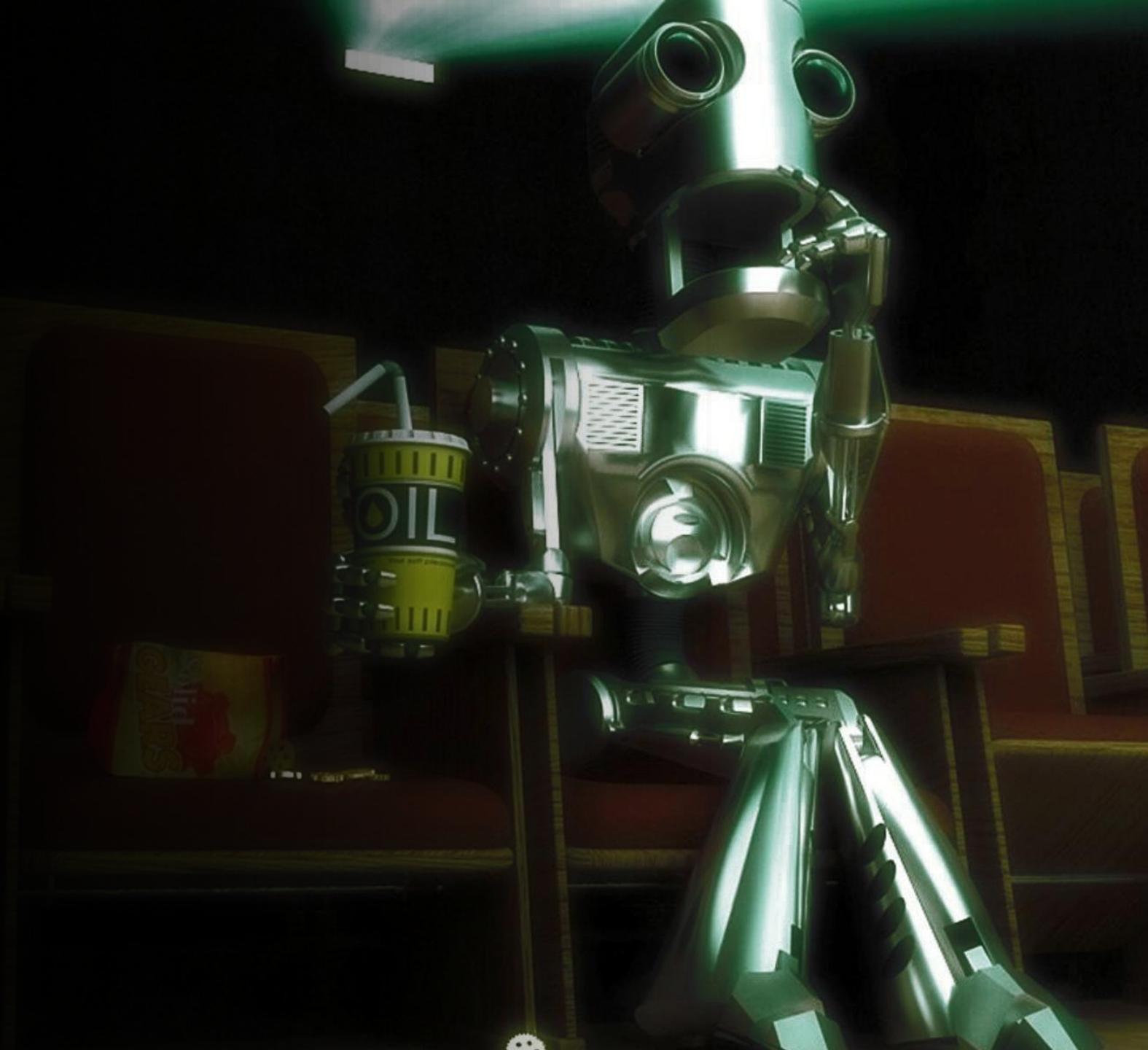




PisaFlix

Progetto per il corso di *Data Mining
and Machine Learning*

Stefano Petrocchi



PisaFlix

L'applicazione prevede un *database* contenente informazioni generali su pellicole uscite nelle sale internazionali

I visitatori possono effettuare *ricerche* di film in forma anonima, è inoltre possibile *visualizzare* per ognuno una pagina contenente *informazioni* generali, trama e commenti da parte di utenti iscritti

Se si è *registriati* è infatti possibile:

- *Commentare* le pagine dei film
- Aggiungere film alla lista dei *preferiti*

(Sono presenti altre funzionalità non elencate per concisione)



Scopo

Ampliamento del progetto di *Large Scale and Multi-Structured Databases* «*PisaFlix*» con l'aggiunta di moduli per:

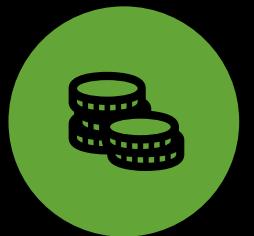
- **Safe search:** permette di filtrare contenuti per adulti attraverso una soglia mobile di *adultness* consentita
- **Suggerimento di contenuti:** nuovi contenuti vengono suggeriti all'utente in base ai suoi film preferiti

Dataset Utilizzati

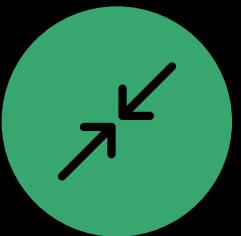
- Dataset di oltre *33000* film con trama, attori principali, registi, genere, titolo e data di uscita, prelevati da *Wikipedia*
- Dataset di circa *5000* pellicole con titolo, data di uscita e rating **MPAA**, prelevati da *IMDB*



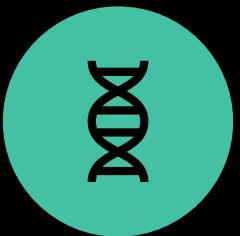
Procedimento



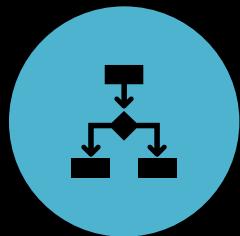
VETTOORIZZAZIONE DEI CONCETTI PRESENTI ALL'INTERNO DEI PLOT MEDIANTE L'UTILIZZO DI *TOKENIZER* E *STEMMER*



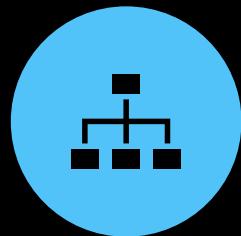
DIMENSIONALITY REDUCTION ESEGUITA CON LA TECNICA *TF-IDF*



OTTIMIZZAZIONE DEI PARAMETRI PER LA *TF-IDF* UTILIZZANDO UN ALGORITMO DI EVOLUZIONE DIFFERENZIALE



CLASSIFICAZIONE CON L'UTILIZZO DI UN *REGRESSORE LOGISTICO*

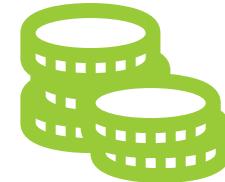


CLUSTERING MEDIANTE UN ALGORITMO *AGGLOMERATIVO GERARCHICO*

Tokenization e Stemming

Una stessa tecnica di preprocessing per il clustering e la classificazione è stata utilizzata sulle **trame** dei film:

