

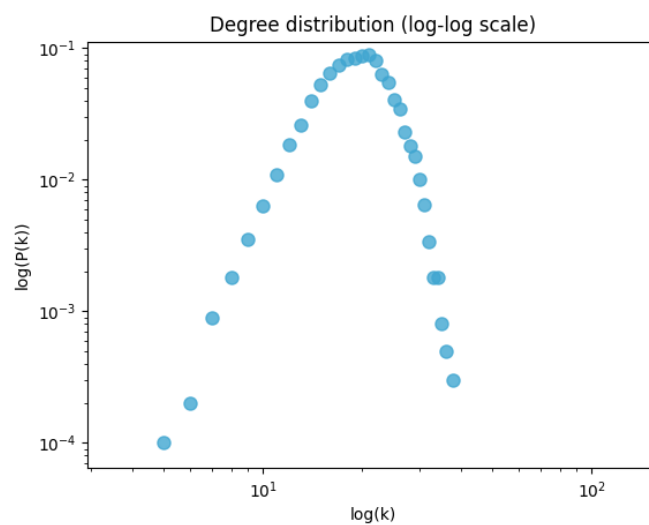
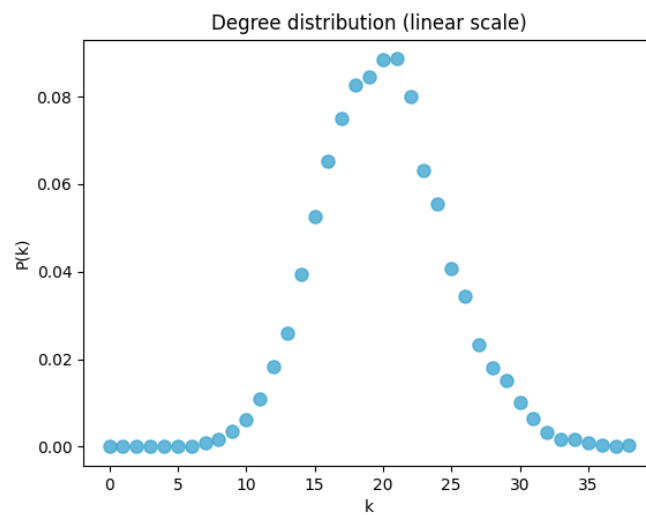
# Homework 3: Diffusion Models and Network Construction

