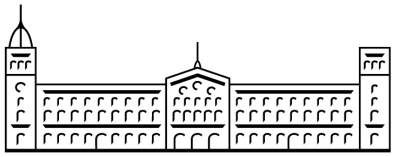


Treball final de grau

GRAU D'ENGINYERIA INFORMÀTICA

Facultat de Matemàtiques
Universitat de Barcelona

# Sistema intel·ligent de suport al tutor d'estudis

Autor: Xavier Moreno Liceras

| | |
|---|---|
| Directora: | Laura Igual |
| Realitzat a: | Departament Matemàtica Aplicada y Anàlisis |

Barcelona, June 13, 2015

Ha de ser redactat en primer persona del present

Revisió de les faltes d'ortografia


## *Abstract*

*Fins ara a la Facultat de Matemàtiques de la Universitat de Barcelona, cada tutor d'estudis té assignat un grup d'estudiants. Com és obvi, el tutor no pot tenir un coneixement ampli de la situació de cada alumne i és per això que aplica una serie d'accions comunes per a cadascún. Amb aquest projecte d'innovació proposem una eina de suport per al tutor d'estudis, la qual permeti ajudar al tutor a conèixer millor el perfil de cada alumne que tutoritza, amb el suport de dades estadístiques per perfil d'alumne i un recomanador que indica quant de difícil li pot arribar a costar una assignatura a un alumne.*

## *Resum*

*Fins ara a la Facultat de Matemàtiques de la Universitat de Barcelona, cada tutor d'estudis té assignat un grup d'estudiants. Com és obvi, el tutor no pot tenir un coneixement ampli de la situació de cada alumne i és per això que aplica una serie d'accions comunes per a cadascún. Amb aquest projecte d'innovació proposem una eina de suport per al tutor d'estudis, la qual permeti ajudar al tutor a conèixer millor el perfil de cada alumne que tutoritza, amb el suport de dades estadístiques per perfil d'alumne i un recomanador que indica quant de difícil li pot arribar a costar una assignatura a un alumne.*

## *Resumen*

*Hasta ahora cada tutor de estudios de la Facultad de Matemáticas de la Universidad de Barcelona tiene asignado un grupo de estudiantes. Como es obvio, el tutor no puede tener un conocimiento amplio de la situación de cada alumno y es por eso que aplica una serie de acciones comunes para cada uno. Con este proyecto de inovación docente proponemos una herramienta de soporte para al tutor de estudios, la cual permita ayudar al tutor a conocer mejor el perfil de cada alumno que tutoriza, con el soporte de datos estadísticos por cada perfil de alumno existente y un recomendador que indica lo difícil que le puede llegar a costar una asignatura a un alumno.*

# Agraïments

Vull agrair a ...

# Contents

# 1 Introducció

Un dels components bàsics de l'activitat docent és l'acció tutorial, la qual té com a finalitat guiar i aconsellar a l'estudiant durant la seva etapa d'estudis. Ajuda a l'estudiant a millorar el seu rendiment, a la seva orientació professional, i el més important, ajudar a prendre decissions que afavoreixin els seus estudis i la seva satisfacció. Per un altre banda tenim el pla d'acció tutorial (PAT) que tracta d'un document amb un conjunt ordenat d'accions sistemàtiques previament planificades. Una de les coses que impulsa el PAT és l'assignació d'un tutor d'estudis a un grup d'estudiants. Un tutor d'estudis, per tant té com a finalitat entre altres, acompanyar a l'alumnat durant el seu transcurs estudiantil des de l'inici del grau fins al final, aconsellant-lo per cara al món professional.

Ens hem trobat amb el problema que el tutor no pot tenir un control dedicat per cada alumne que tutoritza. Els pot guiar de forma genèrica, així seguint el pla d'acció tutorial. A partir de l'experiència s'ha pogut arribar a conclusions com ara que alumnes amb qualificacions moderades a primer i segon del grau d'Enginyeria Informàtica tenen problemes per afrontar certes assignatures de tercer. Ara bé, a aquest coneixement s'ha pogut obtenir a través de l'experiència, però i si estem evitant altres problemes que no s'han pogut obervar? Això ens ha fet veure que convé observar bé tots aquests successos i d'aquí ha nascut aquest projecte d'innovació docent.

Volem crear un sistema intel·ligent de suport al tutor d'estudis. Una eina que el tutor pogui consultar i li ajudi a prendre decissions cara a les seves tutories. Per tant de la mateixa manera que l'experiència ens ha donat coneixement al llarg del temps (com el cas explicat anteriorment), l'objectiu d'aquest projecte és obtenir coneixement a partir de les dades, i és per això que hem convertit aquest projecte en un projecte de ciència de les dades. Hem hagut de contactar amb el Vicerectorat de Política Docent, qui ens ha proporcionat les dades necessaries per realitzar aquest projecte d'innovació docent. A partir d'aquestes dades hem pogut donar perfils d'estudiants per cursos i per ensenyament, depenent de les seves notes en el grau. També hem fet un sistema de predicció que permet recomanar amb un ranking d'assignatures quines li aniran millor i quines pitjor en base a les seves notes actuals.

# 2 Descripció del problema

change title

## 2.1 Explicar dades

Les dades que hem pogut adquirir són molt enriquidores, tenen la informació necesaria per fer un estudi ampli tant per als estudiants com per a l'estudi d'assignatures. A més les dades estan venen anonimitzades i per tant no podem saber de forma directe tota la informació d'un alumne. Les dades les tenim separades en diferents fitxers, les quals estan relacionades entre si mitjantçant identificadors, com ara un identificador d'alumne o el codi d'una assignatura.

**Registre d'alumnes** Aquest fitxer conté per cada registre informació sobre un alumne en termes de matriculació: l'any d'inici de carrera, grau que realitza, la via amb la qual va accedir a la carrera, la nota d'accés a la Universitat, entre altres.

**Assignatures** Aquí podem trobar informació de cada assignatura que existeix en els graus d'Enginyeria Informàtica i Matemàtiques: l'identificador de l'assignatura, el nom de l'assignatura, els crèdits ECTS corresponents a aquesta i el grau a la que pertanyen. A més a més, vam obtenir mitjantçant una altre font d'informació, per cada assignatura de quin curs i semestre es tractava. Aquesta dada la vam creuar amb l'anterior per ampliar la informació per assignatura.

