

Treball final de màster

Estudi: Màster en Enginyeria Informàtica

Títol: Model adaptatiu d'aprenentatge personalitzat

Document: Memòria

Alumne: David Crous Mayné

Tutor: Dr. Joan Batlle Grabulosa

Departament: ATC

Àrea: ATC

Convocatòria (mes/any): Setembre 2019

Índex

1. Introducció i objectius	5
1.1 Introducció	5
1.2 Objectius.....	6
2. Estat de l'art	8
2.1 La docència	8
2.2 Models d'aprenentatge.....	8
2.2.1 Models conductuals	9
2.2.2 Models cognitivistes	9
2.2.3 Models constructivistes.....	10
2.3 Aprenentatge personalitzat.....	11
2.3.1 Perfils dels aprenents	11
2.3.2 Camins d'aprenentatge personalitzats	12
2.3.3 Progrés basat en competències.....	12
2.3.4 Entorns d'aprenentatge flexibles	12
2.3.5 Preparació per a la universitat i la carrera professional	12
2.4 Les TIC.....	13
2.5 Intel·ligència Artificial	14
2.5.1 Xarxes Neuronals.....	15
2.5.2 Machine Learning	17
2.5.3 Deep Learning.....	19
3. Requeriments	22
3.1 Requeriments funcionals.....	22
3.1.1 Assignació automàtica d'exercicis	22
3.1.2 Assignació automàtica i intel·ligent d'exercicis	23
3.2 Requeriments no funcionals.....	23
4. Desenvolupament	24
4.1 Algorismes universals d'autoaprenentatge	24

4.2 Algorismes orientats al tractament personalitzat	31
4.2.1 Dificultats en competències prèvies.....	31
4.3 Trets característics de la personalitat	38
4.3.1 Nivells d'ansietat	38
4.3.2 Nivells d'autoestima i motivació	42
4.4 Selecció d'exercicis.....	48
4.5 Assignació automàtica.....	51
5. Fase de test i realimentació	54
5.1 Creació d'un conjunt de dades	54
5.2 Entrenament de l'algorisme i predicció.....	55
6. Conclusions.....	57
7. Treball futur	59
8. Bibliografia.....	61
9. Índex de figures	63
10. Agraïments	65

1. Introducció i objectius

1.1 Introducció

En el treball de final de grau d'enginyeria informàtica, es va presentar una proposta de projecte de plataforma docent com a eina de suport al professorat. En aquesta no es contemplaven aspectes de tractament individualitzat més enllà de desenvolupar les eines necessàries que permetessin fer un seguiment del treball cooperatiu i una avaluació individual senzilla i eficaç per part del professorat. La implementació d'aquesta plataforma, que estava sota el domini d'Unigrades, en els seus inicis es centrava en la importància dels cursos de formació a distància com són els MOOCS (Massive Online Open Courses) i avaluació continuada dels estudiants.

Aquest projecte de final de màster proposa anar un pas més enllà i desenvolupar eines intel·ligents que personalitzin la feina dels estudiants a partir de l'anàlisi de paràmetres tals com la motivació, l'autoestima o fins i tot els coneixements previs. Aquests paràmetres, modelats mitjançant models matemàtics definits específicament, hauran de ser millorats actuant directament sobre els pesos dels diferents coeficients. El sistema haurà d'anar proposant exercicis i activitats de manera que s'optimitzin aquests valors fins a arribar a una estabilització.

Per afegir una motivació al projecte, després de presentar el treball de final de grau, vaig seguir treballant en la mateixa plataforma. Fins al 2018 com a becari encarregat del desenvolupament de noves funcionalitats i manteniment de la plataforma. A partir del juny de 2018, com a programador autònom fent el manteniment de la plataforma i implementant algunes millores.

Tot i això, l'estiu de 2019 es va decidir fer un traspàs de continguts a la plataforma de Moodle utilitzada per la UdG. Per aquest motiu els resultats que s'obtinguin d'aquest estudi es consideraran en un marc teòric i no s'arribaran a implementar a la mateixa plataforma en la qual es va treballar en l'anterior projecte, però sí que s'intentarà realitzar un desenvolupament, teòric també, del software.

1.2 Objectius

Com es poden maximitzar els beneficis que ens proporcionen les TIC per poder afrontar els factors que condicionen l'aprenentatge dels estudiants? Sabem que hi ha factors aliens als coneixements dels estudiants que tenen una incidència directa en els resultats d'aquests.

Aquest projecte pretén desenvolupar els procediments que ens permetin desenvolupar una eina que personalitzi la feina de cadascun dels estudiants, de manera que no sigui només el professor qui hagi de carregar amb la tasca feixuga del tractament individualitzat. Gràcies als recursos que ens ofereixen les noves tecnologies, els estudiants hauran de poder treballar remotament sense la presència dels professors. El procediment que volem desenvolupar haurà d'aprendre i intentar adaptar-se considerant les seves fortaleeses, necessitats i interessos.

L'objectiu és fer una aportació significativa que ajudi a millorar el rendiment i resultats de tots els estudiants, però especialment d'aquells que tenen uns valors més baixos en el conjunt global per culpa de factors limitadors personals i de caràcter, i no per les seves capacitats intel·lectuals. Analitzarem factors que s'ha demostrat que són determinants per l'aprenentatge i que es relacionen amb l'aptitud de l'alumne o la personalitat com ja destacava Martínez-Otero Pérez, Valentín a l'article **Factores determinantes del rendimiento académico en enseñanza media (1996)[9]**. S'han de tenir en compte aquests factors i els que es poden potenciar a través de les TIC, amb l'objectiu de reduir els efectes de les restriccions i potenciar l'aprenentatge.

Per això, s'hauran d'estudiar, avaluar i testejar sistemes ja coneguts d'intel·ligència artificial i en funció dels resultats proposar modificacions sobre algun dels existents o desenvolupar-ne de nous. A mesura que avanci el projecte intentarem desenvolupar l'algoritme que apliqui els possibles models resultants a la plataforma. Per fer-ho haurem de parlar de tots els mòduls i capacitats que s'hi haurien d'integrar.

Per realitzar el projecte, el primer pas serà fer un estudi de l'estat de l'art relacionat amb l'aprenentatge i les tecnologies que l'envolten. Sobretot donarem importància als aspectes que tenen més relació amb la personalització d'aquest. A partir d'aquí el que farem serà intentar seguir el següent procés:

1. Desenvolupament d'un esquema que serveixi de punt de partida.
2. Detecció de mancances de l'esquema.
3. Proposta de model matemàtic.
4. Proposta de software adaptable.
5. Validació del model.

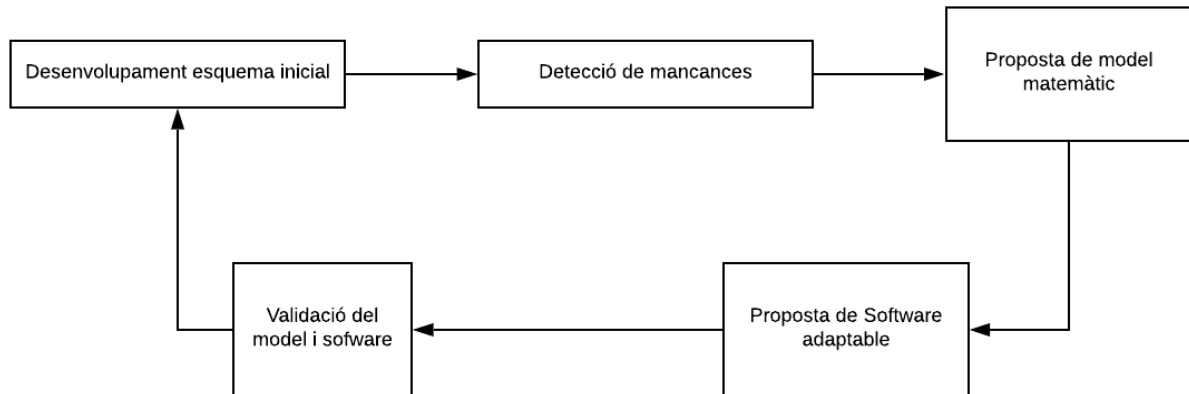


Figura 1: Esquema del procés del projecte

Finalment haurem d'intentar realitzar una fase de prova que ens permeti extreure conclusions sobre el nostre treball tenint en compte les limitacions que es donin i intentar descobrir en quins camps es podria treballar per reforçar-lo o corregir-lo.

2. Estat de l'art

Aquest projecte vol fer una aportació teòrica i tècnica que millori prestacions i funcions en relació d'altres que ja existeixen, per això s'ha d'analitzar el camp en el qual es treballa i constituir un punt de partida. En aquest capítol presentaré la història i l'estat de l'art en relació amb la docència, els models d'aprenentatge, el model adaptatiu d'aprenentatge personalitzat i les tecnologies actuals.

2.1 La docència

En els darrers anys s'han potenciat els canvis en l'entorn de la docència i els models d'aprenentatge. S'han qüestionat aspectes que semblaven inamovibles i s'han obert portes a noves propostes metodològiques. D'aquesta manera han guanyat molta importància aspectes com l'ètica, les actituds i les emocions [1]. Podríem dir que els estudiants han anat guanyant importància com a subjecte de la docència i així també la seva participació.

La renovació en l'àmbit de l'ensenyament ha fet que els docents hagin d'assumir unes noves competències professionals en el marc de conceptes relacionats amb la pedagogia. Això implica la valoració que té per a la docència l'aprenentatge de les relacions, la convivència i la interacció que pot tenir cada estudiant amb la resta del col·lectiu. Aquesta necessitat de que la docència tingui una formació científica-pedagògica no només apareix en els estudis primaris i secundaris sinó que s'ha traslladat també a nivell universitari.

2.2 Models d'aprenentatge

Per començar a parlar de models d'aprenentatge, podem definir primer què és l'aprenentatge. Es podria definir com l'acció d'adquirir algun tipus d'informació. Es pot adquirir a través de l'estudi, l'exercici o l'experiència.

Normalment s'identifica l'aprenentatge amb el sistema educatiu, tot i que cal tenir en compte que educació i aprendre no són dos conceptes totalment equivalents. En l'educació es pretén transmetre uns coneixements amb l'objectiu que hi hagi un aprenentatge però l'aprenentatge

es pot donar sense aquesta intenció. Es pot donar, per exemple, en el cas dels coneixements que s'obtenen de l'observació.

A continuació, mostrarem alguns dels models d'aprenentatge de referència que han aparegut al llarg de la història.

2.2.1 Models conductuals

Es considera que alguns dels primers models d'aprenentatge que existeixen parteixen del paradigma teòric del conductisme [2]. Consisteix en el desenvolupament d'objectius mesurables, als que l'estudiant arriba a través de l'impuls de certes activitats, medis i estímuls que poden estar meticulosament programats.

Dels models conductuals en deriven tres corrents importants:

- i. Condicionament clàssic: Proposa que aprenem a través de l'associació entre estímuls que ens genera una reacció i estímuls neutres.
- ii. Condicionament instrumental: Proposa que aquesta associació entre estímuls, s'enforteix o s'afebleix basant-se en la pràctica i si les conseqüències en són positives o no.
- iii. Condicionament operant: Conclou que les nostres accions i les seves conseqüències deriven als nostres aprenentatges. Fa aparèixer el concepte de reforçador i càstigs per afavorir l'aprenentatge.

El darrer d'aquests corrents és la que és considerada pels conductistes és el que ha tingut més aplicació a nivell escolar. Els models conductistes mostren però, uns grans problemes a l'hora d'intentar explicar l'aprenentatge. No podien explicar gran part dels elements que permetien aprendre. Això es va voler resoldre a partir de les tendències cognitivistes.

2.2.2 Models cognitivistes

Les dificultats trobades en els models conductuals es pretenien resoldre amb els cognitivistes, explorant la cognició humana com un fet que es pot demostrar a través de diferents mètodes. Es comença a considerar a l'ésser humà una part activa de l'aprenentatge.

Dintre del cognitivisme també es poden diferenciar tres grans corrents:

- i. Model cognitiu social de Bandura: Albert Bandura en fou el precursor i considerava que l'aprenentatge es produïa a partir de la vinculació dels processos mentals i l'ambient. Per Bandura, l'aprenentatge en el ésser humà és de manera predominant, social, integrem en els nostres esquemes les conductes i informació que obtenim del que observem.
- ii. Processament de la informació: Proposa que la nostra ment capta i tracta la informació que rep a través del medi, treballant a diferents nivells de processament.
- iii. Aprenentatge acumulatiu de Gagné: Proposa que realitzem diferents tipologies d'aprenentatge ordenades jeràrquicament, de manera que per realitzar-ne una s'han d'haver realitzat totes les anteriors.

També en aquests models hi podem trobar unes mancances com són la capacitat de vincular els nous conceptes amb el que s'ha après anteriorment, el paper de la motivació i la voluntat de l'individu que està aprenent a fer-ho.

2.2.3 Models constructivistes

Els models constructivistes se centren en l'actitud de l'aprenent i la capacitat de donar un significat a allò que s'aprèn. És el mateix aprenent el que construeix el coneixement, basant-se en la informació exterior, en les seves capacitats i en les ajudes que obté de l'entorn. En aquests també destaquen les aportacions de tres autors:

- i. Teoria de l'aprenentatge de Piaget: La seva teoria es desenvolupa en relació al món dels esquemes cognitius. Considera que els esquemes mentals de l'ésser humà formen una estructura de pensament adquirida al llarg de la vida i aprendre implica l'arribada de nova informació de manera que s'hi haurà de fer modificacions o ampliacions.
- ii. Teoria sociocultural de Vygotsky: Valora la importància d'atorgar un suport ajustat i adaptar al menor perquè pugui aprendre. Es desenvolupa al voltant d'una sèrie

d'aprenentatges que es podrien diferenciar entre el que l'estudiant pot fer i el que pot fer si obté suficient ajuda.

- iii. Assimilació de l'aprenentatge significatiu d'Ausubel: Aquesta teoria valora l'existència de l'aprenentatge per recepció i per descobriment. En el primer adquireix la informació perquè se li dona i en el segon és el mateix estudiant el que investiga en funció dels seus interessos. També distingeix entre aprenentatge repetitiu i mecànic i aprenentatge significatiu.

2.3 Aprenentatge personalitzat

L'aprenentatge personalitzat és un enfocament educatiu que pretén ajustar-se a les capacitats, necessitats i interessos dels estudiants. D'aquesta manera el paradigma educatiu se centra en les diferents característiques reals d'un individu i no en les que se li poden pressuposar per formar part d'un col·lectiu. Aquest tipus d'aprenentatge prové del fet que cada alumne desenvolupa les seves habilitats i absorbeixen coneixements a diferents ritmes i genera la necessitat de personalitzar-ho [3]. Tot i que encara no s'utilitza en la majoria d'escoles aquest model té el potencial necessari per ajudar a satisfer les necessitats de tots els estudiants, més concretament els que tenen dificultats. A les escoles en les quals s'utilitza aquest model, els estudiants treballen conjuntament amb els professors per establir metes a curt i llarg termini, ajudant-los a responsabilitzar-se del seu aprenentatge. Els professors són els encarregats de mantenir el seguiment de l'evolució dels estudiants a mesura que avança el pla escolar.

Tot i ser un model que es personalitza en funció de les necessitats dels estudiants, hi ha diverses estratègies clau d'ensenyament personalitzat que s'implementa de forma general en totes les escoles d'aquesta tipologia. Cada una d'elles engloba un conjunt d'eines i característiques en l'entorn de l'aprenentatge personalitzat (Pane, 2015)[4].

2.3.1 Perfils dels aprenents

Aquesta estratègia busca oferir als professors un registre actualitzat de les aptituds i característiques dels estudiants de manera que puguin obtenir informació de les seves fortaleces, necessitats, motivacions i progressos per tal de definir progrés objectius individuals i anar-los ajustant. Els professors han de treballar en conjunt amb els estudiants per definir aquestes metes i mantenir-los informats.

2.3.2 Camins d'aprenentatge personalitzats

Manté tots els estudiants amb altes expectatives, però el model escolar permet una flexibilitat en el camí que els estudiants duen a través del contingut. Els estudiants poden escollir sobre el contingut o l'estructura de l'aprenentatge i l'escola ha d'utilitzar una gran varietat d'enfocaments i materials educatius per satisfer les necessitats d'aprenentatge de tots. Contempla que s'utilitzi un temps durant la jornada escolar per a tutories individualitzades pels estudiants de manera que s'adaptin a les seves necessitats i també experiències d'aprenentatge fora de l'escola.