Diana Egas up201604621, João Neto up201605883

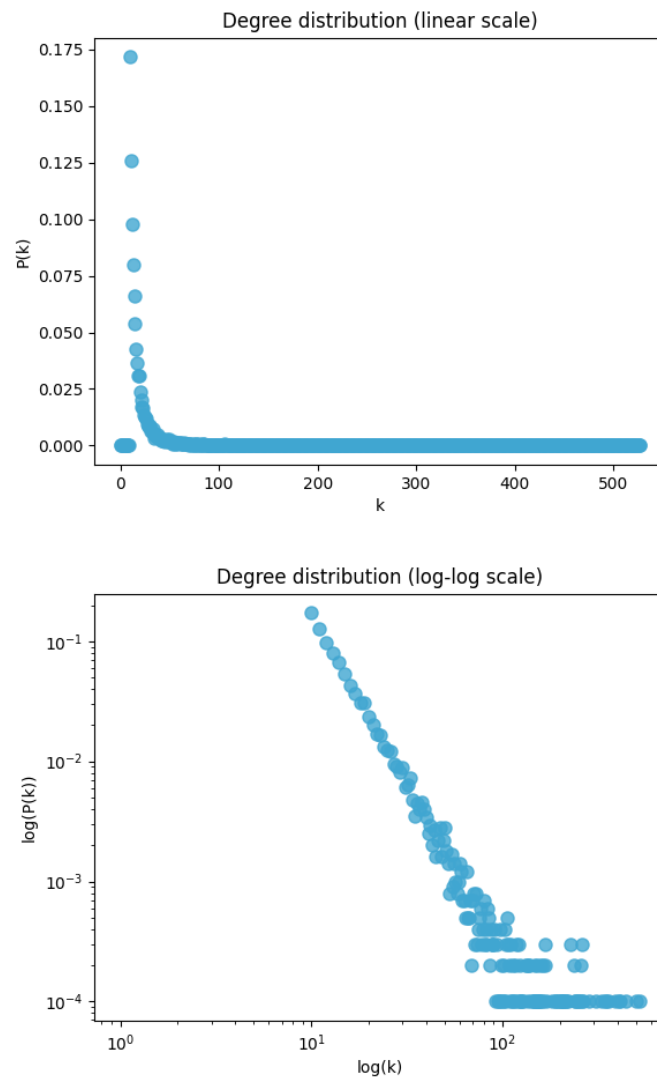
31 de maio de 2021

## Exercise 1

Grafo 1: Apresenta uma distribuição binomial, deste modo podemos afirmar que se trata de um grafo *Erdos-Renyi*.



Grafo 2: Apresenta uma distribuição *power law*, deste modo podemos afirmar que se trata de um grafo *scale-free*.



Ambos os gráficos foram gerados através do *matplotlib* e *networkx* no script "1a).py" que se encontra em anexo.

## Exercise 2

### 2.a

Segundo o modelo descrito pelo enunciado foi simulado no script: "2a).py" presente em anexo, no qual revelou os seguintes resultados:

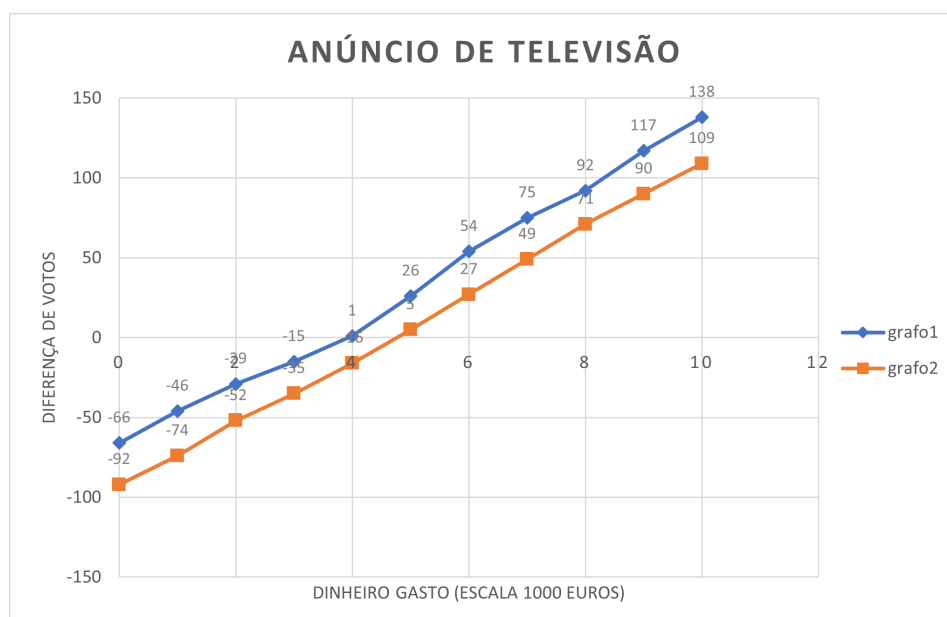
No Grafo 1 o candidato B ganha com 5018 votos e com uma diferença de 66 votos.

-> 1: "The winner is B with: 5018 votes and with the difference of : 66"

No Grafo 1 o candidato B ganha com 5018 votos e com uma diferença de 66 votos.

