



Universidad
del País Vasco

Euskal Herriko
Unibertsitatea

Unibertsitate Masterra
**Konputazio Ingeniaritza eta Sistema
Adimentsuak**



Konputazio Zientziak eta Adimen Artifiziala Saila -
Departamento de Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial

**K
I
S
A

I
C
S
I**

Master Tesia

MoodRec: gomendio-sistema bat
hezkuntzarako

Iñigo Tamayo Uria

Tutorea(k)

Mikel Larrañaga, Ana Arruarte

Lengoia eta Sistema Informatikako saila - Informatika Fakultatea

MDe

Master eta Doktorego Eskola
Escuela de Máster y Doctorado
Master and Doctoral School

**KZAA
/CCIA**

2017ko irailan

MDe
Master eta Doktorego Eskola
Escuela de Máster y Doctorado
Master and Doctoral School

AURKIBIDEA

I. Sarrera	3
II. Gomendio-sistemak	4
I. Gomendio-sistemak hezkuntzan	5
I.1. CheggTutors	6
I.2. CourseRank	6
I.3. SpringMath	6
I.4. SQLTutor	6
III. Ikaslearen ezagutza maila modelatzen	6
I. Zuzentasun segida	7
II. Batezbesteko mugikorra	7
III. Batezbesteko mugikor esponentziala	8
IV. Eredu Logistikoa	8
v. Bayesian knowledge tracing (BKT)	8
IV. MoodRec proposamena	9
I. Gomendio-sistema	10
I.1. Baliabideen gomendioak	11
I.2. Ikasle-ezagutza modelatzen	13
I.3. Arkitektura	15
V. Balidazioa	17
I. Plataformaren balidazioa	17
II. Gomendio-sistemaren ebaluazioa	17
II.1. Estaldura, Doitasuna eta F1	19
II.2. Ordena	20
VI. Ondorioak	21

MoodRec: gomendio-sistema bat hezkuntzarako

IÑIGO TAMAYO *

Abuztuak 25, 2017

Laburpena

Gaur egun asko zabaltzen ari den sektoretako bat online bidezko hezkuntza da. Teknologia berriekin gertatu ohi den bezala, ikasketak kudeatzeko sistemek (Learning Management Systems) bere abantaila eta desabantailak eskaintzen dituzte. Abantailetakoa bat, plataforma horien erabiltzaileek sortzen duten datu kantitate handia da, izan ere sortutako datuei esker ikaslearen eredia eraikitzeak aukera sortzen da. Eredu horren bidez ikaste-prozesua ulertzeko aukera (Learning Analytics) zein ikaslea ikaste-prozesuan gidatuko dituen gomendioak eskaintzeko aukera sortzen da. Ikaslearen-eredua sortzerako orduan, interesgarria da oso bere ezagutzak modelatu ahal izatea, ikaslearen ezagutza hobeto ulertuta, ezagutzan trebatzeko baliabideak eskaintzeko aukera sortzen baita. Zentzu honetan, MoodRec plataforma proposatzen da LMStan sortzen diren datuak baliatuz, ikaslearen ezagutza modelatu eta honen bidez edukian oinarrituriko gomendio-sistema bat eraikitzeak.

I. SARRERA

Gaur egun, web bidez ikasteko plataformak hezkuntzaren parte bihurtu dira; Moodle edota Blackboard bezalako ikasketak kudeatzeko sistemak oso zabalduak daude unibertsitate zein ikastoletan eta hezkuntza sisteman guztiz integratuak daude. Ezagutzen diren azken datuen arabera [2] hezkuntzako erakundeen % 99 ikasketak kudeatzeko sistema (Learning Management System, LMS) bat instalatuta du, % 85 noizbehinka erabiltzen du eta % 56 egunero erabiltzen du. Arrazoi nagusia, mota honetako sistemek era simple batean ikastaroak antolatu, edukiak kudeatu zein ikaslearen bilakaera aztertzeak aukera ematen dutela izan daiteke.

Ikasketak kudeatzeko sistemek hainbat abantaila eskaintze dituzte ohiko hezkuntza sistemaren aurrean [4]: administrazio-prozesua automatizatzen da (alta, baja, rol kudeaketa etab.), komunikazioa hobetu egiten da ikasle-irakasle-ikasle elkarrekintza asinkronoa sortuz (foroak, mezuak, feedback-ak...), edukien kudeaketa egiteko sistema integrala eskaintzen dute (baliabideak gorde, eguneratu, sailkatu...) eta ikaslearen bilakaera aztertu zein kalifikatzeko tresnak eskaintzen dituzte. LMSak ikaskuntza integrala eskaintzen dutela eta, maiz ikastaro birtualak emateko tresna bezala erabili ohi dira.

Mota honetako sistemak orokorrean kudeaketara orientatutako zerbitzuak izan ohi dira, domeinu pedagogikoa plataforma gestionatzen duenaren eskutan utziz, hots irakasleei. Zentzu honetan irakasleak ikaslearen bilakaera eta estatistikak ikusteko aukera eman ohi dute baino ez dute datu horiek interpretatzeko eta balio erantzirik ateratzeko zerbitzurik eskaintzen. Bertan sortzen diren datuez baliatuz, hainbat zerbitzu eskaintzeko aukera sortzen da: tutoretza automatikoa,

*itamayo@vicomtech.org

gomendio-sistemak ikaslea esparru ezberdinetan gidatu ahal izateko edota iragartze-sistemak, ikaslearen bilakaera aurreikusten dituzten sistemak. Era horretako zerbitzuak eskaintzeko bidean ezinbestekoa da datuak prozesatu eta balio erantzia ateratzea. Helburu honetan hainbat korrante zientifiko berri sortu dira, Educational Data Mining eta Learning Analytics [3] besteak beste. Ikasleen datuak ezkututzen dituzten patrioiak identifikatu eta horiek baliatuz, ikaskuntza-prozesua ulertu eta hobetzeko aukera ematen duten sistemak dira.

Nahiz eta gaur egun hezkuntza mailan ikaslea gidatzen duten gomendio-sistemak badiren [5], orokorrean sistema mota hauek domeinu bakar batean oinarritzen diren sistemak dira. LMSak globalagoak izaten dira, edozein motatako domeinu pedagogiko landu dezakete. LMSek datuei balio erantsia ateratzeko teknikak burbuilean dagoen ikerkuntza da, izan ere nahiko konplexua den paradigma delako, gainditzeko hainbat erronka planteatzen dituelarik: ikaste-eredu egokia garatzea, ezagutzen estandarizatzea eta hala nola gomendio-sistema osatzen duten baliabideak ezagutzarekiko era egokian egituratzea.

Zentzu honetan, ikasleek eguneroko hezkuntza-prozesuan erabili ohi duten LMSak oinarri izanda, hauek sortzen dituzten ikaspen-prozesuak aztertu eta bertatik ikasteko aukera ematen duen plataforma sortu nahi izan da. Sistema horiek behar dituzten modelizazio teknikan formakuntza eta horien portaera analizatzeko balio duena, non malgutasun nahikoa eskaintzen duen beste teknika ezberdinak inplementatu eta ondorioz analizatuak izateko.

Lan honetan gaur egunean hezkuntza-arloan topatu ahal diren gomendio-sistemak aztertu eta baloratzen dira, ondoren sistema horietan oinarrituriko ikasle-modelizazioa nola gauzatu daitekeen aztertzen da. Behin gomendio-sistemak zein ikasleak modelatzeko modua aurkeztua izan den, soluzio erreal bat aurkezten da, MoodRec. MoodRec hezkuntza-plataformarekiko independentea den web-soluzioa planteatzen du, non besteak beste Moodleen lan egiteko aukera eskaintzen duen. Amaitzeko, proposatutako plataforma erabiliz ikasle erreal zein sortutako datuekin egindako probak emandako emaitzak plazaratzen dira.

II. GOMENDIO-SISTEMAK

Gomendio-sistemak (GS), adimen artifizialeko komunitateak garatutako sistemak dira, mota honetako sistema bidez erabiltzailearen lehentasuna kontutan izanda, sistemak erabiltzaileak topatu nahi duena emateko gai da. Teknika hau gizakiak ezezaguna zaion edukien aurrean duen jarrerarekin alderatu daiteke, izan ere ez-jakintasunaren aurrean aditu batengana jo ohi du gomendio (informazio) eske.

GS baten oinarritzko betebeharra erabiltzailearen lehentasunak izanda elementu (hezkuntza-baliabidea) egokia topatzea da. Horretarako, ezinbestekoa da erabiltzailearen-eredua izatea eta honen lehentasunak aurreikusteko gaitasuna izatea. Zentzu honetan, erabiltzailearen eredia osatzerako orduan, garrantzitsua da datu inplizituak (sistemak inferentzia erabiliz lortutako datuak) eta esplizituak (ikasleak zuzenean eskainitakoak) behar bezala bereiztea. Orokorrean, datu esplizituekin lan egin ohi da, sinpleago izaten delako.