2.3.3 Progrés basat en competències

El progrés de cada estudiant cap a objectius clarament definits s'avalua contínuament i aquesta avaluació es produeix a petició de l'estudiant quan aquest considera que està preparat per demostrar la seva competència. Pot adoptar diferents formes, com per exemple projectes, presentacions i proves tradicionals. Un estudiant avança en el moment en què pot demostrar un nivell de competència adequat de manera que poden evolucionar a ritmes diferents.

2.3.4 Entorns d'aprenentatge flexibles

En aquesta estratègia, l'escola utilitza recursos com el personal, l'espai i el temps de maneres flexibles per donar suport a la personalització. Per exemple, elements de l'espai de treball (mida, organització de l'aula i mobiliari) permeten o simplement, no dificulten, la implementació d'un aprenentatge personalitzat. L'estructura dels temps i les estratègies d'agrupació d'estudiants han de ser flexibles, adaptades a les necessitats dels estudiants i, en el cas d'estratègies d'agrupament, basades en dades. La tecnologia és un aspecte clau en aquest model.

2.3.5 Preparació per a la universitat i la carrera professional

Pel que fa als estudis primaris i secundaris, el currículum, les activitats i els programes estan destinats a desenvolupar la preparació universitària i professional en termes de competències. Alguns exemples són visites, enquestes professionals, pràctiques orientades a

la carrera, cursos a nivell universitari o foment de les expectatives universitàries. Els aspectes del currículum, activitats o programes estan destinats a desenvolupar les habilitats i competències dels estudiants més enllà del contingut acadèmic.

El mateix seria aplicable en estudis posteriors, com poden ser graus o els mateixos estudis universitaris. Per tant, amb la finalitat de desenvolupar la carrera professional.

2.4 Les TIC

Els darrers anys la integració de les Tecnologies de la Informació i la Comunicació ha permès desenvolupar eines per fomentar un model educatiu molt més personalitzat. Les TIC són efectives a l'hora d'atendre algunes de les dificultats d'aprenentatge associades a la inclusió social i a la igualtat d'oportunitats. L'ús de les TIC pot servir per recolzar l'aprenentatge per conceptes, la col·laboració i el treball en equip. Es poden utilitzar per crear situacions d'aprenentatge que motivin i estimulin als estudiants a desafiar-se a si mateixos i a augmentar els seus coneixements. A continuació enumerem alguns punts de les TIC gràcies als quals podem obtenir aquesta motivació:

1. Accés fàcil a contingut: gràcies a internet tenim accés ràpid i senzill a molt contingut educatiu.
2. Recurs de suport per als professors: avui en dia la majoria de centres educatius disposen d'alguna eina per gestionar els estudiants, les seves notes, per poder crear contingut i assignar tasques i que serveix de suport al professor.
3. Facilitat de gestió i visualització de les dades: les TIC ens proporcionen també eines per poder gestionar una gran quantitat de dades que es pot obtenir del desenvolupament dels estudiants. Així mateix ens solen proporcionar eines de visualització molt útils.
4. Permeten una certa autonomia a l'alumnat: existeixen una gran quantitat de recursos que ofereixen un sistema d'autocorrecció i que permet als alumnes avançar al seu propi ritme.

Tot i això, com diu **Jerome Morrissey [5]** a ***El uso de las TIC en la enseñanza y el aprendizaje. Cuestiones y desafíos***, no està demostrat que la integració i l'ús de les TIC contribueixi a desenvolupar un millor resultat per als estudiants. No hi ha cap evidència que un

aprenentatge sigui resultat de la integració de les TIC. Aquesta afirmació no és sorprenent, ja que donat el nivell de provisió de les TIC i els requisits per a una integració real a les escoles no es compleix en un nombre important de centres de la majoria de països. Per aconseguir transformar els centres a través de les TIC es requereix un canvi organitzatiu important.

2.5 Intel·ligència Artificial

La intel·ligència artificial és una àrea de la computació que se centra en la creació de màquines que intenten emular la intel·ligència de l'ésser humà. Principalment estan dissenyades per poder fer les següents tasques [7][10]:

- Reconeixement de llenguatge.
- Aprenentatge.
- Planificació.
- Resolució de problemes.
- Raonaments.

Les màquines que tenen intel·ligència artificial estan programades per comportar-se i reaccionar com un humà, per això es volen utilitzar per poder realitzar aquestes tasques que a més, ho poden fer amb una quantitat d'informació més gran que els humans. La quantitat de dades a tractar, els avanços en algorismes i en les millores en la capacitat de computació i d'emmagatzemar informació han fet que els darrers la intel·ligència artificial s'hagi tornat molt popular.

El terme d'intel·ligència artificial apareix als anys cinquanta amb la idea de resoldre problemes, tot i que és a partir dels anys seixanta que s'hi comença a mostrar més interès per part d'alguns governs i s'intenta que les màquines siguin capaces d'imitar el comportament humà. L'automatització i el raonament formal que veiem en els ordinadors actuals que estan dissenyats per complementar i augmentar les capacitats humanes van començar el seu camí anys abans que sortissin a la llum pública.

Des dels anys cinquanta fins als anys setanta, els estudis en el sector es van centrar en les xarxes neuronals. A partir dels anys vuitanta i fins passat el dos mil deu, el que va aconseguir més popularitat va ser el concepte de Machine Learning. Actualment, el que està predominant

en el sector de la Intel·ligència Artificial és el Deep Learning. Tot i això, no s'ha deixat de treballar en models anteriors, sinó que s'hi ha intentat aprofundir més. A continuació es mostra una figura amb una línia temporal de la intel·ligència artificial.

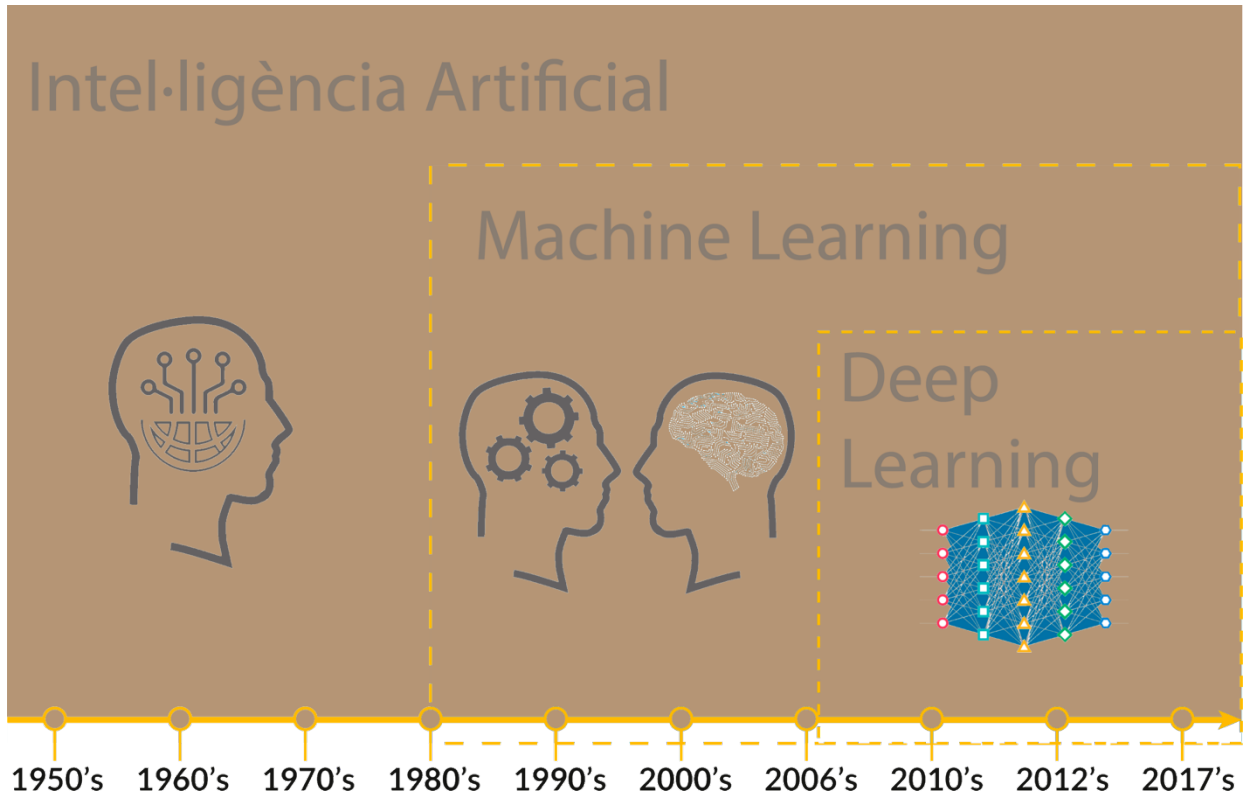


Figura 2: línia temporal de la intel·ligència artificial

2.5.1 Xarxes Neuronals

Les xarxes neuronals són un model computacional dissenyat inspirant-se en el cervell humà, per poder-ne emular el seu comportament. Consisteix en un conjunt d'unitats anomenades neurones artificials interconnectades que s'envien senyals. La seva tasca és fer que la informació d'entrada que rep, passi a través de la xarxa i produeixi uns valors de sortida. Per creuar aquesta xarxa el que va fent és passar d'una neurona a una altra a través dels enllaços que hi ha entre elles. En aquests enllaços el valor de sortida és el resultat de multiplicar el valor d'entrada pel pes d'aquest. En aquest procés de canvi de neurona poden haver-hi canvis en els pesos dels enllaços o inhibir l'estat d'activació de les neurones adjacents. Existeix el que s'anomena funció d'activació, que serveix per modificar el valor del resultat o imposar un límit per passar a la següent neurona.

L'objectiu d'aquests sistemes de xarxes és que aprenguin de si mateixos i així es vagin formant. Per tant, no estan dissenyats d'una manera específica, per buscar resultats fora de la programació convencional. Existeix una funció de pèrdua que avalua l'estat total de la xarxa i que s'intenta minimitzar. Per aconseguir el mínim valor de pèrdua s'aniran actualitzant els pesos de les neurones.

A la imatge que s'il·lustra a continuació veiem com seria l'estructura d'una xarxa neuronal, formada per capes. A l'esquerra hi tenim la d'entrada, a la dreta la de sortida i entremig les capes ocultes.

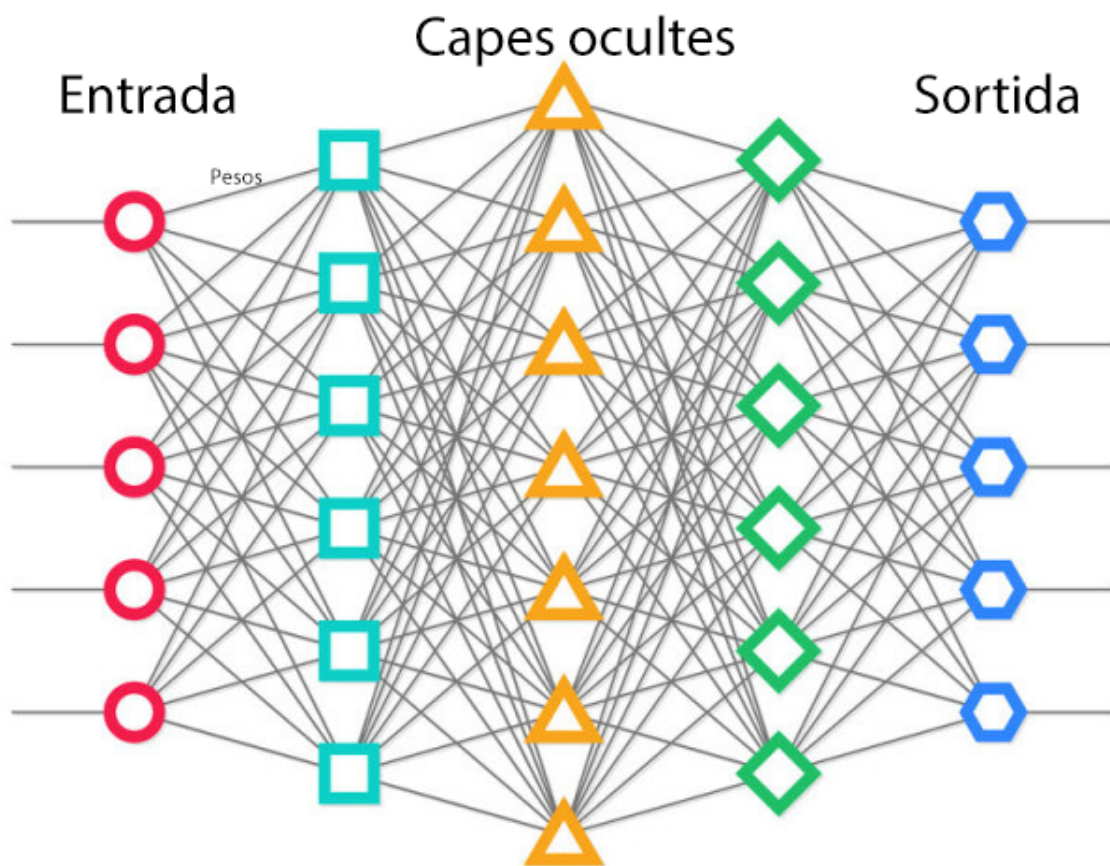


Figura 3: Exemple de xarxa neuronal

La funció d'activació esmentada anteriorment no té per què ser la mateixa per totes les neurones sinó que pot ser diferent en cada una de les capes. Un exemple de funció d'activació podria ser la sigmoide:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

Figura 4: Funció sigmoide

El procés que ens permet ajustar els pesos es coneix com a entrenament de la xarxa neuronal i es fa a través de la propagació cap enrere o “**backpropagation**” [7]. El funcionament d'aquest procés es basa en un seguit d'iteracions que obté unes prediccions amb els valors dels pesos actuals per després corregir-los enviant els errors cap a les capes anteriors.

2.5.2 Machine Learning

El Machine Learning o aprenentatge automàtic, és una de les branques de la intel·ligència artificial que té com a objectiu principal desenvolupar tècniques per tal que les màquines aprenguin. Com hem definit en l'apartat 2.2 aprendre és l'acció d'adquirir informació, i en el cas de les màquines es fa servir per dir que els resultats que s'obtenen de la seva execució millora a mesura que van obtenint experiència. Per fer-ho s'utilitzen algorismes i heurístiques.

Alguns models de Machine Learning intenten eliminar la necessitat d'expertesa per processar l'anàlisi de dades i alguns altres estableixen un marc de col·laboració entre l'expert i la computadora.

En funció de les dades d'entrada i sortida i del tipus de tasca o problema que intenta resoldre, hi ha diverses tipologies d'algorismes.

- **Aprenentatge supervisat:** l'algorisme produeix una funció que estableix una correspondència entre entrades i sortides. Per exemple el problema de classificació.
- **Aprenentatge no supervisat:** El procés de modelatge es porta a terme sobre un conjunt d'entrades del sistema. El sistema ha de ser capaç de reconèixer patrons i etiquetar noves entrades.
- **Aprenentatge semi supervisat:** Els algorismes combinen les dues tipologies anteriors per poder realitzar classificació de manera adequada.
- **Aprenentatge per reforç:** L'algorisme aprèn observant el món que l'envolta, gràcies a la informació d'entrada que obté del món exterior com a resposta a les seves accions. És una tipologia general que funciona aprenen a base de prova i error.
- **Transducció:** S'assimila a l'aprenentatge supervisat però que no construeix de forma explícita una funció.

- Aprenentatge multi tasca: utilitzen el coneixement prèviament obtingut per intentar resoldre problemes semblants als que ja s'han trobat.

Existeix una branca dels estudis estadístics que es dedica a l'anàlisi computacional i de rendiment dels algorismes d'aprenentatge automàtic.

Hi ha diversos models d'aprenentatge automàtic que es poden classificar de les següents maneres:

- Models geomètrics: construït a l'espai d'instàncies i que poden tenir diverses dimensions.
- Models probabilístics: intenten determinar la distribució de probabilitats.
- Models lògics: transformen i expressen les probabilitats en regles organitzades amb la forma d'arbres de decisió.

L'aprenentatge automàtic pot realitzar tasques de classificació o de regressió. La diferència està el tipus de resultat que volem que es produeixi. Quan s'utilitza classificació, el resultat és una categoria arbitrària segons la tipologia del problema. En canvi, en la regressió el resultat és un valor numèric dintre d'un conjunt infinit de possibles resultats.

