Netflix Movies & TV Shows: Estudo, análise e descoberta de conhecimento na rede

Antônio Marcos Machado Bernardes
Ronan José Lopes

Professor: Vinícius Vieira

UFSJ
UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO JOÃO DEL-REI

- Introdução
- Objetivos
- Pré-processamento
- Modelagem da rede
- Análise geral da rede
  - Sumarização de indicadores descritivos da rede
  - Detecção de comunidades
  - Rankeamento dos nós
  - Comparação com modelo aleatório (Erdos-Rényi)
  - Predição de sucesso baseado em nota do IMDB
- Conclusões e Trabalhos Futuros

- Introdução
- Objetivos
- Pré-processamento
- Modelagem da rede
- Análise geral da rede
  - Sumarização de indicadores descritivos da rede
  - Detecção de comunidades
  - Rankeamento dos nós
  - Comparação com modelo aleatório (Erdos-Rényi)
  - Predição de sucesso baseado em nota do IMDB
- Conclusões e Trabalhos Futuros

Introdução

- Base de dados: TV Shows and Movies listed on Netflix (https://www.kaggle.com/shivamb/netflix-shows)
- Número de registros: 7789
- Atributos: show_id, type, title, director, cast, country, date_added, release_year, rating, duration, listed_in, description
- Ferramentas utilizadas na análise: igraph (eventualmente abandonado por questões de desempenho), networkX e gephi (comparações de valores obtidos pelas métricas) e matplotlib para plotagem de distribuições

- Introdução
- Objetivos
- Pré-processamento
- Modelagem da rede
- Análise geral da rede
  - Sumarização de indicadores descritivos da rede
  - Detecção de comunidades
  - Rankeamento dos nós
  - Comparação com modelo aleatório (Erdos-Rényi)
  - Predição de sucesso baseado em nota do IMDB
- Conclusões e Trabalhos Futuros

Objetivos

- Análise geral da rede e teste de hipóteses
  - Indicadores básicos de propriedade da rede (, diâmetro, grau médio, dentre outros)
  - Nós mais centrais/importantes da rede de acordo com métricas de maior grau, *betweenness*, *closeness e auto-vetor*
  - Detecção de comunidades utilizando o método Louvain
  - Hipótese: processo de geração da rede é aleatório? - comparativo com modelo aleatório de Erdos-Rényi

Objetivos

- Predição de sucesso
  - Para cada série/filme/show, minerar a nota do IMDB como medida de avaliação
  - Utilizar a estrutura da rede para previsão de sucesso baseado nos nós vizinhos
  - Cada ator recebe uma nota média baseada nos registros de atuação em que aparece
  - Obter um modelo/função para previsão com base nos índices dos nós vizinhos

- Introdução
- Objetivos
- Pré-processamento
- Modelagem da rede
- Análise geral da rede
  - Sumarização de indicadores descritivos da rede
  - Detecção de comunidades
  - Rankeamento dos nós
  - Comparação com modelo aleatório (Erdos-Rényi)
  - Predição de sucesso baseado em nota do IMDB
- Conclusões e Trabalhos Futuros

Pré-processamento

- Para cada série/filme/show de televisão presente na base, foi agregado a nota de avaliação no IMDB
- API utilizada: The Open Movie DataBase (http://www.omdbapi.com)
- Dos 7.789 registros, 6.752 retornaram a nota a partir da consulta
- Cada ator pode aparecer em múltiplos registros, portanto, é efetuada uma média de notas a serem associadas ao ator

- Introdução
- Objetivos
- Pré-processamento
- Modelagem da rede
- Análise geral da rede
  - Sumarização de indicadores descritivos da rede
  - Detecção de comunidades
  - Rankeamento dos nós
  - Comparação com modelo aleatório (Erdos-Rényi)
  - Predição de sucesso baseado em nota do IMDB
- Conclusões e Trabalhos Futuros

Modelagem da rede

- Em termos de abstração, o grafo a ser modelado representa como interação a co-atuação entre os atores presentes em cada *cast*
- Grafo não-direcionado: vértices representam os atores, ponderados por sua nota média. Existe uma aresta entre dois vértices a_1 e a_2 se a_1 co-atuou com a_2 em algum registro da base
- Pela característica da base, cada cast contido em um registro é, por definição, um clique do grafo (todos os nós tem ligações entre si)

