeak klinika-datuena eta laborategiko testetan oinarrituta detektatu zituzten.

Ikerketa honek helburu nagusi bi ditu. Alde batetik, erabilitako datu-multzoan dagoen desoreka eta galera gainditzea. Bestetik, arabako biztanleriaren ezaugarri bereziak kontuan hartuta, ML tekniken bidez aurreikuspenak egitea ahalbidetuko duten ereduak garatzea, pazienteen egoera eta triaje erabakiak hobetzeko.

3 Ikerketaren muina

3.1 Datuen bilketa eta deskribapena

Datuak 2020ko urritik 2021eko martxora bitartean bildu ziren Gasteizko Ospitale batean. Informazio guztiak osasun-sistemaren hornitzaileek dituzten SQL tauletatik lortu ziren, beti ere pazientearen identifikazioa anonimizatuta mantenduz. COVID-19a duten eta ez duten pazienteen datuak bildu ziren, eta horretarako PCR testak erabili ziren gaixoen bereizketa egiteko.

Hainbat aldagai aztertu dira, haien hutsuneak eta balio kanporakoenak zuzenduz, ahalik eta informazio gehien mantenduz. Azken analisian honako aldagai hauek erabili ziren: adina, sexua, triaje-maila eta bizi-zeinu batzuk (hala nola, tenperatura, bihotz-maiztasuna, odol-presioa eta oxigeno-saturazioa).

Ondoren, aldagai bakoitzaren hedadura eta batez besteko balioak aztertu ziren, eta datu demografikoak sailkatu ziren, adina eta generoaren arabera. Adinaren arabera, ZIUn ospitaleratutako pazienteen gehiengoa 70 eta 79 urte bitartekoak ziren, eta generoari dagokionez, ZIuko pazienteen bi heren baino gehiago gizonak ziren.

3.2 Aldagaien garrantzia erregresio logistikoa erabiliz

Erregresio logistikoa bidez, aldagaien garrantzia kalkulatu zen. Horrela, adina eta bihotz-maiztasuna identifikatu ziren paziente larrienak aurreikusteko garrantzi handiena duten ezaugarri gisa. Lortutako ereduak 0,937ko zehaztasuna izan zuen.

3.3 Adinaren arabera mendekotasuna duten aldagaien normalizazioa

Ikerketa honek, COVID-19 gaitzaren arrisku-maila zehazteko, adinaren eta beste aldagai fisiologiko eta demografikoen arteko mendekotasuna aztertu du. Adina aldagai garrantzitsua da, izan ere, hainbat parametro fisiologiko, hala nola bihotz-maiztasuna eta odol-presioak, adinarekin zuzenean lotuta daude.

Aldagai fisiologikoen normalizazioa beharrezkoa da, adinaren arabera mendekotasuna desagerrarazteko eta ereduaren sentsibilitatea eta zehaztasuna hobetzeko. Horretarako, hainbat normalizazio-metodo probatu dira, hala nola z-score, P-norm, bir-eskalatzea, kuartil arteko tartea eta desbideratze absolutuen mediana. Metodo hauek aldagai fisiologikoen banaketa eta egituraren aldaketak saihesteko erabiltzen dira, geroago normalizazio metodo hauen konparaketa egin eta kasu konkretu honetarako normalizazio onena antzematea izan da helburua.

3.4 Klaseen arteko oreka

Datu multzo honetan, gainera, klase desoreka aurkitu da, hau da, triaje klase bateko lagin kopurua askoz handiagoa dela beste klase batzuen baino. Hori konpontzeko, oreka-metodo bi erabili dira: SMOTE, gutxiengo klasearen interpolazio bidez handitzen duena, eta OVER, laginketa errepikapenen bidez egiten duena. Horrek klase desorekaren eragina eta arrisku-maila murrizteko probabilitateak handitu ditu.

3.5 Triage sailkapena

Sailkapen-algoritmoak aplikatuz, lau metodo nagusi probatu dira: Random Forest (RF), K-Nearest Neighbors (KNN), Naive Bayes (NB) eta Support Vector Machines (SVM).

