



Universidade de Brasília – UnB
Faculdade UnB Gama – FGA
Engenharia de Software

Visualização de dados e classificação de perfil em uma plataforma de participação social

Autor: Naiara Andrade Camelo
Orientador: Professor Dr. Fábio Macedo Mendes

Brasília, DF
2019



Naiara Andrade Camelo

Visualização de dados e classificação de perfil em uma plataforma de participação social

Monografia submetida ao curso de graduação em Engenharia de Software da Universidade de Brasília, como requisito parcial para obtenção do Título de Bacharel em Engenharia de Software.

Universidade de Brasília – UnB

Faculdade UnB Gama – FGA

Orientador: Professor Dr. Fábio Macedo Mendes

Coorientador: Professora Dra. Marília Miranda Forte Gomes

Brasília, DF

2019

Naiara Andrade Camelo

Visualização de dados e classificação de perfil em uma plataforma de participação social/ Naiara Andrade Camelo. – Brasília, DF, 2019-
34 p. : il. (algumas color.) ; 30 cm.

Orientador: Professor Dr. Fábio Macedo Mendes

Trabalho de Conclusão de Curso – Universidade de Brasília – UnB
Faculdade UnB Gama – FGA , 2019.

1. Palavra-chave01. 2. Palavra-chave02. I. Professor Dr. Fábio Macedo Mendes. II. Universidade de Brasília. III. Faculdade UnB Gama. IV. Visualização de dados e classificação de perfil em uma plataforma de participação social

CDU 02:141:005.6

Naiara Andrade Camelo

Visualização de dados e classificação de perfil em uma plataforma de participação social

Monografia submetida ao curso de graduação em Engenharia de Software da Universidade de Brasília, como requisito parcial para obtenção do Título de Bacharel em Engenharia de Software.

Trabalho aprovado. Brasília, DF, 10 de julho de 2019 – Data da aprovação do trabalho:

Professor Dr. Fábio Macedo Mendes
Orientador

Professora Dra. Carla Rocha
Convidado 1

Titulação e Nome do Professor
Convidado 02
Convidado 2

Brasília, DF
2019

**A dedicatória é opcional. Caso não deseje uma, deixar todo este arquivo em
branco.**

*Este trabalho é dedicado às crianças adultas que,
quando pequenas, sonharam em se tornar cientistas.*

Agradecimentos

Agradecer a minha família e amigos. A inclusão desta seção de agradecimentos é opcional, portanto, sua inclusão fica a critério do(s) autor(es), que caso deseje(em) fazê-lo deverá(ão) utilizar este espaço, seguindo a formatação de *espaço simples e fonte padrão do texto (sem negritos, aspas ou itálico)*.

Caso não deseje utilizar os agradecimentos, deixar toda este arquivo em branco.

A epígrafe é opcional. Caso não deseje uma, deixe todo este arquivo em
branco.

*“Não vos amoldeis às estruturas deste mundo,
mas transformai-vos pela renovação da mente,
a fim de distinguir qual é a vontade de Deus:
o que é bom, o que Lhe é agradável, o que é perfeito.
(Bíblia Sagrada, Romanos 12, 2)*

Resumo

O resumo deve ressaltar o objetivo, o método, os resultados e as conclusões do documento. A ordem e a extensão destes itens dependem do tipo de resumo (informativo ou indicativo) e do tratamento que cada item recebe no documento original. O resumo deve ser precedido da referência do documento, com exceção do resumo inserido no próprio documento. (...) As palavras-chave devem figurar logo abaixo do resumo, antecidas da expressão Palavras-chave:, separadas entre si por ponto e finalizadas também por ponto. O texto pode conter no mínimo 150 e no máximo 500 palavras, é aconselhável que sejam utilizadas 200 palavras. E não se separa o texto do resumo em parágrafos.

Palavras-chaves: latex. abntex. editoração de texto.

Abstract

This is the english abstract.

Key-words: latex. abntex. text editoration.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Análise de grafos do Pol.is	19
Figura 2 – Participantes e vetores do PCA do Pol.is	19
Figura 3 – Plataforma do Pol.is	20
Figura 4 – ConsiderIt	21
Figura 5 – PolitEcho	22
Figura 6 – Gráfico de densidade beta para diferentes valores de α_1 e α_2	23
Figura 7 – Gráfico de densidade beta para diferentes valores de α_1 e α_2 , fixando $\alpha_2 = 1$ (esquerda) e $\alpha_1 = 1$ (direita)	24
Figura 8 – Distribuição de α_1 , α_2 e α_3 no 2-simplex	26
Figura 9 – Distribuição Dirichlet com $i = 10$ e variações de $\alpha = 0,001, 1, 10$ e 100	27
Figura 10 – Representação gráfica de modelo de LDA. As caixas são "placas" representando réplicas. A placa externa representa documentos, enquanto a placa interna representa a escolha repetida de tópicos e palavras dentro de um documento.	32

Lista de tabelas

Lista de abreviaturas e siglas

Fig.	Area of the i^{th} component
TIC	Tecnologia de Informação e Comunicação
LDA	Latent Dirichlet Allocation
EJ	Empurrando Juntos
PCA	Principal Component Analysis (Análise de Componentes Principais)
IA	Inteligência Artificial