- Le parole presenti all'interno delle trame sono state suddivise mediante un processo di **tokenization**, ogni token è costituito da uno fino a tre **n-grammi**
- I *token* così ottenuti sono stati poi filtrati eliminando tutte le **stop words** e i **nomi** propri di persona presenti tra di essi
- I rimanenti token sono infine stati elaborati ricavando le radici delle parole utilizzando uno **snowball stemmer**



Dimensionality Reduction

Il numero di termini ottenuti nei passi precedenti risulta troppo elevato per una classificazione o clustering, per questo sono state testate le seguenti tecniche di riduzione della dimensionalità:

- *Select k-best supervisionato* con metodo:
 - χ^2
 - *Mutual-information*
- *Term frequency-inverse document frequency*



Tempi di elaborazione

Il metodo *mutual-information* è stato scartato in quanto prevedeva tempi di risposta nettamente maggiori rispetto agli altri algoritmi, che ne avrebbero impedito un'ottimizzazione efficace (sull'hardware a mia disposizione):

- χ^2 : meno di due minuti
- Tf-idf: meno di due minuti
- Mutual-info: più di venti minuti (dieci volte superiore)

χ^2 Feature Selection



Il metodo effettua una selezione **supervisionata** grazie a delle **etichette** che indicano se il film è adatto a bambini o per adulti



Il valore di χ^2 per un termine è proporzionale alla differenza tra la **frequenza attesa** di quel termine (la frequenza media del termine) e quella **realmente osservata** per le etichette



Vengono poi selezionati i **primi k termini** con χ^2 più elevato



I valori dei termini rimasti sono poi **normalizzati** (da notare che una distanza *euclidea* su valori normalizzati equivale ad una *cosine distance* sui valori originali)

Tf-idf Feature Selection



Questo metodo al contrario del precedente **non è supervisionato**



Il valore assegnato ad un termine è **proporzionale alla frequenza nel documento** (in proporzione della dimensione del documento), **ma inversamente proporzionale alla frequenza nella collezione**



I termini sono dunque filtrati in base ad una soglia di **frequenza massima e minima** tra tutti i documenti (sopra o sotto una certa soglia non sono utili per una classificazione o clustering)



Vengono infine selezionati i **K** termini rimanenti **con valore più elevato**

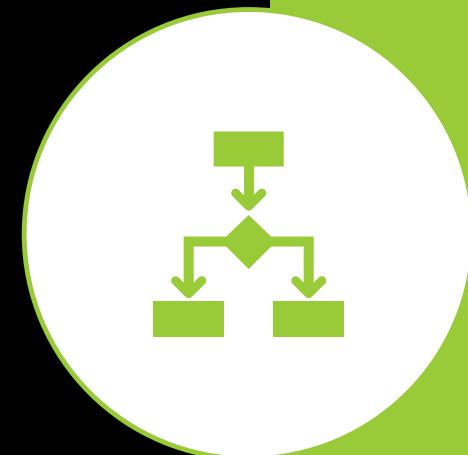
Classificazione

L'obiettivo della classificazione è quello di attribuire un valore ai film in base alla quantità di contenuti per adulti al loro interno, indicata nell'applicazione dal coefficiente di «*adultness*»

La classificazione deve perciò fornire la *probabilità* che un film sia per adulti e *non* una classificazione netta

In questo modo l'utente, con l'ausilio di uno *slider*, può settare a piacimento un livello massimo di *adultness*

Solo i contenuti con *adultness* minore del livello settato saranno mostrati nelle ricerche o tra i film consigliati



Integrazione dei Dataset

Il dataset di **Wikipedia** e quello di **IMDB** sono stati uniti effettuando un join con titolo e data di uscita



Il dataset così ottenuto contava circa **3000** entrate, dopo aver eliminato le entrate con valori di **MPAA** ambigui, i rimanenti valori **MPAA** sono stati riassunti in due macrocategorie «*per adulti*» e «*per bambini*»



Il dataset è stato poi bilanciato effettuando un ***undersampling*** sulla categoria «*per adulti*»



Il dataset finale contiene una collezione **bilanciata** di **1400** film di cui l'accuratezza è stata accertata con ispezione visiva



Confronto tra Classificatori

I vari classificatori sono stati confrontati eseguendo una *stratified 10-fold cross validation*, per ogni classificatore è stata calcolata:

- *Accuratezza* media \pm margine di confidenza
- *Area Under the Curve* \pm margine di confidenza
- *Confusion Matrix* totale

Classificatori con Preprocessing Tf-idf

Classificatore	Accuratezza Media	AUC	Confusion Matrix (Adulti Bambini)
Logistic Regression	$83.2\% \pm 5.4\%$	$90.3\% \pm 3.2\%$	576 124 (Adulti Veri) 111 589 (Bambini Veri)
Gaussian Naïve Bayesian	$77.8\% \pm 6.5\%$	$84.6\% \pm 6.8\%$	550 150 (Adulti Veri) 161 539 (Bambini Veri)
Quadratic Discriminant	$70.6\% \pm 5.6\%$	$76.2\% \pm 6.8\%$	450 250 (Adulti Veri) 161 539 (Bambini Veri)
Decision Tree (Entropy)	$72.9\% \pm 5.1\%$	$72.9\% \pm 5.1\%$	519 181 (Adulti Veri) 198 502 (Bambini Veri)
Support Vectors (Dispendioso)	$83.2\% \pm 4.6\%$	$90.8\% \pm 3.0\%$	578 122 (Adulti Veri) 113 587 (Bambini Veri)
K-nearest Neighbors	$72.1\% \pm 4.3\%$	$79.7\% \pm 7.2\%$	578 122 (Adulti Veri) 286 432 (Bambini Veri)
Random Forest (Gini)	$83.9\% \pm 4.7\%$	$91.1\% \pm 2.8\%$	595 105 (Adulti Veri) 121 579 (Bambini Veri)
Random Forest (Entropy)	$84.2\% \pm 4.2\%$	$91.2\% \pm 2.5\%$	592 108 (Adulti Veri) 113 587 (Bambini Veri)
ADAboost (Logistic Regression)	$80.6\% \pm 4.9\%$	$88.1\% \pm 4.5\%$	547 153 (Adulti Veri) 119 581 (Bambini Veri)
ADAboost (Decision Tree Entropy)	$72.8\% \pm 7.8\%$	$72.8\% \pm 7.8\%$	532 168 (Adulti Veri) 213 487 (Bambini Veri)