Santos [16]-ren arabera, gomendio-sistemek ohiko kontzeptu hauek elkarbanatzen dituzte:

1. Baliabideak: Gomendioaren prozesuaren helburua, edukia.
2. Gomendatzaileak: Baliabideen inguruko iritzia ematen duten entitateak. *Agente* adimenduak

edota bestelakoak izan daitezke.

3. Deskribapena: Baliabideen inguruko informazioa zein irizpidez osatuta egon daitekeen.
4. Lehentasunak: Gomendio bilatzailearen interes nahia baliabideekiko.
5. Konputagailu bidezko gomendio-teknikak: Baliabideak gomendatzeko sistema automatikoa lehentasunak eta deskribapenak erabiliz.
6. Gomendioak: Gomendatzaileak ematen dituen emaitzak behin gomendio-prozesua amaituta. Era ezberdinean eman daitezke, adibidez, iragazki bat pasata, ordenaturik...

Gomendio-sistema automatizatuak eraikitzerako orduan agente adimendu bat erabili ohi da. Agente adimenduak software entitateak dira, non autonomia eta inteligentzia nahikoa duten ataza konkretuak egiteko bai gizakiaren laguntzarekin zein gabe. Agente hauen helburua ematen diren aukera ugariak arakatu eta egokia iragaztea ikasle/erabiltzailearen eredia kontuan izanda. Horrek ikaslearen eredia izateko beharra erakusten du zein era inplizituan edo esplizitua sortu eta mantendu daitekeen. Gomendatzeko teknika ezberdinak daude: *Collaborative filtering System*, *content-based filtering*, *knowledge-based filtering* eta honen hibridoak.

1. *Content-based*: Mota honetako sistemak normalean erabiltzailearen lehentasunak eta baliabideen ezaugarriak kontuan hartzen dituzte, horiekin erabiltzaileak interesgarriak dituen gauzen modeloa edo eredia eratzen da baloratu dituen elementuen ezaugarrietan oinarrituta. Eredua edo modeloa erabiltzailearen interesak errepresentatzen ditu era egituratuan, gerora hori baliatuta interesgarria izan dakioken elementu berriak gomendatzeko. Gomendio-prozesua ikaslearen eredia osatzen duten atributuak eta gomendatzeko baliabideak osatzen dute propietateekin alderatuz ematen da. Prozesu honen emaitza, erabiltzailearen eredia elementu batekiko duen gertutasuna adierazi ohi du [29].
2. *Collaborative filtering*: Teknika honek erabiltzaile aktiboak gomendatzeko orduan, aitzinean bere gustu antzekoak dituzten erabiltzaileek egindako aukeraketan oinarritzen da. Erabiltzaile multzoen ezagutza erabiltzen da gomendioak egiteko orduan. Teknikaren izenaren eratorria modeloaren iragaztea pertsonen arteko korrelazioan datza. Mota honetako GS teknika zabalduena dela kontsideratzen da, oso erabilia da batez ere web- teknologietan oinarrituriko plataformetan: Netflix, Amazon ...[29].
3. *Knowledge-based filtering*: Teknika honek [17] elementuekiko eta erabiltzailearekiko duen ezagutza erabiltzen du ezagutzan oinarrituriko gomendioak eskainiz. Hau da, erabiltzailearen beharrak hoberen betetzen dituzten elementuak gomendatzeko gai da, arrazoiketa erabiliz. Mota honetako sistema askok *case-based* prozesuaren bidez gauzatzen dira. Antzekotasuna kalkulatzeko duen funtzioa erabiltzailearen beharrak gomendioarekiko nola alderantzten den kontuan hartzen dute.

I. Gomendio-sistemak hezkuntzan

Gaur egun ugari dira hezkuntza munduan GSak implementatzen dituzten soluzioak. Bertan sortzen diren, paradigmak, ordea era integralean zein heterogeneo batean erabiltzeko aukera murriztak dira. Plataforma ugari eta mota guztietako dira, izan ere ikaskuntzaren arloa hain da zabala, oso konplexua egiten dela soluzio bakar bat ematea [18].

CheggTutors

Hezkuntzarako plataforma honek [6], hezkuntza-domeinua, ikasle-eredua eta elementuen prozesamendua sortzen duen paradigma antzinako soluzio batekin gainditzen ditu, ikasle orori online bidezko tutore erreal bat atxikitzen dio. Plataformak, ikaslearen ezagutzak eta lehentasuna jakinda, hoberen egokitzen den tutorea atxikitzen dio. Hau da, sistema honetan gomendio-sistema, tutorea bera izango litzateke, ikasleak sortutako datuaz baliatuko litzaketelarik.

CourseRank

Stanford unibertsitateak sortutako gomendio-sistema da [8]. Unibertsitateko ikastaroak batoratu eta erabiltzaileari plan akademiko egokia aukeratzeko laguntzen du ikasleek sortutako aukeraketa historia eta ikaslearen lehentasuna zein beharrak baliatuz. Collaborative-filtering motako GSA erabiltzen du gomendioak egiterako orduan.

SpringMath

Multimedia interaktiboa erabiltzen duen software pertsonalizatua, matematika arazoak konpontzen laguntzeko tutorea sistema eskaintzen duena [9]. Tutore lanak egiten duen agentea GS hibridoa erabiltzen du, batetik knowledge-based erabiltzen du ikaslearen eredua eraikitzeke eta bestetik, collaborative-filtering erabiltzen du ikaslearen jokamoldea beste erabiltzaileekin konparatuz ikaslearen errendimenduaren arrazoiak identifikatzeko. Azkenik, content-based GS-en eta knowledge-based GS-en hibrido bat erabiltzen du, behin erabiltzailearen-eredua identifikatuta duela, honen ezagutzak jakinda bere errendimendua hobetzeko edukiak gomendatzeko [20].

SQLTutor

SQL-Tutor knowledge-based motatako gomendatzaile sistema da, SQL programazio-lengoaia ikasteko laguntza eskaintzen duena. Plataforma honen intentzioa era erraz batean sistema ikaslearen behar eta ezagutzara egokitzea da. Gomendio-sistema bi modutan egokitzeke aukera du: proposatutako ariketen konplexutasuna mailakatzen eta hauek gainditzeko beharrezko mezua eta baliabideak plazaratzen. SQL-Tutor Constraint-Based Modeling (CBM) oinarritzen da, ikaslearen modelizazio osatzeko. Ikasle bakoitzari egokitzeke, SQL-Tutor-ek ikasle bakoitzarentzako eredu bat mantentzen du. Ikaslearen-ereduak aurreko saioren historiari buruzko informazioa biltzen du (adibidez, modu egokian erantzundako ariketen zerrenda), eta ikaslearen ezagutzaren eredua ere badu, murriztapenen (Constraints) arabera adierazita. Ikasleak lehen aldiz sartzen denean, sistemak eredu berri bat sortzen du, eta ikasleari datu-basea eta arazo bat hautatzeko aukera ematen dio. Ikaslearen emandako erantzunak aztertzen dira (constraint-network zabalduz), eta sistemak bere gomendioen berri ematen dio [28].

III. IKASLEAREN EZAGUTZA MAILA MODELATZEN

Ikasle-eredu egoki bat definitzea eta ereduaren beharrezko ezaugarriak zehaztea edozein sistemaren oinarritzeko pausua da. Eredu honen bidez sistemak momentu jakin batean ikaslearen

ezaugarri zein ezagutzak jakiteko gaitasuna izango baitu. Bide honetan, sistemak egokitze prozesuak martxan jartzeko gaitasuna izango du edota ikaslearen portaera iragartzeko-trebetasuna izan dezake.

Edozein modeloren antzera, ikasle-ereduan oinarritutako modelo osatzeko lehenik eta behin datuez aberastu beharra dago. Datu hauek mota ezberdineko datuak izan daitezke besteak beste, datu demografikoak, ikaslearen lehentasunak, trebetasunak etab. Zentzu honetan datuak era esplizituan edo inplizituan lor daitezke.

Behin datuak jasota, bertatik ezagutza ateratzean ikasle-eredua sortzeko aukera ematen da. Eredu hau sortzeko garaian eta helburuen arabera hainbat teknika ezberdin erabili daitezke: Atributu-balio bikoteak, Heuristikoak, Sare Bayestiarrak, Markov-en ezkutuko ereduak, grafoak etabar luze bat.

Orokorrean modeloak hurrengo ikasle-eredu egitura jarraitzen dute:

1. **Eredu laua:** Aldagai eta balioz osatutako multzoa.
2. **Eredu hierarkikoa:** Erabiltzailearen ezaugarriak adierazten ditu eta ezaugarrien arteko erlazioak.
3. **Estereotipotan oinarritutako ereduak:** Estereotipo bat edo gehiago normalean abiarazleen bidez aktibatutak.
4. **Overlay eredu (ohikoena):** Domeinuko eduki bakoitzeko erabiltzailearen ezagutza edo interesa jasotzen da.
5. **Logikan oinarritutako ereduak:** Lehen ordenako predikatu-logika bidezko errepresentazio eta arrazonamendua.