Lista de símbolos

Γ	Letra grega Gama
Λ	Lambda
ζ	Letra grega minúscula zeta
\in	Pertence

Sumário

1	INTRODUÇÃO	14
1.1	Justificativa	15
1.2	Objetivos	16
1.2.1	Objetivo Geral	16
1.2.2	Objetivos Específicos	16
1.3	Metodologia de Trabalho	16
1.4	Organização do Trabalho	17
2	VISUALIZAÇÃO DE DADOS DE PLATAFORMAS DE PARTICIPAÇÃO	18
2.1	Pol.is	18
2.1.1	Evolução da visualização do Pol.is	18
2.2	ConsiderIt	20
2.3	PolitEcho	21
3	METODOLOGIA	23
3.1	Distribuição Beta	23
3.2	Distribuição Dirichlet	25
3.3	Processo Bernoulli	26
3.4	Aprendizado de Máquina	28
3.4.1	Aprendizado Supervisionada	29
3.4.2	Aprendizado Não Supervisionada	29
3.5	Naive Bayes	29
3.6	Análise de Componentes Principais	30
3.7	Latent Dirichlet Allocation	31
	REFERÊNCIAS	33

1 Introdução

O avanço das tecnologias de informação e comunicação (TIC) vêm mudando a forma de viver das pessoas. As TICs têm tomado diversas áreas das atividades humanas (COLL; MONEREO, 2010) e vêm moldando e marcando a sociedade da informação. O uso de dispositivos, dos mais diversos tamanhos, surpreendem com suas funcionalidades auxiliando nas tarefas do dia-a-dia. (MARTINS, 2005) afirma que distintas práticas sociais estão cada vez mais orientadas por e para essas tecnologias.

As TICs também são reconhecidas como agentes de mudança no setor público e como instrumentos que viabilizam a implementação de processos inovadores na gestão. Se tornando cada vez mais necessária a adaptação do governo ao ambiente digital que tem ganhado espaço entre cidadãos e empresas. Exemplos desses benefícios são as possibilidades de melhorar a comunicação entre governo e cidadãos com mecanismos de participação democrática, colaboração na definição de políticas públicas, entrega de serviço e acesso aos dados públicos. (BARBOSA, 2016)

Já o acesso a internet transformou principalmente a forma de buscar conhecimento e se relacionar. A quantidade de informações encontradas na internet gerou o que se considera, atualmente, o maior acervo de todos os tempos com conteúdo de todos os países, inúmeros textos, imagens e vídeos. E com a evolução dos meios de comunicação em massa, se antes já foi preciso dias até a veiculação de notícias ou informações, hoje são disponibilizadas em menos de segundos devido à tecnologia.

Ainda no século XX uma nova economia surgiu em escala global. (CASTELLS, 1999 apud JAMIL; NEVES, 2000) a chama de informacional, global e em rede. É informacional porque a produtividade e a competitividade dependem da capacidade de gerar, processar e aplicar de forma eficiente a informação baseada em conhecimentos. E desde então a criação e obtenção de dados nos últimos anos supera todos os anos anteriores desde o início da nossa história.

Desde então dados têm se tornado o novo minério de ouro e é impossível não notar sua obtenção por meio de formulários, redes sociais, aplicativos, compras, entre outros. Muitos deles são obtidos por meio de dispositivos com acesso à internet, como celulares. Assim, empresas conseguem obter informações de localização, tipo de dispositivo, o tempo que utilizam e quais serviços e dados pessoais.

Com o aumento contínuo de pessoas usando essas tecnologias, os fornecedores de serviços se depararam com um enorme volume de clientes. Com o desafio de melhorar essa experiência e mantê-los conectados, essas empresas investem na personalização de serviços, tendo como auxílio o uso de algoritmos e matemática, visando o melhor atendimento para

cada usuário.

Serviços como Google e o Facebook são exemplos que evidenciam os diferentes filtros aplicados de forma particularizada, levando em consideração a quantidade de usuários que possuem em todo o mundo. E o uso de algoritmos personalizados, por exemplo, a pesquisa de “células troncos” pode gerar resultados diferentes para um ambientalista e para um executivo. A ampla maioria das pessoas imagina que os mecanismos de busca sejam imparciais. Mas essa percepção talvez se deva ao fato de que esses mecanismos são cada vez mais parciais, adequando-se a visão de mundo de cada um. Cada vez mais, o monitor do computador é um espécie de espelho que reflete os próprios interesses de cada um, baseando-se na análise de cliques feita por observadores algorítmicos. (PARISER, 2012)

O anúncio do Google representou um marco em uma revolução importante, porém quase invisível, no modo como são consumidas as informações. Segundo (PARISER, 2012), em dezembro de 2009, começou a era da personalização. Para ele a internet iria democratizar o planeta, conectando informações e traria uma espécie de utopia global libertadora. Entretanto, os algoritmos se tornaram os curadores da entrega de resultados seguindo essa personalização, por meio de filtros, aumentando o tempo de permanência de um usuário na rede e fazendo com que criadores de conteúdo invistam em conteúdo relevante dentro da rede social para conseguir a atenção das pessoas.

Todos esses comportamentos da sociedade influenciam no surgimento dos filtros bolhas que são as informações que os algoritmos direcionam a pessoas com perfil de interesse parecido. Isso gera no usuário uma sensação de estar cercado de pessoas de opiniões parecidas, distanciando-o assim de “bolhas” diferentes, informações diferentes e pessoas diferentes, bloqueando conhecimentos e evitando discussões.

1.1 Justificativa

Este trabalho faz parte do desenvolvimento da plataforma “Empurrando Juntos”, que foi idealizado e desenvolvido inicialmente pelo Laboratório Avançado de Produção Pesquisa e Inovação em Software (LAPPIS), da Universidade de Brasília em conjunto com o Instituto Cidade Democrática, em comum acordo com o Hacklab. Empurrando Juntos é uma plataforma de serviços que possibilita a criação de conversas, e que por meio da utilização de gamificação identifica perfis específicos. Existem diferentes tipos de perfis de utilização, e possibilita poderes temporários com o objetivo de manter a diversidade nos debates.