Parametri utilizzati: $\min_df=0.1$, $\max_df=0.9$, $\max_features=500$

Classificatori con Preprocessing χ^2

Classificatore	Accuratezza Media	AUC	Confusion Matrix (Adulti Bambini)
Logistic Regression	$86.1\% \pm 4.6\%$	$93.6\% \pm 3.0\%$	601 99 (Adulti Veri) 96 604 (Bambini Veri)
Gaussian Naïve Bayesian	$83.2\% \pm 3.9\%$	$89.1\% \pm 5.3\%$	536 164 (Adulti Veri) 71 629 (Bambini Veri)
Quadratic Discriminant	$81.3\% \pm 6.6\%$	$82.1\% \pm 7.2\%$	629 71 (Adulti Veri) 191 509 (Bambini Veri)
Decision Tree (Entropy)	$78.9\% \pm 6.7\%$	$78.9\% \pm 6.7\%$	541 159 (Adulti Veri) 137 563 (Bambini Veri)
Support Vectors (Dispendioso)	$86.7\% \pm 4.0\%$	$94.4\% \pm 2.7\%$	638 62 (Adulti Veri) 124 576 (Bambini Veri)
K-nearest Neighbors	$61.8\% \pm 5.4\%$	$79.2\% \pm 2.5\%$	171 529 (Adulti Veri) 6 694 (Bambini Veri)
Random Forest (Gini)	$87.4\% \pm 3.1\%$	$94.2\% \pm 3.6\%$	619 81 (Adulti Veri) 96 604 (Bambini Veri)
Random Forest (Entropy)	$87.6\% \pm 4.0\%$	$94.1\% \pm 3.0\%$	619 81 (Adulti Veri) 93 607 (Bambini Veri)
ADAboost (Logistic Regression)*	$87.3\% \pm 3.7\%$	$94.2\% \pm 2.2\%$	611 89 (Adulti Veri) 89 611 (Bambini Veri)
ADAboost (Decision Tree Entropy)	$79.3\% \pm 2.9\%$	$79.3\% \pm 2.9\%$	539 161 (Adulti Veri) 129 571 (Bambini Veri)

Parametro utilizzato: $K=500$

* Produce confini decisionali troppo netti per lo scopo della classificazione

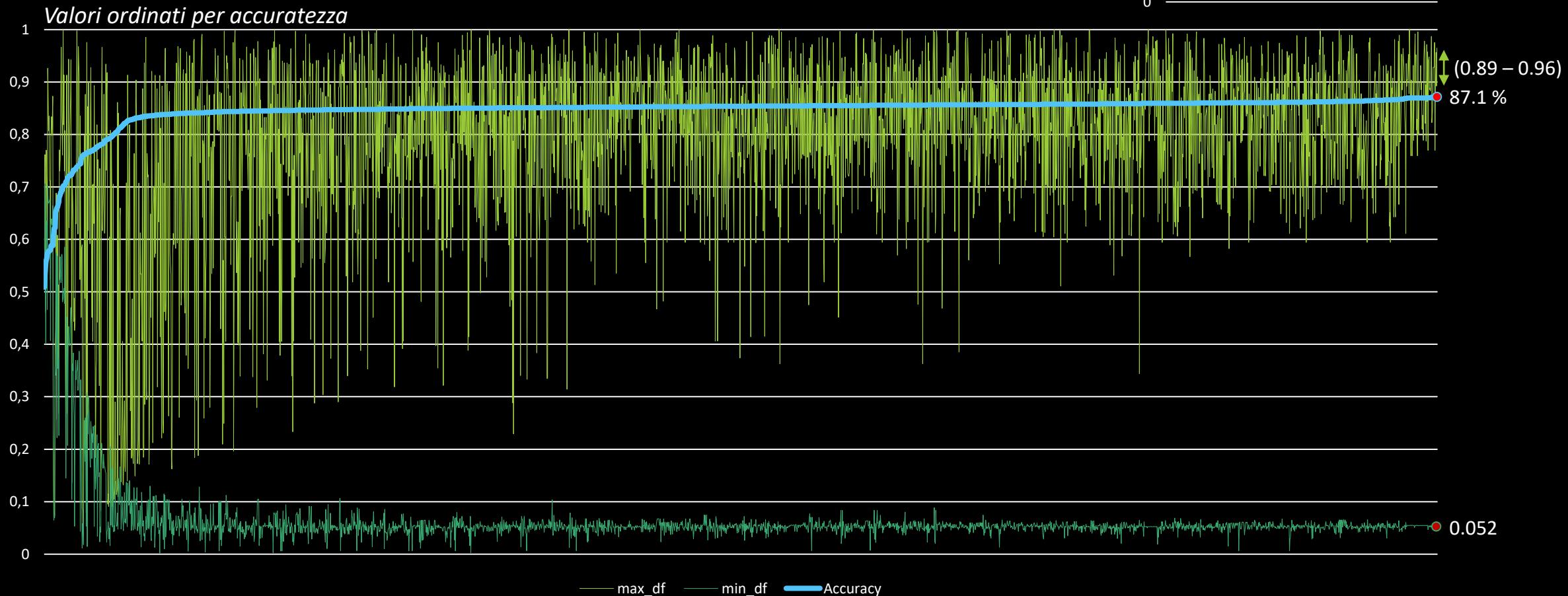
Ottimizzazione dei parametri

I parametri utilizzati per il preprocessing sono stati ottimizzati utilizzando come funzione obiettivo la media dell'*error rate* di *dieci stratified 10-fold cross validation* (in modo da stabilizzare i risultati):

- Per *χ^2* è stato utilizzato un ottimizzatore *brute force*, scelto in base al numero finito di possibili candidati per il parametro k
- Per *Tf-Idf* è stato utilizzato un algoritmo di *evoluzione differenziale* per trovare un minimo locale tra le infinite combinazioni dei tre parametri