**Qualificacions per alumne i per assignatura** Per últim i més important, el fitxer que conté les qualificacions de tots els alumnes per assignatura, és a dir, per cada registre tenim: l'identificador de l'alumne que realitze l'assignatura, l'identificador de l'assignatura realitzada, la qualificació d'aquella assignatura, l'ensenyament del qual es tracta, l'any en el que es va realitzar l'assignatura i el tipus d'apunt (ordinaria, reconeixement o convalidada).
Per aquest projecte, majoritariament creuo les assignatures amb els alumnes, així quedant-me una taula on cada cel·la és la qualificació donat un alumne i una assignatura.

## 2.2 Ciència de les dades

La ciència de les dades és el conjunt d'etapes per tal d'arribar a un resultat, en forma de coneixement, a partir d'un conjunt de dades. Aquesta aplica un conjunt de tècniques de diferents àreas, ara com matemàtiques, estadística, teoria de la informació o tecnologia de l'extracció d'informació.

Un projecte de ciència de les dades es separa en diverses etapes:

1. **Preguntes** Què és el que volem explorar? Té sentit el que ens estem plantejant?
2. **Adquisició de les dades** Com és la font d'obtenció de les dades? (Base de dades, *Web Scraping*)
3. **Descripció** Aquesta fase abasta tres processos
   (a) **Neteja de dades** Com hem de netejar i separar les dades? (mostres atípiques, filtració, redució de dimensions, normalització, extracció de característiques)
   (b) **Agregació** Com hem de recolectar i resumir les dades? (promig, desviació estàndard, box plots)
   (c) **Enriquiment** Com podem afegir més informació a les nostres dades? (Cerca a altres fonts de dades adicionals)
4. **Descobriment** Podem segmentar les nostres dades per trobar grups naturals i disgregats? (Clusterització, visualització)
5. **Anàlisis** Com hem de modelar les nostres dades? (Com estan de relacionades cada variable?, Com podem determinar quines són les variables importants?)
6. **Predicció** A partir de les dades que tenim, que podem predir del futur? (Regresions, clasificadors, recomanadors)
7. **Evaluació** Com de segur estem dels nostres resultats? (Proves estadístiques, rendiment del model)

## 2.3 Etapes del projecte

### 2.3.1 Preguntes

La primera etapa va ser el plantejament de les preguntes que voliem resoldre. A partir de la plataforma trello, entre els participants del projecte vam plantejar preguntes, les quals entre tots decidiem amb quines preguntes ens quedariem i respondriem. Moltes de les preguntes no podíem saber si les podíem respondre fins que ens arribessin les dades, ja que depeniem totalment de la informació que contenien les dades.

### 2.3.2 Adquisició

L'adquisició de les dades va ser a partir del Vicerectorat de Política Docent. Les dades ens van arribar a través d'una fulla de càlcul. Tot i que les dades vinguessin anonimitzades i tractades pel departament corresponent, vam haver de fer una neteja de dades.

### 2.3.3 Neteja de dades

En aquesta etapa he hagut de netejar les dades per tal de poder treballar amb elles. Aquestes van ser les netejes que vaig fer:

**Canvi de format** Com ja he explicat abans les dades ens van arribar en forma de fulla de càlcul, on en cada fulla havía una taula amb diferent informació. Per poder manipular-les millores des de Python, vaig haver de separar cada fulla en un fitxer amb format *csv*, de tal manera que va quedar un fitxer *csv* per taula.

**Canvi de nom de les columnes** Per tal de poder creuar les diferents taules, els noms de les columnes havien de ser el mateix.

**Enriquiment de les dades** A partir d'una font hem pogut adquirir el curs i semestre que es cursa cada assignatura, per tant el que faig és creuar aquestes dades amb les dades que tinc de cada assignatura per tal de tenir més informació per assignatura.

**Unió de graus** L'any 2009 el grau en Enginyeria Informàtica de la UB tenia com a codi *G1041*, però a partir de l'any 2010 el codi va passar a ser *G1077*. Les assignatures eren les mateixes, tot i que tenien codis diferents també. Vam procedir a fer la unió dels *G1041* amb *G1077*, per tal de no perdre informació rellevant, ni considerar-la per separat.

**Eliminació del curs 2014, segon semestre** Explorant les dades em vaig adonar que gent que s'havia matrículat aquest any 2014, però encara no havien acabat de cursar l'assignatura, en aquesta els hi apareixia un 0. Això feia que dintre de les notes dels alumnes haguéssin dades incoherents, per aquesta raó vam decidir eliminar totes les notes del segon semestre i de l'any 2014 que són un 10.91% de les notes.

Elimino o no al final?

**Normalitació de les notes** Per tal d'evitar els canvis de mitja i variança en cada assignatura cursada per any, ja sigui per un canvi de professor, canvi de pla docent, diferents promocions, ... vam decidir normalitzar les notes per any i per assignatura aplicat una normalització d'unitat tipificada en la qual s'aplica per cada dada la següent fórmula:

$$z = \frac{x - \mu}{\sigma},$$

on $\mu$ és el promig per any i per assignatura, i $\sigma$ és la desviació estàndard per any i per assignatura. Amb això aconseguim mitja 0 i desviació estàndard 1.

### 2.3.4 Clusterització

Aquesta etapa era necessaria per poder respondre a una des les preguntes plantejades, i és: *Hi ha diferents perfils d'alumnes?*. Per tal de respondre a aquesta pregunta he aplicat mètodes de clusterització a partir de les notes dels alumnes diferenciats per cursos.

### 2.3.5 Predicció

La predicció, com s'ha explicat abans, és la predicció del futur a partir de les dades disponibles. En aquest cas hem volgut predir les notes que pot arribar a treure un alumne en base a les notes que ha tret en cursos anteriors.

### 2.3.6 Evaluació

Un cop construida la predicció, hem d'avaluar quant de bona és. Per això vaig agafar un 10% de les meves dades per poder testejar i comprovar la tassa d'encerts de la predicció.

