

Análise da Relação entre Adjetivos e a Avaliação de Alimentos Utilizando Redes Complexas

André S. Lobo¹, Gabriela L. Valente², Rafael H. R. Silva³, Vinícius L. A. Araújo⁴

¹Instituto de Ciências Exatas e Informática – Pontifícia Universidade Católica de Minas Gerais (PUC Minas)
Belo Horizonte – MG – Brazil

2

Abstract. *This article analyzes the relationship between the rating and the adjectives present in reviews of Amazon fine foods, through the application and study of the concepts of graphs and complex networks. Of all the reviews, most were between 1, 4 and 5 stars. In a sample randomly taken from the database, it is noticed that there is a greater volume of reviews with a score of 5. We attribute this behavior to the fact that they are Fine foods, which would result in a higher quality. We also obtained unusual results analyzing adjectives such as “hot”, “little” and “small”, which at first sight would not be very related to positive qualities.*

Resumo. *Este artigo analisa a relação entre a nota e os adjetivos presentes nas avaliações de alimentos de alta gastronomia da Amazon, por meio da aplicação e estudo dos conceitos de grafos e redes complexas. De todas as avaliações analisadas, a maioria esteve entre 1, 4 e 5 estrelas. Em uma amostra retirada da base de forma aleatória, percebe-se que existe um maior volume de reviews com nota 5. Atribuímos tal comportamento devido ao fato de se tratarem de “Fine foods”, o que resultaria em uma maior qualidade. Também obtivemos resultados inusitados analisando adjetivos como “hot”, “little” e “small”, que à primeira vista não estariam muito relacionados a qualidades positivas.*

1. Introdução

Com o advento da tecnologia e a modernização dos sistemas de comunicação, a opinião pública acerca de um negócio passou a determinar o sucesso ou fracasso da empresa. Sistemas de avaliação dos próprios aplicativos dos prestadores de serviço e redes sociais são meios de comunicação rápida em que os usuários podem compartilhar as suas experiências instantaneamente e impactar as opiniões de vários outros clientes.

Com isso, decidiu-se analisar relações em “reviews” no âmbito alimentício, especificamente nas avaliações de restaurantes, tendo em vista a relevância de tais no sucesso da empresa. Como exemplo, tem-se aplicativos de entrega, como o Ifood, e sites como o TripAdvisor, que aumentam a visibilidade de estabelecimentos que possuem boas notas e comentários. Portanto, Objetiva-se descobrir os atributos que levam um cliente gostar ou não de determinado produto, destacando as qualidades que devem ser buscadas em cada estabelecimento para satisfazer os seus clientes.

Diante da grande quantidade de fluxo de dados que provém da internet, a implementação de grafos como uma ferramenta de modelagem e organização das informações se torna uma excelente solução. Com o modelo de nós e arestas é possível gerar uma representação visual para uma gama de problemas, de forma a abstraí-los. Em situações como de “reviews” podemos definir diversas relações e tipos de relacionamentos, tais como usuários e objeto da avaliação, tamanho da avaliação e notas, quantidades de avaliações e objetos de avaliação e por fim, o selecionado, a relação entre adjetivos presentes em avaliações e suas notas.

Através de grafos e redes complexas, utilizando a linguagem de programação Python, será traçada uma investigação sobre os relacionamentos entre as avaliações de 1 a 5 e a frequência com que determinados adjetivos aparecem em cada uma delas. Para tal, utilizou-se do banco de dados “Amazon Fine Foods Review”, disponibilizado pela universidade de Stanford, para correlacionar a nota com a sua descrição.

2. Referencial Teórico

As redes complexas são abstrações de componentes e os relacionamentos entre eles, ou seja, as suas conexões e interações, possibilitando a modelagem de situações reais. Seguindo, elas possuem uma variedade de tipos e relacionamentos, que ocorrem entre os nós(vértices) através dos arcos(arestas).

Com isso, através da análise das redes pode-se fazer previsões de comportamento, determinando hubs, que são objetos protagonistas que possuem diversas ligações com outros nós. Entretanto, nem todo grafo é uma rede complexa, portanto, deve-se explorar as características que determinam tal.

Primeiramente, pode-se apresentar as propriedades das redes complexas. Dentre elas tem-se o coeficiente de aglomeração mais próximo 1, a distribuição de graus, a resistência, a mistura de padrões e a correlação de graus. O primeiro representa a transitividade da rede(presença de um número elevado de triângulos), em sequência o conceito significa a probabilidade de um vértice ter grau fixo, após indica-se a capacidade de remoção de vértices sem a perda de funcionalidade, a capacidade de algumas redes apresentarem diferenças em que vértices podem representar diferentes tipos de objeto e por fim a qualidade de indicar se as arestas associam vértices de graus parecidos.

Ademais, pode-se analisar os tipos de redes, sendo elas as redes regulares, todos os nós possuem o mesmo grau, as redes aleatórias, em que as arestas são adicionadas aleatoriamente com a mesma probabilidade entre os nós, o modelo E-R, em que a rede é obtida conectando vértices selecionados aleatoriamente até o número de arestas ser igual a um valor, as redes Pequeno Mundo, em que a maioria dos vértices se conecta aos outros através de um caminho mínimo. Por fim, tem-se as redes livres de escalas, em que a conexão é preferencial(tendência de um novo vértice se conectar a outro de grau elevado da rede).