Interes handien sortzen duen ikasle-ezaugarria ezagutza maila izaten da, sentzu honetan ikaslearen ezagutza maila modelatzerakoan teknika ezberdinak erabili daitezke, horretarako Overlay eredu oinarritzen diren teknika ezagunenak deskribatu eta aztertu egiten dira [23]:

I. Zuzentasun segida

Teknika honen bidez ikasleak ezagutzan trebea den edo ez zehazteko metodologia: Segidan N erantzun zuzen lortzen dituenean ematen da. Hau da, metodo honen bidez ikasleak bat bestean jarraian zuzen erantzun dituen galderak kontatzen dira, behin muga (N) iritsita sistemak ikaslea ezagutzean trebetasuna duela kontsideratuko duelarik. Teknika honek desabantaila nabari bat du, behin erantzun oker bat emanda ezagutza hasierako puntura itzultzen da, ikaslearen motibazio galtzea bultzatu dezakealarik. Hala ere, sistema ezberdinetan erabili ohi da.

II. Batezbesteko mugikorra

Ikaslea ezagutzan trebea den edo ez jakiteko beste teknika bat Batezbesteko mugikor izenekoa da. Teknika honek N -z osaturiko leih mugikorrean sortzen den batezbestekoa erabiliz $\theta_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n c_{k-i}$ eta T parametroa muga bezala erabiliz kalkulatu daiteke. Orokorrean, $\theta \geq T$ denean

ikasleak trebetasuna duela zehazten da. Teknika honek Zuzentasun segida teknikan sortzen den arazoa saihesten du baino ez du era egokian momentu oro ezagutza era egokian kalkulatu. Izan ere, ikasketa-pausu guztiak pisu berdina dutenean bilakaera ez da kontuan hartzen. Hau saihesteko hedapen bat inplementatu ohi da, saiakera ezberdinei pisua ezberdina emanez.

III. Batezbesteko mugikor esponontziala

Batezbesteko mugikor teknika pisu esponontzialekin batera erabili ohi da, teknika hau Batezbesteko mugikor Esponontzial (BME) bezala ezaguna da. Pisuen aukeraketa egokiak askotan errendimendu ona eskaintzen du, honez gain erraza da inplementatzen eta ez du kostu konputazional handirik eskatzen, izan ere ez da ikaspen-prozesu osoa gorde behar.

Funtzio esponontzial batek emandako pisuak hautatzen baditugu $w_i = (1 - \alpha) * \alpha^{i-1}$ batezbesteko mugikor esponontziala kalkulatu ahal izango dugu θ_k k pausu ostean:

Hasera $\theta_0 = 0$

Eguneraketa $\theta_k = \alpha * \theta_{k-1} + (1 - \alpha) * c_k$

Trebetasuna edo trebetasun eza zehazteko muga berdina mantentzen da $\theta_k \geq T$

IV. Eredu Logistikoa

Ezagutza modelatzeko beste teknika erabili bat funtzio logistikoa oinarrituriko modeloak dira. Mota horretako modeloek etengabeko trebetasun latentearen suposizioa erabiltzen dute, $\theta \in (-\infty, \infty)$ eta trebetasuna, zuzen erantzuteko probabilitatearekin funtzio logistikoa baten bidez erlazionatzen da: $\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$. Metodologia honen hedapen baten bidez erantzun anitzak onartzen dituzten ariketak modelatzeko balio izan dezake, beste modeloekiko abantaila nabari bat delarik.

Honen adibide bat *Performance factor analysis (PFA)* da, non trebetasunen kalkulua hasierako trebetasunen eta ondorengo erantzunen zuzentasunaren konbinazio lineal batek ematen duen. $P_k = \sigma(\beta + \gamma * s_k + \delta * f_k)$ non β hasierako trebetasuna den, s_k eta f_k lehen k saiakeretan ikasleak erantzun zuzen eta okerren kontaketa den hurrez hurren. γ eta δ erantzun zuzenak eta okerrak lotutako trebetasunarekiko aldaketak zehazten dituzten parametroak dira. Bi parametro hauek era errez batean kalkulatu daitezke erregresio logistikoa erabiliz.

V. Bayesian knowledge tracing (BKT)

Bayesian knowledge tracing (BKT), tutoretza adimendun sistema askotan erabiltzen den algoritmo bat da, ikasleak lantzen ari den arloaren ezagutza modelatzeko balio du. Berez Hidden Markov modelo bat da, non ezagutza aldagai latente bat den (trebetasun gabezia edo trebetasuna duen adierazten duena). Modeloa 4 parametroz osatzen da: P_i haserarik ezagutza trebetasuna izateko probabilitatea adierazten du, P_l lehen pausuan trebetasuna lortzeko gaitasunaren probabilitatea adierazten du, P_s trebetasuna izanda erantzun okerra emateko probabilitatea adierazten du eta P_g trebetasuna ez izanda erantzun zuzena emateko probabilitatea adierazten du, hau da suposizioa egin delaren probabilitatea [24].

Ezagutzaren estimazioa Bayes erregelak erabiliz eguneratzen da, emandako erantzunak aztertuz; ikasleak emango duen erantzunaren predikzioa estimatzen den ezagutzan oinarritzen da, ondorengo erregelak erabiliz:

$$\theta_1 = P_i$$

$$\theta'_k = \begin{cases} \frac{\theta_k(1-P_s)}{\theta_k(1-P_s)+(1-\theta_k)P_g}, & \text{if } c_k = 1 \\ \frac{\theta_k P_s}{\theta_k P_s+(1-\theta_k)(1-P_g)} & \text{if } c_k = 0 \end{cases}$$

$$P_k = P_g \theta_k + (1 - P_s)(1 - \theta_k)$$

$$\theta_{k+1} = \theta'_k + (1 - \theta'_k)P_i$$

k : Saiakerak.

θ_k : Ezagutzan trebetasuna izateko probabilitate k saiakera aurretik.

θ'_k : Ezagutzan trebetasuna izateko probabilitate k saiakera ondoren.

P_k : Ezagutzan trebetasuna izateko probabilitatea.

Ikasleak lehen saiakeran ezagutzan trebetasuna izateko probabilitate θ_1 , haserako probabilitate bat ezartzen zaio P_i (initial probability), maiz 0.3 erabiltzen da haserako probabilitate bezala. Ikasleak k saiakeran zuzen ($c_k = 1$) edo oker ($c_k = 0$) erantzun duenaren arabera, ondorengo probabilitate kondizionala θ'_k kalkulatzen da. P_k bidez k momentuan duen trebetasun probabilitatea kalkulatzen da eta θ_{k+1} bidez hurrengo saiakera izango lukeen probabilitatea kalkulatu egiten da.

Bayes modelo honen parte diren estimazio-parametroek (P_i, P_l, P_g, P_s), garrantzia handia dute ikaste-prozesua era egokian modelatzerako garaian. Hainbat teknika planteatzen dira ikaste-domeinuaren arabera parametroak egokitzeko; expectation-maximization algoritmoa, stochastic gradient descent edota exhaustive search bestek beste [25].

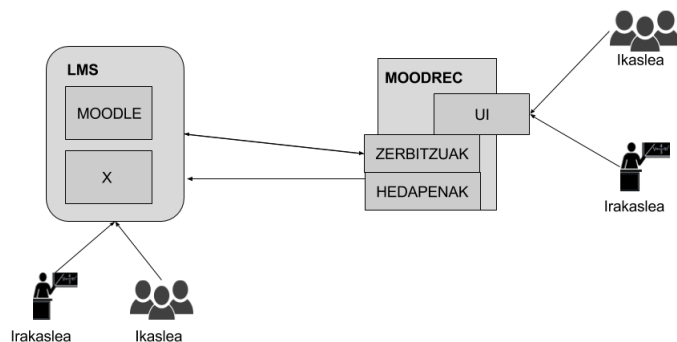
IV. MOODREC PROPOSAMENA

Ikerketa honetan merkatuan dauden hezkuntzara bideratutako gomendio-sistemak aztertu ahal izan dira, eta orokorrean jasotako datuen arabera ikaste-domeinu jakin batera bideratuak dauden soluzioak dira. Era berean, hezkuntzan erabiltzen diren LMSetan oinarrituriko ikaste-prozesua aztertzen ahalbidetzen duten sistemek ez dute gaur egunean soluzio komertzialik, topatu ahal diren soluzioak ikerkuntza mailan daude, hau da, gutxi batzuk aplikatzen dute ikerkuntza era aplikatuan produkzio mailara edo komertzialera eramanez.