## 2.4 Preguntes plantejades

change title

### Hi ha diferents perfils d'alumnes?

A partir de la distribució de les notes de cada alumne per cada assignatura que ha fet, podem determinar que hi ha diferents perfils d'estudiants? Això és el que ens estem preguntant. He agafat tots els alumnes que hagin cursat totes les assignatures de primer i després amb segon, tant al grau d'Enginyeria Informàtica com al grau de Matemàtiques. La experiència ens diu que hi han alumnes bons en programació i dolents en les assignatures de matemàtiques a primer del grau d'Enginyeria Informàtica. Però per a la resta de cursos, quins perfil podem trobar? Ara que tenim les dades això ho podem saber, convertirem les dades en coneixement.

### Quina es la tassa d'abandonament per cada tipus de perfil?

A partir dels perfils que han sigut determinats en la pregunta anterior, quin és el percentatge d'abandonament per cadascun d'aquests. Volem saber si és cert que els alumnes cauen al perfil d'alumnes que ho suspenen tot són els que solen abandonar la carrera. Fins ara això sembla força obvi, però ho podem demostrar amb dades i corroborar-ho.

### Cadascun d'aquests perfils amb quin perfil de provinença encaixa?

Al llarg dels anys s'ha pogut notar que els alumnes que venen d'un Cicle Formatiu de Grau Superior (CFGS) solen ser alumnes que els hi dóna malament les assignatures relacionades amb les matemàtiquies i són força bons en programació. Ara bé, això és cert? Per això ens plantegem aquesta pregunta, a partir de perfils d'origen, volem saber amb quin cluster destí van a parar. En aquest cas hem fet els següents creuaments per cada grau:

| Origen | Destí |
|---|---|
| Via d'accés | Perfil d'alumnes de primer |
| Perfil d'alumnes de primer | Perfil d'alumnes de segon |

Els perfils d'alumnes de primer i segon són els perfils determinats a la primera pregunta, i els perfils de via d'accés que hem seleccionat han sigut els següents:

1. Batxillerat

2. Cicle Formatiu de Grau Superior
3. Diplomats, Licenciats
4. Salt d'Universitat

### Predicció de notes per fer un ranking de dificultats

A partir de les notes que ha tret un alumne en el seu passat, podem predir quines assignatures li aniran bé i malament en el futur? Bé, això és el que ens plantejem en aquesta última pregunta, volem recomanar a un alumne en quines assignatures anirà fluix per així pogui reforçar més el temari que es donarà en aquella assignatura. Recordem que la finalitat d'aquest projecte es que aquesta eina sigui un suport per al tutor, és a dir, la predicció no ens dirà el que ha de fer un alumne, aquesta decisió es delega al tutor que a partir d'aquesta eina en decidirà que fer.

# 3 Planificació

## 3.1 Tasques

Les tasques d'aquest projecte són semblants a les etapaes d'un projecte de ciència de les dades. Les tasques són:

- Formació
- Preguntes
- Neteja de dades
- Clusterització
- Predicció
- Evaluació
- Documentació

Les úniques etapes noves que trobem són: la de formació, és la etapa dedicada l'aprenentatge autònom de les eines utilitzades; la de documentació, és el període de temps per tal de desenvolupar aquesta memòria.

## 3.2 Diagrama de Gantt

He construït dos diagrames de Gantt, un a partir de la planificació inicial i l'altre amb la planificació real per tal de veure les diferències.

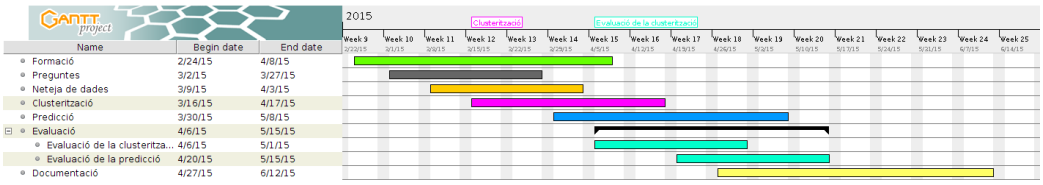



Figure 1: Planificació inicial

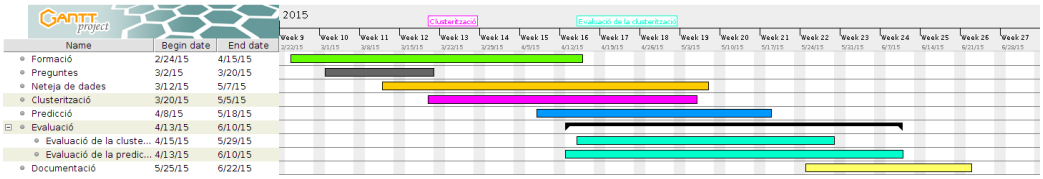



Figure 2: Planificació real

El Treball de fi de Grau equival a 18 crèdits ECTS, si cada crèdit equival a 25 hores, llavors tenim:

$$18\,crèdits \cdot \frac{25\,hores}{1\,crèdits} = 450\,hores$$

Per tant totes les tasques s'han de dividir en 450 hores, les hores dedicades han sigut les següents:

| | Formació | Preguntes | Neteja de dades | Clusterització | Predicció | Evaluació | Documentació |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Hores | 25 | 25 | 50 | 75 | 75 | 125 | 50 |

Table 1: Hores de dedicació per cada tasca

## 3.3 Evaluació económica

| | Hores | Preu per hora (Euro) | Preu total (Euro) |
|---|---|---|---|
| Formació | 25 | 0 | 0 |
| Preguntes | 25 | 10 | 250 |
| Neteja de dades | 50 | 20 | 1000 |
| Clusterització | 75 | 25 | 1875 |
| Predicció | 75 | 25 | 1875 |
| Evaluació | 125 | 25 | 3125 |
| Documentació | 75 | 0 | 0 |
| TOTAL | 450 | | 8125 |

Table 2: Taula d'evaluació económica

El projecte sortiria per 8125 euros, en els quals s'inclou en la etapa de Evaluació, una documentació dels resultats obtinguts i les conclusions d'aquests.

# 4 Desenvolupament del projecte

## 4.1 Eines

### 4.1.1 Eines de suport

Aquestes són les eines de suport que m'han ajudat al llarg del treball per tal de fer més còmode la seva organització tant personal com per equip.

#### GitHub

GitHub és una plataforma online per desenvolupar projectes software de forma col·laborativa. Aquesta plataforma utilitza un control de versions anomenat Git. La finalitat de GitHub és l'emmagatzenament massiu de projectes amb codi font obert. Per això hem optat per la utilització de GitHub, ja que que volem que el nostre codi el pogui veure tothom i que qualsevol que el necessiti per fer la seva investigació, el pogui utilitzar.