A partir da base de dados, foi traçada uma rede complexa que atende às propriedades caracterizadoras de uma rede complexa. Com isso, pode-se destacar principalmente os conceitos de relações do tipo triângulo, em que os adjetivos estão relacionados a mais de uma nota de review com diferentes pesos de frequência; mistura de padrões, uma vez que as aresta significam diferentes relações entre os elementos de nota, sendo positivas e negativas de acordo com a nota (uma frequência alta em notas baixas é diferente

de notas altas); e também relações neutras em casos de adjetivos usados para construir sentenças, como por exemplo “good” podendo ser positivo (“very good”) ou negativo (“not good”).

Segundo a outra classificação, de tipo, a base gerada no trabalho, pode-se classificá-la como uma rede livre de escala, ou seja, há uma distribuição de graus heterogênea em que alguns nós possuem um número muito maior de conexões (notas de 1 a 5) em comparação com os outros, que no caso seriam os adjetivos. Ademais, destaca-se que o grafo é ponderado, sendo que o seu valor representa o número de vezes que determinado adjetivo aparece nas avaliações de cada nota.

3. Metodologia

A abstração de redes complexas pode ser um obstáculo quando é necessário visualizar e obter informações a partir de uma base de dados. Para isso, são utilizadas ferramentas que auxiliam nesse processo. Como exposto anteriormente, a análise de dados acerca das avaliações dos clientes pode refletir em mais visibilidade ao estabelecimento, ou até mesmo na qualidade do serviço prestado. Dessa forma, optou-se por inspecionar tais informações a fim de entender qual a relação entre os comentários realizados e a nota fornecida pelo usuário.

A base de dados original possui aproximadamente 500 mil reviews, sendo que nesse caso foram extraídos aleatoriamente 1.112 “reviews” através de um método de conversão. Para tal, os dados de cada review são colocados em um dicionário, buscando os valores que preenchem os campos da classe “Review”, sempre retirando as quebras de linha entre cada avaliação no arquivo de texto. Por fim, todos os comentários obtidos são armazenados em um vetor de “reviews”.

```
product/productId: B001E4KFG0
review/userId: A3SGXH7AUHU8GW
review/profileName: delmartian
review/helpfulness: 1/1
review/score: 5.0
review/time: 1303862400
review/summary: Good Quality Dog Food
review/text: I have bought several of the Vitality canned dog food products and have
found them all to be of good quality. The product looks more like a stew than a
processed meat and it smells better. My Labrador is finicky and she appreciates this
product better than most.
```

Figure 1. Formatação dos dados de cada Review

Analisando a Figura 1 tem-se em sequência a id do produto registrado na empresa, a id do usuário dono da review, o nome do perfil do usuário, a nota da review dada por outros usuários, a avaliação do usuário, a hora da avaliação, o resumo da review e o texto da review. Para obter as informações necessárias serão utilizados os campos “review/score” e “review/text”.

```

review_obj = Review(review['product/productId'],
                    review['review/userId'],
                    review['review/profileName'],
                    review['review/helpfulness'],
                    review['review/score'],
                    review['review/time'],
                    review['review/summary'],
                    review['review/text'])
reviews.append(review_obj)

```

Figure 2. Estruturas das reviews em Python

A linguagem Python foi escolhida pois existem bibliotecas populares que facilitam a elaboração dos grafos e processamento de linguagem natural, como por exemplo a networkx e a matplotlib (elaborar grafos e visualização), a NLTK (Natural Language Toolkit) para marcação de partes de texto com sua classe gramatical, e o Anaconda, que por ser um notebook permite visualizar os grafos mais claramente, além de ser capaz de organizar o algoritmo por grafo gerado. Também foi utilizada a biblioteca collections para contar a quantidade de adjetivos existente em cada "review".

Utilizando a funcionalidade "Part-of-speech" (POS), fornecida pela NLTK, o método da classe Review marca as palavras no campo "text" com a tag 'JJ'. Essa tag representa para o modelo de linguagem natural palavras que descrevem ou modificam substantivos, fornecendo informações adicionais sobre suas características ou qualidades, ou seja, adjetivos. No final desse método utilizamos o "Counter" da biblioteca "collections", que é um padrão para agrupar a palavra com o marcador ao seu número de aparições no texto em uma tupla.

```

def get_adjective_frequency(self):
    adjectives = []
    words = nltk.word_tokenize(self.text.lower())
    tagged_words = nltk.pos_tag(words)

    for word, tag in tagged_words:
        if tag.startswith('JJ'):
            if word != 'i':
                adjectives.append(word)

    adjective_count = Counter(adjectives)
    return list(adjective_count.items())