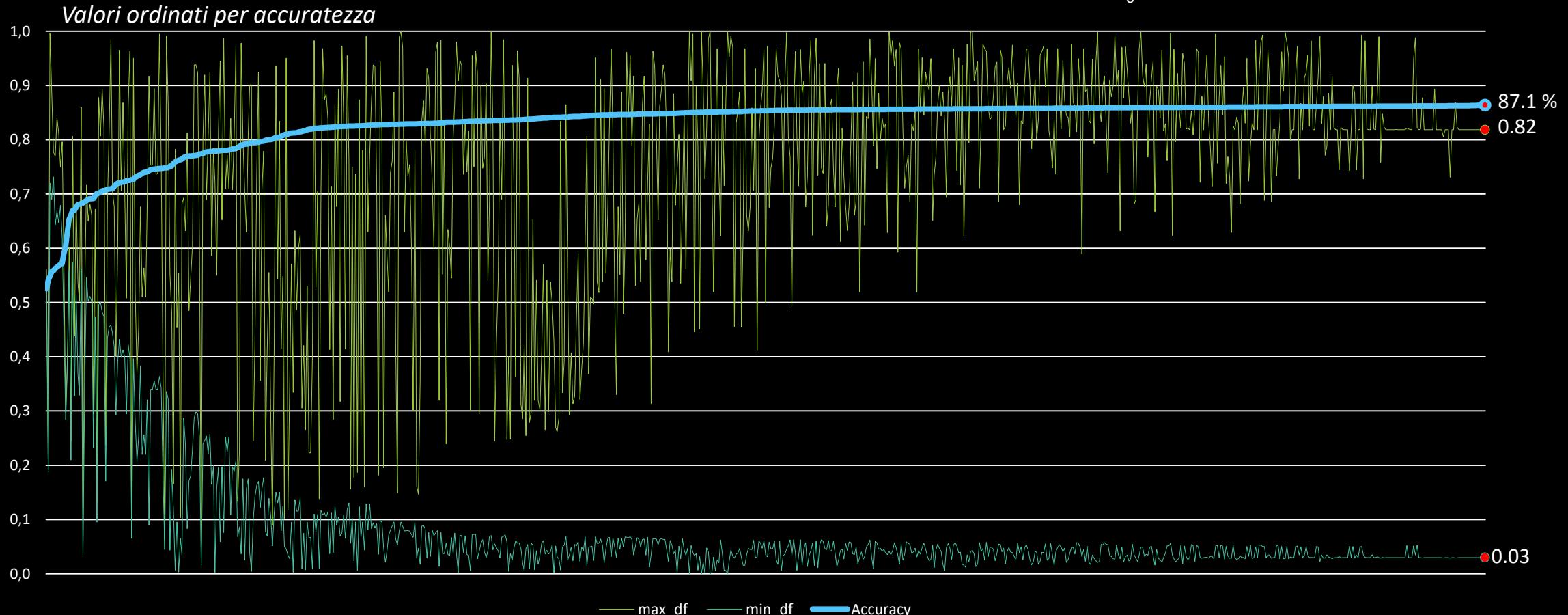


Risultati Evoluzione Differenziale *(Random Forest con Entropia)*



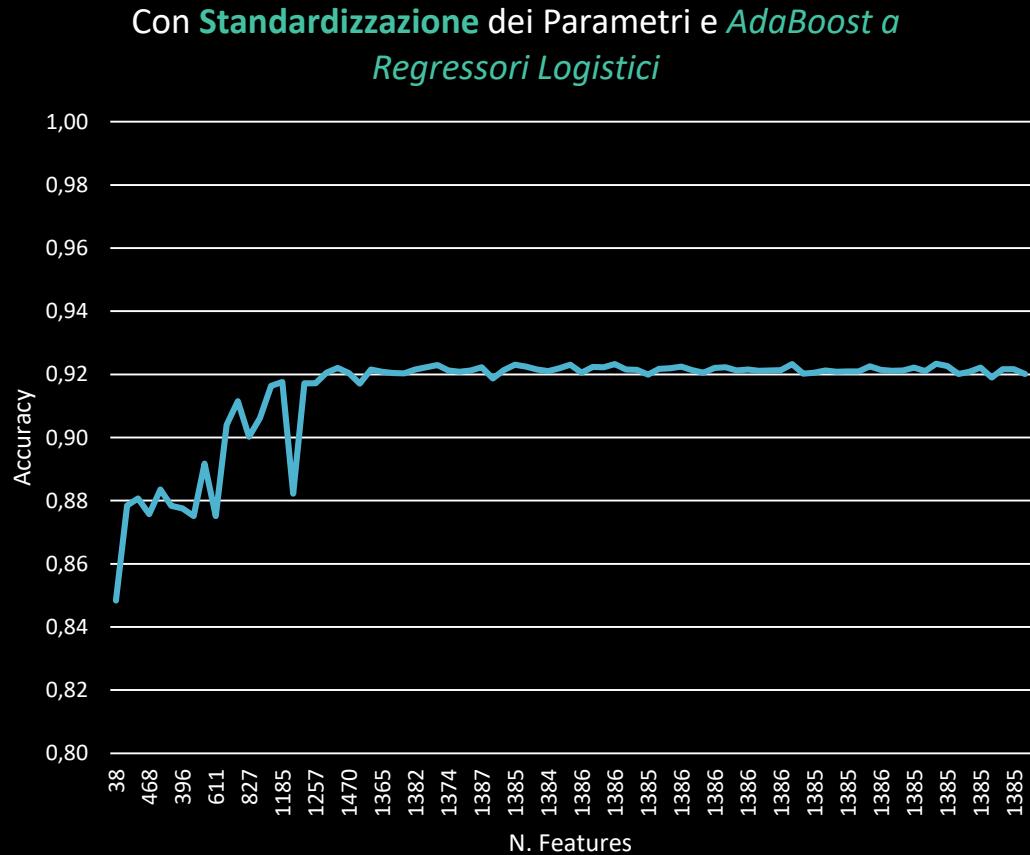
Parametri ottimi: `min_df=0.052, max_df=0.96, max_features=772` (Acc. 87%)

Risultati Evoluzione Differenziale (*Regressione Logistica*)

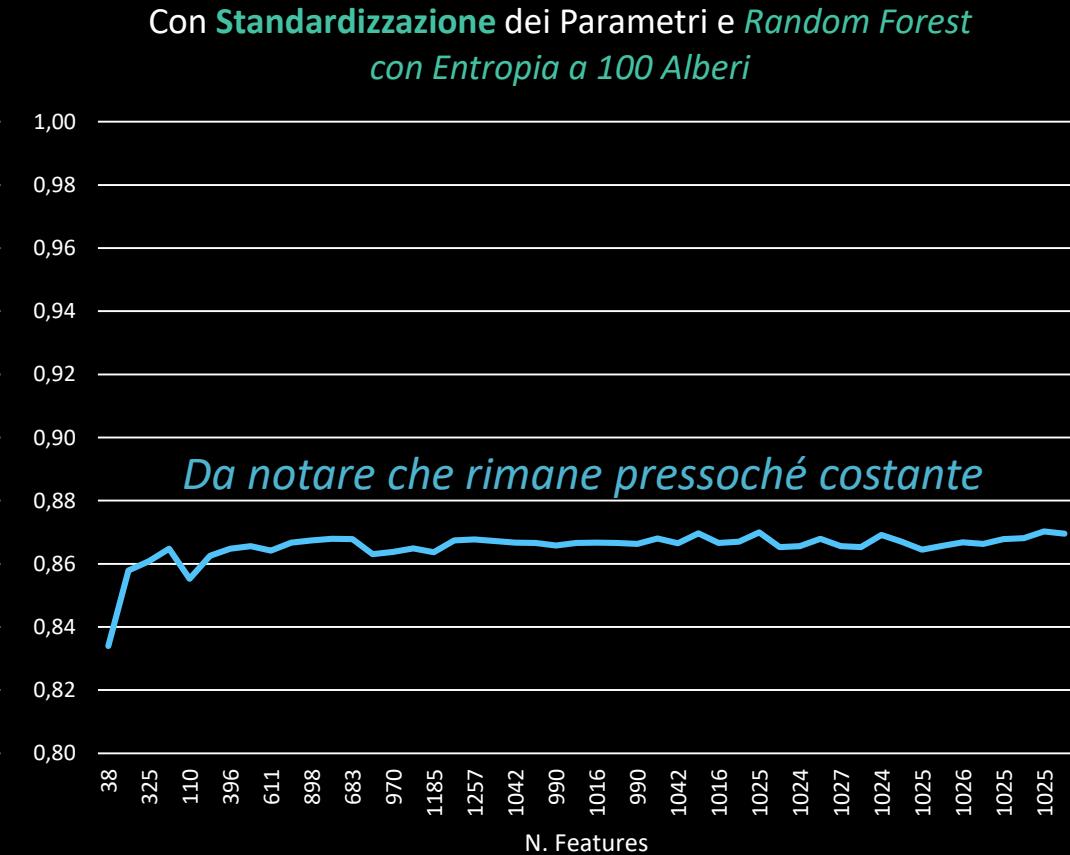


Parametri ottimi: $\min_df=0.03$, $\max_df=0.82$, $\max_features=1196$ (Acc. 86,5%)

Risultati Ottimizzazione Brute Force



Parametro ottimo: $K=1385$ (Acc. 92%)



Parametro ottimo: $K > 500$ (Acc. 87%)

(Risultati analoghi si hanno effettuando una normalizzazione l2 o tf-idf)