#### Bitbucket

Bitbucket és una plataforma semblant a GitHub, però amb el servei d'un altre control de versions com Mercurial a més de Git. Bitbucket té l'advantatge de permetre crear repositoris privats de forma gratuïta. Aquesta plataforma va bé per a l'inici d'un projecte on es fan molts canvis en el codi, ja que pots tenir el codi en privat, i un cop el codi ja agafa forma es pot migrar a GitHub. Això és el que hem fet nosaltres en el projecte, començar amb Bitbucket i després passar-nos a GitHub amb el codi font obert.

#### Trello

Per últim com eina de suport, hem fet servir Trello, una plataforma online que permet una comunicació més clara entre els membres d'un projecte. Amb Trello pots crear projectes i cada projecte conté un conjunt de llistes que s'omplen de tasques. Nosaltres hem fet servir Trello, per comunicar-nos amb la tutora i tenir present una planificació per tal d'organitzar-nos millor.

### 4.1.2 Eines de programació

En aquesta secció trobarem amb el llenguatge de programació i conjunt de llibreries que hem treballat.

#### Python

Python és un llenguatge d'alt nivell interpretat. Remarquen molt la fàcil lectura del seus codis, per això té una sintaxis molt semblant a un pseudocodi. Python és un llenguatge de codi obert i desenvolupat per *Python Software Foundation*, una organització sense ànim de lucre. Vam escollir Python en el seu moment per dues simples raons; per ser un llenguatge de scripting i per la seves llibreries relacionades amb el tractament de dades (com Pandas, NumPy o Scikit-learn).

#### Pandas

Pandas és una biblioteca informàtica escrita en python per a la manipulació i anàlisi de dades. Especialment va bé per al tractament de taules alhora de fer consultes, o per a l'agrupació i agrecació d'informació.

#### NumPy

Numpy és una biblioteca informàtica de Python per operar amb vectors i matrius d'una forma més extensa a la que et permet el mateix llenguatge Python, la qual conté tot un conjunt de funcions matemàtiques d'alt nivell per treballar amb aquests vectors i matrius.

#### Scikit-learn

Scikit-learn és una biblioteca informàtica orientada a l'aprenentatge automàtic per a Python. Té suport per classificadors, regressors i clustering. Per aquest projecte hem fet servir clustering i regressors. En la secció de Tècniques utilitzades es detalla cada tècnica utilitzada d'aquesta biblioteca informàtica.

#### Bokeh

Bokeh és una biblioteca informàtica per a la visualització interactiva de dades dirigida als navegadors per a la seva presentació a través d'HTML i JavaScript. Bokeh té el suport per a gràfiques específiques com diagrames de barra, box plots o time series, però a banda d'aquests gràfics pots dibuixar sobre un gràfic amb elements bàsics com cercles, línies, rectangles, entre altres.

#### Seaborn

Per últim tenim Seaborn que també és una biblioteca informàtica per a visualitazció de dades com Bokeh, amb gràfiques molt més específiques. A més té una part de la biblioteca informàtica dedicada a les paletes de colors i la qual permet escollir un conjunt de colors afavorits per mostrar les dades.

```
%matplotlib inline
import seaborn as sbn
palette = sbn.color_palette("hls", 5)
sbn.palplot(palette)
```

Figure 3: Elecció d'una paleta de 5 colors

### 4.1.3 Eines d'edició

#### IPython notebook

Ipython notebook és un editor per a l'entorn de Python. La filosofia *notebook* s'emprea per tenir un codi molt més llegible i a més tenir explicacions d'allò que es programa, ja que es pot barrejar codi, la sortida del codi, markdown, HTML, entre altres. Hem optat per escollit aquest entorn d'edició ja que en un projecte de ciència de les dades s'han de veure resutats constants i poder-los comentar.

#### Texmaker

Aquesta és una eina d'edició de LaTeX, la qual permet poder generar informes, documents, llibres d'una forma més programàtica. A partir d'un etiquetatge estipulat podem generar documents amb un estil predefinit com el d'aquesta memòria.

## 4.2 Tècniques utilitzades

### 4.2.1 Clusterització (Agrupacions)

La clusterització és molt important en el món de les dades si el que volem es reconèixer diferents grups de ítems de les nostres dades, en el nostre cas d'alumnes. Per això, abans de veure els resultats i experiments explorats, cal entendre les diferències entre les diferents tècniques de clusterització. En aquest projecte hem fet servir dues tècniques, on l'objectiu d'elles és el mateix, desframentar les dades i trobar diferents grups d'alumnes. Aquestes dues tècniquies són K-means i MeanShift, ambdues implementades en la biblioteca informàtica de Scikit-learn.

link

#### *K-means*

*K-means* probablement és un dels algoritmes d'agrupació més conegut. Partint de $n$ elements, segmenta aquests $n$ elements en $k$ grups (entrada obligatòria de l'algoritme) on cada element pertany al grup més proper a la mitjana. L'algoritme de *K-means* està descrit per la següent fórmula:

Referenciar al k-means de sklearn.

Tenint un conjunt d'elements $(x_1, x_2, \ldots, x_n)$ on cada elements és un vector $d$ dimensional, *K-means* construeix una partició dels elements en $k$ grups, on $k \leq n$ quedant $S = \{S_1, S_2, \ldots, S_k\}$. Amb la finalitat de minimitzar la suma dels quadrats dintre de cada grup:

$$\underset{S}{arg\,min} \sum_{i=1}^{k} \sum_{x_j \in S_i} \|x_j - \mu_i\|^2$$

on $\mu_i$ és el centroide dels punts del conjunt $S_i$, és a dir, el punt mig.

Com es veu en la fòrmula, aquest algoritme depén d'una $k$, per determinar agrupacions, per tant *K-means* ha de rebre com paràmetre d'entrada quants grups busquem. També podem pensar que depén del centroide $\mu_i$, però no es necessari, ja que aquest convergeix si apliquem iteracions sobre aquesta fòrmula.