Zentzu honetan MoodRec-ek hainbat helburu jakin ditu; batetik gaur egunean merkatuan eta hezkuntza arloan erabiltzen diren LMSi ikaslearen ikaste-prozesua hobetzeko gaitasuna eskaintzea. Eta bestetik ikaste-prozesu munduan eman daitezkeen ikerkuntzei erabilpen hedagarri

bat eskaintzea; non bertan, ikaslearen ezagutza-prozesuan jasotzen diren gomendioak aztertzeo aukera bermatzen duen.

Helburu horiek lortzeko bidean, helburu txikiagoak betetzen ditu MoodRec plataformak: autentifikazio gurutzatua ahalbidetzea, edozein LMSak sortzen dituen datuak jasotzea zein prozesatzea eta azkenik LMS plataforman edukiak txertatu ahal izatea. Hau lortzeko, ohiko LMSen arkitekturari kanpo-zerbitzu bat gehitu zaio, MoodRec plataforma, ikaslearen ezagutza monitorizatzeko gaitasuna izango lukeena.



Irudia 1: MoodRec plataformaren egitura.

1. irudian MoodRec plataformaren jokamoldea ikus daiteke. Batetik, UI (user interface) dago, hau MoodRec-ek eskaintzen duen kontrol-panela erabiltzeko gaitasuna ematen du, besteak beste ikastaroaren edukiak kudeatu, ariketak egin edota ikaslearen bilakaera aztertzeo balio du. Bestetik, MoodRec-en hedapenak daude, hedapen hauen bidez LMSari Javascript-en oinarrituriko kodea txertatu dakiok, kasu honetan Moodlantzako hedapena garatua izan da, honen bidez MoodRec plataformarekin komunikatzeko gaitasuna ahalbidetzen da. Azkenik, MoodRec-ek eskaintzen dituen zerbitzuak daude, besteak-beste; autentifikazio gurutzatua, ikastaroen edukiak kudeatzeko zerbitzuak, ikaslearen eredia eguneratzeko zerbitzua eta gomendio sortu eta bidaltzeko zerbitzua.

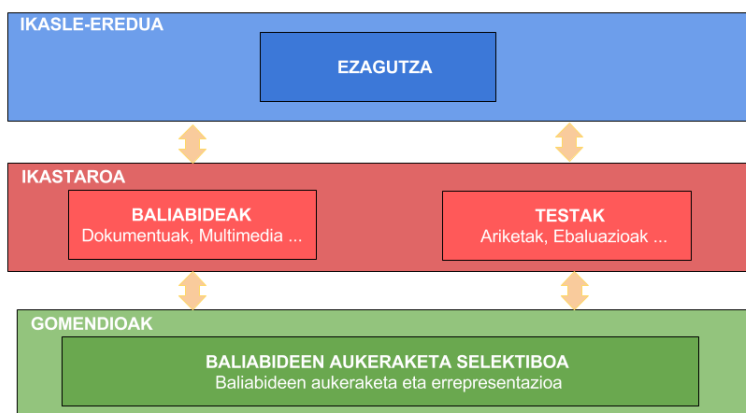
MoodRec-en zerbitzuak 1. irudian ikus daitezkeen bezala, MoodRec-ek eskaintzen duen UI-aren bidez kontsumitu daitezke edota LMS baten bidez. Kasu honetan, Moodlen erabili da LMS eredu bezala. Moodleen hedapenak hiru funtzionalitate nagusi eskaintzen ditu, batetik irakasleak ariketak sortu ahal izango ditu, bestetik ikasleak ariketa hauek egin ahala bere ezagutza eguneratzen joango da eta azkenik ikasleari gomendioak jasotzeko aukera ematen da.

Behin MoodRec-en helburuak zehaztua eta funtzionalitatea definituta, MoodRec-en gomendio-sistema nola eraikitzen den deskribatzen da. GSaren oinarritzko prozesuak azaltzen dira: ikasle-ereduaren modelizazioa zein gomendioen aukeraketa-prozesua.

I. Gomendio-sistema

Ikusi ahal izan den bezala ikasle-ereduek mota ezberdin askotako datuak osatzen dituzte; demografikoak, interesak, lehenetsunak, ezagutzak etabar luze bat. MoodRec plataforma ordea ikaslearen ikaste-prozesua aztertzeo helburua duenez, ikaslearen ezagutzaren jarraipena egiteko beharrezko ikasle-eredua osatzeko bidean, ikasleak ikaste-domeinuko gai edo eduki bakoitzean duen trebetasun mailan oinarritzen da.

2. irudian ikusten den moduan, gomendioak burutzeko sistemak ikasle-ereduan jasotzen den informazioa eta baliabideen informazioa erabiltzen da. Jarraian, gomendioak burutzeko prozedura sakonago azalduko da eta horren ondoren ikaslearen-eredua nola eguneratzen den testak ematen duten informazioa erabilia.



Irudia 2: MoodRec-en gomendio-sistema oinarritzen den geruza egitura.

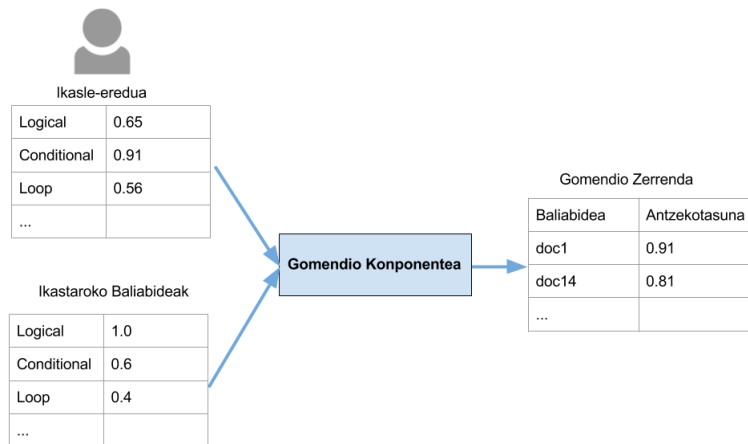
Baliabideen gomendioak

Baliabideen gomendioak egiterako orduan, MoodRec-ek Content-based recommendation teknika erabiliz gauzatzen da, hau da ikasleari aurretiaz aukeratutako elementuak eta deskribapenak aztertu eta elementu hauen ezaugarrietan oinarritutako ikaslearen-eredua eraikitzen du eta hortan oinarritzen da gomendioak egiteko orduan.

MoodRec-en kasuan ikaslearen ezagutza edota deskribapena ematen duen osagaia; ikasleak edukiekiko dituen ezagutzak dira. Iraganean izan duen trebetasuna ezagututa BKT modeloaren bidez etorkizunean izan dezakeen ezagutza maila iragarri daiteke. Bestalde, ikastaroaren baliabideak ditugu, hauek ezagutzetan mapatuak daude. Ikaslea-eredua izanda eta baliabideak ezaugarri berdinean mapatuak izan da *Content-based recommendation* teknika erabili daiteke erabiltzaileari gomendioak eskaintzeko (ikus 3. irudia).

Baliabideen gomendioak egiterako orduan, MoodRec-ek bi prozesutan oinarritzen den metodologia aplikatzen du. Batetik, baliabideak jorratzen duten ezagutzarekiko bektorizatu zein normalizatu egiten dira, era berean ikaslearen ezagutzak bektorizatu zein normalizatu egiten dira. Bestetik, bi bektore hauen antzekotasuna kalkulatzeko Vector Space Model metodologia erabiltzen da, antzekotasun kalkularen bidez MoodRec-ek ikasleari gomendioak egiteko gai izango delarik. Balio lehenetsiz, $antzekotasuna > 0,4$ denean gomendia eskaintzen da, hau balidazio atalean egindako azterketa-prozesutik ateratako balioa da, balidazio atalean sakonago aztertzen da.

Baliabideen ezagutzaren bektorizazioa MoodRec-en lehen bertsio batean eskuz egiten da eta irakasleak izango lukeen funtzio bat litzateke. Prozesu hau automatizatzeko bidean hainbat teknika erabili daitezke; TF*IDF, Entropy Method besteak beste [11]. Hala ere, lan honen esparrutik at geratzen den problematika da.



Irudia 3: Ezagutzan oinarrituriko Content-based recommendation MoodRec-en aplikatuz.

Ikaslearen ezagutzaren bektorizazioa BKT modeloak kalkulaturako trebetasun probabilitatea erabiliz kalkulatzen da. Orain arteko modeloarekin, sistemak ezagutza ikasita izateko probabilitatea kalkulatzeko gaitasuna du, baina probabilitate hori jakinda ez du gaitasunik ikasi duen edo ez jakiteko. Horretarako ikasia edo ez ikasiaren muga probabilistikoa ezarri behar izaten da. MoodRec-ek 0.5 (hau moldagarria da) baino trebetasun probabilitatea txikiagoa duen kasuetan trebetasun eza duela kontsideratzen du eta hortaz, trebetasun baxua duen ezagutzak indartu nahi denez, ikasle-ereduaren deskribapena parte izango da. Kontuan izan behar da, ikaslearen trebetasunaren probabilitatea kalkulatu dugula eta baliabideekin alderatzeko trebetasun eza erabili behar dela, hortaz, trebetasun mailaren kontrako probabilitate erabiltzen da ikasle-eredua osatzeko.