Entre les tècniques per la classificació i regressió cal destacar:

- Regressió logística, regressió lineal i regressió no lineal: la Regressió logística és per la classificació i es tracta d'una xarxa neuronal amb exactament una neurona. Pel que fa a la regressió lineal i la no lineal, són específiques per la regressió. La lineal és una tècnica paramètrica que consisteix a trobar els millors coeficients per les dades que trobem. La no lineal, vol obtenir valors dels paràmetres associats amb la millor corba d'adaptació.
- Màquines de vectors de suport (SVM): Donats un conjunt d'exemples d'entrenament o mostres es poden etiquetar les classes i entrenar la SVM per construir un model que predigui la classe d'una nova mostra.
- Arbres de decisió: Pren les decisions en forma d'arbre, de manera que cada node té branques que representen solucions i els nodes finals fulles que ens donen la predicció del resultat que es busca.

- Boscos aleatoris: És una combinació d'arbres predictors de manera que cada arbre depèn dels valors d'un vector aleatori provat independentment i amb la mateixa distribució per cada un d'ells.
- Xarxes neuronals i aprenentatge profund (Deep Learning): les xarxes neuronals ja les hem explicat en l'apartat 2.5.1 i el Deep Learning s'explicarà en l'apartat 2.5.3.

Encara que algunes de les tècniques són específicament de classificació o de regressió la majoria funcionen en ambdós casos.

Alguns dels exemples més clars de l'ús del Machine Learning són els següents:

- Seguretat de dades: per preveure quins arxius poder ser un programari maliciós amb una certa precisió.
- Seguretat personal: s'utilitza en controls de seguretat per detectar falses alarmes i anomalies.
- Comerç finances: per preveure i executar operacions a grans velocitats.
- Salut: s'utilitza l'habilitat de l'aprenentatge automàtic per detectar patrons i advertir els factors de risc d'una malaltia.
- Màrqueting: com més es sap del client més es poden atendre les seves necessitats, i això es tradueix en més vendes.
- Detecció d'activitats fraudulentament: alguns algorismes entrenats poden detectar transaccions que no són legítimes.
- Recomanacions: s'analitza l'activitat dels usuaris per comparar-la amb la de la resta i determinar possibles similituds per recomanar el que ven la plataforma que l'utilitza, ja siguin productes, pel·lícules o música.
- Cerca online: s'utilitza per programar motors de cerca.
- Processament de llenguatge natural: s'utilitza per entendre llenguatges i argots.
- Cotxes intel·ligents: intenta aprendre sobre el seu propietari i el que l'envolta.

Hi ha molts llenguatges de programació que serveixen per implementar algorismes d'aprenentatge automàtic. Els més populars són l'R i Python.

2.5.3 Deep Learning

El gran impuls tecnològic produït pel Big Data ha causat una revolució a l'entorn empresarial. Actualment es generen una quantitat enorme de dades que crea la necessitat de sistemes que siguin capaços de processar aquestes dades. Actualment sembla que el futur de l'aprenentatge automàtic sembla que pren un gir cap a l'aprenentatge no supervisat. En aquest paradigma els algoritmes poden treure les conclusions per ells mateixos.

En el Deep Learning s'utilitzen estructures lògiques que s'assimilen a l'organització del sistema nerviós dels mamífers, format per capes d'unitats de procés (neurones) que s'especialitzen en detectar determinades característiques existents en els objectes que percep. En determinats camps proporciona una millora considerable en comparació amb els algoritmes més tradicionals. Funciona utilitzant el procés de Machine Learning utilitzant una xarxa neuronal composta per un nombre determinat de nivells jeràrquics. En cada nivell el que fa és rebre una informació i aprendre i enviar-la al següent nivell. D'aquesta manera, en el primer nivell aprèn quelcom senzill i la passa al següent que la combina i compon informació una mica més complicada i així successivament.

Un exemple d'ús de Deep Learning podria ser la detecció d'objectes en imatges. Per fer-ho seguiria un procés que començaria detectant les diferències entre zones clares i fosques per saber on estan les vores de la imatge. El següent nivell combinaria aquestes vores per construir formes simples com una línia diagonal o un angle recte. El que seria el tercer nivell ja podria combinar aquestes formes simples i obtenir objectes geomètrics més complexos i així successivament fins que arribi al nivell superior de la jerarquia. Un dels exemples conegut de Machine Learning és el d'identificar gats en imatges.

Alguns dels camps reals en els quals s'aplica Deep Learning són:

- Utilització d'imatges per identificar productes en comptes de paraules clau.
- Identificar marques i logos d'empreses en fotos publicades a les xarxes.
- Monitoratge de reaccions en canals online.
- Orientació d'anuncis i predicció de les preferències dels clients.
- Identificació i seguiment dels nivells de confiança dels clients, opinió i actituds en diferents canals online.
- Identificació de clients potencials.
- Detecció de frauds i recomanacions a clients.

- Anàlisi d'imatges mèdiques.
- Exploració de productes farmacèutics.
- Detecció, predicció i prevenció d'amenaques sofisticades en temps real en l'entorn de la ciberseguretat.
- Identificació en textos de sentiments positius i negatius.
- Localització de cares i identificació d'emocions facials.
- Reconeixement de veu.
- Classificació de vídeos.

Podem veure que comparteix moltes aplicacions amb l'aprenentatge automàtic, però aquest té uns algorismes més sofisticats.

3. Requeriments

L'especificació de requeriments és un full de ruta pel desenvolupament d'una aplicació. Per poder fer l'anàlisi de requisits el primer que hem de fer és entendre el problema i especificar necessitats fent una descripció que no sigui ambigua del que ha de fer el sistema. Per tant els requisits han de descriure què ha de fer el sistema, centrant-se en els processos i mostrant els elements que el sistema ha d'emmagatzemar. Hi ha dos tipus de requeriments, els funcionals i els no funcionals.

Per identificar les necessitats del sistema hem de considerar algunes tècniques de comunicació com a usuaris/experts/analistes. Hem de saber identificar els diferents actors que intervenen i les funcions que volen realitzar dins del sistema. També sol ser aconsellable preveure cap on han d'evolucionar les necessitats de futur.

3.1 Requeriments funcionals

Descriuen els serveis que ha d'oferir l'aplicació, el comportament desitjat sense tenir en compte la seva implementació.

3.1.1 Assignació automàtica d'exercicis

Inicialment els usuaris només poden realitzar els exercicis seleccionant-los de manera manual, és a dir que ells trien els que volen fer. Després d'estudiar els models d'aprenentatge automatitzats i les capacitats de les TIC, veiem que és interessant el desenvolupament d'una funcionalitat que realitzi una assignació automàtica d'exercicis als estudiants, perquè els permeti avançar a ritmes diferents, sense la supervisió constant del professor i que ens permeti extreure informació.

Per començar aquest procés és interessant que l'aplicació realitzi una assignació automàtica considerant uns criteris estàtics. Aquesta funcionalitat servirà per comprovar l'èxit que podria tenir en estudiants sense haver de recórrer a models matemàtics. També ens servirà com a punt de partida per a desenvolupar una assignació d'exercicis que sigui

intel·ligent i que tingui en consideració els criteris que hem vist i esmentat en l'apartat anterior.

3.1.2 Assignació automàtica i intel·ligent d'exercicis

Un cop desenvolupat l'algorisme d'assignació automàtica haurem de desenvolupar un model intel·ligent que ens permeti utilitzar criteris i assignació de pesos per a assignar i recomanar exercicis als estudiants.

3.2 Requeriments no funcionals

Els requeriments no funcionals són restriccions imposades pel client o pel mateix sistema, normalment quantificables, com per exemple aspectes relacionats amb rendiments, facilitat d'ús, temps d'entrega, documentació, seguretat i auditories internes. En el cas d'aquest projecte, com que ho desenvoluparem en un entorn teòric, no arribarem a integrar-lo en una plataforma. Tot i així s'haurà de decidir com estarien estructurats els menús que donarien accessibilitat als usuaris.

4. Desenvolupament

El projecte presenta un model d'autoaprenentatge que pot aplicar-se a qualsevol plataforma acadèmica interactiva orientada a la resolució d'exercicis. Hi ha dos aspectes fonamentals que aquestes plataformes no tenen ben resolts i que es podrien agrupar en dos grans àmbits:

- a) Adaptació personalitzada al nivell de l'estudiant, proposant activitats que garanteixin la progressió en el coneixement. Estem parlant en definitiva d'una correcta progressió en la dificultat dels exercicis proposats de manera que es garanteixi la consolidació de les competències prèvies.
- b) Avaluar els aspectes més personals com l'ansietat, l'aptitud, l'angoixa o la personalitat; i proposar models correctors que millorin o redueixin els afectes d'aquestes característiques individuals.

En aquest punt tenim, per tant, dos grans reptes:

1. **Algorismes universals d'autoaprenentatge:** Com desenvolupar treballar amb algorismes intel·ligents per a poder treure el màxim profit de les noves tecnologies de manera que la velocitat i els continguts de l'aprenentatge d'un individu s'adaptin a la seva velocitat d'aprenentatge.
2. **Algorismes avaluadors i de millora de les capacitats individuals:** Com avaluar les característiques de la personalitat de cada estudiant tals com l'ansietat o l'autoestima, per posar-ne algun exemple, i desenvolupar models correctors o adaptatius que corregeixin els efectes negatius d'aquestes particularitats del caràcter i millorin clarament la seva capacitat d'aprenentatge.

4.1 Algorismes universals d'autoaprenentatge

Presentem seguidament una proposta bàsica de treball automàtic, que podria integrar-se en qualsevol plataforma educativa en línia. Prendrem per exemple una plataforma que tingui

l'estructura i el funcionament com la que ja havíem treballat anteriorment, per tant que és com la que s'explica a continuació.

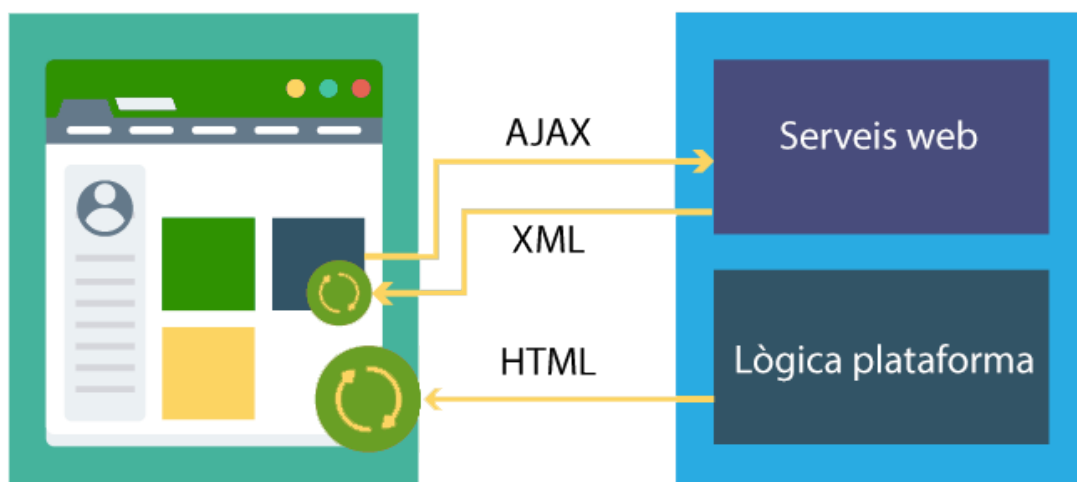


Figura 5: estructura de l'aplicació

La plataforma funciona com en la figura 1, el client es connecta a través del seu navegador i veu l'aplicació en format HTML i pels serveis que sol·licita ho fa a través de peticions AJAX que reben resposta en format XML. La part del servidor de la plataforma està programada en llenguatge PHP. Aquest es connecta a una base de dades relacional en MySQL i realitza la funció de controlador al mateix temps que retorna les vistes en HTML que és el que pot interpretar el navegador. En el cas que l'usuari utilitzi algun component de l'aplicació que necessita una funcionalitat asíncrona envia una de les peticions AJAX mencionades i el servidor ho pot retornar en alguns casos en XML en el cas que vulgui rebre els resultats de la petició que ha fet o HTML si demana la càrrega d'alguna vista.

Els usuaris que s'hi connecten poden tenir tres rols diferents, d'administrador, de professor o d'estudiant. Cada un d'ells pot realitzar unes accions diferents:

- **Administrador:** pot gestionar tot el contingut de la plataforma, usuaris, professors, exercicis, paraules clau, grups de paraules clau, revisar resolucions dels estudiants i crear matèries.

- Professor: pot crear grups d'estudiants per classe i personalitzats, blocs d'exercicis per després assignar com a deures o avaluacions, crear continguts nous de les paraules clau ja existents i modificar-los i extreure dades dels blocs assignats.
- Estudiant: aquest usuari només pot fer exercicis de les assignatures en les quals està inscrit o blocs que li hagi assignat un professor.

El contingut de la plataforma està separat per cursos, assignatures, grups de paraules clau i paraules clau. Cada grup de paraules clau pertany a una assignatura i a un o diversos cursos. Les paraules clau pertanyen a un grup de paraules clau i al mateix temps els exercicis pertanyen a una paraula clau. Si tenim en compte només aquests atributs, ens quedaria una base de dades com la de la figura que es mostra a continuació.

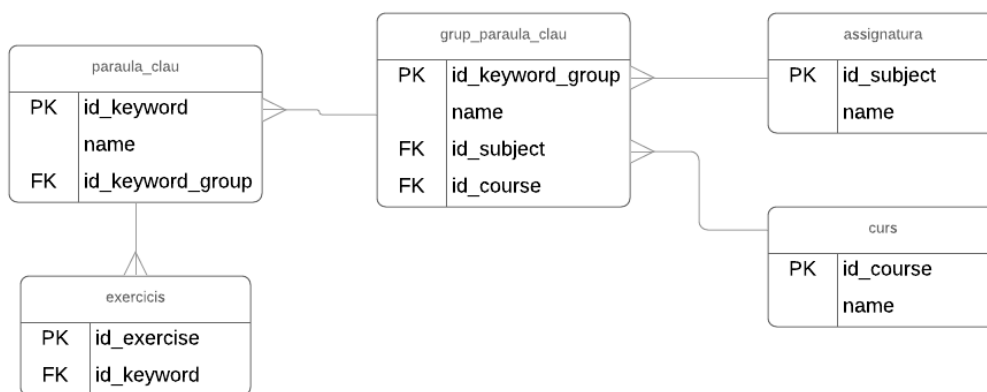


Figura 6: Esquema relacional de base de dades

Un cop hem definit el funcionament de la plataforma i hem vist les relacions necessàries de la base de dades per entendre el funcionament dels materials, considerem la situació en la qual un estudiant vol treballar pel seu compte i desitja un procediment automàtic que li permeti garantir el seu progrés.

Per desenvolupar aquest algorisme, primer dissenyarem un esquema que ens permeti visualitzar-lo i provar usant la plataforma. Primer, definim una llegenda per entendre els acrònims que utilitzarem en l'esquema de l'algorisme.

BF: Ben fets
MF: Mal fets
RP: Repeticions
N: Nivell

Figura 7: Llegenda de l'algorisme

Comencem l'algorisme, a partir que l'estudiant escull una paraula clau. Llavors escull si vol utilitzar l'opció automàtica i a quin nivell de dificultat comença. Els nivells que podrà introduir estaran dins d'un rang, tot i que també pot decidir no triar-lo i començar des del nivell més baix.

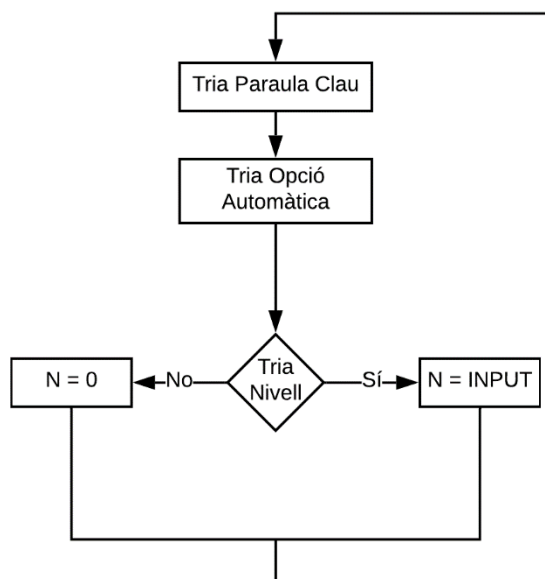


Figura 8: Esquema part 1

Ara s'inicia el procés de solució d'un exercici. Primer inicialitzem a zero les variables que serveixen per comptar els exercicis ben fets i mal fets. Comença un nou exercici de nivell N.