Tag cloud
dei termini
selezionati
con χ^2

Da notare come i termini siano violenti, sessualmente esplicativi o riferiti al mondo della droga, tutte categorie prese in considerazione nel rating MPAA

Tag cloud dei termini selezionati con *tf-idf*

Con *tf-idf* invece risultano
molto più generici

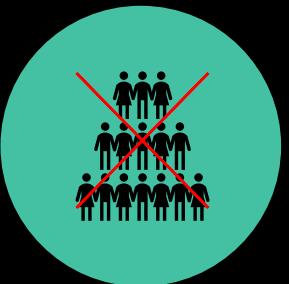
Problematiche



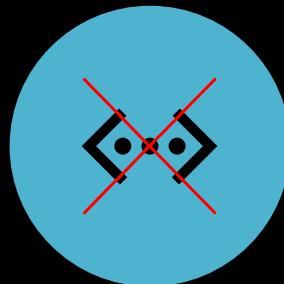
Utilizzare lo **stesso vocabolario** prelevato soltanto dai film etichettati **non porta a soluzioni generali** altrettanto **buone**, in quanto alcuni film presentano descrizioni brevi, che non contengono le parole del vocabolario



Il **classificatore random forest** è **parziale** verso quei film con una descrizione corta, dando un valore di **adultness** estremamente basso



Il classificatore **adaboost a regressori logistici** ottimizzato produce **confini decisionali estremamente netti** (0.999, 0.001) non adatti allo scopo della classificazione



I **support vectors** non sono pensati per generare una probabilità, il processo con cui viene calcolata in modo artificiale richiede un **tempo proibitivo**

Conclusione

Invece di riutilizzare lo stesso vocabolario per tutti i film, questi vengono **prelevati a piccoli gruppi** e il vocabolario viene **ricalcolato** sull'insieme degli stessi e di quelli etichettati

Non può perciò essere utilizzato un metodo ***supervisionato*** per la ***vettorizzazione e feature selection***, perciò viene utilizzato il metodo ***tf-idf*** che presentava comunque una precisione analoga

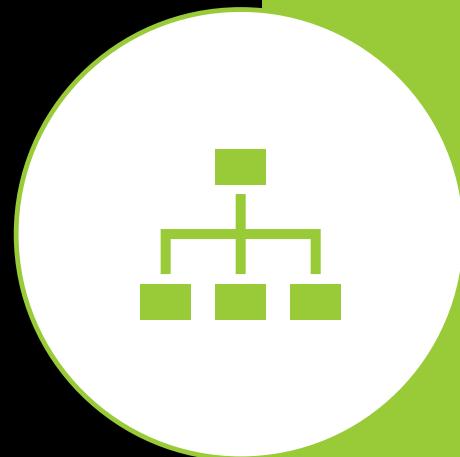
Come classificatore viene utilizzato un ***regressore logistico***, scartando i classificatori con le problematiche precedentemente elencate, che presenta comunque una precisione paragonabile

Nota: la normalizzazione dei fattori, come la loro vettorizzazione, andrebbero di norma eseguiti *sull'intero dataset prima* della costruzione dei modelli, deve essere però preso in considerazione che uno dei requisiti principali dell'applicazione è la possibilità di eseguire la classificazione in maniera incrementale, sarebbe proibitivo vettorizzare, normalizzare e ottimizzare i parametri sull'intero dataset ogni volta, pertanto è stato scelto l'approccio sopra descritto come miglior via di mezzo.

Clustering

L'obiettivo del clustering è quello di ottenere un numero limitato di film suggeriti partendo dai preferiti dell'utente:

- Il numero di cluster da creare sarà perciò $\frac{n}{k}$ dove n è il numero totale di film e k il numero di suggeriti medi per film
- È essenziale un algoritmo che permetta di selezionare il numero di cluster e che abbia risultati equilibrati
- Per ogni cluster è inoltre prelevato il termine con maggior peso tra i valori dei centri, insieme a quei termini il cui peso non è inferiore a metà di quello principale, questi servono per caratterizzare i vari cluster ottenuti



Confronto tra Algoritmi di Clustering

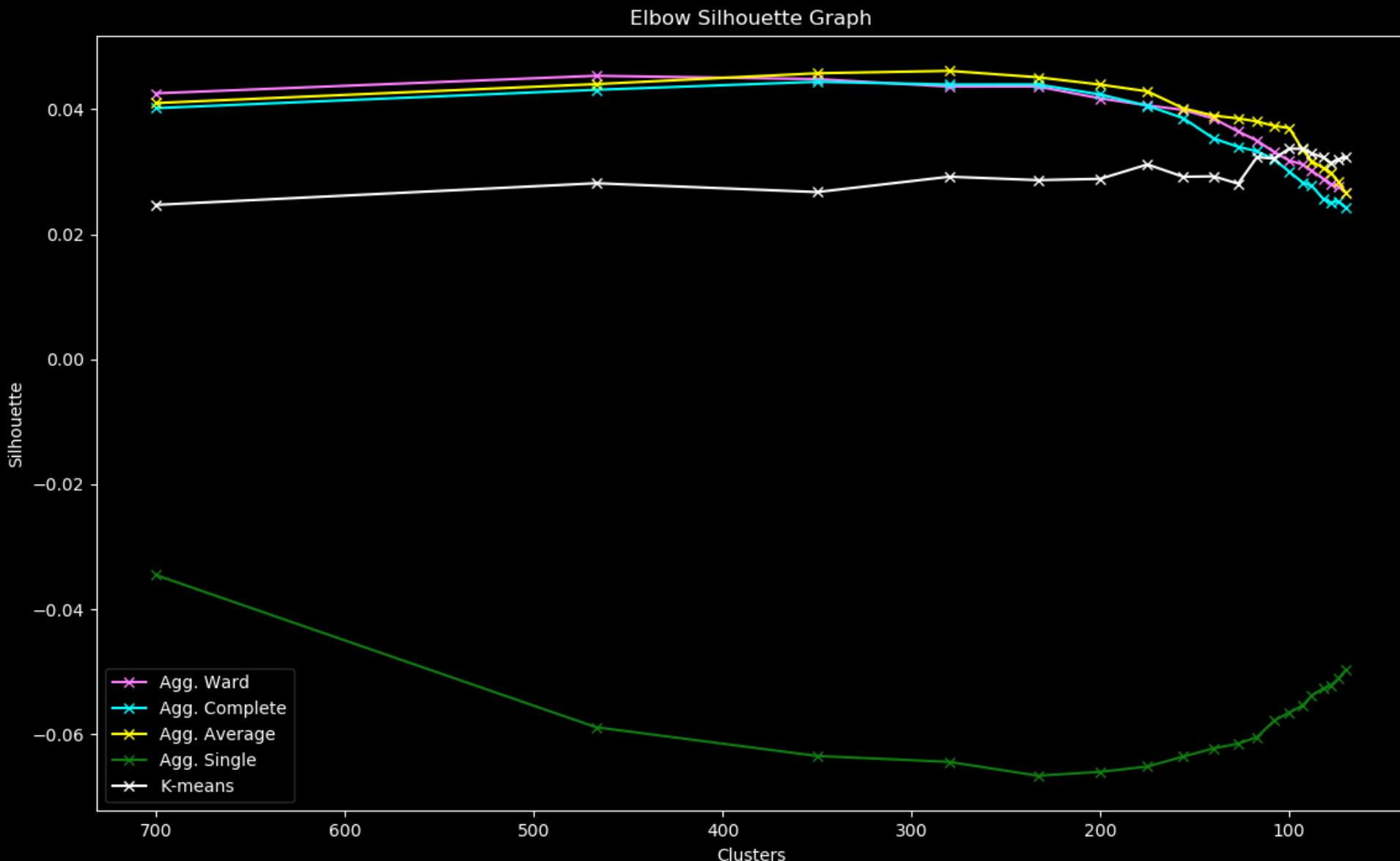
I vari algoritmi di clustering sono stati confrontati in modo da scegliere il più adatto