Ikasle eta edukiaren arteko antzekotasuna topatu ahal izateko, *Vector Space Model* teknika erabiltzen da, ikaslearen ezagutzaren bektorea q eta baliabideen bektorearen d artean sortzen den angeluaren desbideratzea kalkulatuz. Desbideratze honek, bi bektoreen arteko antzekotasuna adierazten duelarik.

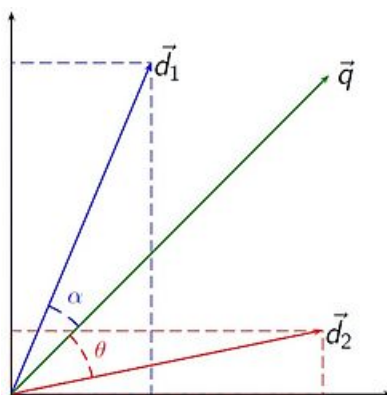
d_j bektorea baliabideak (dokumentuak) jorratzen dituzten ezagutzak era normalizatuan adierazten ditu, q ikaslearen ezagutzaren trebetasun eza adierazten du era normalizatuan. Bektoreen arteko konparaketa angeluen bidez adierazgarriagoa denez, bien arteko antzekotasuna $\cos \theta$ bidez adierazten da. 4. irudian era grafikoan ikus daiteke.

$$d_j = (w_{1,j}, w_{2,j}, \dots, w_{t,j}) \quad (1)$$

$$q = (w_{1,q}, w_{2,q}, \dots, w_{n,q}) \quad (2)$$

$$\cos \theta = \frac{d_2 * q}{\|d_2\| * \|q\|} \quad (3)$$

Antzekotasuna maila, bektoreen artean sortzen den angeluaren kosinuak adierazten du, gero eta txikiago gero eta antzekotasun baxuagoa adierazten du. Normalizatua dagoenez, antzekotasun-maila (1.0,0.0) tarteko balioak hartu ditzake 1.0 antzekotasuna altuena adierazten du, 0.0 inongo antzekotasunik ez duela adierazten duelarik.



Irudia 4: θ eta α angeluek q (ikaslearen ez jakintasunen bektore normalizatu) bektorearekiko d_1, d_2 dokumentuen (baliabideak) antzekotasuna adierazten dute hurrenez hurren.

Ikaslearen ezagutza bektorea eta baliabidearen bektoreak dimentsio ezberdinak dituztenean hauek erlatibizatu egiten dira. Bektore luzeena hartu eta honen arabera bektore motzena dimentsionatu egiten da. Demagun, ikaslearen ezagutza bektoreak biderketa, zatiketa eta kenketa ezagutzak dituela eta baliabideetan dagoen dokumentu batek bakarrik zatiketak lantzen dituela, hauen arteko antzekotasuna ondoren azaltzen den prozesua jarraituko luke:

Ikaslearen ez-jakintasan bektorea $q(\text{biderketa}, \text{zatiketa}, \text{kenketa}) = (0,4, 0,3, 0,3)$

Baliabidearen bektorea $d(\text{kenketa}) = (1,0)$

d bektore dimentsionatua $d_1(0,0,0,0,1,0)$

Antzekotasun kalkulua *Vector Space Model* formula erabiliz: 0,485504

Ikasle-ezagutza modelatzen

Lan honetan ikertu den harira, ikaslearen ezagutza eraikitze teknika ugariak dira eta beharren arabera bat edo beste aukeratu daiteke. MoodRec-en izaeragatik (ikaste-prozesua aztertu eta bertatik ikastea, ikasleari era egokiago baten gomendatzeko), *Consecutive Correct*, *Moving Average* edota *Esponentzial Moving Average* bezalako ezagutza modelatzeko teknikek ez dute malgutasun nahikorik eskaintzen ikasketa-prozesua egokitzerako orduan, izan ere funtsa oinarriko estatistikan dute.

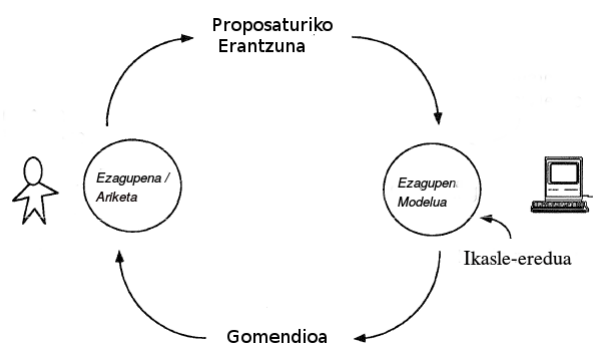
Aldiz Bayesian Knowledge Tracing (BKT) zein Logistic Models (LM) modelo estatistikoak dira, eta hortaz ikaste-testuinguru ezberdinetan egokitze aukera eskaintzen dute. Orokorrean bi ereduak [26]-en arabera ikaslearen ezagutza modelatzerako orduan emaitza antzekoak eskaintzen dituzte. Bakoitza bere abantailak dituelarik; LMak erantzun anitzeko galderak onartzeko erdua era erraz batean inplementatzeko aukera eskaintzen du, non BKT kasuan inplementazio konplexuago eskatzen duen. Aldiz, BKTak beste eredu ezberdinekin bateratzeko aukera handiago eskaintzen du [26].

Ikaste-prozesu ezberdinetara egokitze gaitasuna dutela eta, ikaslearen ezagutza modelatzeko orduan bai LAk zein BKTk, sistemak behar duen ezaugarriekin bat datoz. Plataformaren lehen

gerturatzeko bezala BKT modeloa inplementatu da, honen analisi eta portaera aztertzeko bidean. Hala ere, sistemak LA edo bestelako modeloak inplementatzeko pentsatua izan da.

Aurrez aipatu bezala MoodRec-ek ikaslearen ezagutza maila BKT bidez modelatzen du. Ikasleak ezagutza ariketak egitearekin batera ikasteko aukera du, ariketak zehazten dutelarik zein ezagupen lantzen den eta zeintzuk diren BKTren ikaste-estimazio parametroak. Lehenetsi gisa, [19] artikuluan gomendatzen direnak erabiltzen dira: $P_i = 0,4$, $P_g = 0,2$, $P_s = 0,1$, $P_l = 0,1$. Hala ere, plataformak estimazio parametroak egokitzeko aukera eskaintzen du ariketa bakoitzari parametro ezberdinak zehazteko aukera baitu.

Ezagutza, BKT modeloaren bidez eguneratzen doan heinean, sistemak ezagutza hau jakinda gomendioak egiteko aukera du, non behin gomendioa jasota ikasleak izan duen bilakaera aztertu daitekeen eta baliabidearen egokitasuna aztertu (ikusi 5. irudia).



Irudia 5: Ikaste-prozesuaren fluxua grafikoki azalduta.

Ondoren, MoodRec erabiliz ezagutza modelatzeko adibide bat deskribatzen da, kasu honetan ikasleak matematikako 5 galderaz osatutako ebaluazio bat jorratzen du, landutako ezagutza biderketa delarik:

Ariketa	Erantzuna	Trebetasuna prob.
1	okerra	0.3677
2	zuzena	0.388
3	zuzena	0.80
4	okerra	0.652
5	zuzena	0.91

Kasu honetan ikasleak lehen saiakeran proposatutako ariketa gaizki erantzun izanagatik, biderkaketa ezagutzan trebetasuna izateko probabilitate baxua duela ikus daiteke, 0,3677. Bigarren saiakeran ordea ondo erantzun izanagatik ezagutzan trebetasuna izateko probabilitatea handitu egiten da, baina bere tamainan, izan ere ariketa bat zuzen eta beste bat oker erantzun ditu. Hirugarren ariketa zuzen erantzun ondoren, ezagutzan trebetasuna izateko probabilitatea 0,8-ra handitu egiten da. 4.saiakeran ordea oker erantzun ondoren probabilitatea 0,65-ra jaitsi egiten da, ikasle ezagutzaren bilakaera era erreala batean modelatzen doala ikus daiteke. Azkenik, 5.ariketa zuzen erantzun izanagatik, sistemak ikasleak biderkaketan trebetasuna izateko probabilitate 0,91 duela zehazten du.

Arkitektura

Moodle edo BlackBoard bezalako plataformak web-teknologian oinarrituriko soluzioak dira. Orokorrean, mota horretako zerbitzuak online bidezko zerbitzuak izaten dira, maiz ez presentzialak diren ikastaroak eskaintzen baitituzte. MoodRec-en arkitektura, plataforma horien baliabideak era efizienteenean ustiatzeko diseinatua izan da, izan ere mota honetako plataformak sortzen dituzten datuak zein zerbitzuak kontsumitzeko gaitasuna behar du.