```

Figure 3. Coleta dos adjetivos em Python

A partir da estrutura foram criados os grafos utilizando como parâmetro principal a classificação da avaliação. Para cada grafo ocorre a mudança da variável "self.score".

```

i = 0
j = 0
result_dict1 = {}
for review in reviews:

    i+=1

    if review.score == '1.0':
        j+=1

        adjective_frequency = review.get_adjective_frequency()
        adjective_frequency = sorted(adjective_frequency, key=lambda x: x[0])
        for item in adjective_frequency:
            key, value = item
            if key in result_dict1:
                result_dict1[key] += value
            else:
                result_dict1[key] = value
print(str(i)+" Reviews with "+str(j)+" were 1 Star Reviews")

```

Figure 4. Estrutura de criação dos grafos

Primeiramente é gerado um dicionário que representa as avaliações de cada tipo de pontuação. No exemplo da figura 4, temos a formação do dicionário de “scores 1.0”. Nesse trecho somamos as chaves (adjetivos) e suas frequências, gerando uma relação final de adjetivo e número de aparições em cada nota. Após a criação de todos os dicionários, são eliminados os adjetivos de frequência 1 de forma a limpar a base de dados. Tal ação é necessária para que os limites de projeção da biblioteca matplotlib sejam respeitados nas avaliações de 5 estrelas.

```

import networkx as nx
import matplotlib.pyplot as plt

# Create the graph
G1 = nx.Graph()

# Add edges and vertices to the graph
graph_dict = result_dict1
for vertex, weight in graph_dict.items():
    G1.add_edge('1', vertex, weight=weight)

# Get the edges with weights sorted in ascending order
edges_sorted = sorted(G1.edges(data=True), key=lambda x: x[2]['weight'])
lowest_edges1 = edges_sorted[:10] # Top 5 edges with lowest weights
highest_edges1 = edges_sorted[-10:] # Top 5 edges with highest weights

# Create a list for vertex colors based on connectivity to '5'
vertex_colors = []
for v in G1.nodes():
    if v == '1':
        vertex_colors.append('yellow') # Color the central vertex gray
    elif any(v == edge[1] for edge in lowest_edges1):
        vertex_colors.append('blue') # Color vertices connected to lowest edges as blue
    elif any(v == edge[1] for edge in highest_edges1):
        vertex_colors.append('red') # Color vertices connected to highest edges as red
    else:
        vertex_colors.append('gray') # Color other vertices gray

# Plot the graph
pos = nx.spring_layout(G1) # Layout algorithm for node positioning
edge_labels = nx.get_edge_attributes(G1, 'weight')

plt.figure(figsize=(50, 50)) # Adjust the figure size as needed

nx.draw_networkx(G1, pos, node_color=vertex_colors, edge_color='gray', with_labels=True)
nx.draw_networkx_edge_labels(G1, pos, edge_labels=edge_labels)

plt.title('Star-Shaped Graph with Vertex Coloring')

plt.show()

```

Figure 5. Criação dos grafos em Python

Após gerar o dicionário de relações de cada tipo de avaliação é possível gerar os grafos. Assim como nos dicionários, o mesmo processo foi repetido para os cinco tipos. Nessa etapa cria-se a estrutura de dados de um grafo com a biblioteca newtworkx

e adiciona-se as arestas e seus pesos, um a um, ao vértice escolhido (no exemplo da Figura 5 tem-se o vértice “1”). Após, utiliza-se de uma função lambda para ordenar as arestas por peso e obter as 10 maiores e 10 menores ocorrências. Com essa separação é criado também um vetor que armazena as cores a serem passadas a cada vértice, colorindo os mais frequentes de vermelho, os menos frequentes de azul, os vértices principais de amarelo e os demais de cinza. Por fim, é construído o layout para função plt da biblioteca matplotlib para o display do grafo.