A tale scopo sono stati confrontati con un valore di $\frac{n}{k}$ compreso tra due e venti (film suggeriti per preferito) usando i seguenti criteri:

- Silhouette, per verificare la qualità dei cluster
- Numero massimo di film in ogni cluster, in modo da verificarne un'equilibrata distribuzione (il numero medio sarà naturalmente $\frac{n}{k}$)

Per riuscire ad effettuare i vari test in maniera efficiente è stato utilizzato lo stesso campione di 1400 film della classificazione e non l'intero dataset di 33 mila pellicole

Silhouette

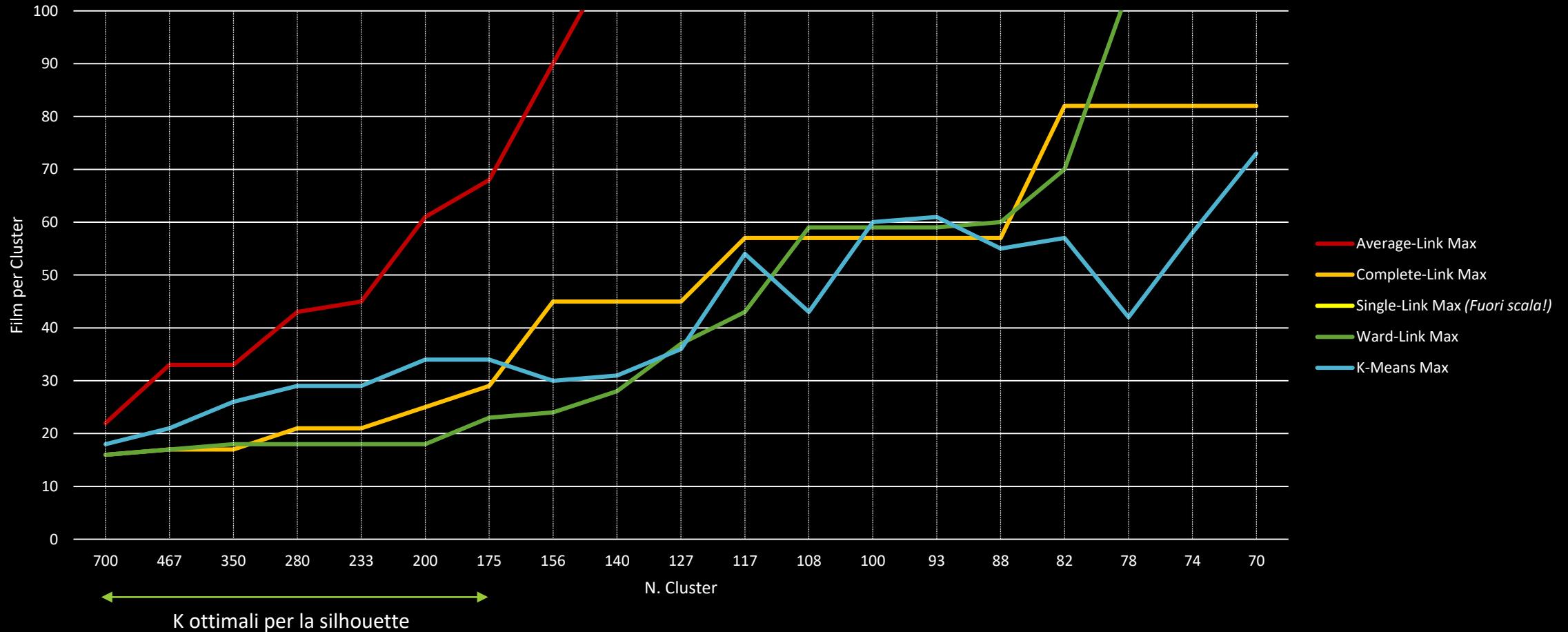


Dal confronto tra le *silhouette* dei vari algoritmi emerge come sia massima per un numero medio di film in ogni classe compreso tra **due e otto** (Anche se Comunque molto bassa)

Per quei valori gli algoritmi di clustering **gerarchico agglomerativo** con *ward-link*, *average-link* e *complete-link* si equivalgono

L'algoritmo **K-means** risulta avere un valore leggermente minore, mentre il *single-link* addirittura negativo

Distribuzione



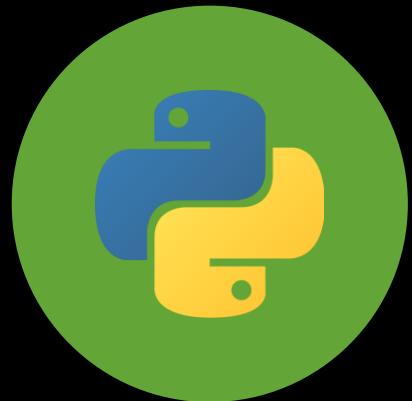
Conclusione

Il metodo con le caratteristiche migliori risulta essere quello *gerarchico agglomerativo con complete-link* e $\frac{n}{k} = 4$ (k=350) in quanto:

- Ha un valore di *silhouette* non negativo, anche se comunque molto basso in quanto si sta forzando un raggruppamento in cluster non naturalmente presente
- Mantiene il *numero massimo di film* per cluster sotto ai venti, garantendo una distribuzione omogenea dei consigli sui film

Nel clustering del dataset completo sono aggiunte alla trama anche le parole che descrivono il *genere*, i *registi* e gli *attori* dei film

Implementazione



È STATO UTILIZZATO IL LINGUAGGIO **PYTHON** ED IN PARTICOLARE LA LIBRERIA **SKLEARN** PER ESEGUIRE LE OPERAZIONI DI MACHINE LEARNING



IL LINGUAGGIO **JAVA** È STATO UTILIZZATO PER IMPLEMENTARE LE FUNZIONALITÀ DELL'APPLICAZIONE E L'INTERFACCIA GRAFICA



UN DBMS **MONGODB** È STATO UTILIZZATO PER MEMORIZZARE I RISULTATI DELLE OPERAZIONI DI MACHINE LEARNING E RENDERLI DISPONIBILI SULL'APPLICAZIONE

Classificazione (Classe «Classifier.java»)



Il processo **termina** quando tutti i film sono stati classificati

Clustering (Classe «Clusterizer.java»)

Tramite la classe Java viene eseguito l'**accesso al server MongoDB** e scaricato l'intero dataset dei film su un file csv (o un campione per volta in modo simile al classificatore)