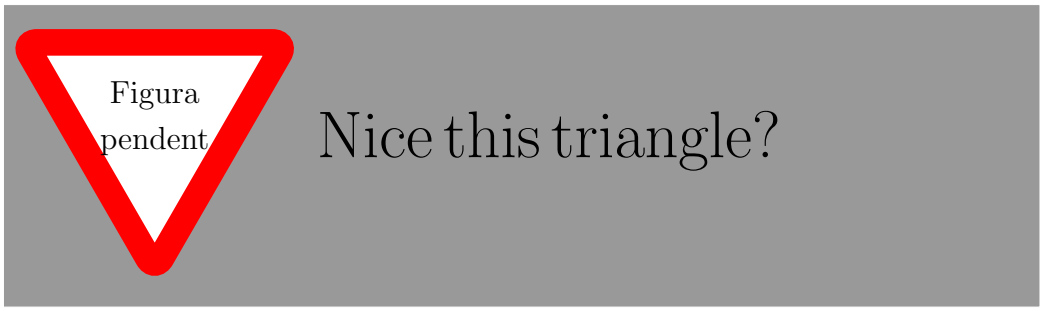



Figure 4: Some caption

***Mean Shift***

*Mean Shift* és l'altre tècnica d'agrupació o clusterització que utilitzo en aquest projecte. L'objectiu d'aquesta tècnica és el mateix que *K-means*, però el seu algoritme funciona de forma diferent, considerant l'espai de característiques com una funció de densitat de probabilitat.

Referenciar al mean shift de sklearn.

Aquest algoritme no necessita com a entrada el número de clusters que busquem, com *K-means*. Té altres paràmetres d'entrada, però són opcionals. En aquesta imatge podem veure la diferència entre *K-means* i *Mean Shift*.

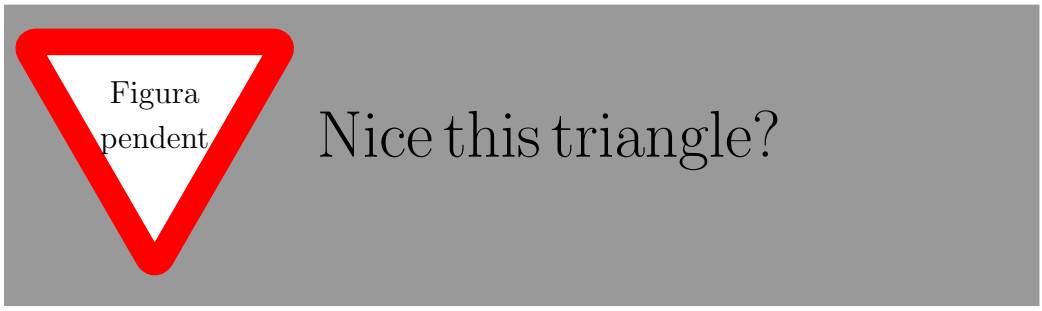



Figure 5: Some caption

### Mètriques utilitzades

Existeixen dos indicadors d'avaluació dels resultats de l'anàlisis de les agrupacions:

1. **Supervisat** Utilitza les agrupacions reals per comparar-les amb les agrupacions donades per l'algoritme de clusterització.
2. **No supervisat** És tot lo contrari, mesura la qualitat del propi model, basant-se en les característiques d'aquest.

En el nostre cas, el que volem és explorar i averiguar quins perfils d'estudiants hi han, per tant hem d'utilitzar mètriques no supervisades, ja que no tenim una referència per comparar. La única mètrica no supervisada que utilitzem és la *Silhouette*.

Referenciar a Silhouette de sklearn.

***Silhouette*** És una mesura no supervisada, que valora la integrat de cada node dintre d'un cluster. Per cada punt (o observació) calculem la *silhouette* amb la següent fórmula:

$$s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max\{a(i), b(i)\}}$$

on:

$i$ és el punt del qual volem calcular la *silhouette*.

$a(i)$ és la distància mitja als demés punts dintre del cluster de $i$.

$b(i)$ és la distància mitja als punts que no estan dintre del cluster de $i$.

Un cop tenim la *silhouette* calculada per cada observació, per tenir la *silhouette* del cluster, fem la mitja de totes elles.

### 4.2.2 Predicció

La etapa de predicció és important en un projecte de data science, ja que ens permet predir el futur d'una forma estadística en base a les observacions que tenim. Però igual que la clusterització, hi han diverses tècniques, aquí explicaré quines tècniques he utilitzat per aquest projecte.

lincar la teoria de TNUI - recommenders

#### Recomanador

Una de les tècniques per predir dades són els recomanadors. En aquest apartat explicaré com funciona el recomanador que he montat possant-nos en context del nostre projecte. Tenint en compte les notes d'un conjunt d'alumnes, el recomanador és capaç de predir de forma estadística les notes d'un alumne en base a la resta dels altres.

Imaginem que tenim una matriu tal que:

$$C = \begin{array}{c} \\ e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_n \end{array} \begin{array}{c} \begin{array}{cccc} a_1 & a_2 & \cdots & a_m \end{array} \\ \begin{pmatrix} c_{11} & ? & \cdots & c_{1m} \\ c_{21} & c_{22} & \cdots & ? \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ ? & c_{n2} & \cdots & c_{nm} \end{pmatrix} \end{array}$$

on:

- $e_i$ és un estudiant.
- $a_i$ és una assignatura.
- $c_{ij}$ és la nota d'un alumne en una assignatura.
- ? són notes no completes, perquè un alumne no ha cursat. l'assignatura.

La finalitat del nostre recomanador, és omplir les notes que apareixen amb ? i possar la nota més adient. Abans d'explicar com funciona, introduiré els diferents tipus de recomanadors que podem tenir:

**Recomanador col·laboratiu bassat en estudiant** Prediem la nota d'un alumne en base a la semblança de l'alumne amb la resta. És a dir, si n alumne $e_i$ té unes notes semblant a un alumne $e_j$, les assignatures que no ha cursat $e_i$ podrem dir que seran semblants a les notes que ha tret $e_j$ en aquelles assignatures.

**Recomanador col·laboratiu bassat en assignatures** Ara en comptes de bassar-nos en la semblança entre els estudiants, ens basem en la semblança entre una assignatura amb la resta. És a dir, si una assignatura $a_i$ segueix una distribució semblant a una assignatura $a_j$, llavors podem dir que un alumne $e_i$ treurà una nota semblant en ambdues assignatures.