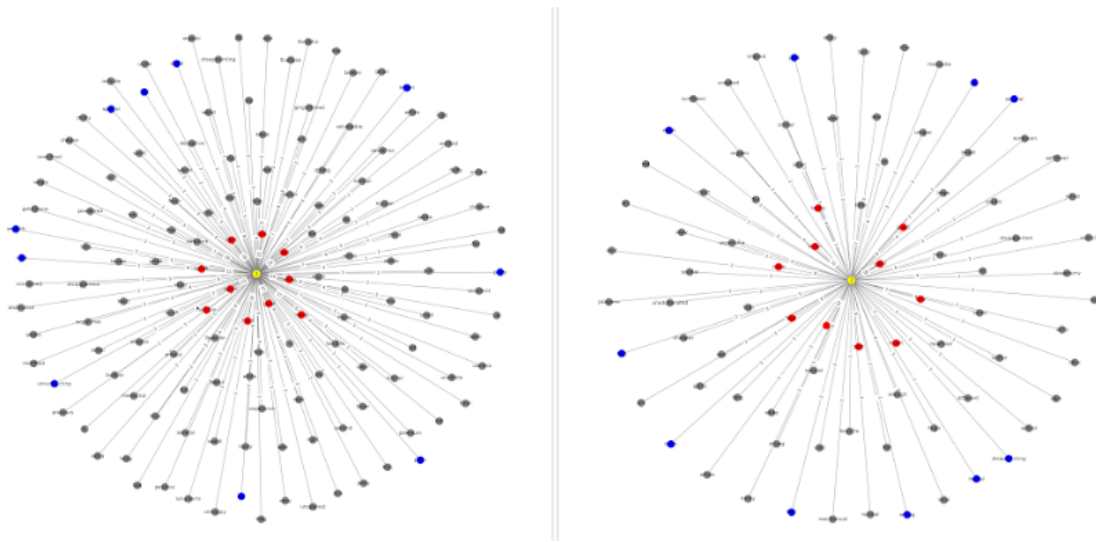


Figure 6. Grafo 1 e 2— Avaliações de 1 e 2 estrelas respectivamente

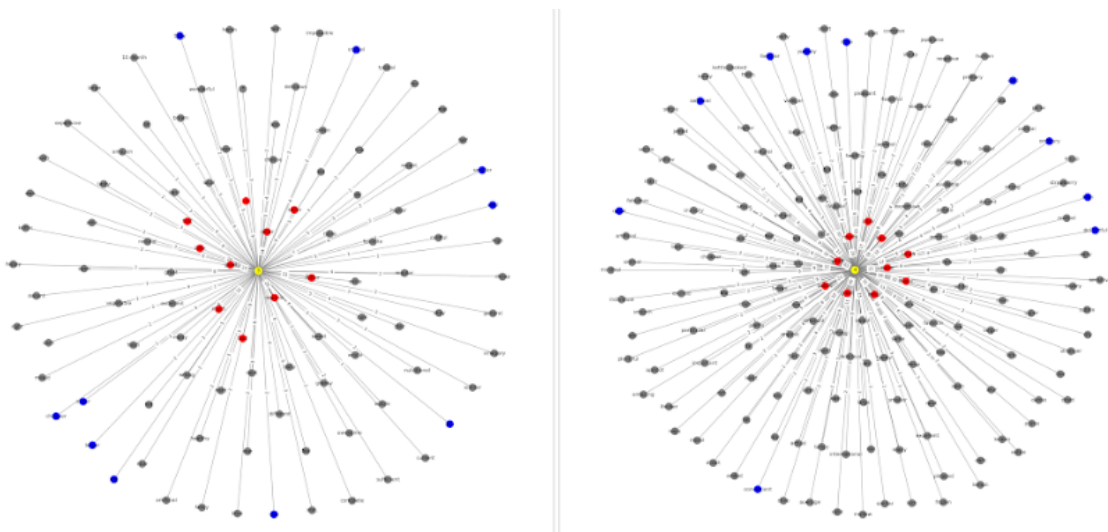


Figure 7. Grafo 3 e 4 — Avaliações de 3 e 4 estrelas respectivamente

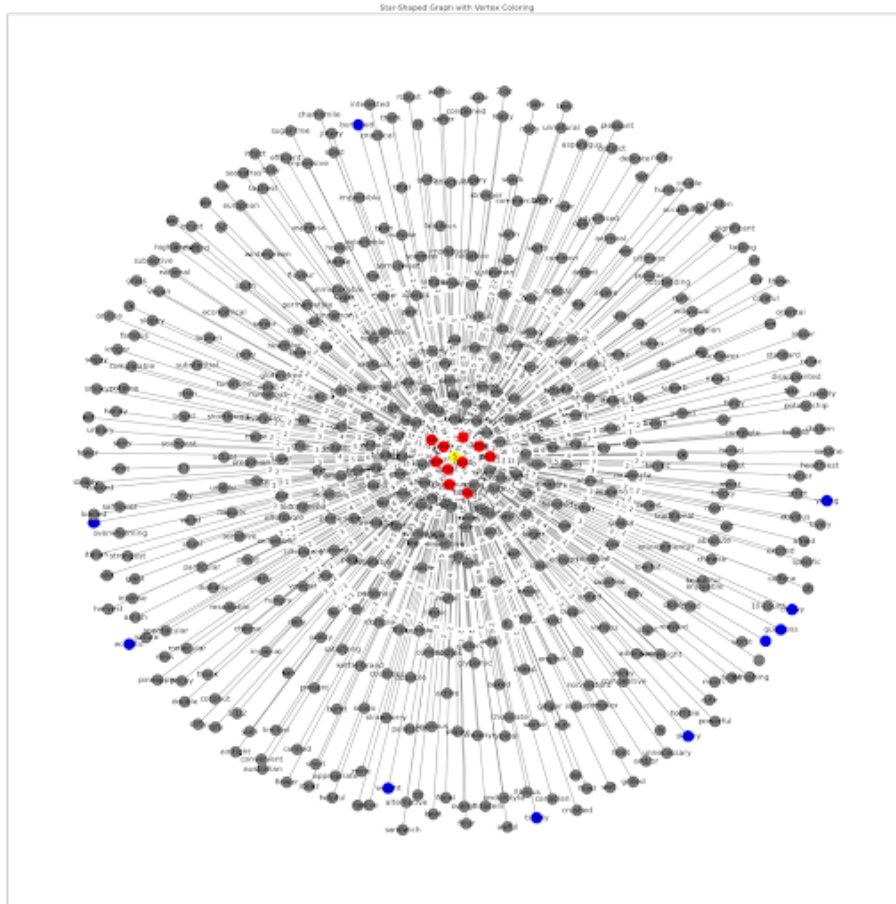


Figure 8. Grafo 5 — Avaliações de 5 estrela

Realizado o procedimento em cada um dos dicionários, tem-se o grafo estrela de cada um dos “scores” como nas Figuras 6,7 e 8. Os 5 grafos são somados através da função “compose all” (também da biblioteca networkx da Figura 9) e uma nova coloração é feita de forma a marcar apenas as maiores incidências de todos os grafos compartilhados resultando na figura 10

```
complete_G = nx.compose_all([G1,G2,G3,G4,G5])
vertex_colors = []
vector_list = [highest_edges1, highest_edges2, highest_edges3, highest_edges4, highest_edges5]
for v in complete_G.nodes():
    if v in ['5','4','3','2','1']:
        vertex_colors.append('yellow') # Color the central vertex gray
    elif any(v == edge[1] for edge in vector) for vector in vector_list:
        vertex_colors.append('red') # Color vertices connected to highest edges as red
    else:
        vertex_colors.append('gray') # Color other vertices gray

fig, ax = plt.subplots(figsize=(30,30))
pos = nx.spring_layout(complete_G)
nx.draw(complete_G, with_labels = True, node_size = 100, font_size = 12, node_color=vertex_colors, edge_color='gray', ax = ax)
plt.show()
```

Figure 9. Soma dos subgrafos estrela

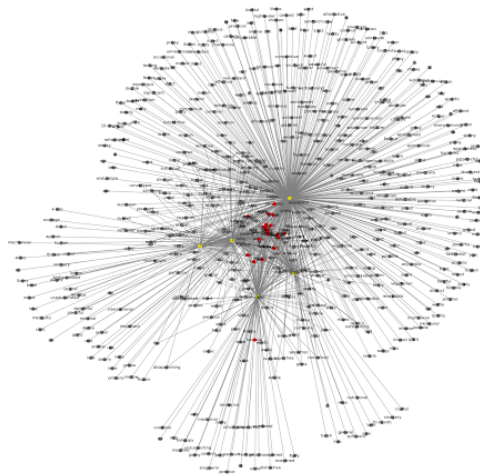


Figure 10. Rede Complexa de todas as reviews