As conversas são criadas por qualquer pessoa e as demais a recebem em sua conta por meio de notificação push, com três opções disponíveis, sendo elas concordar com a conversa; discordar da conversa; e pular a conversa. Também é permitido comentários,

assim como concordar ou não com comentários já feitos. Essas são as informações de entrada que são utilizadas para a definição de perfis, além de informações opcionais de registro pessoal, como sexo e idade.

A arquitetura se resume em um aplicativo e uma plataforma de serviços em Software Livre que se conecta com aplicativos crowdfsource de participação e utiliza as notificações push para potencializar aspectos como o debate informado, a diversidade de opinião e a ação coletiva.

Este trabalho tem o objetivo de criar os perfis de usuários, com algoritmos que aproximem pessoas com pensamentos próximos, e tenha uma visualização desses dados de forma simples e clara para os usuários. A transparência dessas informações é de grande importância para que as pessoas possam se identificar nas suas bolhas e ter a compreensão do todo e manter debates saudáveis.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo Geral

Este trabalho tem o propósito de classificar os perfis de usuários da plataforma e transparecer a melhor forma de visualização das bolhas de opinião para os usuários do Empurrando Juntos, a fim de fomentar debates e discussões.

1.2.2 Objetivos Específicos

- Visualização de dados e classificação de perfil em uma plataforma de participação social;
- Realizar estudo técnico sobre estrutura de dados;
- Realizar estudo técnico sobre algoritmos de personalização;
- Explorar modelos de visualização de bolhas;
- Realizar estudo técnico comparativo das visualizações existentes;
- Formalizar e analisar resultados.

1.3 Metodologia de Trabalho

Para o desenvolvimento deste trabalho será necessário mockar dados mais próximos possíveis da realidade para que a visualização atenda aos dados reais.

Para isso será necessário:

- A criação da base de dados por distribuição estatística: distribuição Dirichlet.
- Análise de modelos: Naive Bayes, LDA.
- Análise de visualizações

1.4 Organização do Trabalho

Este trabalho está organizado como ...

2 Visualização de dados de plataformas de participação

2.1 Pol.is

Pol.is é uma das referências deste trabalho. Segundo (FILHO; POPPI, 2017) foi utilizado como uma das referências também de Software Livre para a construção do Empurrando Juntos por abordar as dimensões de governança digital, inclusão e manipulação. É uma plataforma que ajuda as organizações a se entenderem visualizando o que seus membros pensam. Para que tenham uma visão clara de todos os pontos de vista para ajudar a levar a conversa adiante.¹

Para os criados do Pol.is, o problema era simples: a ineficiência de grandes grupos de pessoas tentando se comunicar efetivamente sobre um determinado tópico on-line. E por isso desenvolveram uma maneira de combinar dados de pesquisa de centenas de pessoas com aprendizado de máquina e visualização interativa de dados. O resultado final é uma maneira simples e limpa para qualquer um, enquanto permite que os usuários estimulem conversas com base em todas as informações.²

2.1.1 Evolução da visualização do Pol.is

O objetivo dos criados do Pol.is sempre foi mostrar os grupos de opinião. E no processo de concepção dessa forma de visualização, no início queriam mostrar a “distância” entre os participantes com base em padrões de votação semelhantes e diferentes na conversa como elos, e esse agrupamento emergiria naturalmente disso, entretanto não foi isso que aconteceu. A primeira tentativa foi a visualização por meio de rede de grafos na Fig. 1, entretanto perceberam que tinha muitas informações à mostra, e decidiram não mostrar algumas informações utilizando a matemática.³

A utilização de Análise de Componentes Principais (ou PCA em inglês), o que hoje é cerne do Pol.is mostra os dois primeiros principais componentes [img 2] nos eixos x e y. Ocorre a perda de alguns dados na compactação para duas dimensões, mas preserva as maiores diferenças de opinião.

Na Fig. 2 é possível observar que cada participante é mostrado como um ponto preto e os vetores do PCA são expostos na visualização. Clicar nos círculos nos eixos traria

¹ <https://pol.is/home>

² <https://www.geekwire.com/2014/startup-spotlight-polis/>

³ <https://blog.pol.is/the-evolution-of-the-pol-is-user-interface-9b7dccf54b2f>

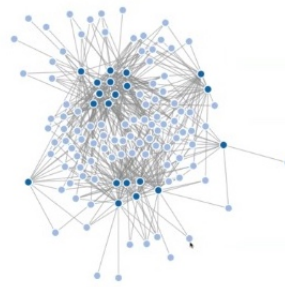


Figura 1 – Análise de grafos do Pol.is

Fonte: <<https://blog.pol.is/the-evolution-of-the-pol-is-user-interface-9b7dccb54b2f>>

os comentários associados àquele vetor - pessoas mais à esquerda, por exemplo, teriam maior probabilidade de concordar com alguma coleção de comentários.

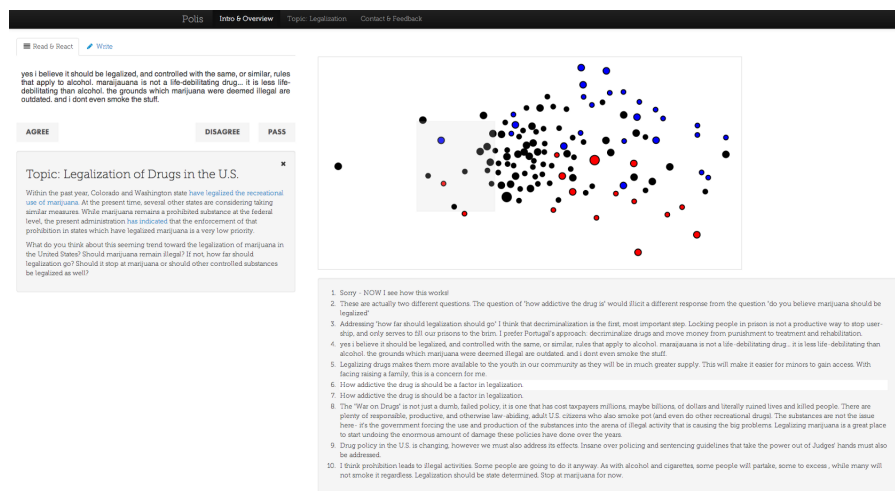


Figura 2 – Participantes e vetores do PCA do Pol.is

Fonte: <<https://blog.pol.is/the-evolution-of-the-pol-is-user-interface-9b7dccb54b2f>>