**Recomanador híbrid** Per últim tenim la barreja dels dos recomanadors esmentats. Aquest recomanador no s'ha fet servir en aquest projecte, però es podria fer servir si es pogués apendre quin pes assignar a cada tipus de recomanador.

Començaré explicant el recomanador col·laboratiu bassat en l'estudiant, el qual agafaré com a base per explicar el bassat en assignatures. Imaginem que tenim una matriu semblant a la d'abans:

$$C = \begin{array}{c} \\ e_1 \\ \vdots \\ e_p \\ \vdots \\ e_n \end{array} \begin{array}{c} \begin{array}{ccccc} a_1 & \cdots & a_q & \cdots & a_m \end{array} \\ \begin{pmatrix} c_{11} & \cdots & \mathbf{c_{1q}} & \cdots & ? \\ \vdots & \ddots & \vdots & \iddots & \vdots \\ ? & \cdots & \mathbf{?} & \cdots & c_{pm} \\ \vdots & \iddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{n1} & \cdots & \mathbf{c_{nq}} & \cdots & c_{nm} \end{pmatrix} \end{array}$$

El que volem és predir la nota que té el símbol ? en negreta a la posició $c_{pq}$. El que necessitem és aplicar a la posició que volem predir la següent fórmula:

$$c_{pq} = \sum_{i=1}^{n} \alpha_{e_p e_i} c_{iq}$$

on:

- $\alpha$ és una funció de similitud, que dóna pes a $c_{a_q e_j}$.
- $e_i$ és un estudiant.
- $a_i$ és una assignatura.

Amb aquesta fórmula podem veure la funcionalitat d'aquest recomanador, si ens fixem, com més semblants siguin dos estudiants, més pes li donarem a la nota que ha tret un dels dos per recomanar-li a l'altre. Realment aquesta fórmula és la fórmula de mitja ponderada.

Ara bé, si el que volem és fer un recomanador bassat en assignatures, tenim dues opcions. O bé aplicar la següent fórmula:

$$c_{pq} = \sum_{j=1}^{n} \alpha_{a_q a_j} c_{pj}$$

O bé, fer la transposada de la matriu anterior i aplicar la mateixa fórmula d'abans.

link de sklearn

***Random Forest Regressor***

Abans d'explicar la tècnica de *Random Forest Regressor*, s'ha d'entendre el concepte d'un arbre de regressió. Un arbre de regressió és una tècnica utilitzada en aprenentatge automàtic, que es defineix com un model predictiu que mapeja observacions sobre una característica a conclusions sobre el valor objectiu d'aquesta característica. En aquestes estructures d'arbre, les fulles representen un valor real d'aquella característica i les branques les conjuccions de caracterítiques que han portat fins a la fulla.

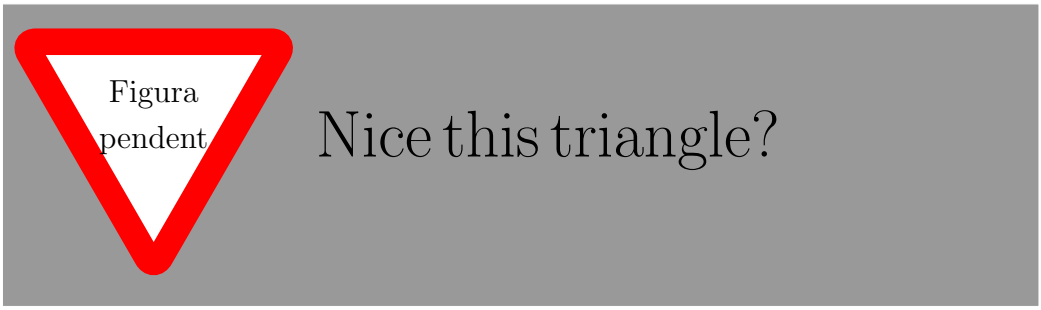



Figure 6: Some caption

Bé doncs, *Random Forest Regressor*, no és més que un conjunt d'arbres de regressió, on el resultat és la mitja de la sortida de cada arbre, a més per a cada arbre s'aplica un soroll aleatori a les dades sense variar en la seva distribució, això fa que es benificiï al fer la mitja.

link de sklearn

### Regressor lineal

Un regressor lineal modelitza una recta de regressió a partir d'un núvol de punts. La recta definida, és la recta més propera que passa per tots els punts. El que busca és definir una variable depenent a partir d'un conjunt de variables, és a dir:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_n x_n + \varepsilon$$

on $\beta_i$ són termes constants i $n$ són els conjunts d'observacions que tenim. En el cas d'una sola variable depenent, tindriem un resultat com el de la figura següent:

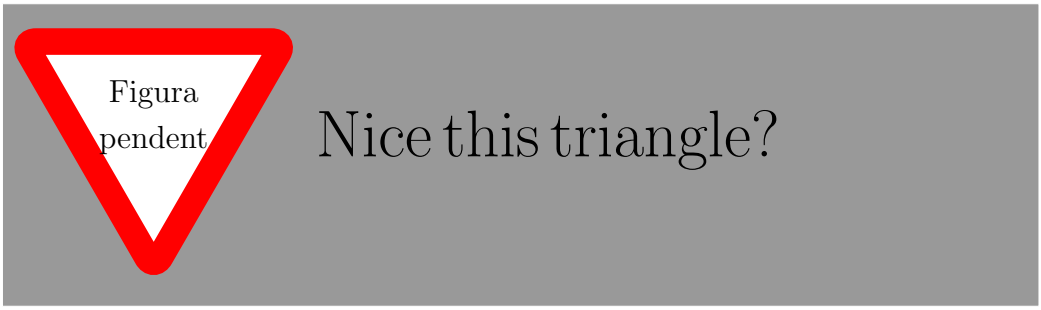



Figure 7: Some caption

link de sklearn

### Mètriques utilitzades

Igual que en la secció de clusterització, per a la predicció de dades, també hem utilitzat mesures per validar les nostres prediccions. En aquest hem utilitzat tant mètriques supervisades com no supervisades.