Algoritmo hauen konfigurazio parametroak aldatuz eredurik zehatzena lortu ahal izan da. RF algoritmoan, emaitzarik onena 1. ikaskuntza-ratioarekin lortu zen, 8ren gehieneko zatiki-kopurua (splits), 4 eko hosto-tamaina minimoa eta 2048 erabaki-zuhaitzekin.

KNN algoritmoarentzat, emaitzarik onenak 50 kuboko tamainarekin (zuhaitzaren hosto-nodoan datu kopuru maximoa adierazten duena) eta squaredinverse distantzia funtzioztatik hartuz, hau da, pisua 1 eta distantziaren karatuaren arteko zatiketa bezala kalkulatzen da. Matlab Garapen Ingurunean balidazio gurutzatua erabili da, kasuan honetan $k = 10$.

Balidazio gurutzatuko esperimenduek ezaugarri bakoitzarekin lortutako batez besteko zehaztasuna 1 taulan agertzen da. Ikus daiteke 0,80tik gorako zehaztasuna ematen duen algoritmo bakarra KNN dela. RF bigarren sailkatu onena da, SVM hirugarrena eta NB azkena. Gainera, normalizazio-metodo onenak Norm2 eta Norm5 dira, bakoitzak bere ildoan balio onenak lortu baititu. Ikusten da emaitzarik onena, zehaztasunari dagokionez, KNN sailkatzailea dela Norm3-rekin eta gaindimentsionamenduarekin. Argiago gera dadin, 1 irudiak zehaztasunik handiena duen eredu duen matrizea erakusten du, 1 taulako balioak aintzat hartuta. Kasu larrietan (traje maila 1 oso larria eta triaje maila 2 larria) diskriminazio maila oso altua dela ikus daiteke.

4 Ondorioak

Triage metodoak berebiziko garrantzia du EDn berehalako arreta behar duten kasu larrienak azkar identifikatzeko. Hori funtsezkoa da eskari handiko egoeretan baliabideak eraginkortasunez kudeatzeko. Hala ere, data-multzoen zorrotasun mailen banaketa desberdinak erronka garrantzitsuak ditu eredu prediktiboentzat. Gaindoitzea eta azpilaginketa bezalako estrategiak funtsezkoak dira ereduaren zehaztasuna hobetzeko, hainbat klasetako datuak orekatzeko. Ebaluatutako algoritmoen artean (KNN, RF, SVM eta NB), KNN izan da zehatzena, % 80ko zehaztasuna gainditu baitu gaixoen larritasuna aurreikusteko. Horrela, datu konplexu eta desorekatuak maneiatzeko algoritmoek duten gaitasuna azpimarratzen da.

1. Taula: Datuak orekatzeko eta datuak normalizatzeko metodoen batez besteko zehaztasuna sailkapen-prestakuntzaren arabera.

Sailkatzaileak												
	RF			KNN			NB			SVM		
	w/o S	SMOTE	OVER	w/o S	SMOTE	OVER	w/o S	SMOTE	OVER	w/o S	SMOTE	OVER
w/o N	0.694	0.761	0.747	0.591	0.838	0.866	0.680	0.628	0.599	0.661	0.661	0.636
Norm1	0.688	0.757	0.732	0.509	0.839	0.870	0.666	0.636	0.598	0.677	0.672	0.649
Norm2	0.681	0.764	0.752	0.842	0.832	0.866	0.676	0.631	0.584	0.650	0.609	0.599
Norm3	0.682	0.751	0.747	0.649	0.831	0.875	0.673	0.635	0.590	0.671	0.665	0.645
Norm4	0.671	0.759	0.741	0.620	0.822	0.870	0.673	0.635	0.590	0.682	0.649	0.625
Norm5	0.666	0.760	0.740	0.576	0.844	0.865	0.684	0.630	0.598	0.679	0.668	0.645

Oharra: Normalizazioa gabe (w/o N), Laginketarik gabe (w/o S), Ausazko laginketa (SMOTE), Gain-laginketa (OVER). Letra lodiz dauden balioak zutabe bakoitzeko balio maximoak errepresentatzen dituzte.