Para primeiro protótipo, Pol.is utilizou *k-means* aos pontos e eliminou os pontos que tinham menos de um certo número de votos (eles tendiam a se agrupar no centro). Isso melhorou a sensação e começou a transmitir a ideia principal - há grupos de participantes que votaram de maneira semelhante e são um grupo porque compartilham um certo número de perspectivas, não apenas uma.

Dividiu os usuários em forma de seta, dimensionado proporcionalmente e um marcador no mapa, círculo azul, para enfatizar o aspecto espacial. Seguido da tarefa de criar uma correlação mais forte entre o comentário selecionado e o estado da visualização.

A suposição levantada pelos criados sobre o anonimato era muito restritiva. E colocar as pessoas na visualização resolveria todos os tipos de problemas, inclusive tornando a visualização muito mais concreta. O resultado deste trabalho pode ser visto na Fig 3. este foi o resultado

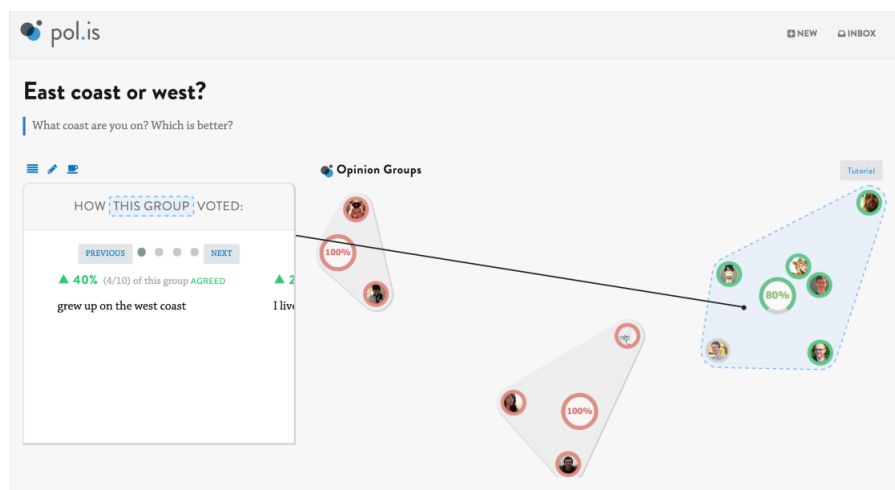


Figura 3 – Plataforma do Pol.is

Fonte: <<https://blog.pol.is/the-evolution-of-the-pol-is-user-interface-9b7dccf54b2f>>

2.2 ConsiderIt

ConsiderIt foi criado na Universidade de Washington, como parte da pesquisa de doutorado financiada pela National Science Foundation, com o objetivo de criar um método pelo qual grandes grupos de pessoas pudessem deliberar juntos e encontrar um terreno comum, mesmo em tópicos controversos.⁴

Segundo (KRIPLEAN et al., 2012) a plataforma ConsiderIt pode ajudar a construir a confiança do público por meio de interfaces que encorajam as pessoas a considerar questões e refletir sobre as diversas perspectivas, enquanto é aprimorada a capacidade coletiva de tomar ações mais eficazes como reforma financeira e mudança climática.

ConsiderIt foi construído a partir do básico da deliberação pessoal para promover uma deliberação pública mais eficaz. É focado em fazer as pessoas pensarem sobre as compensações de uma ação proposta, como uma medida em uma eleição, convidando-os a criar uma lista de prós e contras como mostra a Fig 4. Em vez de apenas ter a opção binária de concorda ou não, existe a possibilidade de proporcionalidade de opinião, e a criação das listas com prós e contras.

ConsiderIt reaproveita essas deliberações pessoais para oferecer um guia em evolução para o pensamento público e apresenta as considerações mais notáveis pró e contra baseadas na frequência com que são incluídas e se são incluídas por pessoas com diferentes posições sobre o assunto. Também permite aprofundar os pontos relevantes para diferentes segmentos da população, podendo assim gerar *insights* sobre as considerações de pessoas com diferentes perspectivas, podendo ajudar os usuários a identificar áreas comuns inesperadas.