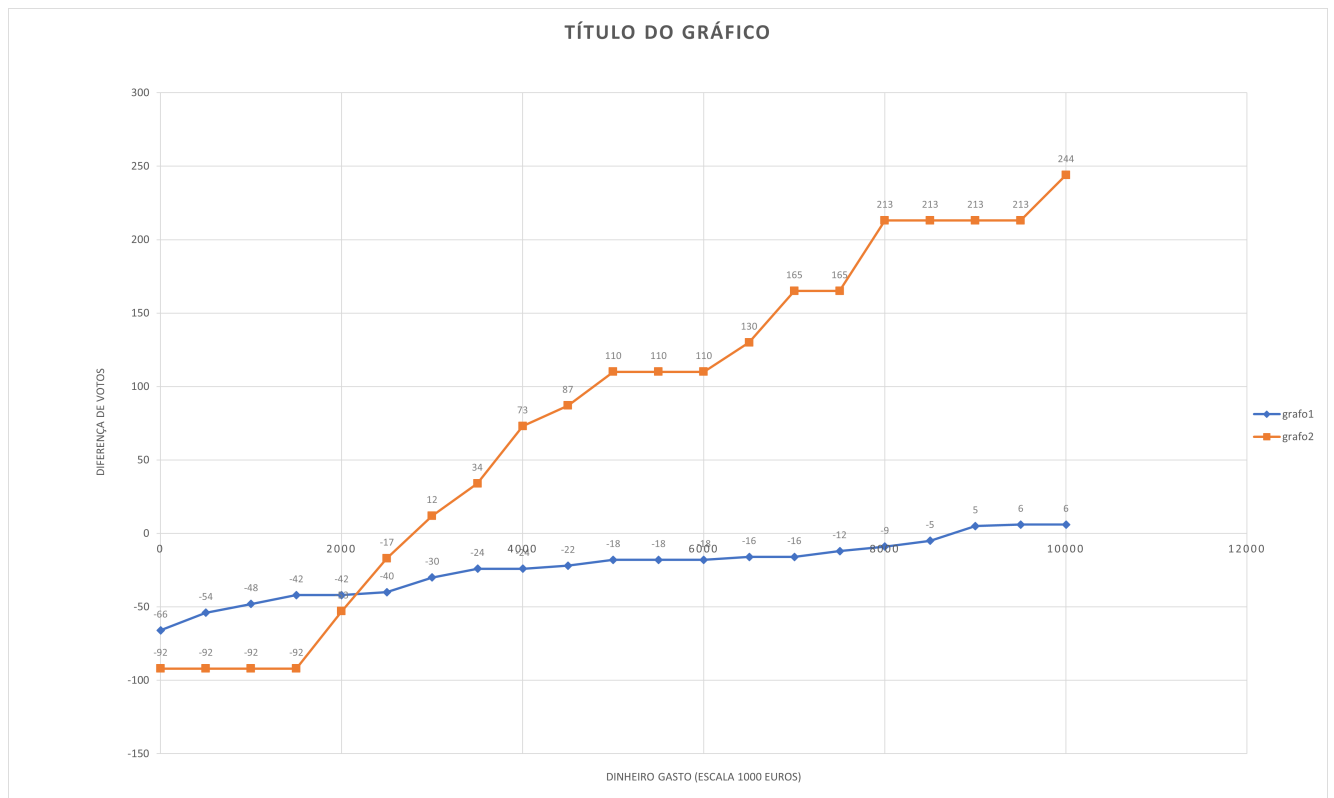
-> 2: "The winner is B with: 5017 votes and with the difference of : 92"

### 2.b



Podemos analisar através do gráfico que para o candidato A ganhar no grafo 1 terá de gastar 4000 euros e 5000 euros para vencer as eleições. Ambos os modelos foram desenvolvidos pelo script: "2b).py" presentes em anexo.

## 2.c



No grafo 1 para o candidato A ganhar terá de investir 9000 euros no jantar para ganhar as eleições no entanto no grafo 2 apenas precisa de 3000 euros para ganhar caso convide as pessoas certas.

Esta diferença é explicada pela topologia dos grafos.