1. Irudia: Konparaketako eredurik onenaren konfusio-matrizea

True Class	Predicted Class					Precision	Recall
	1	2	3	4	5		
1	266					100.0%	
2		264	1			99.6%	0.4%
3		27	149	87	2	56.2%	43.8%
4	1	6	56	200	3	75.2%	24.8%
5					265	100.0%	

5 Etorkizunerako planteatzen den norabidea

Aurreko aurrerapenak ikusita, datu-multzoen funtsezko mugak antzeman dira, batez ere BMI bezalako aldagai kritikoetan, arloko egoeran aldagai garrantzitsua dela aurkitu delako, kasu honetan osatu gabe dagoena edo erregistro kopuru handi batean falta dena. Etorkizuneko ikerketetan datu-bilketa sakonago batean zentratu liteke, eta aldagai garrantzitsu gehigarriak sartu, ereduaren aurreikusteko gaitasuna hobetzeko. Jatorrizko datu multzoaren kalitatea

falta ziren balio eta akats kopuru handi batek mugatzen du, analisiaren kalitate eta osotasunari eragiten diotenak. Datuen bilketa eta biltegiatze automatizatua hobetzeak arazo horiek arindu ditzake etorkizuneko ikerketetan.

Gainera, iragarpen-ereduak benetako ezarpen klinikoetan ezartzeak erronka gehigarriekin egin behar die aurre, hala nola erregistratzeko eta diagnostikatzeko praktiken aldakortasunari, iragarpenen zehaztasunean eragina izan baitezakete. Funtsezkoa da biltegiatze-sistema automatizatu eta normalizatuak ezartzea datuen osotasuna eta erabilgarritasuna hobetzeko, batez ere BMI eta komorbiditateak bezalako aldagai kritikoei dagokienez. ML eredu aurreratuen eta AI tekniken erabilera ikertzea ere gomendatzen da, datu desorekatuak maneiatzeko eta doitasun prediktiboa hobetzeko konfigurazio kliniko dinamikoetan. Gainera, funtsezkoa izango litzateke kanpoko balioz-kotzeak egitea, konfigurazio kliniko eta demografiko desberdinetan garatutako ereduaren sendotasuna eta aplikagarritasuna egiaztatzea.

Azterketa horien funtsezko puntu bat da ospitaleetan datuak biltzeko protokoloak hobetu behar direla. Gomendatzen da tokiko agintariak jarraibide argiak ezartzea pazientearen datuak biltzeko, sartzeko eta kudeatzeko moduari buruz, diagnostikoen nomenklatura estandarizatuz eta historia klinikoen kalitatea eta irisgarritasuna hobetuz. Hobekuntza horiek emaitza sendoagoak eta eraginkorragoak ekarriko dituzte etorkizuneko ikerketetan eta larrialdi-egoeretan. Horrez gain, gomendatzen da informazio-sistema integratuak ezartzea pazientearen datuak azkar eta zehatz eskuratzeko, erabaki klinikoak hartzea eta osasun-krisialdietan baliabideak kudeatzeko hobetzeko.