⁴ <https://consider.it/tour?feature=moderation#research>

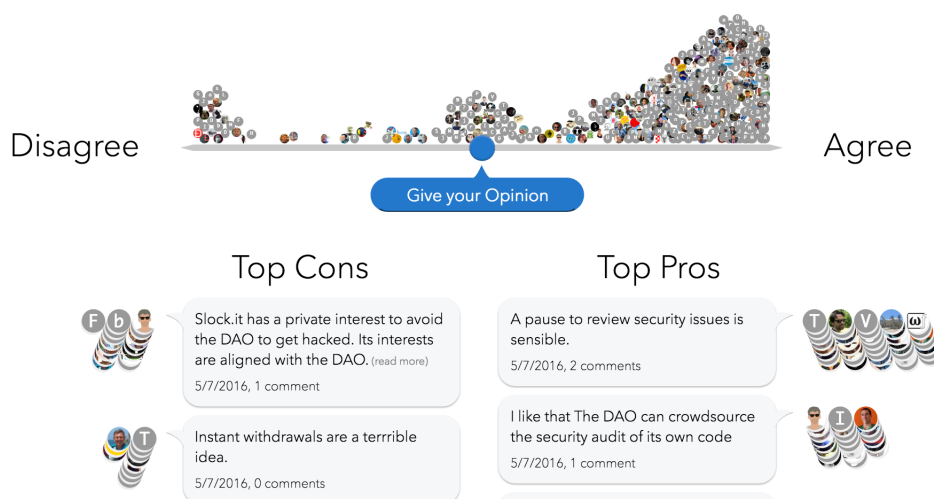


Figura 4 – ConsiderIt

Fonte: <<https://consider.it/examples>>

Também contribui com uma métrica de classificação de pró/contra feita para destacar pontos que ressoam com um público diverso, para promover pontos persuasivos e, ao mesmo tempo, incentivar uma diversidade de pontos de vista e, com sorte, resistir à manipulação estratégica.

2.3 PolitEcho

PolitEcho mostra o enviesamento político de amigos do Facebook e *feed* de notícias de um usuário. É uma extensão do Google Chrome que conecta com o Facebook e atribui a cada amigo uma pontuação baseada em uma previsão de tendências políticas e exibe um gráfico da lista de amigos. Em seguida, calcula o viés político no conteúdo do feed de notícias e compara-o com o viés da lista de amigos para destacar possíveis diferenças entre os dois. As cores azul e vermelho representam viés liberal e conservador respectivamente como pode ser visto na Fig 5.

As avaliações políticas dos amigos são baseadas nas páginas políticas do Facebook que eles gostam. É comparada as páginas que os amigos gostaram em um banco de dados de páginas do Facebook que foram classificadas por seu viés liberal/conservador e, é computado uma pontuação com base em quaisquer correspondências.⁵

⁵ <https://politecho.org/>

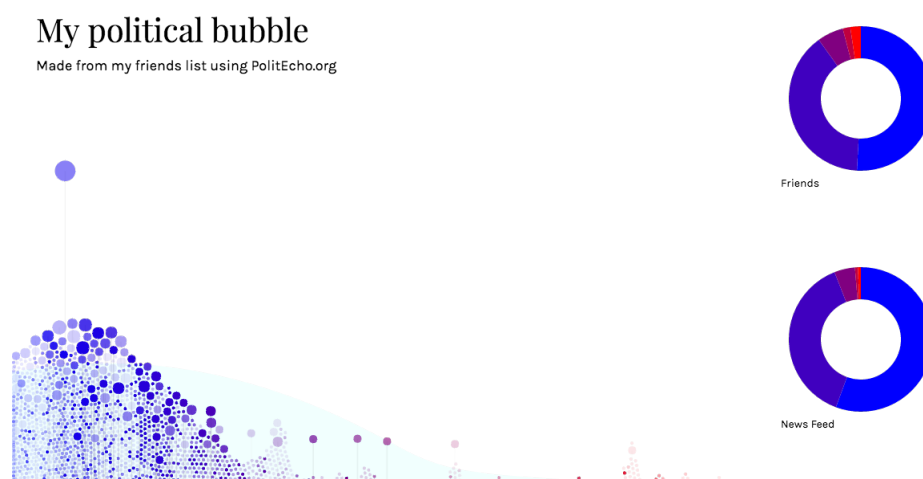


Figura 5 – PolitEcho

Fonte: <<https://politecho.org/>>

3 Metodologia

3.1 Distribuição Beta

Segundo (GOMES, 2005) a distribuição beta é muito utilizada para modelar experimentos aleatórios cujas variáveis assumem valores no intervalo $(0, 1)$, dada a grande flexibilidade de ajuste que seus parâmetros proporcionam. Uma variável aleatória contínua Y tem distribuição beta com parâmetros $\alpha_1 > 0$ e $\alpha_2 > 0$ e sua função de densidade de probabilidade da forma

$$f(y) = \frac{\Gamma(\alpha_1 + \alpha_2)}{\Gamma(\alpha_1)\Gamma(\alpha_2)} y^{\alpha_1-1} (1-y)^{\alpha_2-1} I_{(0,1)}(y) \quad (3.1)$$

em que Γ é uma função gama e I representa a função indicadora.

Os parâmetros α_1 e α_2 são parâmetros de ajuste, por resultar em diferentes formas de densidade em $(0, 1)$ através da escolha de α_1 e α_2 . Geralmente quando $\alpha_1 = \alpha_2$ as densidades são simétricas, assim, a distribuição beta pode ser vista como uma família de distribuições 6.

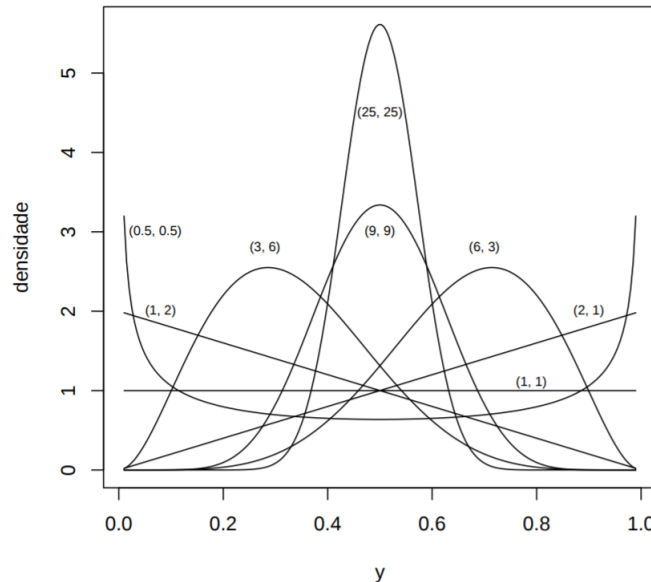


Figura 6 – Gráfico de densidade beta para diferentes valores de α_1 e α_2

Fonte: (GOMES, 2005)

Ao se fixar α_2 , no lado esquerdo da 7, é obtido a variação de densidade beta para diferentes valores de α_1 ; O mesmo acontece ao se fixar o α_1 , no lado direito da 7, é obtido a variação de densidade beta para diferentes valores de α_2 . Ao permutar α_1 e α_2 ocorre

uma reflexão em torno da reta $y = 0,5$, devido à expressão da densidade como função de y e $y - 1$.