Zentzu honetan, hainbat arazo planteatzen dira, segurtasun zein autentifikazioa bermatzea, sistema ezberdinen arteko interoperabilitatea ahalbidetzea eta eskalagarria den sistema osatzea.

MoodRec bezero-zerbitzari (ikus 6. irudia) puntuz puntuko arkitekturan oinarritua dago, puntuen arteko komunikazioa protokolo bezala HTTP zein HTTPS erabiltzen da.

Komunikazioa bi ataletan banatu beharra dago. Batetik, erabiltzailea autentifikaziorako orduan, HTTPS protokoloa erabiltzen da erabiltzailearen datu kritikoak enkriptatuak bidaltzen direla ziurtatzeko. 6. irudian bezeroaren aldean zein zerbitzari aldean azaltzen den segurtasun-modulu bidez gauzatzen da, OAuth 2.0 metodologia [13] erabiltzen da sistemen arteko autentifikazioa gurutzatua gauzatzeko.

Bestetik, bezeroaren eta zerbitzariaren artean ematen diren gainontzeko mezuak REST (Representational State Transfer) aplikazio mailako protokoloa erabiliz gauzatzen da. REST erabiliz, aplikazio logika guztia zerbitzari aldean zehaztea ahalbidetzen da, bezeroa datuen kontsumitzaile izatea beste funtziorik ez duelarik. Desakoplamentu logiko honek garrantzi berezia hartzen du sistema ezberdinetan funtzionatu ahal izateko garaian, bezeroaren egitekoa nabari sinplifikatu egiten baita.

Hortaz, bezeroaren inplementazio maila bi atal nagusitan banatua dago, autentifikazioa modulua eta REST zerbitzuak kontsumitzeko gai den APIa. APIak, REST zerbitzuak kontsumitu ahal izateko, lehenago autentifikazio beharra du, izan ere zerbitzuak kontsumitu ahal izateko balidatutako tokena erabili beharra dago. Token honen bidez, MoodRec-en bezero APIa erabili ahal izango da.

MoodRec-en bezero APIak 5 funtzionalitate eskaintzen ditu:

1. Ariketak kudeatzeko modulua: Ariketak gehitu, ezabatu, eguneratzeko zein bistartzeko funtzionalitatea eskaintzen du.
2. Gomendioak kudeatzeko modulua: Funtzionalitate honen bidez, erabiltzaileak dituen gomendioak bistartzeko aukera ematen da.
3. Baliabideak kudeatzeko modulua: Gomendio-sistemak osatzen dituen baliabideak gehitu, ezabatu, eguneratzeko zein bistartzeko funtzionalitate eskaintzen du.
4. Ezagutzak kudeatzeko modulua: Ikaslearen ezagutzak eguneratu zein ezagutzeko funtzionalitatea eskaintzen da.
5. Ikaslea kudeatzeko modulua: Ikaslearen datuak kudeatzeko funtzionalitate modulua.

Zerbitzariaren aldea plataformaren oinarria da, bertan autentifikazio-zerbitzuak eskaintzeaz gain, plataformak behar dituen datuen iraunkortasuna ematen da, ikaslearen ezagutzak monitorizatzeko algoritmoak inplementatzen dira (BKT modulua) hala nola gomendio-sistema (GS

V. BALIDAZIOA

Balidazioa bi atal ezberdinetan banatua izan da. Batetik, plataformaren funtzionalitatea bermatzen duen prozesua garatu da eta bestetik plataformak eskaintzen dituen gomendioen analisia eta hauen egokitasuna aztertua izan da; dokumentu eta ikasle-eredu ezberdinekin.

I. Plataformaren balidazioa

Plataformaren funtzionalitatea aztertzeke garaian, *oinarrizko programazioa* ikasteko ikasturte batean emandako gaiak erabili dira. Ikasturtean zehar 10 topiko ezberdin jorratzen dira, hauek jorratzeke ikasleak 40 dokumentu ezberdin dituelarik. Ikaslearen bilakaera aztertzeke 30 galdera ezberdin prestatu dira 10 edukien ebaluazioa egiteke.

Ikasturtearen baliabideak zein ikaslearen datuak MoodRec plataforman txertatuak izan dira, bai Moodle erabiliz zein MoodRec-ek eskaintzen duen kontrol-panelaren bidez. 6 ikasle-eredu ezberdin sortu dira, 30 galdera txertatu eta 40 dokumentu ezberdin igo dira. Suertatu den arazo bakarra, kodifikazio arazoa izan da, zenbait karaktere ez alfanumerikokorekin arazoak dituela ikusi da, ez baditu era egokian errepresentatzen. Prestatutako ikastaroa ikusi eta trebatzeke aukera dago [10] webgunearen bidez. Prestatutako ikastaroa, MoodRec-ek eskaintzen dituen gomendioak ebaluatzeke erabili da.

II. Gomendio-sistemaren ebaluazioa

Gomendio-sistemaren ebaluazioa bi mailatan burutu da:

Alde batetik gomendatu beharreko edukiak topatzeko gaitasuna kontuan hartu da. Horretarako estaldura, doitasuna eta F1 neurria erabili dira. Beste aldetik, gomendioen ordenaren egokitasuna aztertu da Normalised Discounted Cumulative Gain neurria erabilita. Ordena ez bada egokia eta aurreko elementuetan gomendio ez egokiak jasotzen badira, erabiltzaileak ez dira sistemaz fidatuko.

MoodRec-ek eskaintzen duen gomendioen egokitasuna aztertzeke 6 ikasle-eredu ezberdin sortu dira. Eredu hauek ikastaroan lantzen diren 10 edukiekiko (*Constant, Variable, String, Array, Arithmetic, Logical, IO, Conditional, Loop, Function*) duten ezagutza zehazten dute. *Loop* eta *Function* edukiak ez dira ikastaroan oraindik landu, erabaki hau landu gabeko edukiekiko gomendioen jokaera aztertzeke neurri bezala zehaztu da. Ondoren jorratu diren 6 ikasle-ereduen ezaugarriak:

1. **Ikasle1:** Dena ikasia duena.
2. **Ikasle2:** Ikastaroa hasi gabekoa.
3. **Ikasle3:** *Logical* eta *Conditional* edukiekin arazoak dituen, gainontzeke edukiak ikasita dituenak.
4. **Ikasle4:** *Logical* edukiak arazoak dituen, gainontzekeak ikasita dituenak.
5. **Ikasle5:** *Conditional* edukiarekin arazoak dituen, gainontzekeak ikasiak dituenak.
6. **Ikasle6:** Eduki guztiekin arazoak dituenak.

Ikasle1-ereduak dena ikasi izanagatik ez luke inongo gomendiorik jaso beharko, eta MoodRec gomendio-sistemak ez du inolako gomendiorik helarazten.

Ikasle2-ereduak ikasturtea hasi aurretiko gomendioak jasoko lituzke, eduki bat bera ere jorratu ez duenez ez luke gomendiorik jaso beharko, sistemak kasu honetan ez du gomendiorik eskaintzen.

Ikasle3-ereduak *Logical* zein *Conditional* edukiarekin arazoak dituela eta, ezagutza horiek jorratzen dituzte edukien gomendioak jaso beharko lituzke. Orokorrean, ikasle-eredu honek *Conditional* eta *Logical* jorratzen dituzten edukiak jaso beharko lituzke. 1.taulan ikasle3-k jasotako gomendio zerrenda deskribatzen da, batetik dokumentuaren izena, bestetik edukiak jorratzen dituen ezagutzak eta azkenik ikaslea-ereduaren eta edukien arteko antzekotasuna adierazten da hurrenez hurren.

Ikasle4-ereduak *Logical* edukian trebetasuna ez duela eta, *Logical*-a lantzen duten edukiak jaso beharko lituzke. 2.taula ikasle4-k jasotako gomendio zerrenda deskribatzen da, batetik dokumentuaren izena, bestetik edukiak jorratzen dituen ezagutzak eta azkenik ikaslea-ereduaren eta edukien arteko antzekotasuna adierazten da hurrenez hurren.

Ikasle5-ereduak *Conditional* ezagutzarekin arazoak dituela eta, *Conditional* ezagutza lantzen duten baliabideak jaso beharko lituzke. 3.taulan ikasle5-k jasotako gomendio zerrenda deskribatzen da, batetik dokumentuaren izena, bestetik edukiak jorratzen dituen ezagutzak eta azkenik, ikasle-ereduaren eta edukien arteko antzekotasuna adierazten da hurrenez hurren.

Ikasle6-ereduak ezagutza guztiekin arazoak dituenez, orokorrean ikastaroan ematen diren ezagutza guztien inguruko edukiak jaso beharko lituzke.