->Top 3 nós com maior grau grafo 1 (nó,grau) : (354, 38), (896, 38), (7035, 38)

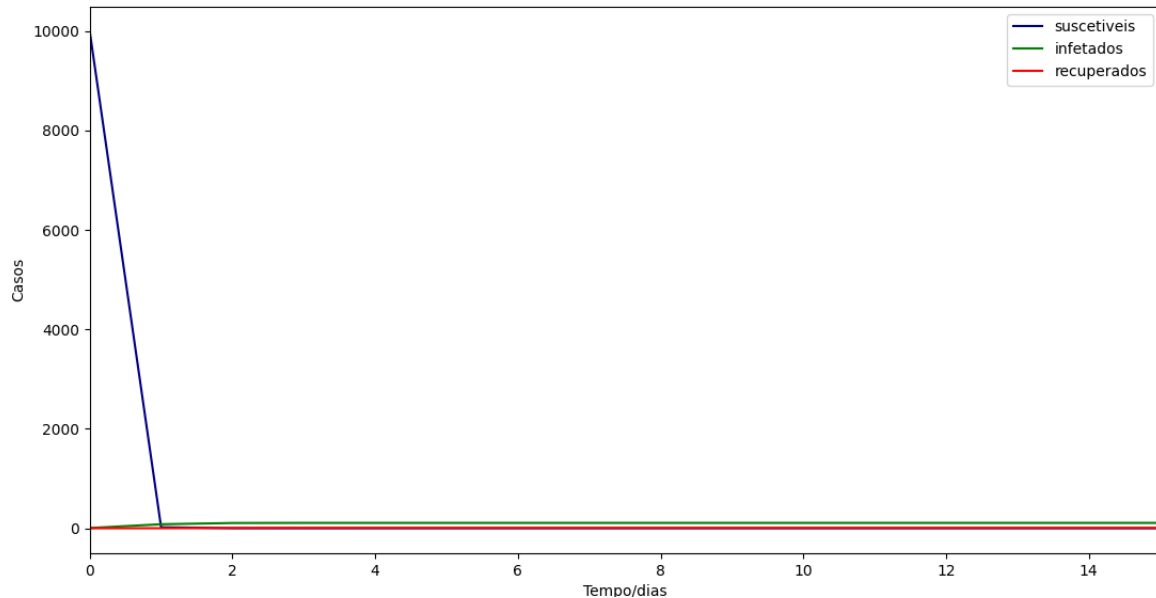
->Top 3 nós com maior grau grafo 2 (nó,grau) : (12, 527), (11, 505), (10, 445)

Vemos que os nós com maior grau do grafo 2 tem mais influência sobre as eleições porque têm mais ligações do que o top 3 do grafo 1, deste modo vai ser muito mais rápida a propagação da influência para o candidato A.

## Exercise 3

### 3.a

Para o problema em que  $\beta = 4\%$  e  $\delta = 1/14$  foi obtido o seguinte gráfico que mostra o número de pessoas infetados, suscetíveis e recuperadas.