- Introdução
- Objetivos
- Pré-processamento
- Modelagem da rede
- Análise geral da rede
  - Sumarização de indicadores descritivos da rede
  - Detecção de comunidades
  - Rankeamento dos nós
  - Comparação com modelo aleatório (Erdos-Rényi)
  - Predição de sucesso baseado em nota do IMDB
- Conclusões e Trabalhos Futuros

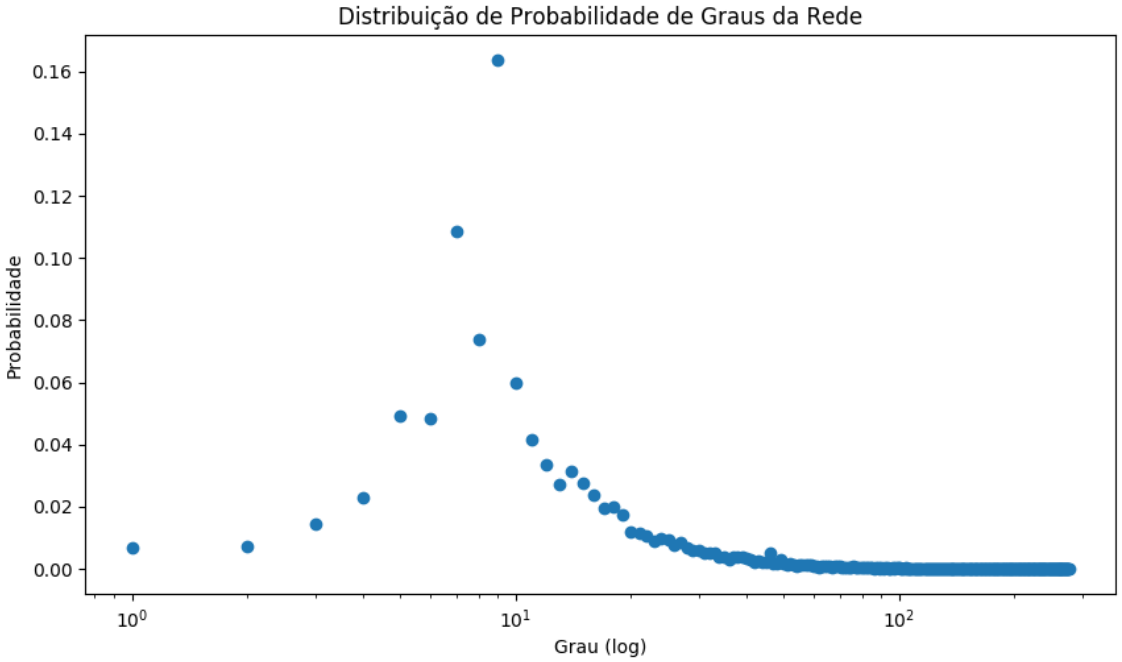
Características básicas da rede

- Número de nós: 32.881
- Número de arestas: 252.055
- Grau médio: 15,3313

- Para uma análise mais profunda e melhor utilização dos algoritmos disponíveis na literatura, tomou-se como objeto de estudo a componente gigante da rede, cuja cobertura inclui cerca de 89,5% dos vértices da rede

Componente Gigante

- Número de nós: 29.440
- Número de vértices: 241744
- Grau médio: 16,42



Componente Gigante

- Densidade: 0,000557(...) - Razão entre número de arestas existentes / possíveis
- Diâmetro: 17 (caminho mais longo possível)
- Coeficiente de Clustering médio: 0,824 (alta probabilidade devido às “aglomerações locais” do cast de cada registro)
- Comprimento médio de caminho: 5,647 (dentro da teoria de seis graus de separação)
- Fechamento triadíco: 0,39849(...) - Probabilidade de formação de “triângulos” - relativamente alta pelo mesmo motivo do coeficiente de aglomeração