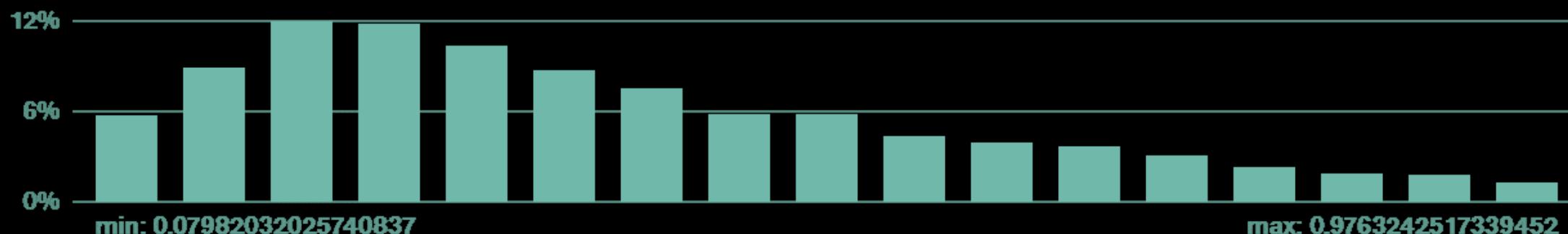
La classe esegue uno script *Python* (*clusterizer.py*) che si occupa di eseguire le **operazioni di preprocessing** (vettorizzazione *tf-idf*) sul contenuto del file csv, **calcolare i cluster** e i **termini** più rappresentativi degli stessi ed infine **salvare i risultati** su di un file *txt*

La classe java infine **recupera i risultati** dal file *txt* e **aggiorna il database** con le nuove assegnazioni dei cluster ed i nuovi tag per ogni film elaborato

Risultati della Classificazione

Dalle statistiche prelevate dal database è possibile osservare come le probabilità siano state assegnate secondo una **distribuzione asimmetrica verso valori più vicini a film per bambini**

I valori utilizzati dall'applicazione sono **normalizzati min-max** a tempo di esecuzione in modo da presentare un range di *adultness* tra 0% e 100% senza dover ogni volta aggiornare l'intero database





Impostando la barra della safe search al 95% tutti i film con adulthood normalizzata maggiore di 0.05 non vengono mostrati nelle ricerche

Si osservi come tutti i film selezionati siano chiaramente film per bambini

Interfaccia dell'Applicazione

Operazione completata

Recent Doraemon ... 2017 Adultness: 4%	Recent Monster H... 2015 Adultness: 3%	Recent Born in Chi... 2017 Adultness: 3%	Recent My Little P... 2017 Adultness: 4%	Recent Magic to ... 2011 Adultness: 3%	Recent My Big Bos... 2014 Adultness: 4%	Recent Kit Kittred... 2008 Adultness: 3%	Recent The Swan P... 2012 Adultness: 2%	Recent Frozen 2013 Adultness: 4%
Recent Madagasca... 2012 Adultness: 1%	Recent Growing U... 2017 Adultness: 2%	Recent All's Well, E... 2009 Adultness: 4%	Recent Meow 2017 Adultness: 2%	Recent Yona Yona ... 2009 Adultness: 1%	Recent Brave 2012 Adultness: 3%	Recent Clifford's R... 2004 Adultness: 1%	Recent Magic Mag... 2003 Adultness: 1%	Recent Moon Castl... 2011 Adultness: 4%
Recent Thru the M... 2015 Adultness: 2%	Recent Teacher's P... 2004 Adultness: 3%	Recent Magic Tree... 2012 Adultness: 2%	Recent The Adventu... 2005 Adultness: 3%	Recent Captain Un... 2017 Adultness: 1%	Recent Doraemon ... 2008 Adultness: 0%	Recent Doraemon ... 2007 Adultness: 2%	Recent Mary and t... 2017 Adultness: 3%	Recent Barbie: The... 2012 Adultness: 4%
Recent Thru the M... 2015 Adultness: 2%	Recent Teacher's P... 2004 Adultness: 3%	Recent Magic Tree... 2012 Adultness: 2%	Recent The Adventu... 2005 Adultness: 3%	Recent Captain Un... 2017 Adultness: 1%	Recent Doraemon ... 2008 Adultness: 0%	Recent Doraemon ... 2007 Adultness: 2%	Recent Mary and t... 2017 Adultness: 3%	Recent Barbie: The... 2012 Adultness: 4%

Logged as: admin

Logout

Show Profile



Modificando il codice dell'applicazione sono stati ricercati tutti i film con un *adultness* normalizzata maggiore di 0.95

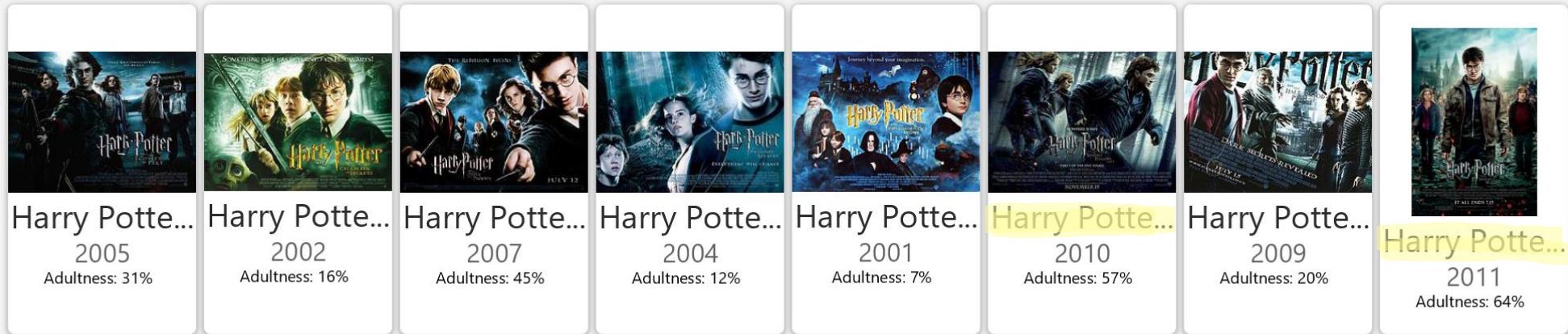
Si può osservare come essi siano chiaramente film per adulti

Logged as: admin

[Logout](#)

[Show Profile](#)

	Bullet to th... 2013 Adultness: 98%		Killers 2014 Adultness: 96%		Beeba Boys 2015 Adultness: 97%		The Killer I... 2010 Adultness: 96%		Rampage: ... 2014 Adultness: 96%		Shagird 2011 Adultness: 97%		Memoir of ... 2017 Adultness: 96%		Dark Blue 2003 Adultness: 98%		Gangs of ... 2012 Adultness: 97%
	Perrier's Bo... 2009 Adultness: 96%		Crank 2006 Adultness: 97%		The Salton ... 2002 Adultness: 98%		Harry Brown 2009 Adultness: 97%		Killer Joe 2012 Adultness: 98%		My Bloody ... 2009 Adultness: 96%		Brooklyn's ... 2010 Adultness: 98%		Taking Lives 2004 Adultness: 97%		Header 2006 Adultness: 98%
	Mystic River 2003 Adultness: 97%		SPL: Sha P... 2005 Adultness: 96%		Dark Blue 2002 Adultness: 98%		Collateral 2004 Adultness: 97%		The Bourne... 2004 Adultness: 97%		Rakta Chari... 2010 Adultness: 98%		Narc 2002 Adultness: 98%		Heat, TheT... 2013 Adultness: 96%		Horrible Bo... 2011 Adultness: 97%