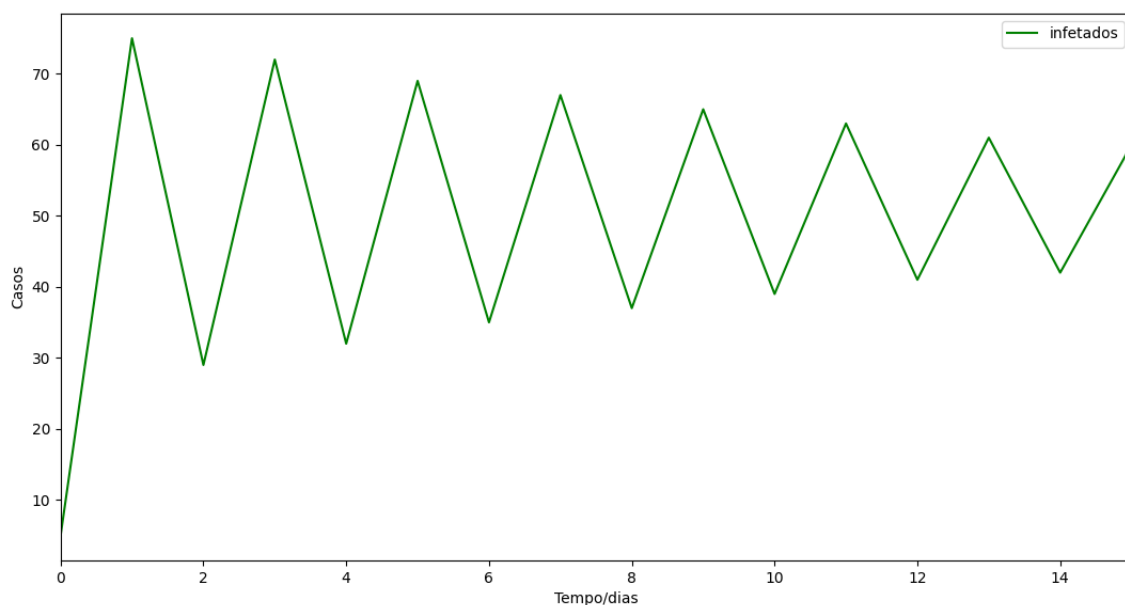


Analisando o gráfico e tendo em consideração todas as variáveis este seria o expectável, dado o facto de inicialmente quase todos o nós serem suscetíveis ao contágio. Tendo também em atenção que a taxa de recuperação,  $\delta$  é bastante menor que a de infeção,  $\beta$ , podemos observar também que o número de recuperados se mantém relativamente constante após o pico de infetados que acontece no dia 4 com 107 infetados.

(média suscetíveis 100.14 media infetados 105.69 media recuperados 6.84)

### 3.b

O gráfico apresenta o número de infetados por dia. No código, para saber o número de novos casos por dia foi subtraído a cada dia o número de casos do dia anterior, obtendo o seguinte gráfico.



Apesar do gráfico resultante não ter apenas um pico, a análise que fazemos é de que o pico acontece no dia 2 com o número total de infectados igual a 75. Este pico acontece antes do pico de infectados presente no outro gráfico. Para explicar este facto temos de ter em consideração, mais uma vez, as variáveis  $\delta$  e  $\beta$ , olhando só para os novos casos de infectados a cada dia temos que fazer a comparação entre a taxa de recuperação e a de infecção, sendo a última inferior e por isso a taxa de recuperação ser superior, fazendo com que o número de recuperados seja superior ao de infectados e por isso esse valor seja abatido no número de casos de infecção.

### 3.c

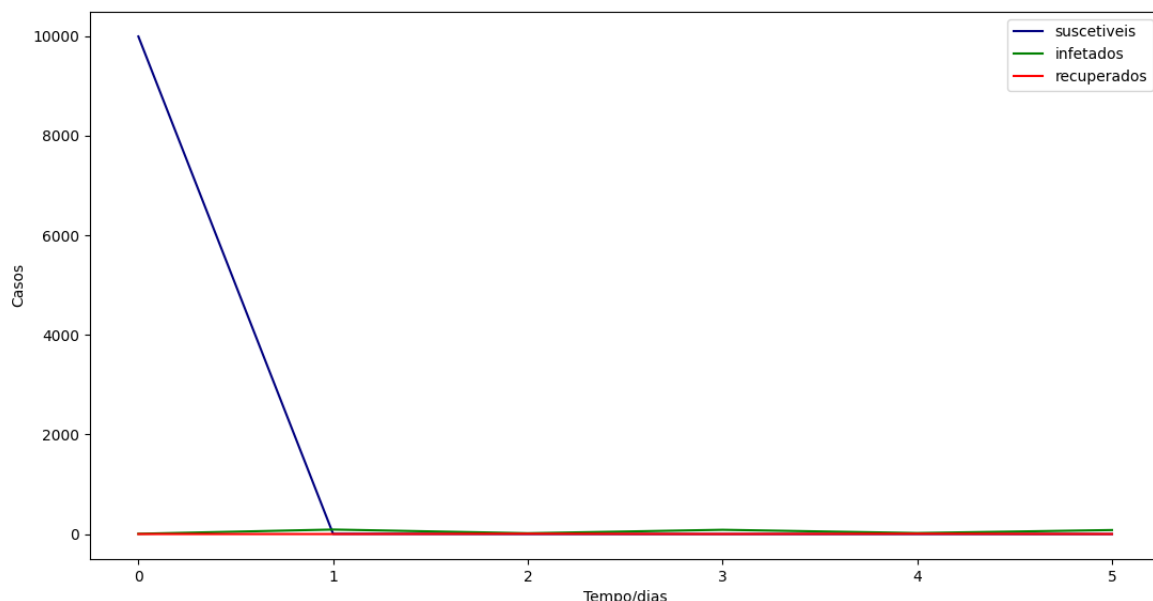
No nosso programa foi alterado o ciclo tendo em consideração apenas os primeiros 6 dias. Assim considerámos todos os nós infectados e os suscetíveis até ao dia. A tabela seguinte mostra os valores.