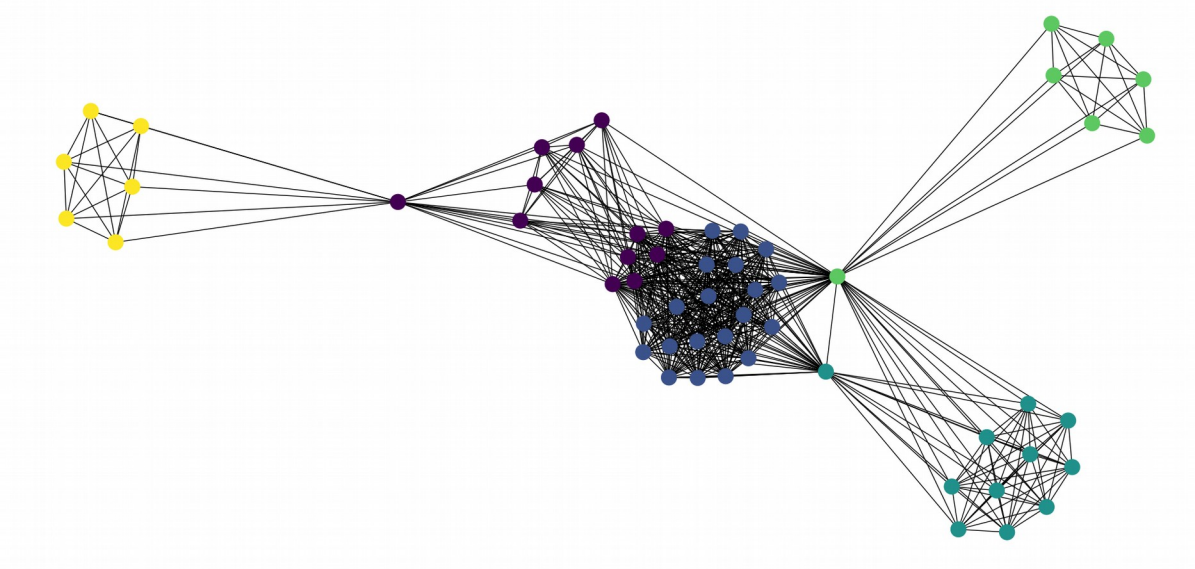
- Introdução
- Objetivos
- Pré-processamento
- Modelagem da rede
- Análise geral da rede
  - Sumarização de indicadores descritivos da rede
  - Detecção de comunidades
  - Rankeamento dos nós
  - Comparação com modelo aleatório (Erdos-Rényi)
  - Predição de sucesso baseado em nota do IMDB
- Conclusões e Trabalhos Futuros

Detecção de comunidades

- No NetworkX, foi utilizado o algoritmo de melhor partição do método Louvain.
- 93 comunidades obtidas na componente gigante:
  - Maior comunidade: 4.823 vértices
  - Menor comunidade: 5 vértices
  - Média: 313,19 vértices
- No Gephi, 99 comunidades foram particionadas utilizando um algoritmo de modularidade para detecção.

Detecção de comunidades

- Exemplo de plot de sub-amostra pelo networkX (o elevado número de vértices e arestas inviabiliza a visualização da componente gigante):



É possível observar a formação dos cliques correspondendo a casts de cada registro, onde alguns nós fazem as pontes interligando os componentes

Detecção de comunidades

- No Gephi, sem as arestas e com a paleta de cores definidas pelas partições de comunidades, e vértices com tamanho proporcional a seu grau:

- Introdução
- Objetivos
- Pré-processamento
- Modelagem da rede
- Análise geral da rede
  - Sumarização de indicadores descritivos da rede
  - Detecção de comunidades
  - Rankeamento dos nós
  - Comparação com modelo aleatório (Erdos-Rényi)
  - Predição de sucesso baseado em nota do IMDB
- Conclusões e Trabalhos Futuros

Rankeamento dos vértices

- A fim de identificar, dentre os nós da rede, aqueles que se destacam em algum critério (número de ligações, centralidade, presença em caminhos mais curtos), foram aplicadas algumas métricas para *rankeamento* dos vértices:

- Maior grau:
  - Anupam Kher – 277
  - Shah Rukh Khan – 212
  - Takahiro Sakurai - 208
  - Yuki Kaji – 202
  - Fred Tatasciore – 197
  - Yuichi Nakamura – 196
  - Fred Armisen – 189
  - Akshay Kumar – 188
  - Om Puri – 187
  - Boman Irani - 183

- Betweenness:
  - Anupam Kher – 0.059
  - Om Puri – 0.03
  - Sahajak Boonthanakit – 0.028
  - Iko Uwais – 0.026
  - Ben Kingsley – 0.025
  - Cesar Montano – 0.025
  - Steven Yeun - 0.025
  - Kari Wahlgren – 0.022
  - Haluk Bilginer – 0.021
  - Christopher Lee - 0.021

Rankeamento dos vértices

- A fim de identificar, dentre os nós da rede, aqueles que se destacam em algum critério (número de ligações, centralidade, presença em caminhos mais curtos), foram aplicadas algumas métricas para *rankeamento* dos vértices:

- Auto-vetor:
  - Takahiro Sakurai – 0.16
  - Yuichi Nakamura – 0.15
  - Yuki Kaji – 0.15
  - Jun Fukuyama – 0.14
  - Junichi Suwabe – 0.13
  - Katsuyuki Konishi', 0.13
  - Kana Hanazawa – 0.12
  - Eri Kitamura – 0.12
  - Daisuke Ono - 0.12
  - Hiroshi Kamiya - 0.12

- Closeness:
  - Gerard Butler – 0.267
  - Alfred Molina – 0.265
  - Ben Kingsley – 0.264
  - Chloe Grace Moretz – 0.263
  - Helen Mirren – 0.262
  - James Franco – 0.262
  - Samuel L. Jackson – 0.261
  - Jacki Weaver – 0.261
  - Lena Headey – 0.261
  - Willem Dafoe - 0.260

- Introdução
- Objetivos
- Pré-processamento
- Modelagem da rede
- Análise geral da rede
  - Sumarização de indicadores descritivos da rede
  - Detecção de comunidades
  - Rankeamento dos nós
  - Comparação com modelo aleatório (Erdos-Rényi)
  - Predição de sucesso baseado em nota do IMDB
- Conclusões e Trabalhos Futuros

Rede em estudo vs Erdos-Rényi

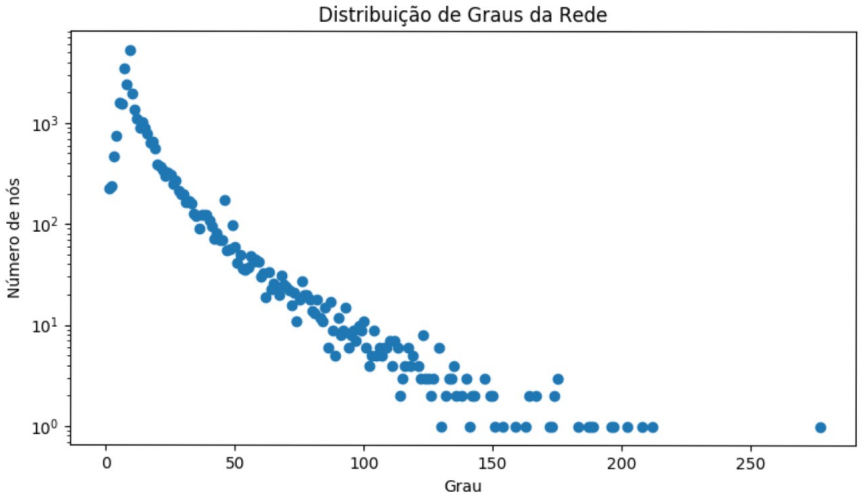
- A fim de se verificar se o processo de formação da rede se aproxima de um processo aleatório, gerou-se um modelo de Erdős–Rényi utilizando os parâmetros da componente principal para quantidade de nós e densidade
- A rede obtida, como esperado, tem 29.440 nós e um número bem próximo de arestas (241.853).
- Número de componentes conectados: 1 (componente principal contém todos os vértices)

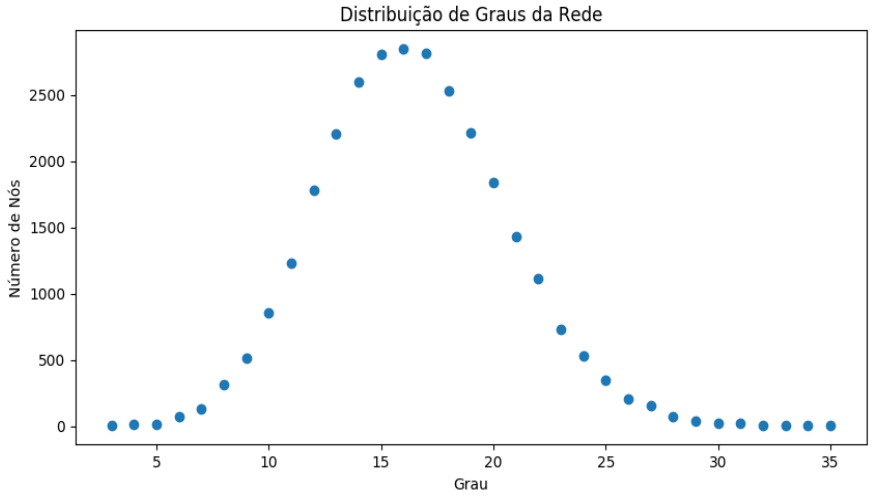
Os coeficientes de aglomeração/triangulação são significativamente menores que a rede original:

- Coeficiente de clustering médio: 0.000587(...)
- Fechamento tríadico: 0.000582(...)