Se Y tem distribuição beta, a esperança é dada por

$$E(Y) = \frac{\alpha_1}{\alpha_1 + \alpha_2}$$

e a variância é dada por

$$Var(Y) = \frac{\alpha_1 \alpha_2}{(\alpha_1 + \alpha_2)^2 (\alpha_1 + \alpha_2 + 1)}$$

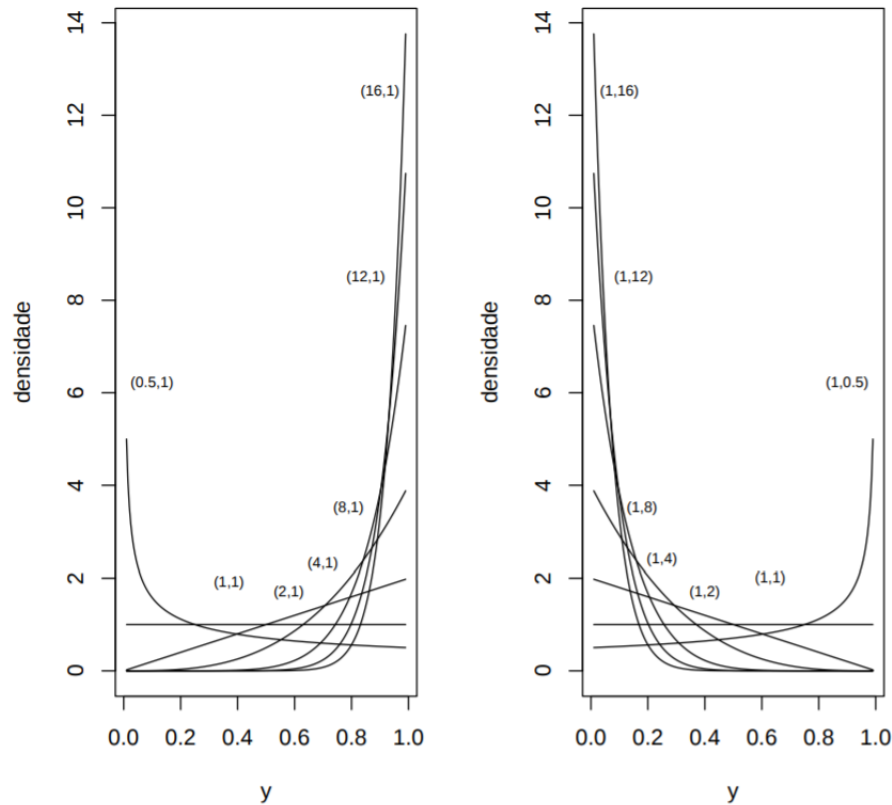


Figura 7 – Gráfico de densidade beta para diferentes valores de α_1 e α_2 , fixando $\alpha_2 = 1$ (esquerda) e $\alpha_1 = 1$ (direita)

Fonte: (GOMES, 2005)

Através da equação da variância pode-se observar que a variabilidade de Y diminui à medida que se aumenta os valores dos dois parâmetro; pode ser visto na Figura 6 quando as distribuições são simétricas.

3.2 Distribuição Dirichlet

Segundo (KOTZ; LOVELACE, 1998 apud BARBOSA, 2018) a distribuição de Dirichlet é uma família de distribuições de probabilidade multivariada contínuas, parametrizada por um vetor de parâmetros α , denotada por $Dir(\alpha)$. É uma generalização multivariada da distribuição Beta, podendo ser empregada no estudo da distribuição de vetores aleatórios, cuja as variáveis aleatórias estejam compreendidas no intervalo (0,1) e a soma é igual a 1.

Seja \mathbf{p} um vetor aleatório cujos elementos somam 1, de modo que p_k represente a proporção do item k . De acordo (MINKA, 2000), sob o modelo de Dirichlet com o vetor de parâmetros α , a densidade de probabilidade em \mathbf{p} é

$$p(\mathbf{p}) \sim \mathcal{D}(\alpha_1, \dots, \alpha_k) = \frac{\Gamma(\sum_k \alpha_k)}{\prod_k \Gamma(\alpha_k)} \prod_k p_k^{\alpha_k - 1} \quad (3.2)$$

Onde $p_k > 0$

$$\sum_k p_k = 1 \quad (3.3)$$

O parâmetro α é um vetor k com componentes $\alpha_i > 0$, e onde $\Gamma(x)$ é a função Gamma (BLEI; NG; JORDAN, 2003). Os parâmetros α são estritamente positivos e um fato importante é que as densidades marginais da distribuição Dirichlet são beta (GOMES, 2005).