Também foi gerado um grafo bipartido com apenas as maiores e menores incidências dos cinco tipos de avaliação (figura 12) . Para produzi-lo é passado o primeiro conjunto de vértices (do tipo avaliação) e adicionamos as relações com os demais tipos de vértice (do tipo adjetivo). Por fim os vértices são coloridos de forma similar às anteriores e os parâmetros são enviados para função plt (Figura 11)

```
import networkx as nx
import matplotlib.pyplot as plt

nodes_set1 = ['1', '2', '3', '4', '5']

bipartite_G = nx.Graph()
bipartite_G.add_nodes_from(nodes_set1, bipartite=0)

bipartite_G.add_edges_from(highest_edges1)
bipartite_G.add_edges_from(highest_edges2)
bipartite_G.add_edges_from(highest_edges3)
bipartite_G.add_edges_from(highest_edges4)
bipartite_G.add_edges_from(highest_edges5)

bipartite_G.add_edges_from(lowest_edges1)
bipartite_G.add_edges_from(lowest_edges2)
bipartite_G.add_edges_from(lowest_edges3)
bipartite_G.add_edges_from(lowest_edges4)
bipartite_G.add_edges_from(lowest_edges5)

fig, ax = plt.subplots(figsize=(20, 20))
pos = nx.bipartite_layout(bipartite_G, nodes_set1, align='vertical')
nx.draw(
    bipartite_G,
    pos=pos,
    with_labels=True,
    node_size=100,
    font_size=12,
    edge_color='gray',
    node_color=vertex_colorsf, # Assign vertex colors
    ax=ax
)
plt.show()
```

Figure 11. Código para gerar o grafo bipartido

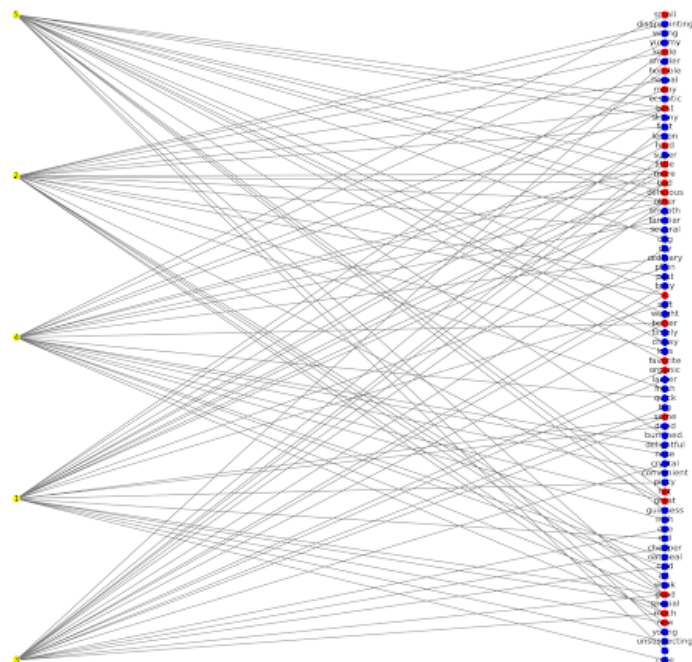


Figure 12. Grafo bipartido

4. Análise de Resultados

Com base nos grafos gerados, pode-se analisar os relacionamentos entre notas e adjetivos individualmente primeiramente. A nota máxima, 5 estrelas, se mostrou como a mais conectada, possuindo 715 reviews, o que é esperado tendo em vista que o banco armazena avaliações de comida de alta gastronomia. Além disso, pode-se destacar os adjetivos mais(vértices vermelhos) e menos(vértices azuis) utilizado(Tabela 1 e Figura 13).