Taula 1: *Ikasle3-k Jasotako gomendioak, ikasle-ezagutza eza eta baliabideek jorratzen dituzten edukien arteko antzekotasuna emaitzak*

Dok.	Landutako Edukiak	Antzekotasuna
	Constant,Variable,String,Array,Arithmetic,Logical,IO,Conditional,Loop,Function	
Doc24	(0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,1.0,0.0,0.0)	1.0
Doc19	(0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,1.0,0.0,0.0,0.0,0.0,0.0)	1.0
Doc18	(0.0,0.1,0.0,0.0,0.0,0.0,0.9,0.0,0.0,0.0,0.0,0.0)	0.99
Baldintzakoak	(0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,0.4,0.0,0.6,0.0,0.0,0.0)	0.98
Doc20	(0.0,0.2,0.0,0.0,0.0,0.0,0.8,0.0,0.0,0.0,0.0,0.0)	0.97
Doc23	(0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,0.2,0.0,0.8,0.0,0.0,0.0)	0.87
Baldintzakoak adb.	(0.0,0.1,0.0,0.0,0.0,0.1,0.2,0.1,0.4,0.0,0.0,0.1)	0.82
Doc25	(0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,0.1,0.0,0.3,0.6,0.0,0.0)	0.44

Taula 2: *Ikasle4-k Jasotako gomendioak, ikasle-ezagutza eta baliabideen arteko antzekotasuna*

Dok.	Landutako Edukiak	Antzekotasuna
	Constant,Variable,String,Array,Arithmetic,Logical,IO,Conditional,Loop,Function	
Doc19	(0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,0.0, 1.0 ,0.0,0.0,0.0,0.0)	1.0
Doc18	(0.0, 0.1 ,0.0,0.0,0.0,0.0, 0.9 ,0.0,0.0,0.0,0.0)	0.99
Doc20	(0.0, 0.2 ,0.0,0.0,0.0,0.0, 0.8 ,0.0,0.0,0.0,0.0)	0.97
Baldintzazkoak	(0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,0.0, 0.4 ,0.0, 0.6 ,0.0,0.0)	0.55
Baldintzakoak adb	(0.0, 0.1 ,0.0,0.0, 0.1 , 0.2 ,0.1, 0.4 ,0.0, 0.1)	0.41

Taula 3: *Ikasle5-k Jasotako gomendioak, ikasle-ezagutza eta baliabideen arteko antzekotasuna*

Dok.	Landutako Edukiak	Antzekotasuna
	Constant,Variable,String,Array,Arithmetic,Logical,IO,Conditional,Loop,Function	
Doc24	(0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,0.0, 1.0 ,0.0,0.0)	1.0
Doc23	(0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,0.0, 0.2 ,0.0, 0.8 ,0.0,0.0)	0.97
Baldintzazkoak	(0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,0.0, 0.4 ,0.0, 0.6 ,0.0,0.0)	0.83
Baldintzakoak adb	(0.0, 0.1 ,0.0,0.0, 0.1 , 0.2 ,0.1, 0.4 ,0.0, 0.1)	0.81
Doc25	(0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,0.0, 0.1 ,0.0, 0.3 , 0.6 ,0.0)	0.44

Estaldura, Doitasuna eta F1

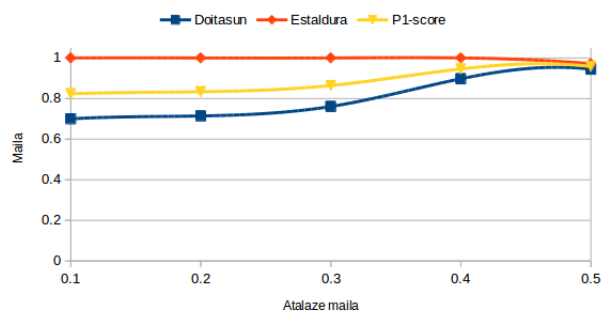
MoodRec-ek eskaintzen dituen gomendioen egokitasuna neurtzerako orduan, jorrotutako ikas-taroaren domeinua menperatzen duen irakasle batek eredu bakoitzak jaso beharreko gomendioak zeintzuk ziren zehaztu zituen. Eredu hau baliatuz eta MoodRec-ek eskaintutako gomendioekin alderatuz 3 neurri erabili dira hauen egokitasuna aztertzeko:

1. **Estaldura:** topatutako elementu garrantzitsuen portzentaia.
2. **Doitasuna:** topatutako elementuen artean, garrantzitsuak direnen portzentajea.
3. **F1 neurria:** estaldura eta doitasuna neurrien batezbesteko harmonikoa.

Estaldura/doitasuna/F1 neurtzerakoan atalaze maila desberdinak erabili dira, emandako emaitzek atalaze-*threshold* egokia topatzea ahalbidetu du. Jasotako emaitzen arabera 0.5 atalaze-mugak eredu guztientzat estaldura ia osoa jorrotzen duela ikusi daiteke eta doitasun aldetik hau egokia dela esan daiteke.

Taula 4: *Estaldura-doitasun azterketa atalaze ezberdinekin.*

	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
Doitasuna	0.7000	0.7143	0.7609	0.8974	0.9444
Estaldura	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.9714
P1-score	0.8235	0.8333	0.8642	0.9459	0.9577



Irudia 8: Atalaze ezberdinetarako doitasun, estaldura eta $f1$ -score neurriak grafikoki azalduak. 1 balore egokiena delarik eta 0 desegokiena.

Datuak aztertuz, ikus daiteke estaldura atalaze-baxuenarekin (0.1) egokia dela baina aldiz doitasuna ez da horren zuzena. Atalaze zabalagoarekin, estaldura hobetzeko tendentzia duela ikus daiteke. Estaldura eta doitasunaren arteko oreka adierazten duen P1-score hoberena atalaze parametroa 0.5 denean dela esan daiteke, doitasuna eta estalduraren arteko oreka topatzen baita.

Ordena

Gomendioak helarazten diren ordenak garrantzia duela eta, MoodRec-ek ematen duen gomendio zerrendaren ordenaren-egokitasuna aztertzen duen neurria erabili da, Normalized Discounted cumulative Gain (NDCG). Lortutako ordena optimoarekin parekatzen da eta antzekotasuna (zati-keta moduan) kalkulatu da. Posizio bakoitzak zigor bat dauka, lehen-erdiko posizioetako ordena desegokiak zigor handiagoa dutelarik. Zigorra kalkulatzeko *Half-life utility* [30] erabili da, neurri honek zigorra α parametroaren gain modelatzeko aukera ematen du. Parametro honen baitan gomendioaren sailkapenaren zuzentasuna neurtu daiteke, lehen-erdialdean dauden sailkapen desegokiak gehiago zigortzen dituelarik. Hau dela eta, α gomendio-zerrendak duen baliabide kopuruaren arabera egokitu behar izaten da.

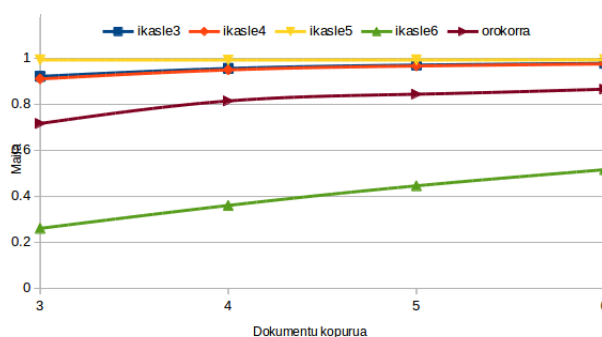
5 taulan ikus daiteke lehen 3 ereduak jasotzen duten gomendioen ordena egokia dela. Aldiz, ikasle6 ereduak ezagutza guztiekin arazoa duen ikasleak, jasotako gomendioen ordena egokia ez dela ikus daiteke. Ikasle6-k jasotako gomendio zerrenda luzea dela eta *half-life utility* zigortze parametroa ezberdin jokatzen du (batez ere lehen erdian dauden akatsak zigortzen ditu). Izan ere lehen 3 ikasle ereduak 6 dokumentuz osatutako gomendio zerrenda jasotzen dute eta aldiz ikasle6 ereduak 20 dokumentutik gorako zerrenda jasotzen du. Hau dela eta, emaitza orokorrak optimizatu ahal izateko, dokumentu kopurua handitu beharra dagoela ikus daiteke; 5 edota 6 dokumentutan oinarritu ezker sailkapen hobea lortzen direlarik.

Hala ere, emaitzak ez dira guztiz egokiak. Hortaz, esan daiteke zerrenda motza izatean 3 edota 4 baliabide erakustea nahikoa izan litekeela, zerrenda luzea bada ordea, 5 edota 6 baliabide eskaini beharko lirateke (ikus 5. taula). Nahiz eta emaitza orokor hobekia lortzen diren, ikasle6-ak jasotako gomendioen sailkapena efizientea ez dela ikus daiteke. Hau eduki ia guztiak jasotzen dituela eta suertatzen da. Izan ere, eduki batzuk jorrazteko, egokiena aurretik beste batzuk menperatzea da. Adibidez, *Conditional* edukiak jorrazteko aurretik *Constant* edo *Variable* motako ezagutzak ondo menperatu beharko dira, bestela zaila izango da *Conditional* motako edukiak ulertzea, elkar-

menpekoak baitira. Menpekotasun hau kontuan edukita, sistemak zerrenda labur eta egokituago bat eskainiko luke eta beraz baliteke α baxuago batekin sailkapen egokiago bat ematea.