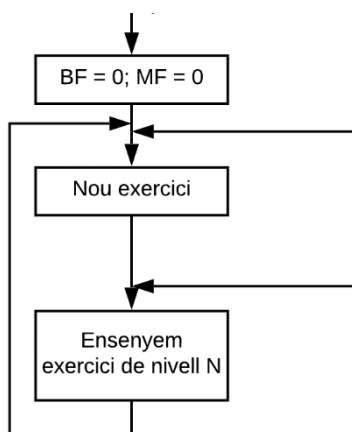


Figura 9: Esquema part 2

Si l'exercici està ben resolt, passarà a visualitzar la solució i incrementarà el comptador. En el cas que hagués arribat al màxim d'exercicis ben fets d'una paraula clau per un nivell determinat, passaria al següent nivell, si no tornaria al pas de mostrar un nou exercici.

En el cas que s'hagués resolt malament seguiria un camí alternatiu. Primer incrementaria el comptador i comprovaria si es pot repetir l'exercici. Aquesta opció de repetir l'exercici l'afegirem al menú inicial on també hi especificuem el nivell. En el cas que es pugui repetir, comprovariem si ja l'ha repetit anteriorment, si no és el cas, tornariem al pas d'ensenyar l'exercici. En canvi, si l'està repetint, ja passariem a mostrar la solució.

Per tant la resolució de l'exercici quedaria com es pot veure en la següent figura:

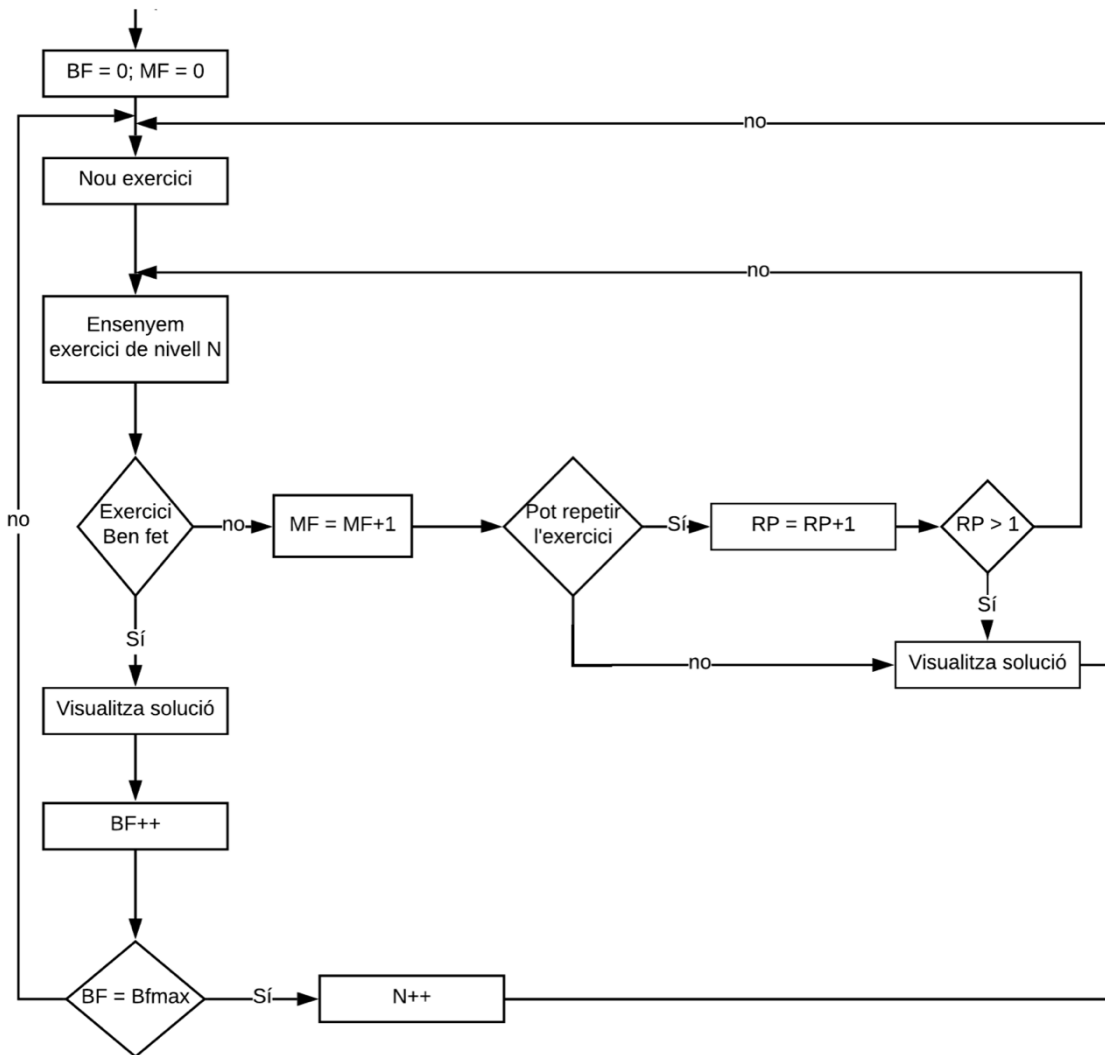


Figura 10: Esquema part 3

En cas que la resposta no sigui correcta i ja s'hagi repetit o no es pugui repetir, després de visualitzar la solució augmentarem el comptador "repetits malament total", si no supera un lílndar que determinem anteriorment, podrà passar al següent exercici sinó el que farem serà baixar el nivell dels problemes i tornar al pas anterior a la inicialització dels comptadors de

problemes. En canvi, en el cas que la resposta s'hagi contestat correctament mirem si el nivell al qual pujaríem és igual al tres (per exemple). En cas que no hagi arribat al nivell tres, incrementem el comptador de nivell. Si ha arribat a nivell tres podem comprovar si vol més opcions i a partir d'aquí canviar de paraula clau i reinicialitzar els comptadors. Per tant, ens quedaria l'esquema complet com es pot veure a la figura a continuació.

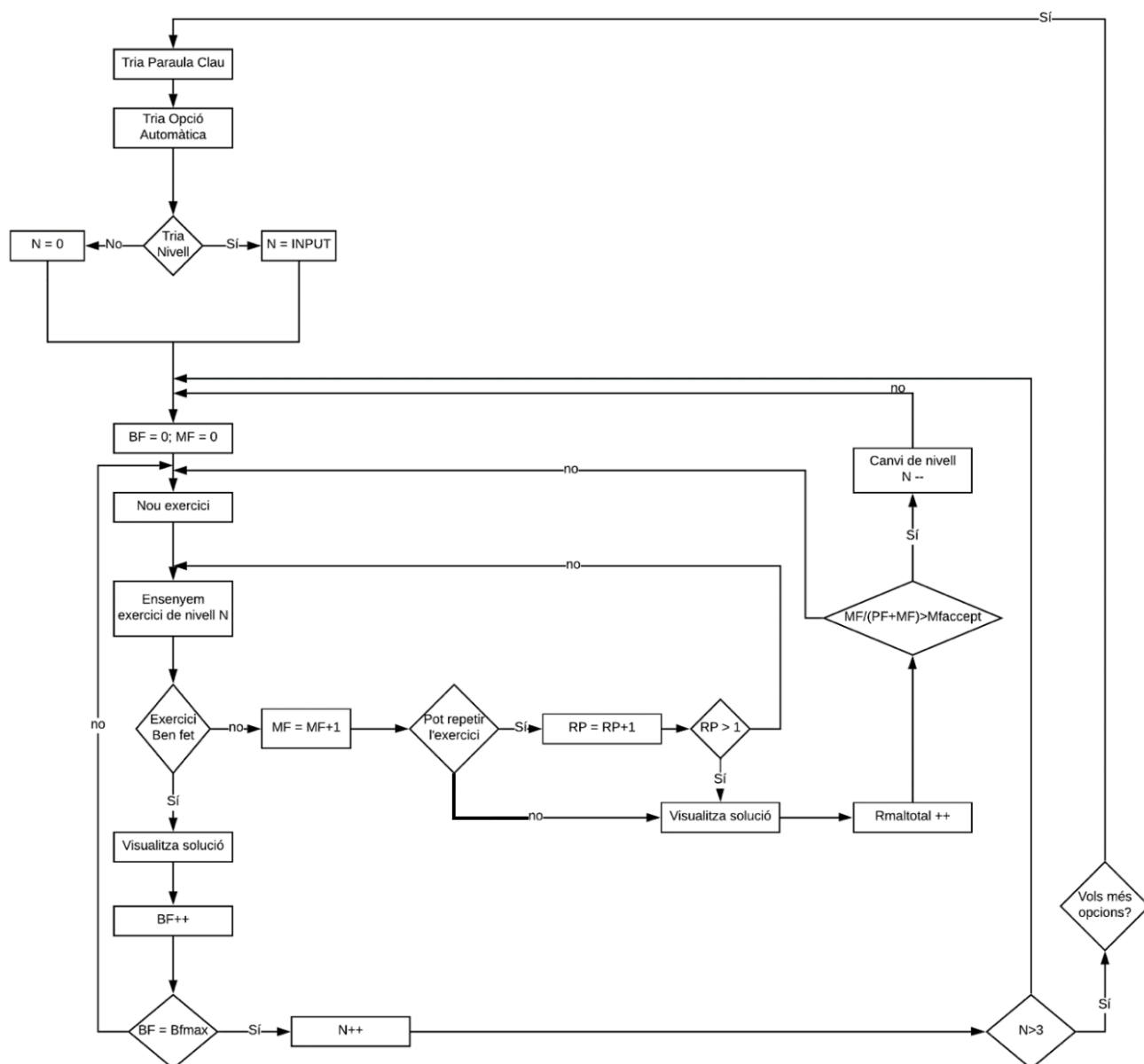


Figura 11: Esquema final de l'algorisme

Per poder implementar aquest algorisme en una plataforma necessitaríem determinar alguns camps des de l'inici. Per tant, el que faríem seria afegir un menú d'opcions que ens permetés modificar el comportament. Aquest podria ser un menú lateral que tingués un

funcionament asíncron, és a dir, en canviar alguna de les seves opcions es tornés a carregar el procés des de l'inici. S'haurien de poder seleccionar els següents camps:

- Assignatura.
- Grup de paraules clau.
- Paraules clau.
- Nivell de l'exercici: en el cas de l'esquema de la figura 7, seria de 0 a 2.
- Nivell d'exigència: seria el que determina el llindar que ens farà retrocedir al nivell anterior.
- Possibilitat de repetir els exercicis mal fets: un booleà que determinarà si es pot repetir, com a molt una vegada, un exercici que estigui mal resolt.

Finalment també seria interessant afegir-hi uns botons que ens permetessin veure l'evolució que tenim registrada de l'estudiant, tant per temps com per paraula clau, i així poder-ne extreure informació de manera gràfica.

Aquest algorisme dona resposta a les necessitats de la majoria dels estudiants, però presenta certs inconvenients que només podrem resoldre a partir de detectar factors concrets de la seva personalitat i aplicar correccions automàtiques. Presentem alguns exemples:

- a) **Dificultats en competències prèvies:** què passa quan no se supera el mínim en la resolució d'exercicis d'una determinada competència? Posem d'exemple un cas de la paraula clau de nombres complexos que tingui una operació de l'estil de la figura que es mostra a continuació:

$$\frac{1-2i}{1+i} + \frac{2+i}{-3+4i}$$

Figura 12: Operació d'exemple

És possible que la mancança sigui, per exemple, la suma de fraccions? Ara ens sorgeixen dos problemes addicionals:

- a. Detectar quines competències prèvies cal reforçar abans d'insistir en aquesta paraula clau.
- b. Convèncer l'estudiant, per exemple, que li cal repassar conceptes que no són matèria directa de l'examen o prova que pot estar preparant.

b) **Trets característics de la personalitat:** com evitem que l'estudiant, davant de les dificultats, desconnecti i es posi a fer alguna altra activitat que no estigui relacionada amb l'estudi? Els algorismes a desenvolupar han de detectar aquesta tendència abans que es produeixi, ser capaços de valorar fonamentalment els cinc paràmetres especificats a continuació i entendre quins d'ells poden ser corregibles i quins no:

- Nivells d'ansietat.
- Nivell d'autoestima.
- Motivació.
- Actitud.
- Aptitud.

El tractament informàtic d'aquestes situacions no és senzill ni té camins únics de resolució. En el proper capítol s'entra més a fons en la proposta de possibles algorismes per controlar l'ansietat o la manca de motivació, un paràmetre aquest darrer, que es pot confondre de manera indestruable amb problemes d'autoestima.

4.2 Algorismes orientats al tractament personalitzat

Tenim dues situacions complexes:

- Com resoldre les **dificultats en competències prèvies** sense afectar raonablement el funcionament del curs.
- Com analitzar i minimitzar aquells **trets característics de la personalitat** que poden afectar negativament l'aprenentatge.

4.2.1 Dificultats en competències prèvies.

Tornem a l'exemple descrit anteriorment. Imaginem que l'estudiant ha de preparar-se per un examen d'aquesta temàtica i disposa com a màxim de dos dies.

L'algorisme bàsic detecta que l'alumne és incapaç de resoldre cap exercici de la paraula clau "*operacions de fraccions amb nombres complexos (figura 12)*". En aquests casos es fa indispensable disposar d'una relació de conceptes associats a aquesta paraula clau considerats com a prerequisits, i forçar l'estudiant a una revisió dels mateixos abans de seguir insistint en aquesta tipologia.

La paraula clau associada a la fórmula que apareix a la figura 12, podria tenir associats dos prerequisits:

- Suma, resta, multiplicació i divisió de fraccions.
- Operacions amb monomis.

Si considerem doncs que les paraules clau tenen associats prerequisits de competències bàsiques, ja estem en condicions de proposar una modificació de l'algorisme bàsic de la figura onze.

Tenim però, en paral·lel, el problema de convèncer l'estudiant que li cal revisar aquests conceptes. És possible que ell en sigui conscient, o tal vegada pensa que li convé només repassar un sol dels prerequisits suggerits pel sistema. Per tant, el sistema ha de deixar opció a l'estudiant d'escollir al seu ritme i repassar allò que d'entrada creu que necessita. Un sistema que forçés el repàs de conceptes podria arribar a causar un efecte contrari al desitjat i desmotivar a l'estudiant. Un procediment massa estricte portaria a generar estrès o angoixa i segurament l'estudiant acabaria emprant per a cada exercici molt menys temps de l'estimat, la qual cosa es pot traduir en un excés d'errors en les resolucions.

Aquest procediment pot acabar sent poc eficaç i requerir a l'estudiant una dedicació en temps que no es pot permetre. Cal que l'algorisme ajusti procediments de manera que l'estudiant s'adoni que realment progressa.

Amb caràcter general considerem que els exercicis de determinada paraula clau requereixen de n prerequisits o competències bàsiques prèvies. A continuació veurem un exemple que tindriem $n = 2$.

El nombre d'exercicis que l'algorisme hauria de mostrar no ha de ser el mateix per a cada competència bàsica prèvia. A més, l'estudiant pot resoldre els exercicis forçat pel sistema de manera poc motivadora, emprant molt menys temps de l'estimat, la qual cosa es pot traduir en un excés d'errors en les resolucions. Qualsevol algorisme que es desenvolupi en el sentit de filtrar les característiques més importants ha de tractar amb paràmetres quantificables.