Erreferentziak

- Aljaaf, Ahmed J., Thakir M. Mohsin, Dhiya Al-Jumeily, eta Mohamed Alloghani. 2021. A fusion of data science and feed-forward neural network-based modelling of covid-19 outbreak forecasting in iraq. *Journal of Biomedical Informatics* 118.103766.
- Benito-Leon, Julian, M.Dolores del Castillo, eta Alberto et al. Estirado, 2020. Using unsupervised machine learning to identify severity subgroups among covid-19 patients in the emergency department.
- Chaoyang, Sun, Yong Bai, eta Dongsheng et al. Chen. 2021. Accurate classification of covid-19 patients with different severity via machine learning. *Clinical and Translational Medicine* 11.
- Chen Y, Ouyang L, Bao F et al. 2021. A multimodality machine learning approach to differentiate severe and nonsevere covid-19: Model development and validation. *J Med Internet Res*;23(4):e23948 .
- Curigliano, Giuseppe, Maria Cardoso, Philip Poortmans, Oreste Gentilini, Gabriella Pravettoni, Ketti Mazzocco, Nehmat Houssami, Olivia Pagani, Elzbieta Senkus-Konefka, eta Fatima Cardoso. 2020. Recommendations for triage, prioritization and treatment of breast cancer patients during the covid-19 pandemic. *The Breast* 52.
- Feng C, Wang L, Chen X et al. 2021 Feb. A novel artificial intelligence-assisted triage tool to aid in the diagnosis of suspected covid-19 pneumonia cases in fever clinics. *Ann Transl Med.* .
- Lai, Lucinda, Kelley A. Wittbold, Farah Z. Dadabhoy, Rintaro Sato, Adam B. Landman, Lee H. Schwamm, Shuhan He, Rajesh Patel, Nancy Wei, Gianna Zuccotti, Inga T. Lennes, Danika Medina, Thomas D. Sequist, Garrett Bomba, Yonatan G. Keshner, eta Haipeng (Mark) Zhang. 2020. Digital triage: Novel strategies for population health management in response to the covid-19 pandemic. *Healthcare* 8.100493.
- Lastinger, Lauren, Curt Daniels, Marc Lee, Aarthi Sabanayagam, eta Elisa Bradley. 2020. Triage and management of the achd patient with covid-19: A single center approach. *International Journal of Cardiology* 320.
- Levenfus, Ian, Enrico Ullmann, Edouard Battegay, eta Mace Schuurmans. 2020. Triage tool for suspected covid-19 patients in the emergency room: Aifell score. *The Brazilian Journal of Infectious Diseases* 24.
- Liang, Wenhua, Hengrui Liang, Limin Ou, Binfeng Chen, Ailan Chen, Caichen Li, Yimin Li, Weijie Guan, Ling Sang, Jiatao Lu, Yuanda Xu, Guoqiang Chen, Haiyan Guo, Jun Guo, Zisheng Chen, Yi Zhao, Shiyue Li, Nuofu Zhang, Nanshan Zhong, Jianxing He, eta for the China Medical Treatment Expert Group for COVID-19. 2020. Development and Validation of a Clinical Risk Score to Predict the Occurrence of Critical Illness in Hospitalized Patients With COVID-19. *JAMA Internal Medicine* 180.1081–1089.
- Ng, Jun Jie, Andrew M.T.L. Choong, eta Clara L.Y. Ngoh. 2020. A proposed scoring system for triage of patients who require vascular access creation in times of covid-19. *Journal of Vascular Surgery* 72.
- Soltan, Andrew, Samaneh Kouchaki, eta Tingting et al. Zhu. 2020. Rapid triage for covid-19 using routine clinical data for patients attending hospital: development and prospective validation of an artificial intelligence screening test. *The Lancet Digital Health* 3.

- Wallis, P, Sean Gottschalk, Darryl Wood, Stevan Bruijns, Shaheem De Vries, eta C Balfour. 2006. The cape triage score - a triage system for south africa. *South African medical journal* 96.53–6.
- Wang, Minghuan, Chen Xia, Lu Huang, Shabei Xu, Chuan Qin, Jun Liu, Ying Cao, Pengxin Yu, Tingting Zhu, Hui Zhu, Chaonan Wu, Rongguo Zhang, Xiangyu Chen, Jianming Wang, Guang Du, Chen Zhang, Shaokang Wang, Kuan Chen, Zheng Liu, eta Wei Wang. 2020. Deep learning-based triage and analysis of lesion burden for covid-19: a retrospective study with external validation. *The Lancet. Digital health* 2.e506–e515.
- Wu, Peiliang, Hua Ye, eta Xueding et al. Cai. 2021. An effective machine learning approach for identifying non-severe and severe coronavirus disease 2019 patients in a rural chinese population: The wenzhou retrospective study. *IEEE Access* PP.1–1.

6 Eskerrak eta oharrak

Artikulu honetako lana zati batean FEDER funtsen bidez finantzatu da, MICIN proiekturako PID2020-116346GB-I00 kodearekin. Egileek ikerketa-funtsak jaso dituzte Euskal Herriko Gobernutik, 2007tik 2025era bitartean Euskal Herriko Unibertsitateko (UPV/EHU) Adimen Konputazionalako Talde gisa. Uneko dirulaguntzaren kodea IT1689-22 da. Horrez gain, egileek Elkartek proiektuetan parte hartzen dute: KK-2022/00051 eta KK-2021/00070.