Rede em estudo vs Erdos-Rényi

- A diferença na formação das redes fica evidente ao observar a distribuição de graus dos nós:





- Enquanto a rede analisada (primeira) segue uma lei de potência em sua distribuição, a rede gerada aleatoriamente (segunda) segue uma distribuição normal.

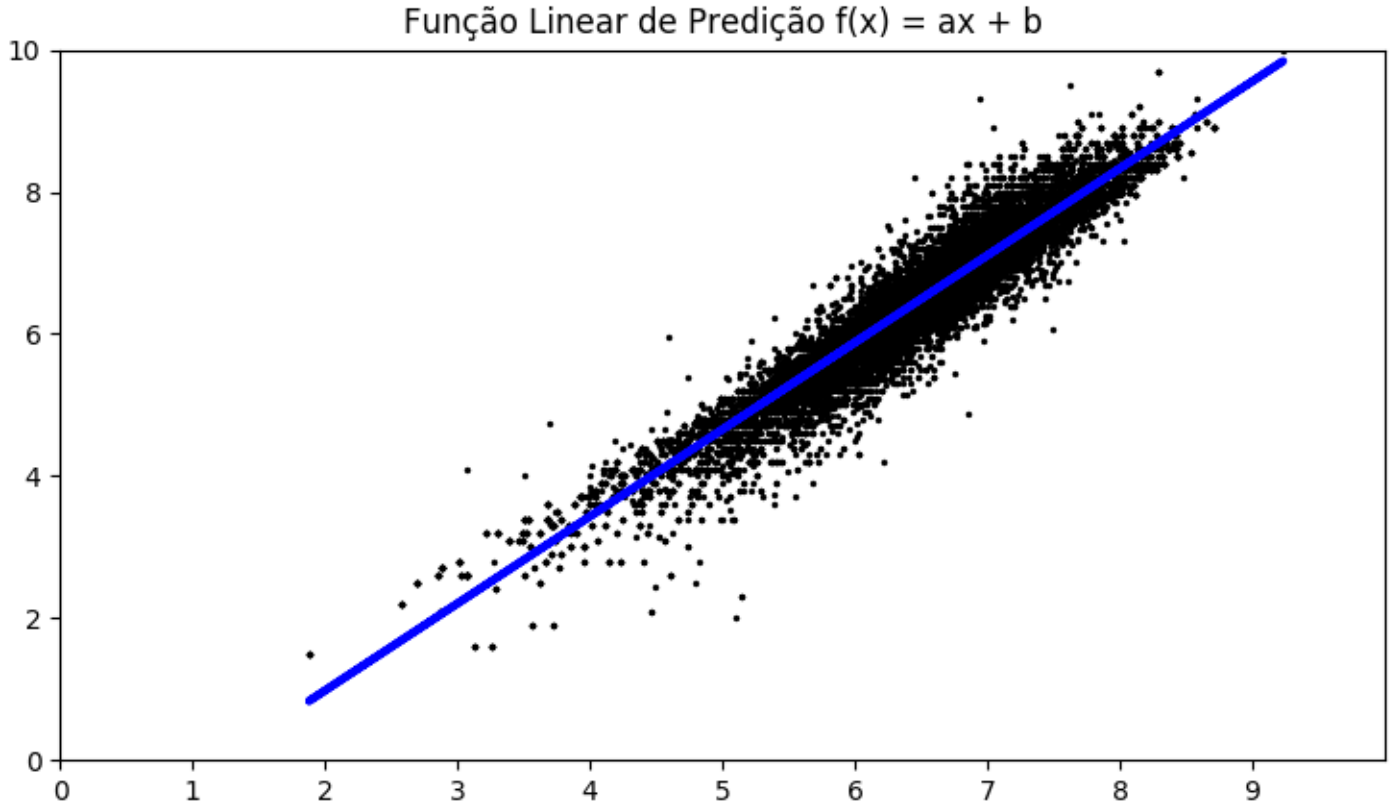
- Introdução
- Objetivos
- Pré-processamento
- Modelagem da rede
- Análise geral da rede
  - Sumarização de indicadores descritivos da rede
  - Detecção de comunidades
  - Rankeamento dos nós
  - Comparação com modelo aleatório (Erdos-Rényi)
  - Predição de sucesso baseado em nota do IMDB
- Conclusões e Trabalhos Futuros