Dia	Infectados	Suscetíveis
1	5	9995
2	75	19
3	29	0
4	72	0
5	32	0
6	69	0

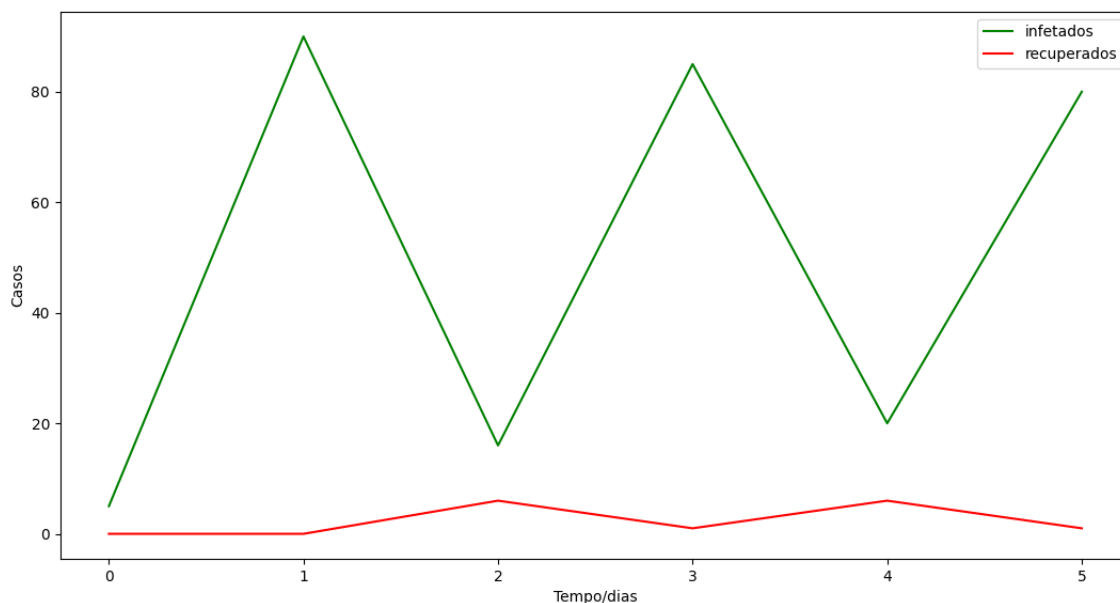
$R_0$  é obtido por  $\frac{b}{a}$  em que  $b$  é o número de infectados, no caso, até dia 6, e  $a$  o número de nós suscetíveis em relação ao valor de  $b$ , o valor de  $R_0$  é 0.56. Dado que  $R_0 < 1$ , significa que a taxa de contágio não é assim tão elevado e por isso justifica o facto de os valores de casos suscetíveis, pois a partir do momento em que o pico é alcançado estes valores diminuem bruscamente até 0, o fator  $R_0$  diminui também pelo facto de ambas as variáveis estarem relacionadas entre si. Em suma um valor baixo de  $R_0$ , no nosso caso, 0.56 implica que o número de casos suscetíveis seja próximo de 0 e então reduzirá por consequência o número de novos infectados.