**Error promig absolut (MAE)** És una mesura supervisada que és basa en fer la mitja dels errors produïts pel predictor. Està definit per la següent fórmula:

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} |y_{pred_i} - y_{test_i}|$$

**Error promig quadràtic (MSE)** Per un altre banda tenim una segona mètrica supervisada també, però aquesta mètrica penalitza els error alts, ja que la diferència es elavada al quadrat, quedaria la següent fórmula:

$$\text{MSE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_{pred_i} - y_{test_i})^2$$

**Coeficient de pearson (PCC)** El coeficient de pearson, la utilitzem com una mètrica supervisada i la fem servir per diferencia la distribució de les notes predites amb les notes reals. El coeficient de pearson està definit per la següent fórmula:

$$\text{PCC} = \left| \frac{\sum_{i=1}^{n}(y_{pred_i} - \bar{y}_{pred_i})(y_{test_i} - \bar{y}_{test_i})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(y_{pred_i} - \bar{y}_{pred_i})^2 \sum_{i=1}^{n}(y_{test_i} - \bar{y}_{test_i})^2}} \right|$$

**Desviació estàndard (std)** Per últim també calculem la desviació estàndard per veure si els errors són més o menys dispersos. La fórmula utilitzada és la següent:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(|y_{pred_i} - y_{test_i}| - \mu)^2}$$

Totes aquestes mètriques són necessaries per evaluar cada tècnica de predicció que utilitzo. Tot i així, les tècniques més importants i que tenen més pes són l'error promig absolut i quadràtic.

### 4.2.3 Reducció de dimensions

Una de les últimes tècniques que utilitzo en aquest projecte d'innovació docent és la reducció de dimensions. És imprescindible per poder visualitzar les teves dades si tenen una dimensió major que 3. Aquestes tècniques a més permeten reduïr el cost computacional sense variar en el seu resultat. Una de les tècniques utilitzades en aquest projecte és l'anàlisis de components principals (PCA).

link de sklearn

**PCA**

L'anàlisis de components principals o PCA el que fa és escollir un nou sistema de coordenades a partir d'una transformació lineal on s'ordenen les variances per mida i la variança amb major mida s'escollirà com eix principal, la segona

variança com a segon eix, així successivament fins obtenir la dimensionalitat escollida per argument.

# 5 Experiments i resultats

En aquest apartat s'explicarà pas per pas els resultats obtinguts per cada pregunta plantejada. Fins ara s'han llegit tots els conceptes necessaris per poder entendre aquesta secció de la documentació. Començaré amb les preguntes relacionades amb la clusterització i acabaré amb els resultats obtinguts amb la predicció de notes.

Abans de començar a comentar els resultats, explicaré de quina dades parteixo per respondre cada pregunta. D'inicial tenim tota una taula on cada columna és la qualificació d'un alumne donada un assignatura, per tant en cada fila tenim informació com *l'identificador d'alumne, assignatura, tipus apunt (convalidada, ordinaria o de reconeiement), qualificació de l'assignatura, ...* És a partir d'aquesta taula que fem una conversió de tal manera que en cada fila ens quedi un alumne i cada columna sigui una assignatura, quedant una matriu tal que així:

$$\begin{array}{c} C \\ e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_n \end{array} \begin{array}{c} \begin{array}{cccc} a_1 & a_2 & \cdots & a_m \end{array} \\ \begin{pmatrix} c_{11} & c_{12} & \cdots & c_{1m} \\ c_{21} & c_{22} & \cdots & c_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{n1} & c_{n2} & \cdots & c_{nm} \end{pmatrix} \end{array}$$

on:

- $e_i$ és un estudiant.
- $a_i$ és una assignatura.
- $c_{ij}$ és la nota d'un alumne en una assignatura. l'assignatura.

formular matemàticament

$C$ és una matriu amb coeficients reals, $C \in M_{nxn}(\mathbb{R})$ on $0 \leq c_{ij} \leq 10$, és a dir aquesta matriu no conté cap nombre desconegut i que cada alumne $e_i$ ha cursat tot el conjunt d'assignatures $\{a_1, a_2, a_3, \ldots, a_m\}$.

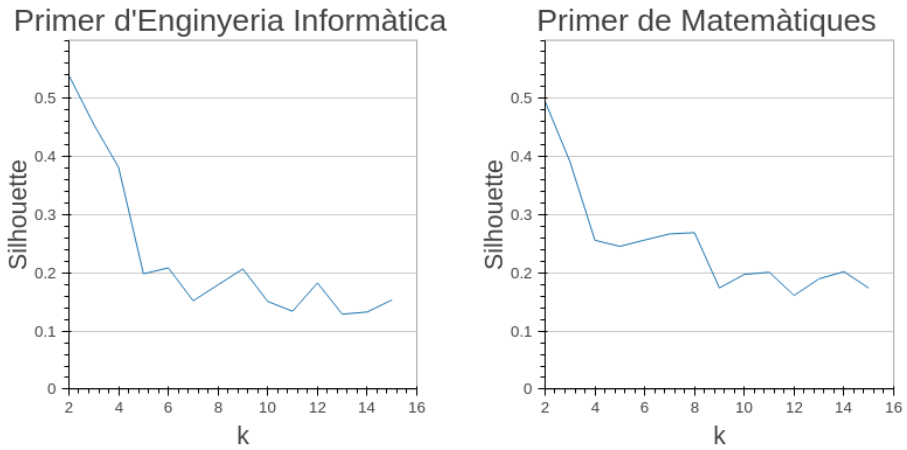
El conjunt d'assignatures que apareixen en les columnes pot variar depenent de la pregunta que volem respondre, pot ser el conjunt d'assignatures de primer, com el conjunt de les de primer més les de segon. Però a partir d'una matriu $C$ com aquesta em basaré algunes qüestions.

**Hi ha diferents perfils d'alumnes?**

La resposta a aquesta pregunta és trobar diferents tipus d'estudiants en relació a la seva nota (Alumnes en notes molt bones en tot, alumnes amb males notes en certes assignatures, alumnes que suspenen, entre altres). Però volem que el nostre algoritme explori els grups que hi han.

Com busquem alumnes amb qualificacions semblants, utilitzarem la tècnica de *K-means*, ja que pot agrupar alumnes en relació a la distància entre notes. Però clar, *K-means* té una limitació, i és que necessita com argument el número de clusters que volem segmentar. Hem de trobar una forma de poder trobar la millor $k$.