Table 1. Adjetivos e suas frequências no grafo de 5 estrelas

Mais utilizado	Score	Menos utilizado	Score
Great	245	Dog	2
Good	231	Chewys	2
Best	134	Bummed	2
Other	133	Ecstatic	2
<	91	Skinny	2
Little	81	Guinness	2
More	72	S	2
Favorite	66	Young	2
Delicious	65	Timely	2
Hot	62	Weight	2

menos utilizados positivos. Observa-se então que, por ser uma nota intermediária, possui avaliações que apresentam os pontos positivos do prato, mas ressaltam que há melhores.

Table 2. Adjetivos e suas frequências no grafo de 3 estrelas

Mais utilizado	Score	Menos utilizado	Score
Organic	26	Big	2
Good	23	Cold	2
Other	14	Cheaper	2
Much	12	Smaller	2
Better	11	Busy	2
Little	10	Larger	2
Bad	9	Due	2
<	9	Super	2
Same	9	Dry	2
First	9	Crystal	2

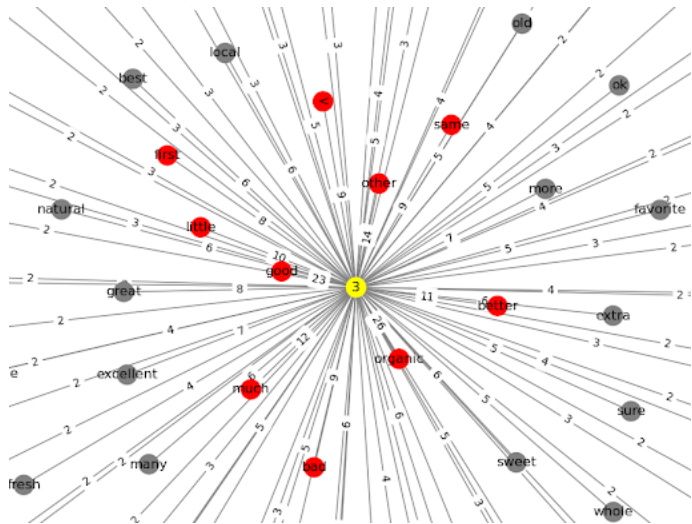


Figure 15. Grafo das avaliações de 3 estrelas

Nas avaliações de 2 estrelas, que representam 55 reviews, começa-se a ver uma mistura de adjetivos positivos e negativos, tendo, contraditoriamente, como mais utilizados “good” e “bad”. Entretanto, como adjetivos menos utilizados vê-se a presença maior de qualidades negativas, como “wrong” e “weak”. Pode-se ainda ressaltar que, para uma nota relativamente baixa, não há um alto número de críticas extremamente ruins, sendo tal fato possível provavelmente por já serem produtos considerados de alta qualidade.

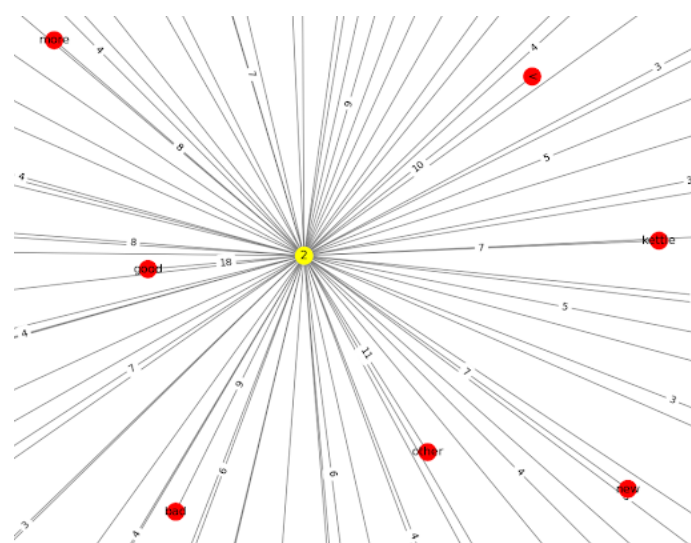


Figure 16. Grafo das avaliações de 2 estrelas

Com as avaliações de 1 estrela, pode-se ver um aumento do número de reviews, 111, mostrando então que os usuários tendem a avaliar em extremos. Surpreendentemente, alguns dos adjetivos mais utilizados continuam positivos, como “best” e “good”, mas nota-se presença de qualidades negativas mais expressivas, como “horrible” e “hard”. Com os adjetivos menos utilizados, percebe-se novamente a questão situacional das notas de 5 estrelas, em que “soft”, por exemplo, pode ser bom ou ruim dependendo do tipo do alimento consumido, sendo tal fato claramente observado pois “hot” também aparece como uma das qualidades negativas menos utilizadas (Tabela X)