Per a proposar un algorisme que filtri totes les casuístiques més importants, cal considerar els següents paràmetres:

i = competència bàsica

ij = exercici concret de la paraula clau **j**, de la competència bàsica **i**.

c_i = Nombre de competències bàsiques per a determinada paraula clau.

nc_i = Nombre d'exercicis/activitats resolts correctament per cada competència bàsica o pre-requisit **i**.

n_i = Nombre total d'exercicis resolts (bé o malament) per cada competència bàsica o pre-requisit **i**.

t_{ij} = Valor mig del temps esperat per resoldre correctament un exercici concret, per a un estudiant de nivell mig.

tb_{ij} = Valor mig del temps emprat per l'estudiant en concret en resoldre correctament un exercici.

tm_{ij} = Valor mig del temps emprat per l'estudiant per un exercici concret resolt malament.

p_i = Pes normalitzat entre 0 i 1 per a cada competència bàsica, de manera que es compleixi:

$$\left[\sum_{i=1}^n P_i \right] / c_b = 1$$

Figura 13: Proposta de model

Imaginem que tenim una determinada paraula clau amb 4 competències bàsiques (1, 2, 3, 4).

$$\left[\sum_{i=1}^n P_i \right] / c_i = \frac{P_1}{4} + \frac{P_2}{4} + \frac{P_3}{4} + \frac{P_4}{4} = 1$$

Figura 14: Exemple amb 4 competències

Anem a fer una proposta de pesos possibles:

- $p_1 = 0,5$ → la competència bàsica p_1 és considera important.
- $p_2 = 0,1$ → la competència bàsica p_2 és considera poc important.
- $p_3 = 0,25$ → la competència bàsica p_3 té un valor mig del seu pes.
- $p_4 = 0,25$ → la competència bàsica p_4 té un valor mig del seu pes.

$$\left[\sum_{i=1}^n P_i \right] / c_i = \frac{P_1}{4} + \frac{P_2}{4} + \frac{P_3}{4} + \frac{P_4}{4} = \frac{0,5}{4} + \frac{0,1}{4} + \frac{0,25}{4} + \frac{0,25}{4} = 1$$

Figura 15: Exemple de competència amb els pesos assignats

L'algorisme F que es proposa combina aquests paràmetres i s'ha d'optimitzar de manera que s'exigeixi en Mínim Temps Possible a l'estudiant en aquesta fase de recuperació de coneixements oblidats que són necessaris per avançar en una paraula clau concreta, però que necessita per poder preparar l'examen amb certes garanties.

$$F(c_b, n_{c_i}, n_{t_i}, t_i, t_{m_i}, t_{b_i}, p_i) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m [n_{c_i} \cdot [A - B] / n_{t_i}] \cdot p_i$$

$$A = |t_{b_{ij}} - t_{ij}|$$

$$B = |t_{m_{ij}} - t_{ij}|$$

Figura 16: Proposta algorisme F

Per a cada exercici resolt correctament, el paràmetre A ens dóna el mòdul de les diferències entre el temps emprat en resoldre determinat exercici i el temps estimat per un estudiant de nivell mig.

Per $A \approx 0$ estaríem davant d'un comportament normal d'un estudiant que progressa adequadament, considerant que $t_{b_{ij}}$ agafa valors ajustats al centre d'una campana de Gauss amb $\sigma \approx 1$, com mostra la figura 17. Com més s'ajustin els tempos d'un estudiant als considerats ideals, σ s'aproparia a 0.

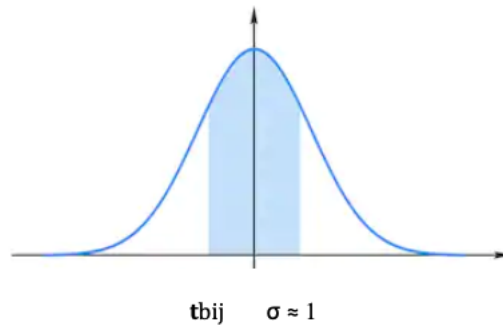


Figura 17: Distribució normal de t_{bij}

Considerar una distribució en extrems de la campana de Gauss tal com mostra la figura 18 és una situació matemàticament possible però poc realista en aquest estudi.

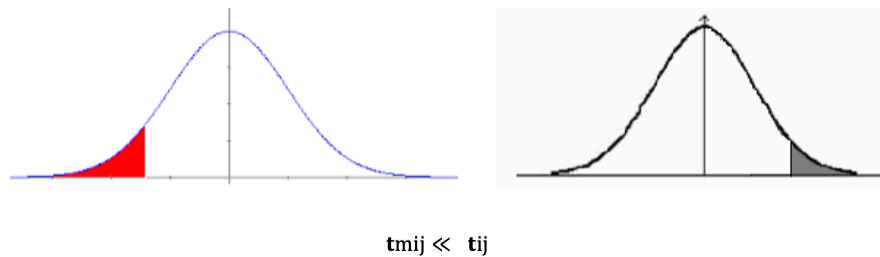


Figura 18: Distribució en extrems

Respecte del paràmetre B, aquest és particularment important doncs dóna idea de quant de temps empra un estudiant en resoldre malament un exercici en comparació amb el temps ideal estimat per a la seva resolució correcta. Pot semblar un contrasentit barrejar aquestes variables, però en canvi relacionar-les és fonamental per detectar problemes d'ansietat.

Per exemple:

$t_{mij} \approx t_{ij} \rightarrow$ l'estudiant utilitza un temps raonable per resoldre correctament els exercicis, encara que no ho aconsegueixi.

Per tant, si paràmetre $B = |t_{mij} - t_{ij}|$ té una distribució semblant a la figura 19, tenim un comportament correcte: el temps emprat per respondre malament els exercicis està dins dels marges de variància d'un comportament normal.

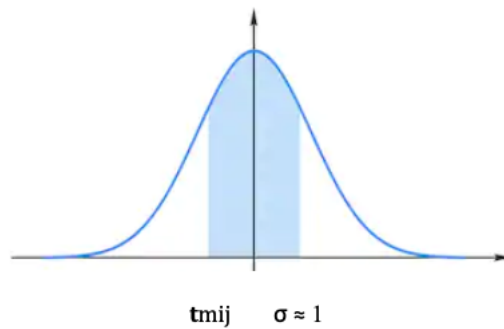


Figura 19: Distribució normal $tmij$

D'altra banda, si el paràmetre $tmij \ll tij$ ens troben davant de distribucions de Gauss semblants a les presentades a la fig-8.

En aquest cas tindríem $B = |tmij - tij| \gg 0$, la qual cosa només té dues interpretacions:

- L'estudiant respon els exercicis a tota velocitat i sense cap mena d'interès, un fet que es pot interpretar com a desmotivació.
- L'estudiant empra molt de temps per resoldre cada exercici de manera incorrecta. Aquesta és una situació molt improbable i que no considerarem com a element que afecti a la desmotivació. L'algorisme a desenvolupar ha de contemplar aquestes incidències. En aquest cas l'algorisme hauria de prescindir del mòdul i analitzar els signes resultants.

Un estudiant progressarà de manera més correcta si es dona la situació:

$$A \approx 0$$

$$B \approx 0$$

$$\frac{nci}{nti} \approx 1$$

Figura 20: Progrés desitjat de l'estudiant

Si tenim $A \gg 0$ però es manté la relació $\frac{nci}{nti} \approx 1$, l'estudiant estaria resolent els exercicis de manera correcta i a molta més velocitat de la mitjana estimada. En aquest cas ja podríem saltar de competència bàsica o de paraula clau.

Imaginem que iniciem el procés de revisió de conceptes donat que l'estudiant no ha superat la suma de fraccions de nombres complexos.

A partir d'aquests resultats tornem a l'anàlisi de la fórmula de la figura 16. Estaríem ja en condicions de desenvolupar un futur algorisme:

$$F(\mathbf{c}_b, \mathbf{nc}_i, \mathbf{nt}_i, \mathbf{t}_i, \mathbf{tm}_i, \mathbf{tb}_i, \mathbf{p}_i) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m [\mathbf{nc}_i \cdot [A - B]/\mathbf{nt}_i] \cdot \mathbf{p}_i$$

Ara estaríem en condicions de determinar procediments programables, tals com:

- Si a partir d'un determinat nombre d'exercicis la funció s'acosta 0, millors són els resultats i més ràpidament poden saltar de competència bàsica, sempre a partir d'un nombre mínim d'exercicis que d'entrada el podríem fixar en el 20% dels disponibles (un paràmetre aquest que tindrà un factor corrector més endavant).
- Si el primer exercici és resolt correctament, i en un temps raonable, la funció agafarà un valor mínim.
- Si el primer exercici és resolt incorrectament, tenim d'entrada $F < 0$. Si aquesta es manté negativa a partir d'un nombre preestablert d'exercicis cal prendre la decisió de seguir en aquesta competència bàsica a partir de processos com el comentat en la secció prèvia.
- Segurament ens podríem trobar més casuístiques que seria interessant revisar en un treball futur.

Tornem ara al nostre exemple concret de paraula clau d'operacions amb nombres complexos. La primera competència bàsica era la suma de fraccions amb nombres enters.

Aquest procediment és fàcil d'automatitzar, però encara requereix decisions difícils de ponderar i segurament podrien derivar cap a funcionaments no desitjats. Cal garantir que l'estudiant mantingui l'interès en la revisió de conceptes que haurien de ser coneguts.

Un mètode podria ser tenir un bon sistema de recompenses, no necessàriament materials, però que donessin fe del progrés. El sistema de punts acumulats és efectiu si aquests s'acaben traduïnt en un valor final tangible. En el cas que ens ocupa la sensació d'anar enrere és molt perillosa, de manera que es proposa una modificació de l'algorisme que combini competències bàsiques anteriors amb exercicis de la paraula clau que estem treballant.

L'algorisme necessita un patró per poder decidir en quin moment pot saltar **provisionalment** del “repàs de conceptes anteriors” a la nova paraula clau (i que en exemple inicial és l'operació de fraccions de nombres complexos).

Així, per exemple, podríem decidir que per $nc_i \geq 3$ i per $A \approx 0$ podem fer aquest salt de manera provisional. La provisionalitat, en aquest cas, consisteix a posar exercicis senzills d'operacions de fraccions amb complexos i anar avançant fins que es produeixen de nou errors consecutius. Quan això passa el factor **A** es posa de nou a zero i comencem de nou el procés però ara amb exercicis més complexos. D'operacions amb fraccions.

Tot aquest procés però no considera els efectes dels trets característics de la personalitat, algun dels quals és decisiu en els resultats.

4.3 Trets característics de la personalitat

Tal com hem mencionat anteriorment, es proposaran solucions informàtiques per detectar i minorar aquests trets que afecten la velocitat i rendiment de l'aprenentatge són els següents:

- Nivells d'ansietat.
- Nivell d'autoestima.
- Motivació.

La seva parametrització informàtica, si es vol fer amb rigor, pot ser una tasca feixuga o fins i tot irresoluble. Però també és cert que disposar d'una certa capacitat d'influència sobre ells, encara que fos petita, que es pogués programar, ja seria un gran avenç.

4.3.1 Nivells d'ansietat

Tornem a l'exercici plantejat anteriorment en el qual l'estudiant ha de resoldre operacions de fraccions amb nombres complexos. El primer paràmetre, l'**ansietat**, pot aparèixer en el moment en qual el sistema li proposa recular en el temps per repassar competències que haurien de ser ja conegudes. En aquest cas els efectes de l'ansietat sobre l'estudiant és que intenta respondre els exercicis a més velocitat, siguin o no correctes, amb l'única finalitat de

retornar als exercicis que en principi podrien ser la matèria d'un examen proper. Aquesta situació la detectaríem amb l'algorisme de la secció prèvia.

Corregir aquest paràmetre amb algorismes informàtics pot tenir molts nivells de complexitat i punts de vista diferents en funció de criteris acadèmics. Quan això passi es proposa una modificació de l'algorisme que proposi a l'estudiant fer un sol exercici adicional de repàs, però amb seguiment pas a pas de manera que en cada operació senzilla es detecti en quin punt l'estudiant està fallant.

Aquesta opció requereix disposar d'una selecció prèvia d'exercicis concrets de cada competència bàsica, amb coneixement estricte previ sobre cadascun d'aquests exercicis de com han de ser els passos a realitzar i obligar la seva resolució de manera guiada.

Exemple: l'estudiant està repassant operacions combinades en fraccions. Quan apareguin símptomes d'angoixa, el sistema li comunica que només li queda un exercici de repàs però que serà sota supervisió.

Considerem un exemple del procediment. L'estudiant ha de resoldre la següent operació combinada:

$$\frac{3(x+2)}{12x} + \frac{x-2}{4}$$

Figura 21: Enunciat exemple del procediment

Pas 1 de l'exercici: l'obliguem a escollir entre una d'aquestes opcions, indicant-li que ara només ha de considerar la simplificació de fraccions, si és possible:

A	B	C	D
$\frac{3x+12}{12x} + \frac{x-2}{4}$	$\frac{x+2}{4x} + \frac{x-2}{4}$	$\frac{3x+12}{12x} + \frac{x}{4} - \frac{2}{4}$	$\frac{3(x+2)+(x-2)}{12x+4}$

Figura 22: Pas 1 de la resolució

- a) Eliminem parèntesis.
- b) Simplifiquem les fraccions.
- c) Separem les fraccions amb signe negatiu.
- d) Fem la suma directament.

L'estudiant haurà d'escollir l'opció B i donar fe que ha entès el procés previ de simplificació de les fraccions.

Pas 2 de l'exercici: l'obliguem a escollir entre una d'aquestes opcions, indicant-li que ara ha de fer multiplicacions creuades per fer la suma de les dues fraccions:

A	B	C	D
$\frac{(x+2)+(x-2)}{4x+4}$	$\frac{x(x+2)}{4} + \frac{x-2}{4}$	$\frac{4(x+2)+4x(x-2)}{4x \cdot 4}$	$\frac{x}{4x} + \frac{2}{4} + \frac{x}{4} - \frac{2}{4}$

Figura 23: Pas 2 de la resolució

- a) Sumem directament les fraccions.
- b) Reduïm a comú denominador.
- c) Fem les multiplicacions creuades.
- d) Descomponem en fraccions més senzilles.

L'estudiant haurà d'escollir l'opció C i donar fe que ha entès el procés de suma de fraccions.

Pas 3 de l'exercici: l'obliguem a escollir entre una d'aquestes opcions, indicant-li que ara toca simplificar les fraccions, si és possible:

A	B	C	D
$\frac{4x+8+4x-8}{4x \cdot 4}$	$\frac{(x+2)+x(x-2)}{x \cdot 4}$	$\frac{(x+2)+(x-2)}{4}$	$\frac{x+x \cdot x}{x \cdot 4}$

Figura 24: Pas 3 de la resolució

- a) Operem el numerador.
- b) Simplifiquem la fracció resultant.
- c) Eliminem una "x".
- d) Eliminem el 2 del numerador donat que $2 - 2 = 0$.

L'estudiant haurà d'escollir l'opció B i donar fe que ha entès que sempre que sigui possible cal simplificar per evitar operacions complexes.

Pas 4 de l'exercici: l'obliguem a escollir entre una d'aquestes opcions, indicant-li que ara ha d'operar els monomis:

A	B	C	D
$\frac{x+2+x2-2x}{4x}$	$\frac{x^2+3x+2}{x \cdot 4}$	$\frac{(x+2)+(x-2)}{4}$	$\frac{x+x \cdot x}{x \cdot 4}$

Figura 25: Pas 4 de la resolució

- a) Eliminem parèntesis del numerador.
- b) Simplifiquem la fracció resultant.
- c) Eliminem una "x".
- d) Eliminem el 2 del numerador donat que $2 - 2 = 0$.

L'estudiant haurà d'escollir l'opció B i donar fe que ha entès que sempre que sigui possible cal simplificar per evitar operacions complexes.

En aquest moment l'exercici estaria ben finalitzat i el sistema retornaria a l'estudiant a la matèria del proper examen, és a dir, operacions de fraccions amb nombres complexes.

Si adoptem les modificacions que hem comentat per detectar ansietat i aplicar mesures correctores l'algorisme inicial quedaria com es mostra en la figura 26.