Seja $\phi = \sum_{i=1}^p \alpha_i$

$$E(Y_i) = \frac{\alpha_i}{\phi}, \quad i = 1, \dots, p-1, \quad (3.4)$$

$$Var(Y_i) = \frac{\alpha_i(\phi - \alpha_i)}{\phi^2(\phi + 1)}, \quad i = 1, \dots, p-1, \quad (3.5)$$

Segundo (BLEI; NG; JORDAN, 2003) uma variável aleatória Dirichlet k -dimensional θ pode assumir valores no $(k-1)$ -simplex (um vetor- k θ encontra-se no $(k-1)$ -simplex se $\theta_i \geq 0$, $\sum_{i=1}^k \theta_i = 1$). O Dirichlet é uma distribuição conveniente no simplex - está na família exponencial, tem estatísticas suficientes de dimensão finita e é conjugada à distribuição multinomial.

Para a maior compreensão da distribuição de Dirichlet, o trabalho de visualização foi replicado com base em (LIU, 2019). Com $k = 3$ e 2-simplex, $k = (\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3)$.

Em distribuições simétricas para valores de $\alpha < 1$, a distribuição se concentra nos cantos e ao longo dos limites do simplex. No caso de $\alpha = 1$, $k = (1, 1, 1)$, produz uma distribuição uniforme, onde todos os pontos do simplex são igualmente prováveis. Para

valores $\alpha > 1$, a distribuição tende para o centro do simplex, como pode ser visto na 8. Conforme α_i aumenta, a distribuição se torna mais concentrada em torno do centro do simplex.

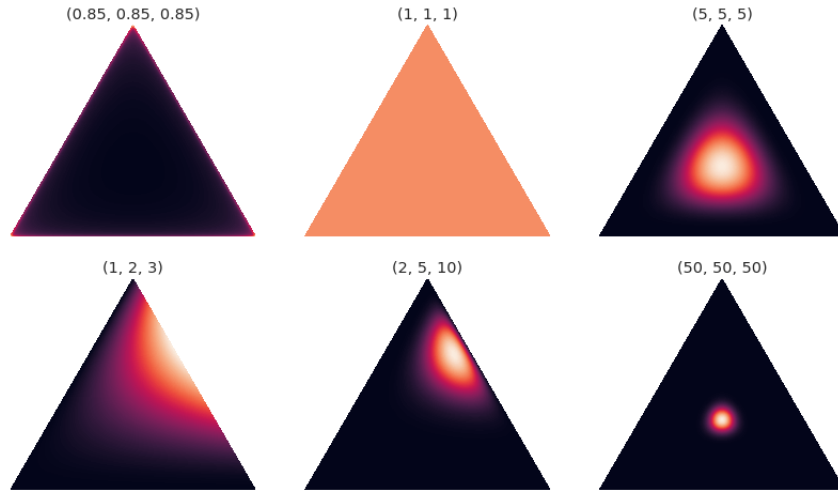


Figura 8 – Distribuição de α_1 , α_2 e α_3 no 2-simplex

Fonte: do próprio autor

Como especificado em 3.5, é possível observar que quanto maior o valor de α_i , menor a variância na Figura 9 que contém um conjunto de cinco distribuições Dirichlet, com $i = 10$ e todos os α são iguais. Para cada distribuição a $\sum_{i=1}^{10} \alpha_i = 1$.

3.3 Processo Bernoulli

Segundo (BERTSEKAS; TSITSIKLIS, 2008) o processo de Bernoulli pode ser visualizado como uma sequência independente de jogadas de moedas, onde a probabilidade de ser cara em cada jogada é um número fixo p na faixa $0 < p < 1$. Em geral, o processo de Bernoulli consiste em uma sequência de tentativas de Bernoulli, onde cada tentativa produz um 1 (um sucesso) com probabilidade p , e um 0 (falha) com probabilidade $1 - p$, independentemente do que acontece em outros ensaios.

Naturalmente, o lançamento de moeda é apenas um paradigma para uma ampla gama de contextos envolvendo uma sequência de resultados binários independentes. Por exemplo, um processo de Bernoulli é frequentemente usado para modelar sistemas envolvendo chegadas de clientes ou trabalhos em centros de serviços. O tempo é discretizado em períodos, e um “sucesso” na tentativa k está associado à chegada de pelo menos um cliente no centro de serviços durante o k -ésimo período.

Em uma descrição mais formal, é definido o processo de Bernoulli como uma sequência X_1, X_2, \dots de variáveis aleatórias independentes de Bernoulli X_i com

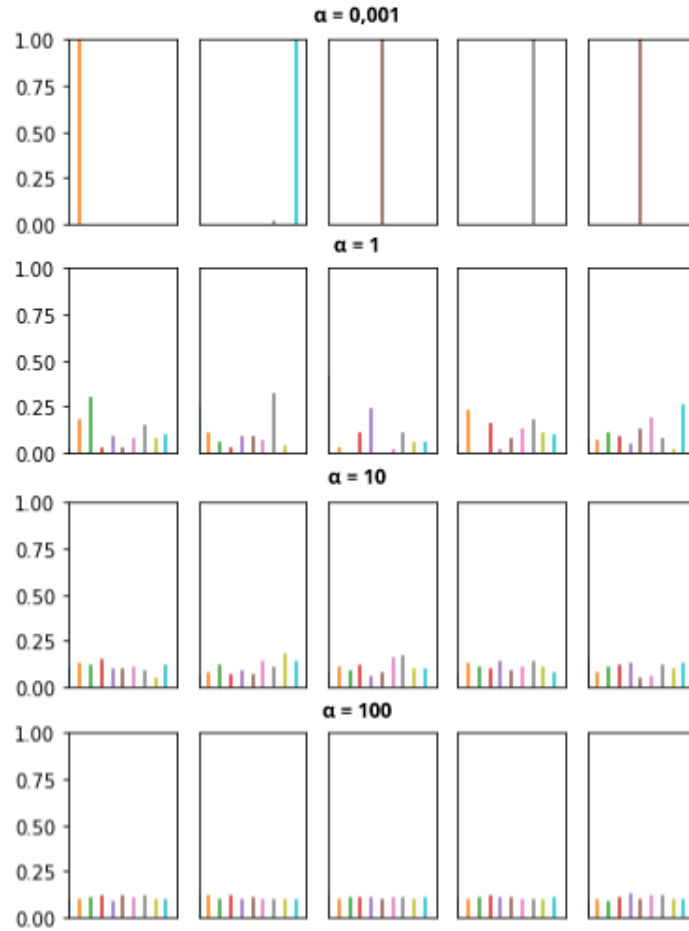


Figura 9 – Distribuição Dirichlet com $i = 10$ e variações de $\alpha = 0,001, 1, 10$ e 100