Table 3. Adjetivos e suas frequências no grafo de 1 estrela

Mais utilizado	Score	Menos utilizado	Score
Good	27	Red	2
Other	24	Soft	2
Same	23	Unsuspecting	2
Bad	20	Special	2
Best	16	Dried	2
New	15	Cute	2
Hard	14	Picky	2
More	12	Smooth	2
Horrible	11	Lemon	2
Kettle	11	Plain	2

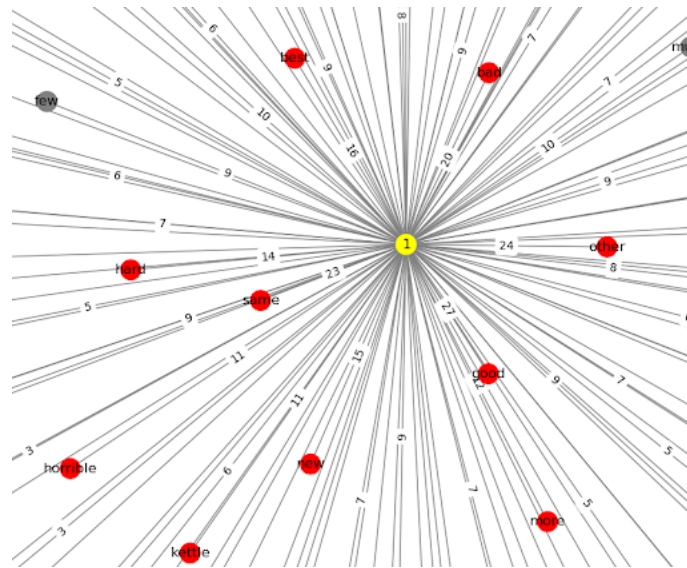


Figure 17. Grafo das avaliações de 1 estrelas

Finalizando, deve-se analisar a rede complexa gerada pela união de todos os grafos gerados. Percebe-se novamente a alta concentração de reviews de 4 e 5 estrelas, assim como de 1 estrela, novamente demonstrando a avaliação em extremidades. Além disso, pode-se perceber que há um alto nível de conexão entre diversos adjetivos entre todas as notas, havendo então situações como “hot” e “good” que são circunstanciais e devem ser analisadas utilizando o contexto, pois não possuem indicativos de qualidade direta. O único ponto não compartilhado com muita frequência entre as notas é o adjetivo “horrible”, que pela Figura 18, se encontra distante dos demais, com proximidade apenas a 1, 2 e 3.