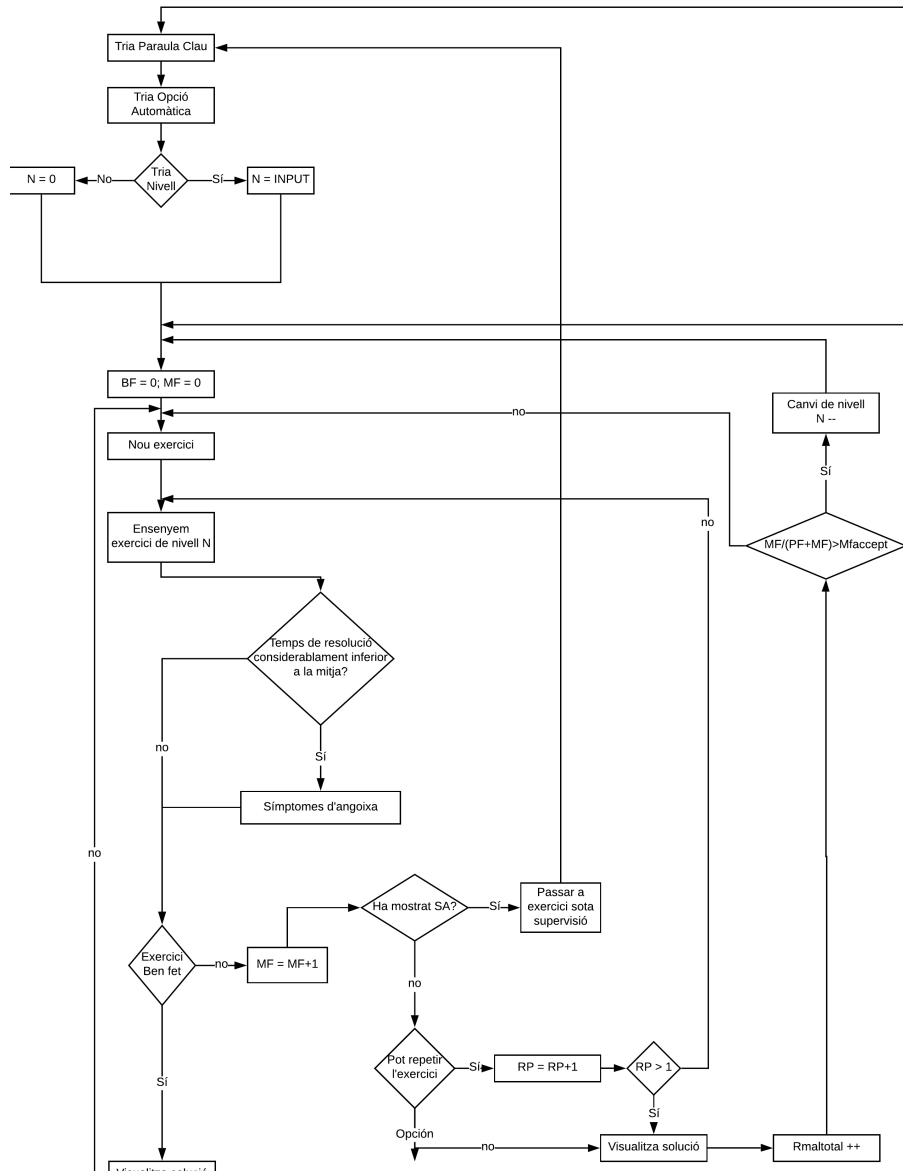


Figura 26: Algorisme modificat

4.3.2 Nivells d'autoestima i motivació

En aquests casos l'estudiant no es considera capaç de superar determinades situacions per un problema de manca de confiança en ell mateix, la qual cosa acaba portant a la desmotivació. Tenir un càlcul real de la motivació i autoestima de cada estudiant és molt subjectiu, per això comencem proposant un procediment per ajudar-lo a retornar en part la confiança.

L'alumne ha de veure el seu progrés i ha de ser capaç de comparar-lo amb altres companys que li serveixen de model a nivell acadèmic.

La manca de motivació pot ser deguda a un problema d'autoestima, a problemes externs al marge dels acadèmics o senzillament a què l'estudiant té molt més interès en altres aspectes no relacionades amb els estudis o en aquella matèria en concret. Tampoc cal descartar problemes de capacitat personal.

Per facilitar els procediments informàtics només entrarem en el cas de la manca d'interès per una matèria en concret. La pregunta clau és com es pot desenvolupar un procés informàtic genèric per detectar la manca de motivació, que pot estar lligada a l'autoestima, i aplicar-hi correccions.

Hi ha procediments diversos que ajuden a motivar els alumnes. Un d'ells és la competitivitat basada en recompenses. El problema d'aquest sistema és que uns avancen molt ràpidament i la competència acaba essent entre uns pocs.

Un factor corrector que pot ser valorat en punts no caldria que estigués lligat a la quantitat i qualitat d'exercicis resolts sinó el progrés individual. Per poder facilitar la confecció d'un algorisme cal doncs parametritzar aquest progrés.

Considerem els següents paràmetres normalitzats, per totes les competències bàsiques "i", de la paraula primera paraula clau "j". L'objectiu és aconseguir un model matemàtic per una funció que anomenarem Progrés (P), que ens pot proporcionar una mesura de com evoluciona l'autoestima, i que dependrà dels següents factors:

$$P = F(nt_{i1}, nc_{i1}, dt_{i1})$$

Figura 27: Càlcul del progrés

I on el nostre objectiu és avaluar:

$$\frac{dP}{dt_{ij}}$$

Figura 28: Avaluació objectiu

On recordem que:

$i \rightarrow$ competència bàsica

$ij \rightarrow$ exercici concret j de la competència bàsica 1 .

$c_i \rightarrow$ Nombre de competències bàsiques per a determinada paraula clau.

$nc_{ij} \rightarrow$ Nombre d'exercicis/activitats resolts correctament per cada paraula clau (j) i prerequisite o competència bàsica (i).

$n_{ij} \rightarrow$ Nombre total d'exercicis resolts (bé o malament) per cada paraula clau (j) i prerequisite o competència bàsica (i).

$t_{ij} \rightarrow$ Valor mig del temps esperat per resoldre correctament un exercici concret, per a un estudiant de nivell mig.

Imaginem un procés concret per a una sola competència bàsica "i" d'una paraula clau específica "j", les variables n_{ij} i nc_{ij} variïn segons les figures 26 i 27.

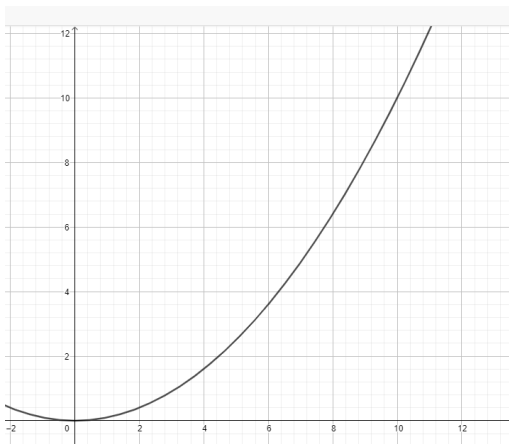


Figura 30: n_{ij}

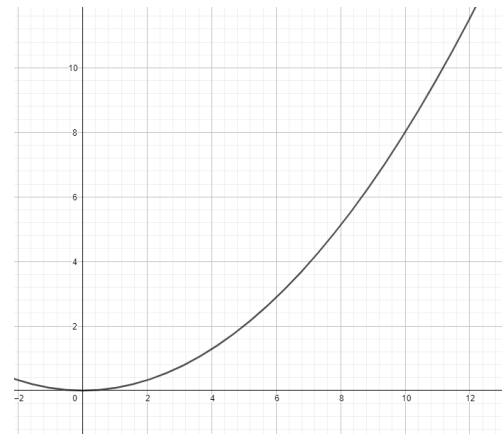


Figura 29: nc_{ij}

La diferència de les funcions $n_{ij} - nc_{ij}$ ens donarà com a resultat la figura 28:

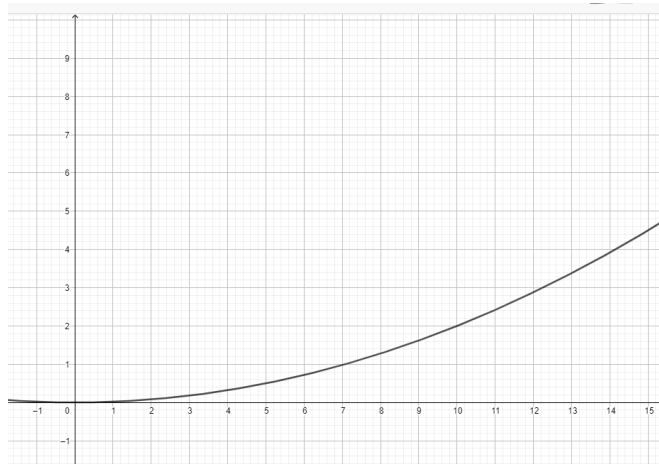


Figura 31: Diferència de les funcions n_{ij} - nc_{ij}

L'estudiant amb un progrés perfecte tindria la funció $y = 0$ en la fig-31.

Si volem poder desenvolupar algorismes per tractar aquestes dades, el primer problema és ajustar les corbes a una funció matemàtica polinòmica.

$$\begin{aligned} n_{ij} &= f(at_{ij}x^1 + bt_{ij}x^2 + \dots + z) \\ nc_{ij} &= f(a't_{ij}x^1 + b't_{ij}x^2 + \dots + z') \end{aligned}$$

Figura 32: n i nc

Però analitzant les gràfiques sembla que podem ajustar ambdues a una funció quadràtica parabòlica, sense cometre massa errors:

$$\begin{aligned} n_{ij} &= p_{ij} \cdot t_{ij}^2 \\ nc_{ij} &= q_{ij} \cdot t_{ij}^2 \end{aligned}$$

Figura 33: n i nc ajustades

El problema és quantificar els coeficients p_{ij} i q_{ij} de manera que el factor P es mantingui normalitzat entre 0 i 1, facilitant la seva avaluació el llarg del temps per a cada individu a nivell particular, i que també permeti fer comparacions globals.

Considerem:

$i = 1$ (primera paraula clau)

$j = 1$ (una única competència bàsica dins de la paraula clau)

Utilitzant eines matemàtiques d'ajustament tals com Geogebra [13], un software matemàtic interactiu per l'educació, podem obtenir aquestes funcions concretes aproximades:

$$n_{11} = 0,1t_{11}^2 \text{ i } nc_{11} = 0,08t_{11}^2$$

$$P = p_{11} \cdot t_{11}^2 - q_{11} \cdot t_{11}^2 = (0,1 - 0,08) \cdot t_{11}^2$$

Figura 34: Funcions concretes aproximades

Si generalitzem, per a un estudiant concret i per una competència bàsica "i" dins d'una paraula clau "j", l'evolució de la funció P en funció del temps es pot definir com:

$$\frac{dP}{dt_{ij}} = d(p_{ij} \cdot t_{ij}^2 - q_{ij} \cdot t_{ij}^2)/dt_{ij} = d(p_{ij} \cdot t_{ij}^2)/dt_{ij} - d(q_{ij} \cdot t_{ij}^2)/dt_{ij} = 2 p_{ij} t_{ij} - 2 q_{ij} t_{ij}$$

Figura 35: Evolució de la funció P

Sense cometre cap error matemàtic, donat que cal avaluar els paràmetres p_{ij} i q_{ij} , podem concloure que:

$$\frac{dP}{dt_{ij}} = p_{ij} t_{ij} - q_{ij} t_{ij}$$

Figura 36: Funció P

Si tornem en el cas concret de les gràfiques de l'exemple en el qual $i = 1$ i $j = 1$ tenim:

$$\frac{dP}{dt_{ij}} = \frac{dP}{dt_{11}} = d(0,1 - 0,08) \cdot t_{11}^2 / dt_{11} = d(0,02) \cdot t_{11}^2 / dt_{11} = 0,02 \cdot dt_{11}^2 / dt_{11} = 0,04 t_{11}$$

Figura 37: Exemple amb $p = 1$ i $j = 1$

Una mesura acurada final de com varia P en funció del temps, per a totes les paraules clau i les competències bàsiques dins d'aquestes, podem definir P com:

$$\frac{dP}{dt} = \sum_{i=1}^n \left[\sum_{j=1}^m [(a_{ij} \cdot nt_{ij} - b_{ij} \cdot nc_{ij})] \right]$$

Figura 38: Definició de P

El problema real és el desconeixement dels paràmetres “ a_{ij} ” i “ b_{ij} ”, i de com normalitzar la funció per aconseguir $0 < P < 1$.

Podem ampliar l'exemple per una sola paraula clau $i = 1$, i 4 conceptes bàsics dins de la paraula clau $j = 1, 2, 3, 4$

En aquest cas tindríem una funció:

$$\frac{dP}{dt} = (a_{11} \cdot nt_{11} - b_{11} \cdot nc_{11}) + (a_{12} \cdot nt_{12} - b_{12} \cdot nc_{12}) + (a_{13} \cdot nt_{13} - b_{13} \cdot nc_{13}) + (a_{14} \cdot nt_{14} - b_{14} \cdot nc_{14})$$

Figura 39: Exemple amb una paraula clau i 4 conceptes

Ara que tenim una fórmula per calcular el progrés de l'estudiant podem utilitzar-la per detectar canvis que puguin ajudar-nos a veure com evolucionen els camps de motivació i autoestima. Determinarem un llindar de modificació de progrés que faci que el sistema realitzi una enquesta a l'usuari preguntant pel seu nivell d'autoestima i motivació. Així podrem mantenir un seguiment sobre els canvis que puguin tenir els estudiants i veure si puja o baixa en funció dels exercicis que realitzen.

Sabem que no tots els usuaris seguiran la mateixa escala a l'hora de respondre l'enquesta, tot i així ens servirà per fer una captació de dades i a partir d'aquí poder detectar patrons i fer recomanacions d'exercicis. Un cop tinguem les dades, a l'hora d'assignar l'exercici es podrà considerar quins exercicis s'assignen a l'estudiant. Per això, haurem d'estudiar la possibilitat d'utilitzar algorismes de recomanacions. Per tant farem les modificacions per adaptar aquesta idea a l'algorisme de la figura 32.

4.4 Selecció d'exercicis

Un cop hem estudiat tots els paràmetres necessaris per fer l'assignació automàtica d'exercicis i hem trobat una manera per recol·lectar la informació hem realitzat les modificacions necessàries a l'algorisme i queda com mostra a la següent figura.

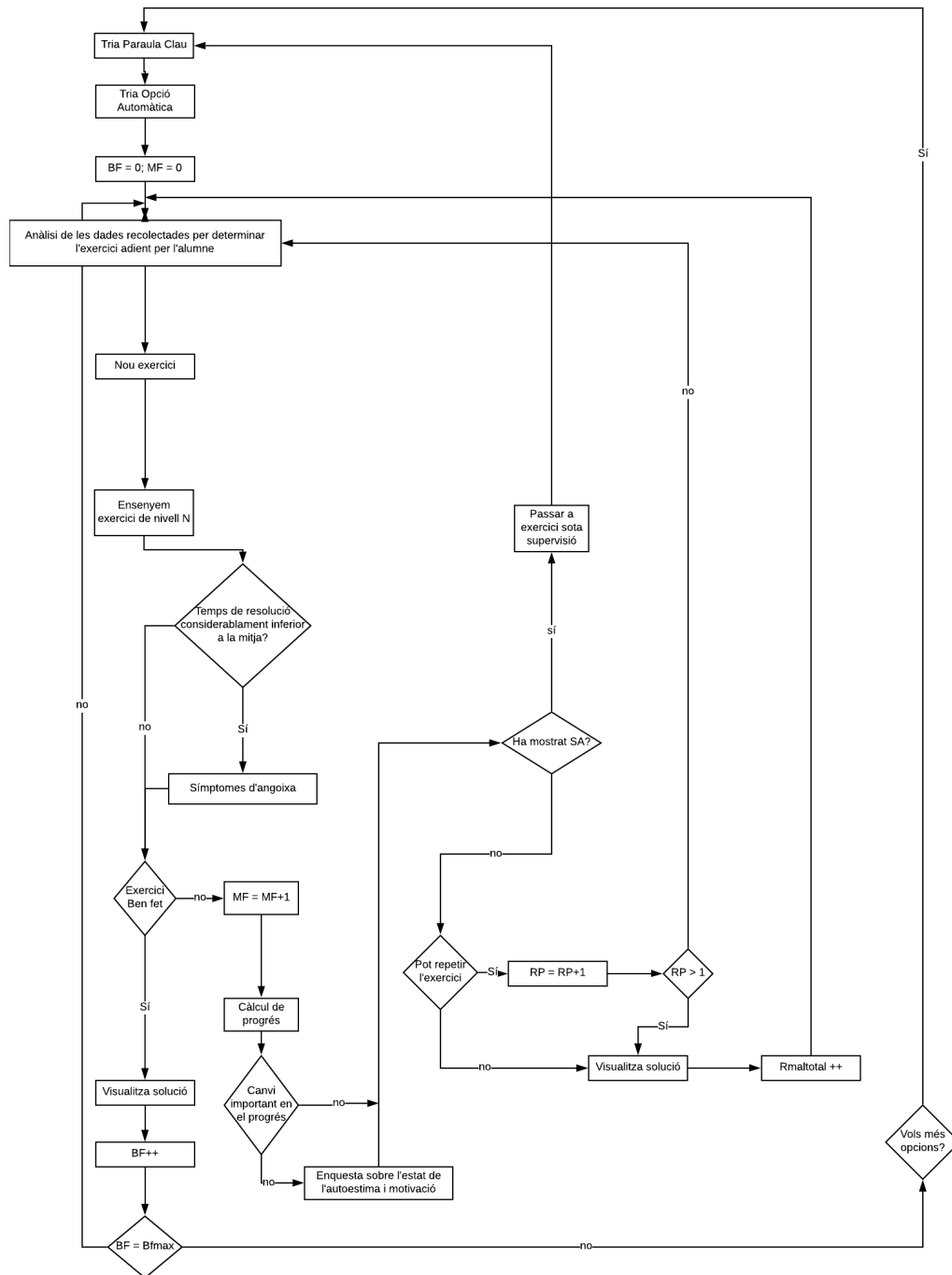


Figura 40: Algorisme modificat

Ara podem veure que un cop l'usuari ha escollit la paraula clau, selecciona l'opció automàtica. A continuació s'inicialitzen els comptadors i passaria a fer una anàlisi per seleccionar l'exercici. Cada vegada que hi hagi un exercici tindrà en compte les dades recopilades.