Taula 5: Orden egokitasun normalizatua α ezberdinekiko

	3	4	5	6
Ikasle3	0.9218	0.9564	0.9711	0.9788
Ikasle4	0.9108	0.9499	0.9670	0.9759
Ikasle5	0.9933	0.9928	0.9933	0.9939
Ikasle6	0.2610	0.3608	0.4461	0.5162
Orokorra	0.717	0.8150	0.8444	0.8662



Irudia 9: Ordenaren egokitasuna dokumentu kopuruen arabera grafikoki azalduta. 1 balore egokiena delarik eta 0 desegokiena.

Aurrez aipaturiko arazoa edukien arteko ontologiak erabiliz gainditu daitekeela uste da, erlazio hauen bidez ezagutzak era egokian sailkatzeko eta arautzeko aukera sortzen da eta ondorioz ordena egokiago bat eskaintzeko aukera ematen da. Oraingoz MoodRec-en bertsio honen gabezi bat dela esan daiteke. Etorkizunenean jorratu litekeen ildo.

VI. ONDORIOAK

Gaur egun LMSetan sortzen diren datuei balore erantzia ateratzea oso aberasgarria izan daiteke. MoodRec, ikasleak bere ikaste-prozesuan laguntzeko gomendio-sistema den heinean, LMSetan sortzen diren datuez hornitzeko beharra du. Lan honetan zehar plataforma independentea den eta LMSetan sortzen diren datuak baliatzen den gomendio-sistema bat eraikitzea bideragarria eta erabilgarria izan daitekeela baieztatu ahal izanda.

Bestalde, ikaste-prozesuan ikaslea laguntzeko baliagarria den sistema eratu dela esan daiteke, izan ere ikastaro eredu erreal bat erabiliz, hainbat ikasle-ereduekin egindako emaitzak zentzudunak eta ikaslearentzako aberasgarriak izan direla baieztatu ahal izan da. Hala ere, lehen gerturatze bezala ikaslearen-ezagutza modelatzeko orduan BKT sinpleena erabili da; erabilitako ariketak galdera-erantzun bakarra onartzeko gai den eredu erabili da. Era berean, BKTko iragarpen-parametroak ariketa guztietan berdinak izan dira, hauek ordea ikasgaiaren zailtasunaren arabera egokitu beharko liriteke. Sistemak hau onartzen badu ere, hauek nola egokitu aztertu beharko

litzateke, irakaslearentzako (ariketaren egilea) parametroen-egokitasuna zein den erabakitzen laguntzen duen erabilpenak gehitu beharko liriateke.

MoodRec, ikaspen-prozesua monitorizatzeko eta aztertzeke lehen pausu bat izan daiteke. Bertan, ikasle-eredu ezberdinak osatzeko gaitasuna eskaintzen da, beste motako ezagutza modeloekin probatzeko gaitasuna du. Erregresio Logistikoan oinarrituriko edota BKT-aren inplementazio aurreratuago bat gehitzea eta hauek duten portaera aztertzea interesgarri izango litzateke.

Zentzu honetan eta balidazioaren emaitzak ikusita, proposatutako soluzioak naiz eta estaldura eta doitasun egokia duen, gomendioen ordenak ez ditu era egokian kudeatzen. Hau arazo bat izan daiteke, ikasleak desorientatu baiditzaizke. Hau ekiditeko, ontologiak erabiliz, edukien arteko erlazioak eta aurrebaldintzak ezartzeko aukera jorratu beharko litzateke. MoodRec-en bertsio berri batean baliagarria izan daitekeen gehigarria izan daiteke.

Azkenik, interesgarria izango litzateke sistemak ikasle errealekin probatu ahal izatea eta hauek duten iritzia eta balorazioa jaso ahal izatea. Honek, MoodRec-en gabeziak antzeman eta hobetzeko aukera emango bailuke.

MoodRec kode irekia da, edozeinek erabili eta garatzeko prestatua dago, erabilpen interesgarria izan daiteke ikerkuntza-munduan batez ere; algoritmo ezberdinak probatu eta emaitzak jasotzeko. [31] gordegailuan topatu daiteke.

ERREFERENTZIAK

- [1] John Whitmer, Ed.D., Director of Platform Analytics and Educational Research, Blackboard Inc How Blackboard Analytics Improves Learner Engagement
- [2] Dahlstrom, E., Brooks, D. C., and Bichsel, J. (2014, September). The current ecosystem of learning management systems in higher education: Student, faculty, and IT perspectives. Research report. Louisville, CO: ECAR. Retrieved July 11, 2016.
- [3] Ryan S.J.d. Baker, Teachers College, Columbia University George Siemens, Athabasca University Educational Data Mining and Learning Analytics
- [4] Ana Fernandez-Pampillon Cesteros Las plataformas e-learning para la enseñanza y el aprendizaje universitario en Internet
- [5] Carnegie Learning webgunea: <https://www.carnegielearning.com/>
- [6] CheggTutors webgunea: <https://www.chegg.com/tutors/>
- [7] CourseRank webgunea: <https://gymkhana.iitb.ac.in/ugacademics/courserank/index.php>
- [8] CourseRank webgunea: <https://gymkhana.iitb.ac.in/ugacademics/courserank/index.php>
- [9] SpringMath webgunea <http://www.springmath.com/>
- [10] MoodRec webgunea <http://donostian.eus:8888/controlPanel/>
- [11] Wu, T. Gennari, R., Huang, Y., Xie, H., Cao, Y. Emerging Technologies for Education (Page 400) First International Symposium, SETE 2016, Held in Conjunction with ICWL 2016

- [12] <https://www.thirdspacelearning.com/>
- [13] K. V. Kanmani, P. S. Smitha (2013). Survey on Restful Web Services Using Open Authorization (Oauth) *IOSR Journal of Computer Engineering (IOSR-JCE)*
- [14] Christoforos Hadjigeorgiou. (2013). RDBMS vs NoSQL: Performance and Scaling Comparison *MSc in High Performance Computing*
- [15] Recommender system for predicting student performance
1st Workshop on Recommender Systems for Technology Enhanced Learning
- [16] Olga C. Santos (Spanish National University for Distance Education (UNED), Spain) and Jesus G. Boticario (Spanish National University for Distance Education (UNED), Spain) Educational Recommender Systems and Technologies: Practices and Challenges
Book:185p
- [17] Robin Burke Knowledge-based recommender systems
- [18] Mikel Larrañaga, Angel Conde, Iñaki Calvo, Ana Arruarte, Jon A. Elorriaga Ikaste-domeinuaren sorkuntza erdiautomatiko
- [19] Ryan S.J.d. Baker , Albert T. Corbett, Sujith M. Gowda¹, Angela Z. Wagner, Benjamin A. MacLaren, Linda R. Kauffman, Aaron P. Mitchell, Stephen Giguere Contextual Slip and Prediction of Student Performance After Use of an Intelligent Tutor
- [20] Ivon Arroyo, RenaWalles, Carole R. Beal, Beverly P. Woolf Tutoring for SAT-Math with Wayang Outpost
- [21] Raja Shekhar, Development of Intelligent Tutoring System Framework: Using Guided Discovery Learning Thesis
- [22] Ivon Arroyo, Beverly P. Woolf, David Cooper,Winslow Burleson, Kasia Muldner The Impact of Animated Pedagogical Agents on Girls⁷ and Boys⁷ Emotions, Attitudes, Behaviors and Learning
- [23] Radek Pelanek, Jiri Rihak Experimental Analysis of Mastery Learning Criteria
- [24] Michael V. Yudelson, Kenneth R. Koedinger, and Geoffrey J. Gordon Individualized Bayesian Knowledge Tracing Models
- [25] William J. Hawkins¹, Neil T. Heffernan¹, Ryan S.J.d. Baker Learning Bayesian Knowledge Tracing Parameters with a Knowledge Heuristic and Empirical Probabilities
- [26] Joseph Konstan, Ricardo Conejo Muñoz, Jose L. Marzo, Nuria Oliver User Modeling, Adaptation and Personalization: 19th International Conference (Page:22)
- [27] Engin Bozdog,Ali Mesbah,Arie van Deursen A Comparison of Push and Pull Techniques for AJAX
- [28] <http://ictg.canterbury.ac.nz/projects/sql-tutor>
- [29] Francesco Ricci · Lior Rokach · Bracha Shapira · Paul B. Kantor Recommender Systems Handbook, Springer

- [30] John S. Breese David Heckerman Carl Kadie, Empirical Analysis of Predictive Algorithms for Collaborative Filtering
- [31] MoodRec gordagailua, <https://gitlab.com/itamayo/MoodRec>