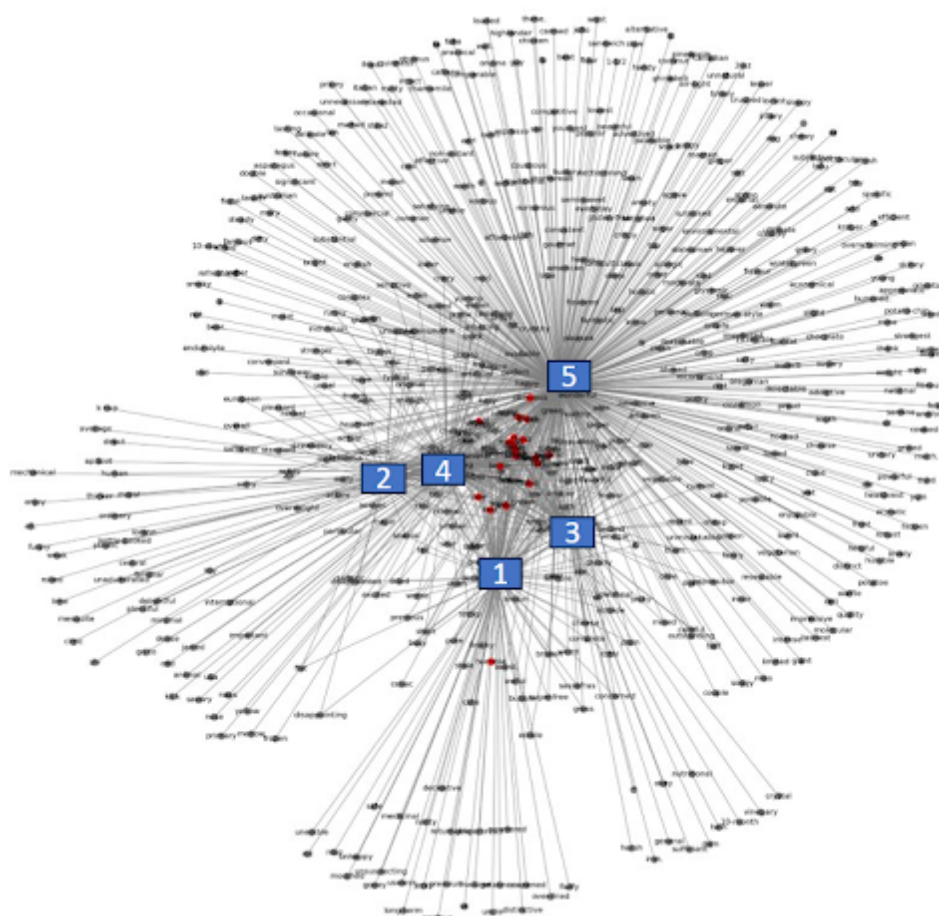


Figure 18. Rede CComplexa

5. Conclusão

Com base no experimento feito foi possível gerar uma teia de relacionamentos entre os diversos adjetivos utilizados nas avaliações da alta gastronomia. As bibliotecas “nltk” e “networkx” foram de extrema importância para análise e organização dos dados de forma acessível. A tentativa de traçar a influência em boas notas através de adjetivos se concretizou como algo fora do esperado em algumas ocasiões e também trouxe algumas ocasiões mais relacionadas ao idioma e seu modo de compor sentenças.

Após análise dos resultados, evidenciou-se a existência de uma maioria de avaliações com notas máximas (nota 5), as quais em números totais foram quase duas vezes maiores que a soma das demais. Acredita-se que tal fato se deve à melhor qualidade já apresentada pelos pratos, uma vez que os mesmos são de alta classe. Seguindo, nessas “reviews” a frequência de utilização de adjetivos como “great”, “best”, “favorite” e “delicious” são extremamente elevados, sendo fortes indicadores do tipo de nota. Entretanto, alguns adjetivos encontrados, como “good”, com alta frequência não parecem ser bons indicadores tendo em vista que estão presentes em todas as notas. Isso se deve ao fato de que o adjetivo é utilizado para compor sentenças negativas e positivas no inglês. Como exemplo, um usuário poderia mencionar “this was good food” para uma boa avaliação, assim como “the quality of the food was simply not good.”, para uma péssima avaliação.

Além disso, segundo o modelo de interpretação, também identifica-se que em algumas situações existem símbolos que são reconhecidos como adjetivos, e os mesmos interferem nos resultados. Tem-se como exemplo o sinal “|”, que possui alta frequência nas notas 5 e 3, e podem representar um usuário expressando “menor que”.

Ao final, foi possível gerar certas conclusões e guias presentes em diferentes tipos de avaliações. A mais destoante sendo a alta presença dos adjetivos “hot”, “little” e “small” em “reviews” de 4 e 5 estrelas. Acredita-se que o adjetivo “hot” seja frequente devido ao tempero e tipos de comida que possuem tal qualidade em seu nome. Em relação aos outros dois seria necessário uma análise mais profunda. A análise do experimento proporcionou dados interessantes e que podem ser utilizados em cenários reais de forma a maximizar boas “reviews”. Realizando uma estruturação mais cuidadosa da base, eliminando outliers como símbolos e palavras de composição linguística, seria possível ter resultados ainda mais precisos e surpreendentes.

Referências

- BESSA, A. D. **INTRODUÇÃO AS REDES COMPLEXAS**. 2010. Disponível em: <http://wiki.dpi.inpe.br/lib/exe/fetch.php?media=ser301-2011:introducaoredescomplexas.pdf>. Acesso em: 21 mai. 2023.
- COMUNICAÇÃO, A. de. **O que são redes complexas**. 2014. Disponível em: <https://www2.ifsc.usp.br/portal-ifsc/redes-complexas-o-que-sao-afinal/#:~:text=As%20redes%20complexas%20far%C3%A3o%20o,e%20os%20objetos%20escolhidos%2C%20tamb%C3%A9m.>. Acesso em: 20 mai. 2023.
- DEVELOPERS, N. **Software for Complex Networks**. 2023. Disponível em: <https://networkx.org/documentation/stable/index.html>. Acesso em: 21 mai. 2023.
- HUNTER, J. **Matplotlib 3.7.1 documentation**. 2012. Disponível em: <https://matplotlib.org/stable/index.html>. Acesso em: 21 mai. 2023.
- LESKOVEC, J. **Web data: Amazon Fine Foods reviews**. Disponível em: <https://snap.stanford.edu/data/web-FineFoods.html>. Acesso em: 22 mai. 2023.
- MORENO, C. **A Influência das Redes Sociais na Restauração**. Disponível em: <https://www.linkedin.com/pulse/influ%C3%Aancia-das-redes-sociais-na-restaura%C3%A7%C3%A3o-carolina-moreno/?trk=pulse-article&originalSubdomain=pt>. Acesso em: 20 mai. 2023.
- NEWMAN, M. E. J. **The Structure and Function of Complex Networks**. 2003. Disponível em: <https://doi.org/10.1137/S003614450342480>. Acesso em: 19 mai. 2023.
- PROJECT, N. **Natural Language Toolkit**. 2023. Disponível em: <https://www.nltk.org/>. Acesso em: 23 mai. 2023.
- TASCHETTO, G. **Redes complexas, uma abordagem concisa**. Disponível em: <https://meuartigo.brasilescola.uol.com.br/matematica/redes-complexas-uma-abordagem-concisa.htm>. Acesso em: 18 mai. 2023.