Sembla que ara que tenim les dades tant de l'usuari com dels exercicis podem trobar una manera de fer un sistema que seleccioni per cada usuari un dels exercicis més adients. Com hem vist en l'apartat 2.5.2, l'aprenentatge automàtic es pot utilitzar per a realitzar recomanacions. En aquest punt considerarem la possible integració de Machine Learning en l'algorisme per trobar l'exercici adient en funció de la motivació, l'autoestima, el progrés de l'estudiant i si ha detectat angoixa.

Normalment s'utilitzen sistemes de recomanació per maximitzar el valor del producte que vol un client en un determinat moment del temps. Per fer-ho el sistema ha d'analitzar i processar informació història dels usuaris i dels productes que poden adquirir, en el nostre cas seran els exercicis. Hi ha dos tipologies de filtres per realitzar recomanacions, els col·laboratius i els basats en continguts. La primera basa la seva lògica en l'usuari mentre que la segona ho fa en el producte. La qualitat i la quantitat de dades disponibles és més important que l'algorisme. Si no aconseguim que la captació d'informació dels usuaris ens ofereixi dades que reflecteixin la realitat, no aconseguirem que l'algorisme sigui òptim i les recomanacions no seran precises. A continuació podem veure un esquema amb les tipologies de sistemes de recomanació.

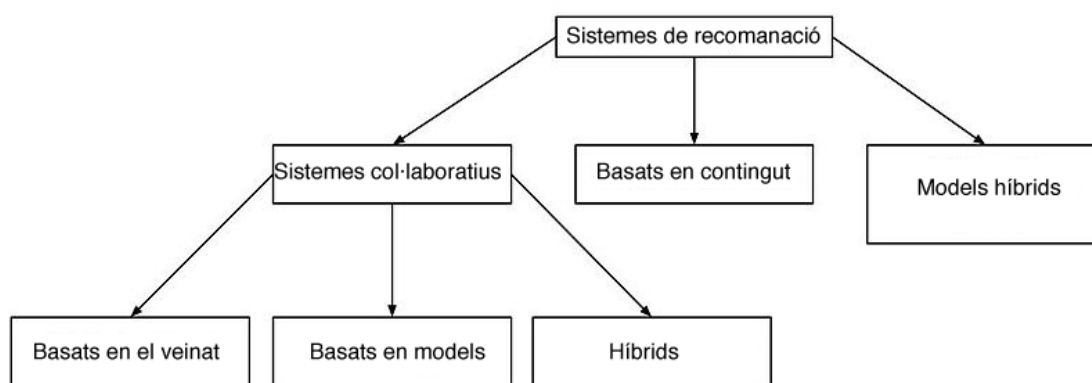


Figura 41: Sistemes de recomanació

Nosaltres no tindrem dades reals ja que hauríem de fer un procés de captació de dades amb un grup d'estudiants reals i intentar detectar possibles errors que pugui tenir el nostre model.

Pel nostre cas utilitzarem un sistema col·laboratiu basat en el veïnat. En concret l'algorisme "*k-Nearest Neighbor*" que és de tipus supervisat. Es pot fer servir per classificar noves mostres o per predir. És un model senzill que es sol utilitzar per introduir-se en el món de l'aprenentatge automàtic per tant considerem que ens podrà ser útil. Bàsicament ens serveix per classificar valors buscant els punts de dades més similars per proximitat que ha après en l'etapa d'entrenament. És un algorisme que es sol utilitzar per sistemes de recomanació, cerca semàntica i detecció d'anomalies, per tant creiem que pot ser adient.

Els avantatges d'aquest algorisme és que és senzill d'aplicar però té l'inconvenient que utilitza tot el conjunt de dades per a realitzar l'entrenament, procés que requereix un ús intensiu de memòria. L'inconvenient que ens podríem trobar és que els recursos necessaris de CPU sigui excessiu.

Aquest algorisme funciona seguint els següents passos:

1. Calcula la distància entre l'element a classificar i la resta en el conjunt de dades d'entrenament.
2. Selecciona els "k" elements més propers (en menor distància segons la funció utilitzada).
3. Fa una votació de majoria entre els k punts, els que tenen una etiqueta dominant decidirà la classificació final.

El punt 3 ens mostrarà que és molt important el valor que s'assigna a k, ja que és el que acabarà definint a quins grups pertanyen els punts. Cal tenir en compte que no per tenir un k més gran (agafar més punts) millorarem la precisió i que sí que té un impacte important en el rendiment i el temps que es pot tardar a processar una resposta.

Les maneres més habituals de mesurar la distància entre punts són la distància Euclidiana i la similitud cosinus. Hem de tenir en consideració que el que entenem com a distància en la vida real pot quedar abstracte i ens resulti difícil visualitzar-la fàcilment.

4.5 Assignació automàtica

Ara que hem escollit la metodologia que utilitzaríem per fer la recomanació d'exercicis als estudiants, l'anem a desenvolupar. Per integrar-la en el nostre sistema, programarem un script en PHP, pensant que és el llenguatge que hem utilitzat anteriorment en entorn web. Cal tenir en compte que l'algoritme no seria síncron, sinó que per algunes accions hauríem d'esperar la resposta de l'usuari. Tot i així farem un script teòric en el qual considerarem que algunes funcions s'haurien d'implementar i ajustar i algunes altres esperaríem la resposta de l'usuari però considerarem com si fos instantània. També considerarem que per utilitzar l'algoritme KNN farem servir una llibreria de Machine Learning en PHP [14].

```
<?php
require_once __DIR__ . '/vendor/autoload.php';
use Phpml\Classification\KNearestNeighbors;
function recommend($id_student, $keyword)
{
    // Per entrenar el classificador simplement proporcionem un conjunt de dades
    d'entrenaments i un d'etiquetes.
    // $k - nombre de veïns més pròxims per escanejar (defecte: 3)
    // Per defecte utilitza la distància euclidiana
    $classifier = new KNearestNeighbors($k=4);
    $training_set = getRealTrainingSet($keyword);
    $samples = $training_set->samples;
    $labels = $training_set->labels;
    $classifier->train($samples, $labels);
    $studentStatus = getStudentStatus($id_student, $keyword);
    $response = $classifier->predict($studentStatus);
    return $response;
}

function main($id_student)
{
    $keyword = chooseKeyword();
    $correct = 0;
    $incorrect = 0;
    $end = false;
    while(!$end)
    {
        //Retorna l'id de l'exercici per un estudiant i una paraula clau en concret
        $exercise_recommended = recommend($id_student,$keyword);
        $repeated = false;
        $response = studentAnswerExercise($exercise_recommended);
```

Model adaptatiu d'aprenentatge personalitzat

```
$anguish = lastAnswerTooFast($id_student,$exercise_recommended);
if($anguish)
{
    addStudentStatusAnguish($id_student);
}
if($response->status==200)
{
    showSolution();
    $correct++;
    if($correct == MAX_CORRECT)
    {
        $end = true;
    }
}
else
{
    $progressVariation = checkProgressVariation($id_student,$keyword);
    if($progressVariation)
    {
        storePersonalStatus();
    }
    if($anguish)
    {
        showExerciseUnderSupervision($keyword);
        $end =true;
    }
    else
    {
        $repeat = canRepeatExercise($exercise_recommended,$id_student);
        if($repeat && !$repeated)
        {
            $response = repeatExercise($exercise_recommended);
            $repeated = true;
        }
        showSolution();
        $incorrect++;
    }
}
}
}
```

Algunes d'aquestes funcions mostrarien un formulari que hauria de respondre l'estudiant i d'altres farien alguna operació relacionada amb les bases de dades. En la funció *checkProgressVariation* utilitzaríem el model que hem definit en l'apartat 4.3.

Podem veure que hi ha algunes funcions que ens farien sortir del bucle principal de l'algoritme. De la mateixa manera que en l'esquema de la figura 40, si es detecta que l'estudiant pot estar mostrant símptomes d'angoixa el fa respondre un darrer exercici, sota tutela, de la paraula determinada i llavors aquesta funció el retornarà a l'inici de l'algoritme.

Les funcions com *storePersonalStatus* i *getStudentStatus* són les que faran consultes a les taules pertinents de la base de dades. La funció *getRealTrainingSet* també consultarà a base de dades però ens retornarà un conjunt de les dades recol·lectades que contindran les dades de motivació, autoestima i angoixa que seran les mostres que poden ser de diversos estudiants i també els identificadors dels exercicis que els han servit per millorar la seva progressió. Aquests exercicis només podran ser de la paraula clau que rebrà la funció.

En aquesta funció a més de calcular la variància del progrés haurem de tenir en compte que si el progrés no varia també pot ser interessant estudiar l'estat del progrés i preguntar igualment a l'usuari sobre el seu estat personal.

5. Fase de test i realimentació

Recordem que pel nostre estudi ens trobem que no tenim una captació de dades reals, però seria interessant realitzar una fase de prova amb l'algorisme que hem escollit per fer la recomanació dels exercicis.

5.1 Creació d'un conjunt de dades

Primer escollirem un format pels nostres conjunts de dades. Com que hem escollit PHP per la seva fàcil adaptació en l'entorn web, el que farem serà preparar una llista de llistes que contindran per diferents alumnes la motivació, l'autoestima i si han tingut angoixa o no. Els dos primers paràmetres seran numèrics del 0 al 6 (ja que normalment buscarem els casos en què els estudiants havien de millorar i un exercici els ha ajudat a augmentar els paràmetres mencionats) i el darrer serà booleà, per tant tindrà un valor de 0 o 1. D'altra banda les etiquetes que contindran els identificadors de l'exercici seran un número d'entre els possibles exercicis d'una paraula clau. En el nostre cas posarem un número aleatori entre 0 i 50 ja que contem que per una paraula clau d'un curs concret no hi haurà més de 50 exercicis.

Amb aquestes consideracions podem programar un script com el que mostrem a continuació:

```
function createRandomTrainingSet()
{
    $response = new stdClass;
    $samples = Array();
    $labels = Array();
    for($i=0;$i<1000;$i++)
    {
        $motivation = rand(0,6);
        $self_esteem = rand(0,6);
        $anguish = rand(0,1);
        $exercise_to_improve = rand(0,50);
        $samples[] = [$motivation,$self_esteem,$anguish];
        $labels[] = $exercise_to_improve;
    }
    $response->samples = $samples;
    $response->labels = $labels;
}
```

```
return $response;
}
```

Hem emplenat el conjunt amb 1000 mostres, retornant un objecte de la classe `stdClass` que conté les mostres a l'atribut `samples` i les etiquetes al `labels`.

Si fem una execució del codi podem obtenir un conjunt de dades com el següent:

Training Set Samples:

```
[[2,4,1],[0,6,1],[2,5,1],[0,6,1],[4,0,0],[2,6,0],[0,2,0],[2,0,1],[6,4,0],[6,2,0],[6,5,1],[4,5,1],[5,6,0],[6,0,0],[0,4,1],[2,6,0],[6,4,1],[1,0,1],[3,6,1],[4,1,1],[5,2,0],[2,5,0],[3,4,0],[6,3,1],[6,3,1],[4,5,1],[2,3,0],[3,1,0],[4,3,1],[3,2,0],[0,0,1],[6,6,1],[0,4,0],[1,4,1],[1,2,1],[6,0,1],[1,0,0],[2,0,1],[5,4,1],[1,2,1],[4,6,0],[2,4,0],[1,1,1],[2,2,0],[5,1,0],[4,6,0],[4,3,0],[4,2,0],[4,6,0],[3,6,1],[1,0,1],[5,4,1],[4,5,1],[6,3,1],[5,1,0],[4,4,1],[3,5,1],[2,3,0],[5,2,0],[2,0,0],[3,0,1],[4,6,1],[4,3,1],[2,6,1],[1,6,1],[3,0,0],[4,1,0],[0,1,0],[4,3,0],[2,0,1],[6,2,0],[5,0,0],[4,2,0],[0,2,0],[6,5,0],[4,3,0],[1,1,1],[4,2,0],[1,5,1],[2,2,0],[4,2,1],[2,3,0],[1,6,1],[2,4,1],[4,2,0],[6,6,0],[6,6,0],[4,5,0],[4,6,1],[1,2,1],[2,2,0],[2,4,1],[2,2,1],[3,1,1],[5,6,0],[5,0,0],[3,5,1],[4,0,0],[3,6,1],[4,2,0],[5,6,0],[1,1,1],[5,3,0],[4,2,1],[4,1,0],[1,3,0],[5,0,1],[4,3,1],[2,3,1],[6,3,0],[6,1,1],[0,4,0],[3,1,0],[2,4,0],[1,2,0],[5,5,0],[4,0,0],[4,5,1],[4,4,1],[2,2,1],[5,5,0],[3,2,1],[3,5,1],[4,5,0],[0,6,0],[6,3,0],[6,5,0],[1,4,0],[1,2,1],[6,5,1],[5,2,0],[2,1,1],[6,1,0],[0,5,0],[1,6,0],[3,4,0],[4,5,1],[3,5,1],[0,6,1],[2,6,1],[0,3,0],[3,2,1],[5,3,1],[5,1,0],[3,5,0],[1,4,0],[0,2,0],[1,1,0],[1,6,0],[5,6,1],[1,2,0],[0,2,1],[4,3,0],[2,2,1],[4,0,1],[0,5,1],[6,6,1],[1,1,1],[5,0,0],[6,1,0],[4,4,1],[3,1,0],[2,6,0],[6,4,0],[5,0,0],[3,4,1],[1,2,0],[0,0,0],[5,0,0],[3,4,0],[1,3,0],[4,5,0],[4,4,1],[2,6,1],[1,0,1],[3,1,0],[6,0,0],[3,3,0],[1,3,0],[0,1,1],[6,5,0],[5,5,0],[0,5,1],[2,2,0],[5,2,0],[1,1,1],[6,2,1],[6,1,1],[0,2,1],[2,3,1],[1,2,1],[5,3,0],[5,1,1],[0,0,0],[0,0,0],[3,5,0],[2,5,1],[0,6,1],[5,5,1],[4,1,1],[5,0,0],[5,0,1],[4,2,1],[4,3,0],[0,0,1],[5,5,1],[5,6,0],[3,2,1],[3,1,1],[5,2,0],[4,6,1],[1,4,1],[4,4,1],...]
```

Training Set Labels:

```
[8,21,37,26,32,11,14,4,5,48,50,36,27,12,39,31,31,16,40,23,35,19,49,5,21,0,47,41,48,14,4,48,15,18,13,17,30,14,8,16,11,44,20,34,17,19,3,13,14,16,39,40,10,18,31,2,48,39,6,25,41,19,28,31,27,17,34,46,40,39,28,10,24,20,48,50,21,10,44,30,50,5,27,36,23,6,14,26,7,37,32,44,5,25,25,1,32,30,3,30,50,47,31,20,12,50,48,22,27,35,14,11,9,19,41,4,18,34,1,48,4,24,19,19,13,38,37,18,2,40,13,3,45,28,23,3,26,2,46,29,31,44,44,32,0,46,41,48,32,14,5,35,12,17,35,49,3,32,5,6,29,3,39,24,44,23,39,19,17,18,48,26,22,18,7,4,36,37,2,30,17,34,42,15,25,20,41,40,27,15,12,8,7,47,25,10,5,9,2,47,8,25,34,33,50,18,13,33,46,35,12,10,1,33,14,45,6,30,34,48,41,14,29,48,32,7,34,29,24,19,32,30,38,47,9,49,26,46,4,17,10,23,11,14,43,44,6,41,50,33,11,12,27,16,26,4,27,5,14,22,21,37,29,18,31,27,38,13,46,37,6,36,44,4,40,12,14,8,10,48,2,49,44,42,49,16,46,3,8,19,35,6,1,7,50,11,31,15,0,30,7,43,45,22,6,49,18,10,36,11,37,8,27,8,10,47,15,31,19,44,37,25,16,48,42,29,0,17,34,38,31,45,42,33,21,47,4,38,50,47,42,11,48,25,20,47,43,6,32,14,42,5,8,37,24,12,44,23,20,13,10,17,18,49,48,7,4,34,9,21,9,44,35,0,31,45,44,32,11,37,42,43,48,37,15,45,4,44,0,2,29,1,21,44,20,45,48,37,40,32,46,38,40,46,28,18,21,12,21,48,26,36,12,37,23,27,2,5,5,34,19...]
```

5.2 Entrenament de l'algorisme i predicció

Ara que tenim els conjunts de dades, el que podem fer és utilitzar la llibreria de Machine Learning per executar l'algorisme classificador de *KNearestNeighbors* i l'entrenem per predir la recomanació que desitgem. Amb aquest algorisme utilitzarem la distància euclidiana per calcular la distància entre punts. Tot i això pot ser que aquesta no sigui la mesura més adient per detectar la proximitat entre punts, però com que no tenim un conjunt de dades reals no estudiarem quina seria la millor opció.