La primera opció que vam pensar és aplicar *K-means* amb diferents $k$ i per cada prova, calcular la mesura de *Silhouette*. L'algoritme de *K-means* rep com a paràmetre una matriu com la matriu $C$ amb els alumnes que hagin cursat totes les assignatures de primer de cada grau implantat en la Facultat de Matemàtiques de la Universitat de Barcelona.




(a) Informàtica (b) Matemàtiques

Figure 8: Càlcul de la mesura *Silhouette*

Aquest gràfic ens diu que la millor $k$ en ambdos casos és $k = 2$ i la mesura de silhouette descendeix conforme augmenta la el paràmetre $k$. Però clar aquest resultat no ens interesa, perquè busquem un número de clusters major que 2, encara que la seva disgreació sigui menor. Per tant com aquesta tècnica no ens serveix hem de buscar una altre forma per determinar quina és la millor $k$.

L'altre solució proposada és reduïr la dimensionalitat de les dades per tal de poder visualitzar-les en un pla dos-dimensional. Per poder fer això podem aplicar la tècnica de PCA per reduïr de 10 dimensions a 2. Un cop visualitzem cada estudiant en un espai 2D, podem aplicar un algoritme d'agrupació com *Mean Shift* per veure quants clusters hi han i poder determinar una $k$ per cada curs.


Figure 9: Mean Shift després d'aplicar PCA

Ara es poden distingir millor el número de clusters o agrupacions que trobem per cada curs.

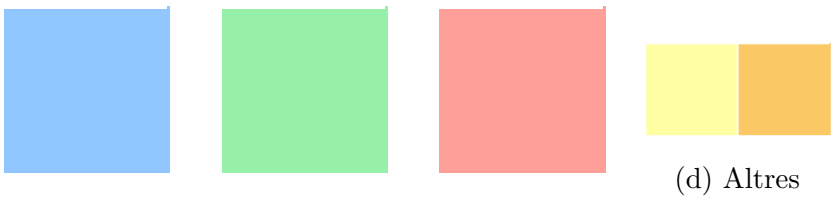
**Primer d'enginyeria Informàtica** Ens separa tot el conjunt de punts en 6 agrupacions (*vermell, beix, blau claret, verd, lila i blau fosc*), però el grup *blau fosc i lila* són un grup tan reduït i separat de la resta que el podriem comptar com un sol cluster. $k = 5$

**Segon d'Enginyeria Informàtica** Per a aquest curs ens separa als estudiants en 4 grups, i podem veure que els grups estan força disgregats entre ells i no fa falta unificar cap. $k = 4$

**Primer de Matemàtiques** Per a primer del grau de Matemàtiques ens separa les observacions en 3 clusters, com no veiem cap anomalia, a part de la petita separació dels petits punts verds, però al ser una minoria millor considerar 3 clusters. $k = 3$

**Segon de Matemàtiques** Aquest és el curs que m'ha donat més problemes, perquè té els punts més disgregats i això fa que no es pogui interpretar el número de clusters per aplicar *K-means*. Més endavant veurem que el número de clusters òptim és 3, ja que amb 4 ens dóna dos clusters molt semblants, els quals es poden unificar. $k = 3$

Ara que ja tenim el valor de $k$ adeqüat per cada curs, podem aplicar la tècnica de *K-means*. S'ha utilitzat una combinació de colors adequada per cada perfil.



(a) Aprovats (b) Bones notes (c) Suspesos (d) Altres

Figure 10: Categoria de colors utilitzada per representar els perfils d'estudiants

Començarem comentant els resultats obtinguts amb el curs de primer d'Enginyeria Informàtica on hem dit que aplicariem *K-means* amb $k = 5$.

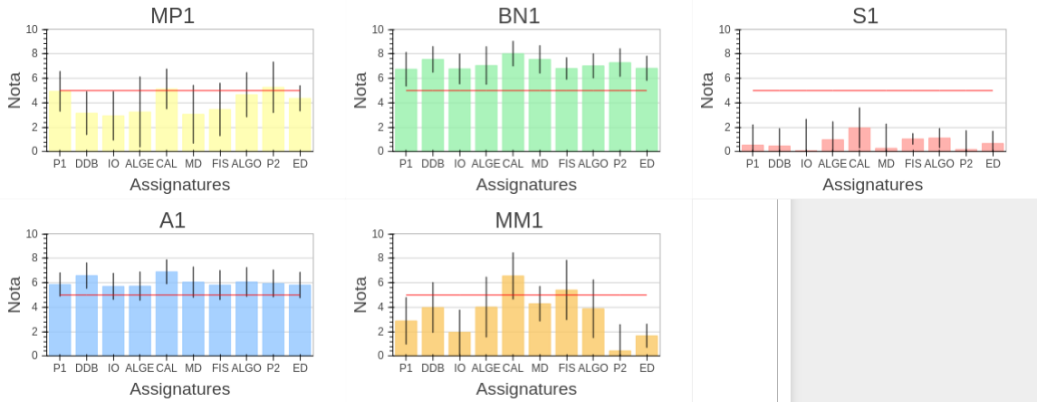



Figure 11: Mean Shift després d'aplicar PCA

**Quina es la tassa d'abandonament per cada tipus de perfil?**

**Cadascun d'aquests perfils amb quin perfil de provinença encaixa?**

**Predicció de notes per fer un ranking de dificultats**

| ***Algoritme\Mètriques*** | **MAE** | **MSE** | **PCC** |
|---|---|---|---|
| **Recomanador col·laboratiu** | 1.231 | 2.997 | 0.335 |
| **Recomanador basat en contingut** | 1.197 | 2.905 | 0.403 |
| **Random Forest Regressor** | 1.134 | 2.584 | 0.490 |
| **Linear Regressor** | 1.175 | 2.720 | 0.462 |

Table 3: Dades no normalitzades

| ***Mètriques/Algoritme*** | **MAE** | **MSE** | **PCC** |
|---|---|---|---|
| **Recomanador col·laboratiu** | 0.558 | 0.669 | 0.069 |
| **Recomanador basat en contingut** | 0.531 | 0.660 | 0.358 |
| **Random Forest Regressor** | 0.509 | 0.565 | 0.393 |
| **Linear Regressor** | 0.538 | 0.648 | 0.462 |

Table 4: Dades normalitzades

# 6 Conclusions i treball futur

# 7 Bibliografia