Effettuando una ricerca su *Harry Potter* si può notare come il rating si evolve nella successione dei film della serie: la distribuzione di *adultness* in questi film è un'ottima dimostrazione della bontà del modello

Gli ultimi due film in particolare «*I Doni della Morte*» risultano avere un valore di *adultness maggiore* rispetto ai primi, infatti trattano tematiche più crude, con assidui riferimenti ad assassinii e morti

Username

Password

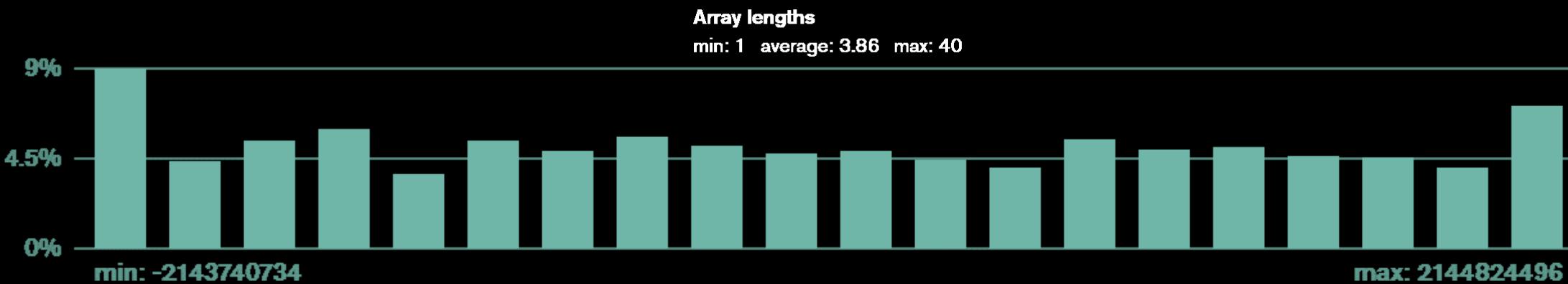
Login

Register

Risultati del Clustering

I risultati del clustering sull'insieme completo di *33 mila* film risultano ottimi, come evidenziato dalle **statistiche di MongoDB**:

- I film risultano **distribuiti omogeneamente** nei vari cluster
- Il numero medio di **tag** rappresentativi per ogni cluster è circa **quattro**



Nota: Per come è costruito l'istogramma nelle statistiche di MongoDB gli estremi tendono ad avere un range più ampio, la stessa cosa accade diminuendo l'intervallo



Aggiungendo il film «*Saw*» tra i preferiti vengono automaticamente suggeriti tutti i *sequel*, ciò indica che il processo di clustering li ha assegnati ad uno stesso cluster

Inoltre i tag «*die*», «*find*» e «*game*» sembrano ben rappresentare il cluster

Logged as: SawFan

[Logout](#)

[Show Profile](#)

*** Suggested ***



Jigsaw
2017
#die #find #game

Recent



Solo
2017
#father #kill

Favourite



Saw
2004
#die #find #game

*** Suggested ***



Saw III
2006
#die #find #game

Recent



Jomonte S...
2017
#busi

Recent



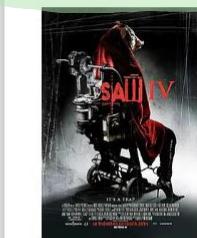
Bird
2017
#admit #chang

Recent



02:22
2017
#day #letter

*** Suggested ***



Saw IV
2007
#die #find #game

*** Suggested ***



Saw VI
2009
#die #find #game

Recent



Gun Shy
2017
#action #kidnap

Recent



Raju Gari G...
2017
#action #horror

Recent



J Revolusi
2017
#college #horror

Recent



Forgotten
2017
#action #sister

Recent



First Kill
2017
#kidnap #mystery

Recent



The Belko ...
2017
#arrive #attempt

Recent



Godzilla: Pl...
2017
#group #kill

*** Suggested ***



Saw V
2008
#die #find #game

Recent



Ancien and...
2017
#car

*** Suggested ***



Saw II
2005
#die #find #game

*** Suggested ***



Saw VII
2010
#die #find #game

Recent



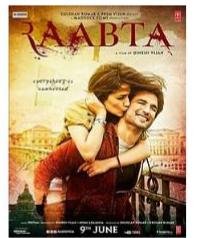
Andhhagadu
2017
#eye

Recent



Olanlar Oldu
2017
#comedi

Recent



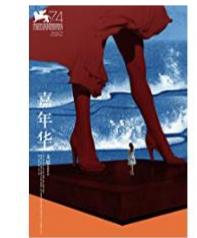
Raabta
2017
#happen #kidnap

Recent



Pitch Perfe...
2017
#group #music

Recent



Angels We...
2017
#come #man

Recent



The Zooke...
2017
#arrive #ask

*** Suggested ***



The Hungre...
2012
#die #find #game

CLASSIFICATO
IN BASE AL GENERE

LA TRAMA
È SIMILE!



Aggiungendo ai preferiti quattro film della saga «[Star Wars](#)» oltre ai sequel vengono suggeriti anche altri titoli a tema fantascientifico come «[Transformer](#)» e «[Alien](#)»

Logged as: StarWarsL...

[Logout](#)[Show Profile](#)

*** Suggested ***	*** Suggested ***	*** Suggested ***	*** Suggested ***	*** Suggested ***	*** Suggested ***	*** Suggested ***	*** Suggested ***	*** Suggested ***
Srikanth, S... 2004 #armi #kidnap	Star Wars: ... 2013 #battl #destroy	Prometheus 2012 #kill #remain	Soldier 1998 #kill #remain	Tirante lo Bl... 2006 #armi #battl	Megaforce 1982 #battl #destroy	Jason X 2002 #kill #remain	Galaxy of T... 1981 #kill #remain	Reptilian 1999 #battl #destroy
*** Suggested ***	*** Suggested ***	*** Suggested ***	Favourite	*** Suggested ***	Favourite	*** Suggested ***	*** Suggested ***	*** Suggested ***
Navy SEALs 1990 #kill #remain	Yonggary 1999 #battl #destroy	Siege of the Saxon 1963 #armi #battl	Star Wars: ... 2008 #armi #kidnap	Return of the Jedi 1983 #battl #death	Star Wars: ... 2012 #armi #battl	Godzilla vs.... 1973 #battl #destroy	Excalibur 1981 #armi #battl	Spider-Man... 2007 #battl #death
*** Suggested ***	*** Suggested ***	*** Suggested ***	*** Suggested ***	Favourite	*** Suggested ***	Favourite	*** Suggested ***	*** Suggested ***
The Iron Duke 1934 #armi #battl	Transforme... 2009 #battl #destroy	Mars Attacks! 1996 #kill #remain	Alien 1979 #kill #remain	Star Wars E... 1977 #battl #death	Star Wars: ... 1999 #armi #battl	Rogue One... 2016 #kill #remain	Star Wars: ... 2017 #battl #destroy	Thor: Ragn... 2017 #battl #destroy

The End