Per fer l'execució i obtenir les dades executem en un servidor local el codi que hem programat i mostrarem per quins casos ens està fent la recomanació. El resultat que obtenim és com el que es veu en la següent figura:

```
[(base) iMac-de-David:ML davidcrous$ php recommend-test.php
Recomanació d'exercici per els següents paràmetres:
Motivació: 6
Autoestima: 6
Angoixa: 0
Exercici amb id: 47

[(base) iMac-de-David:ML davidcrous$ php recommend-test.php
Recomanació d'exercici per els següents paràmetres:
Motivació: 6
Autoestima: 5
Angoixa: 0
Exercici amb id: 45

[(base) iMac-de-David:ML davidcrous$ php recommend-test.php
Recomanació d'exercici per els següents paràmetres:
Motivació: 5
Autoestima: 6
Angoixa: 0
Exercici amb id: 44

[(base) iMac-de-David:ML davidcrous$ php recommend-test.php
Recomanació d'exercici per els següents paràmetres:
Motivació: 2
Autoestima: 2
Angoixa: 0
Exercici amb id: 17

[(base) iMac-de-David:ML davidcrous$ php recommend-test.php
Recomanació d'exercici per els següents paràmetres:
Motivació: 5
Autoestima: 2
Angoixa: 0
Exercici amb id: 35

[(base) iMac-de-David:ML davidcrous$ php recommend-test.php
Recomanació d'exercici per els següents paràmetres:
Motivació: 3
Autoestima: 2
Angoixa: 0
Exercici amb id: 9

[(base) iMac-de-David:ML davidcrous$ php recommend-test.php
Recomanació d'exercici per els següents paràmetres:
Motivació: 3
Autoestima: 5
Angoixa: 0
Exercici amb id: 8
```

Figura 42: Resultat execució

Els temps d'execució per fer els càlculs amb aquests conjunts de dades han entrat dintre dels paràmetres normals d'una execució web.

6. Conclusions

Acabades les diferents fases de desenvolupament i de test del treball, recuperem els objectius proposats i en comprovem el grau d'assoliment. El procés per poder aconseguir els nostres objectius ha passat per diverses fases que hem de considerar.

En primer lloc, hem hagut de realitzar un estudi de l'estat de l'art de tot el que envolta la temàtica del projecte. Aquests temes van des d'aspectes concrets en l'àmbit educacional fins a la intel·ligència artificial. El primer, a priori, si bé no és una disciplina estrictament informàtica és fonamental per adaptar el nostre model a les necessitats actuals. D'altra banda la intel·ligència artificial sí que ens ha servit a l'hora de prendre decisions de desenvolupament del nostre projecte.

El següent pas ha consistit en desenvolupar un model matemàtic que tingués en consideració alguns dels paràmetres principals que tenen incidència en l'aprenentatge individual. Per això el nostre model té en consideració l'evolució del progrés per detectar possibles millores en la motivació i l'autoestima dels estudiants. Val a dir que les fórmules han estat testejades amb dades fictícies per comprovar que l'algorisme funcionava dins de certes restriccions i en l'entorn de la realitat acadèmica. Tot i això, no hem pogut ni considerar totes les casuístiques que volíem en un principi ni hem pogut dur a terme un estudi amb dades reals per saber si el model s'aproxima prou a la realitat.

En el desenvolupament del model per fer l'assignació d'exercicis, l'algorisme proposat ha acabat esdevenint un script en PHP del qual tenim certesa que podria funcionar en l'entorn adequat. Només caldria modificar-ho perquè es pugui integrar en el sistema de la plataforma desitjada i acabar de desenvolupar algunes funcions. No les hem pogut integrar ja que algunes d'aquestes han de tenir constància de tota l'estructura de la base de dades.

Finalment gràcies al model hem pogut fer les consideracions necessàries per integrar un sistema de recomanacions. Gràcies a l'estudi que hem realitzat en el segon apartat de l'estat de l'art, hem decidit incorporar un sistema de recomanació col·laboratiu. Amb aquest hem pogut realitzar anàlisis amb uns conjunts de dades aleatòries.

Gràcies a aquestes execucions podem concloure que hem pogut aconseguir complir els nostres objectius. Com que hem decidit utilitzar PHP per fer-ho sabem que no seria complicat integrar-ho en un entorn web. Les execucions que hem realitzat entren dins dels paràmetres normals d'un servidor web. També podem veure que encara que no és el llenguatge més popular en aquest entorn i que no seria la primera opció a l'hora de preparar un algorisme d'aprenentatge automàtic, el PHP té les eines suficients per a poder-lo utilitzar. Cal destacar però, que el transcurs del projecte ens ha portat a utilitzar-lo i ens apareix un punt que no havíem tingut en compte en la descripció de requeriments, que és el rendiment d'aquests algorismes, que s'haurien de tractar en un possible treball futur.

Tot i això hem pogut veure que caldria realitzar aquestes anàlisis amb dades reals per detectar si els resultats que obtenim són suficient bons com per a considerar la recomanació com la més adient. També seria interessant provar l'ús d'altres algorismes de recomanació per fer-la i ajustar les configuracions del nostre model per veure si els pesos són els correctes.

7. Treball futur

Un cop hem donat per acabat el Treball de Final de Màster, més enllà de les conclusions extretes en l'apartat anterior, considerarem quin és el treball futur que hi pot haver a partir d'ara.

Malgrat haver aconseguit els objectius proposats, tots ells deixen el camp obert a nous reptes i a millores.

Els algorismes proposats a les figures 11, 26 i 40, requereixen comportaments dins d'una zona central de la campana de Gauss, amb un òptim de sigma als voltants de la unitat. Cal aprofundir en els algorismes per poder tractar els extrems. Podria haver comportaments centrals que per determinada paraula clau sofreixin forts sesgaments. La funció **F** de la figura 16 presenta moltes limitacions quan els resultats dels estudiants es desvien molt de la zona central. Les desviacions extremes no estan considerades i malgrat tot, es poden presentar. Cal analitzar quins valors agafa aquesta funció en casuístiques tals com, per posar-ne algun exemple:

- Un estudiant amb bon comportament entre a treballar una paraula clau amb algun concepte bàsic totalment desconegut per ell. Situacions com aquestes es presenta per exemple a primer curs de carreres tecnològiques especialment en estudiants provinents de graus de formació professional.
- Quan un estudiant entra en fase de saturació, però vol acabar la feina. La velocitat en les respostes poden acabar portant a resultats dolents, però que no es poden atribuir a problemes de motivació o d'autoestima. Cal detectar aquestes situacions per fer-e tractaments diferents.
- Problemes d'interpretació lingüística per part d'estudiants immigrants recents.

Cap per tant analitzar totes les casuístiques i fer-ne les interpretacions correctes, especialment en els paràmetres A i B que són els que condicionen les accions futures.

Per aconseguir millorar la precisió del nostre treball necessitem bases de dades reals de comportaments i una població concreta d'estudiants on fer proves. Per aconseguir-ho caldrà

buscar aliances amb alguna universitat espanyola o europea que treballi en aquest tema amb la finalitat també d'iniciar una possible tesi doctoral.

Publicar les parts significatives del projecte de moment en algun congrés especialitzat com Edulearn o equivalents. El fet de preparar un paper per un congrés o una revista científica sempre comporta millores en el treball i molt especialment modificacions en el rigor científic de les expressions i terminologies emprades.

Finalment també considerem que seria necessari realitzar l'anàlisi de rendiment dels algorismes utilitzats i estudiar si són prou pròxims a la realitat o si s'haurien de buscar algunes alternatives proposant altres models de recomanació o modificant els pesos utilitzats en els diferents algorismes.

8. Bibliografia

[1] Francisco Imbernón . La profesión docente ante los desafíos del presente y del futuro.

Recuperat de:

http://www.ub.edu/obipd/docs/la_profesion_docente_ante_los_desafios_del_presente_y_del_futuro_imbernon_f.pdf

[2] Oscar Castellero Mimenza. Los 9 modelos de aprendizaje principales, y su aplicación.

Recuperat de: <https://psicologiyamente.com/desarrollo/modelos-de-aprendizaje>

[3] Amanda Morin. Personalized Learning: What You Need to Know. Recuperat de:

<https://www.understood.org/en/school-learning/partnering-with-childs-school/instructional-strategies/personalized-learning-what-you-need-to-know>

[4] John F. Pane, Elizabeth D. Steiner, Matthew D. Baird, Laura S. Hamilton (2015).

Continued Progress: Promising Evidence on Personalized Learning. Recuperat de:

https://www.rand.org/content/dam/rand/pubs/research_reports/RR1300/RR1365/RAND_RR1365.pdf

[5] Jerome Morrissey. El uso de TIC en la enseñanza y el aprendizaje. Cuestiones y

desafíos. Recuperat de:

<http://helpdeskinId.com/images/downloads/Library/es/Articulo%20sobre%20tics%20en%20aula.pdf>

[7] Daniel Rodríguez (2018). Implementación de una red neuronal desde cero. Recuperat

de: <https://www.analyticslane.com/2018/05/23/implementacion-de-una-red-neuronal-desde-cero/>

[8] Dolores Lerís y María Luisa Sein-Echaluce (2011). La personalización del aprendizaje:

un objetivo del paradigma educativo centrado en el aprendizaje. Recuperat de:

<http://arbor.revistas.csic.es/index.php/arbor/article/view/1417/1426>

[9] Martínez-Otero Pérez, Valentín (1996). Factores determinantes del rendimiento

académico en enseñanza media. Recuperat de:

<https://journals.copmadrid.org/psed/art/99adff456950dd9629a5260c4de21858>

[10] techopedia.com. Artificial Intelligence (AI). Recuperat de:
<https://www.techopedia.com/definition/190/artificial-intelligence-ai>

[11] Jose Martinez Heras (2018). ¿Clasificación o Regresión? Recuperat de:
<https://iartificial.net/clasificacion-o-regresion/>

[12] Dr. Raúl Arrabales Moreno. Deep Learning: qué es y por qué va a ser una tecnología clave en el futuro de la inteligencia artificial. Recuperat de: <https://www.xataka.com/robotica-e-ia/deep-learning-que-es-y-por-que-va-a-ser-una-tecnologia-clave-en-el-futuro-de-la-inteligencia-artificial>

[13] Geogebra Calculadora Gráfica. Recuperat de:
<https://www.geogebra.org/graphing?lang=es>

[14] PHP-ML - Machine Learning library for PHP. Recuperat de: <https://php-ml.readthedocs.io/en/latest/>

[15] Javier Tourón (2019). Los cinco pilares del aprendizaje personalizado -> traducció d'una part del següent document. Recuperat de: <https://www.javiertouron.es/los-cinco-pilares-del-aprendizaje-personalizado/>

9. Índex de figures

Les figures que apareixen en aquest treball s'han creat de manera original per aquest treball o a partir de documents obtinguts al llarg dels estudis que he cursat i que han estat modificades per ajustar-se al treball, considerant així que no s'han copiat o plagiat.

FIGURA 1: ESQUEMA DEL PROCÉS DEL PROJECTE	7
FIGURA 2: LÍNIA TEMPORAL DE LA INTEL·LIGÈNCIA ARTIFICIAL.....	15
FIGURA 3: EXEMPLE DE XARXA NEURONAL.....	16
FIGURA 4: FUNCIÓ SIGMOIDE.....	16
FIGURA 5: ESTRUCTURA DE L'APLICACIÓ	25
FIGURA 6: ESQUEMA RELACIONAL DE BASE DE DADES	26
FIGURA 7: LLEGENDA DE L'ALGORISME.....	26
FIGURA 8: ESQUEMA PART 1	27
FIGURA 9: ESQUEMA PART 2	27
FIGURA 10: ESQUEMA PART 3	28
FIGURA 11: ESQUEMA FINAL DE L'ALGORISME.....	29
FIGURA 12: OPERACIÓ D'EXEMPLE.....	30
FIGURA 13: PROPOSTA DE MODEL	33
FIGURA 14: EXEMPLE AMB 4 COMPETÈNCIES	33
FIGURA 15: EXEMPLE DE COMPETÈNCIA AMB ELS PESOS ASSIGNATS.....	34
FIGURA 16: PROPOSTA ALGORISME F	34
FIGURA 17: DISTRIBUCIÓ NORMAL DE TBIJ.....	35
FIGURA 18: DISTRIBUCIÓ EN EXTREMS	35
FIGURA 19: DISTRIBUCIÓ NORMAL TMIJ.....	36
FIGURA 20: PROGRÉS DESITJAT DE L'ESTUDIANT	36
FIGURA 21: ENUNCIAT EXEMPLE DEL PROCEDIMENT	39
FIGURA 22: PAS 1 DE LA RESOLUCIÓ	39
FIGURA 23: PAS 2 DE LA RESOLUCIÓ	40
FIGURA 24: PAS 3 DE LA RESOLUCIÓ	40
FIGURA 25: PAS 4 DE LA RESOLUCIÓ	41
FIGURA 26: ALGORISME MODIFICAT.....	42
FIGURA 27: CÀLCUL DEL PROGRÉS	43
FIGURA 28: AVALUACIÓ OBJECTIU	43
FIGURA 29: NCJ.....	44
FIGURA 30: NIJ	44
FIGURA 31: DIFERÈNCIA DE LES FUNCIONS NIJ- NCJ.....	45

FIGURA 32: N I NC	45
FIGURA 33: N I NC AJUSTADES	45
FIGURA 34: FUNCIONS CONCRETES APROXIMADES	46
FIGURA 35: EVOLUCIÓ DE LA FUNCIÓ P.....	46
FIGURA 36: FUNCIÓ P	46
FIGURA 37: EXEMPLE AMB $P = 1$ I $J = 1$	46
FIGURA 38: DEFINICIÓ DE P	47
FIGURA 39: EXEMPLE AMB UNA PARAULA CLAU I 4 CONCEPTES	47
FIGURA 40: ALGORISME MODIFICAT.....	48
FIGURA 41: SISTEMES DE RECOMANACIÓ	49
FIGURA 42: RESULTAT EXECUCIÓ	56

10. Agraïments

Agrair en primer lloc la feina del tutor Dr. Joan Batlle Grabulosa, des de la primera vegada que ens vam posar en contacte, la facilitat que m'ha donat per desenvolupar-me en el meu entorn i, la tasca de suport, correcció i supervisió permanent al llarg d'aquests mesos de projecte.

Agrair a la meua parella, la Laia Plans Muset la seva paciència i col·laboració a l'hora de repassar els meus textos i algoritmes, perquè a pesar de no estar acostumada al camp de la informàtica la seva visió sempre m'ha aportat un punt de clarividència.

Agrair a l'Adrià Quintanas Corominas, el seu suport per entendre millor el món de la computació i de l'estadística. A vegades amb coses molt puntuals i petits comentaris se m'ha obert el camí per trobar la solució que buscava.

Agrair a la Maria Mercè Roca Mató, la seva col·laboració en temes relacionats amb l'aprenentatge i la lingüística. Ha tingut molta paciència i m'ha ajudat a documentar-me per poder seguir endavant amb el projecte.

Finalment m'agradaria agrair a tota la meua família, pares, germans, oncles i amics el suport que m'han donat ànims i forces per finalitzar el projecte.