### 3.d

Aparentemente neste gráfico não será possível fazer uma análise comparativa justa e por isso, decidimos apresentar num gráfico à parte os valores comparáveis, por serem os valores seguintes no cálculo do  $R_0$ .



Neste gráfico conseguimos melhor comparar com o exercício anterior, por só termos em atenção o número de infetados e recuperados. Calculando  $R_0$  obtemos 0.14. O pico de infetados acontece no 2º dia, 90 casos. O valor pode ser justificado pelo facto de inicialmente quase todos os nós serem suscetíveis, contudo, aplicadas as medidas de distanciamento esses mesmos casos que com uma determinada probabilidade poderiam vir a ser infectados não são afetados, mantendo-se os valores de contágio em equilíbrio sem grandes picos de infeção. Verificando-se que estas medidas diminuem  $\beta$  a variável responsável pela taxa de infeção dos nós. (média suscetíveis 1666 media infetados 49 media recuperados 2)



**3.e**



## Exercise 4

### 4.a

#### 4.a.1 i

Estatísticas básicas:

número de nós : 919

número de arestas : 1353

Grau médio : 2.945

Peso médio de grau (average weighted degree) : 0.698

numero de componentes conexos : 3

#### 4.a.2 ii

Grande componente conexo:

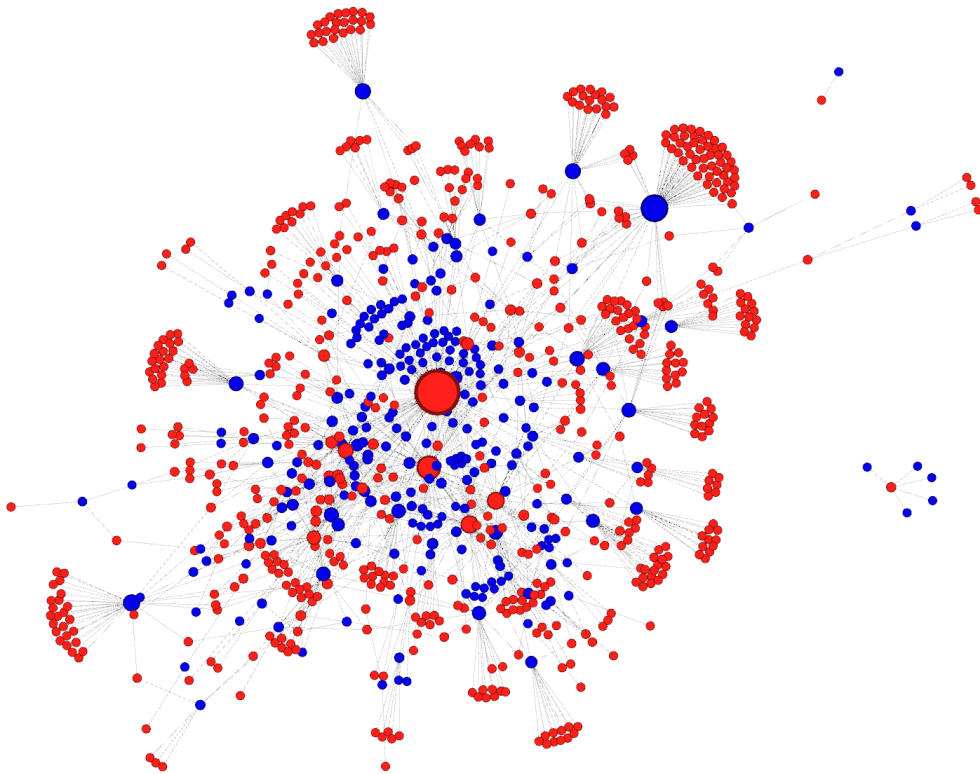
Diâmetro : 8

comprimento médio do caminho : 4.196265086690421

top-3 nós com maior grau : en (English), IN (India), fr ( French)

top-3 nós com maior *pagerank* : en (English), IN (India), fr ( French)

#### 4.a.3 iii



#### 4.b

O código em anexo "filtrar-rede.py" aplica os filtros pedidos e o resultado é apresentado a seguir.