Predição de sucesso em nota

- Hipótese: para cada nó, é possível predizer sua nota com base nas notas dos vizinhos?
- Em um teste inicial de viabilidade, verifica-se uma alta correlação entre a nota do ator e a média dos vizinhos. Utilizando a correlação de Pearson: 0.96 (esperado pela estrutura de cliques da rede)
- Utilizando a média como forma de predição, obtém-se um erro médio de 0.25 para a rede
- Para melhorar a acurácia, utiliza-se os conjuntos de valores para definir uma função linear que possa predizer melhor a nota com base na média

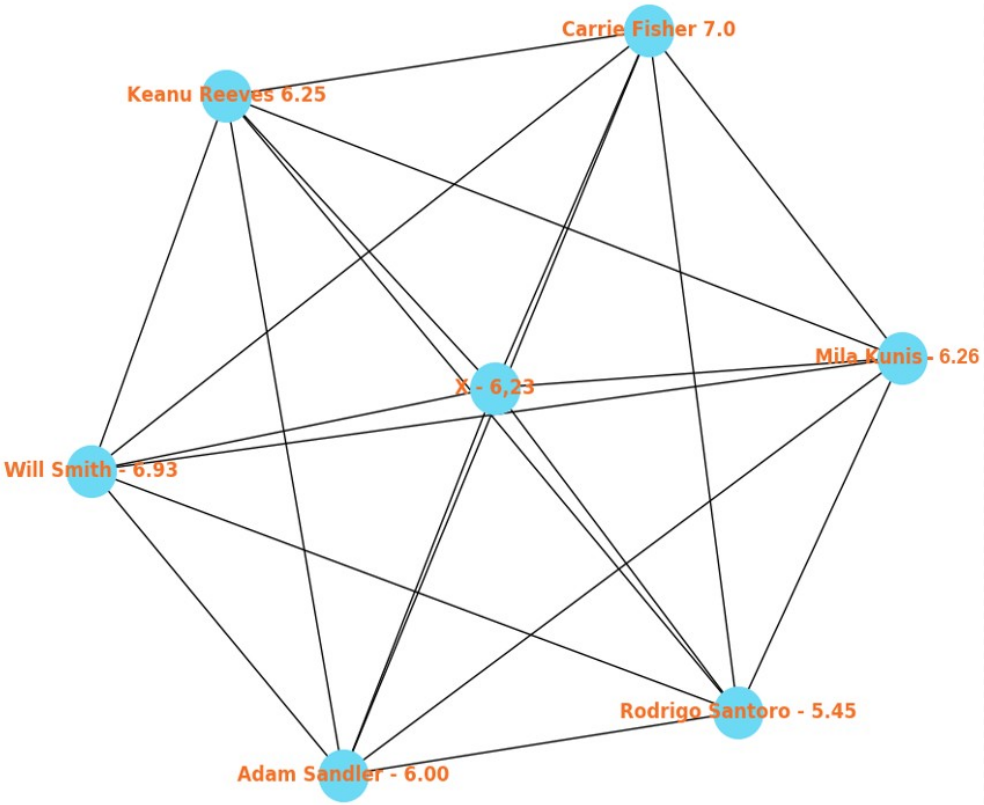
Predição de sucesso em nota

Utilizando regressão linear, obtém-se a função 1.22x -1.47



Exemplo de predição

- Para um ator X, não conhecido previamente, sabendo-se que ele tenha atuado com Will Smith, Adam Sandler, Mila Kunis, Keanu Reeves, Rodrigo Santoro e Carrie Fisher. O valor predito da sua média é dado por $1,22 * 6,315 - 1,47 = 6,23$



- Introdução
- Objetivos
- Pré-processamento
- Modelagem da rede
- Análise geral da rede
  - Sumarização de indicadores descritivos da rede
  - Detecção de comunidades
  - Rankeamento dos nós
  - Comparação com modelo aleatório (Erdos-Rényi)
  - Predição de sucesso baseado em nota do IMDB
- Conclusões e Trabalhos Futuros

Conclusões e Trabalhos Futuros

- Rede com alto coeficiente de agrupamento e triangulação
- Testar a modelagem da rede utilizando filmes/séries como nós e arestas como outro tipo de interação (atores presentes em ambos, por exemplo)
- Explorar e fazer uma análise mais profunda das comunidades detectadas
- Explorar os demais atributos da base para descoberta de conhecimento