Fonte: do próprio autor

$$P(X_i = 1) = \mathbf{P}(\text{sucesso na } i\text{-ésima tentativa}) = p$$

$$P(X_i = 0) = \mathbf{P}(\text{falha na } i\text{-ésima tentativa}) = 1 - p$$

para cada i . Generalizando a partir do caso de um número finito de variáveis aleatórias, a independência de uma sequência *infinita* de variáveis aleatórias de X_i é definida pela exigência de que as variáveis aleatórias X_1, X_2, \dots seja independentes para qualquer n finito.

- Independência e ausência de memória

O pressuposto de independência por trás do processo de Bernoulli tem implicações importantes, incluindo uma propriedade de ausência de memória (o que quer que tenha acontecido em testes anteriores não fornece informações sobre os resultados de ensaios futuros). Uma apreciação e compreensão intuitiva de tais propriedades é muito útil e permite a rápida solução de muitos problemas que seriam difíceis com uma abordagem mais formal.

De acordo com (BERTSEKAS; TSITSIKLIS, 2008) com duas variáveis aleatórias desse tipo e se os dois conjuntos de tentativas que os definem não tiverem um elemento comum, essas variáveis aleatórias serão independentes. Se duas variáveis aleatórias U e V são independentes, então quaisquer duas funções delas, $g(U)$ e $h(V)$, também são independentes.

Supondo que um processo de Bernoulli tenha sido executado por n vezes, e que tenha sido observado os valores experimentais de X_1, X_2, \dots, X_n . É notado que a sequência de futuros ensaios X_{n+1}, X_{n+2}, \dots são ensaios independentes de Bernoulli e, portanto, formam um processo de Bernoulli. Além disso, esses testes futuros são independentes dos anteriores. (BERTSEKAS; TSITSIKLIS, 2008) conclui que, a partir de qualquer dado momento, o futuro também é modelado por um processo de Bernoulli, independente do passado. Se faz referência assim, a como a propriedade de **novo início** do processo de Bernoulli.

3.4 Aprendizado de Máquina

Aprendizado de Máquina (AM) é uma área de Inteligência Artificial (IA) cujo objetivo é o desenvolvimento de técnicas computacionais sobre o aprendizado bem como a construção de sistemas capazes de adquirir conhecimento de forma automática. Um sistema de aprendizado é um programa de computador que toma decisões baseado em experiências acumuladas através da solução bem sucedida de problema anteriores (MONARD; BARANAUSKAS, 2003).

(MITCHELL, 1997) define que um programa computacional aprende a partir da experiência E , em relação a uma classe de tarefas T , com medida de desempenho P , se seu desempenho nas tarefas T , medida por P , melhora com a experiência E .

A indução é a forma de inferência lógica que permite obter conclusões genéricas sobre um conjunto particular de exemplos. Ela é caracterizada como o raciocínio que se origina em um conceito específico e o generaliza, ou seja, da parte para o todo. É um dos principais métodos utilizados para derivar conhecimento novo e prever eventos futuros.

O aprendizado indutivo é efetuado a partir de raciocínio sobre exemplos fornecidos por um processo externo ao sistema de aprendizado. O aprendizado indutivo pode ser dividido em supervisionado e não-supervisionado.

Os algoritmos de AM são utilizados para detecção de fraudes, análise de crédito, sistemas de recomendação, mecanismos de buscas, entre outros.

3.4.1 Aprendizado Supervisionada

No aprendizado supervisionado é fornecido ao algoritmo de aprendizado, ou indutor, um conjunto de exemplos de treinamento para os quais o rótulo (*label*) da classe associada é conhecido.

Em geral, cada exemplo é descrito por um vetor de valores de características, ou atributos, e o rótulo da classe associada. O objetivo do algoritmo de indução é construir um classificador que possa determinar corretamente a classe de novos exemplos ainda não rotulados, ou seja, exemplos que não tenham o rótulo da classe. Para rótulos de classe discretos, esse problema é conhecido como classificação e para valores contínuos como regressão. (MONARD; BARANAUSKAS, 2003)

3.4.2 Aprendizado Não Supervisionada

Já no aprendizado não-supervisionado, o indutor analisa os exemplos fornecidos e tenta determinar se alguns deles podem ser agrupados de alguma maneira, formando agrupamentos ou *clusters*. Após a determinação dos agrupamentos, normalmente, é necessária uma análise para determinar o que cada agrupamento significa no contexto do problema que está sendo analisado (MONARD; BARANAUSKAS, 2003).

O número de estratégias diferentes para a formação de *cluster* é enorme, e muitas abordagens tentam determinar qual a "similaridade" entre os elementos nos dados significa. Algoritmos que sejam capazes de descobrir a estrutura por conta própria explorando semelhanças ou diferenças (como distâncias) entre pontos de dados individuais em um conjunto de dados, são um exemplo (CIOS et al., 2007). Técnicas de *clustering* podem ser divididos em três principais categorias: Partição, *Clustering* Hierárquico e Model-based *Clustering*.

3.5 Naive Bayes

Segundo (ZHANG, 2004) Naive Bayes é um dos mais eficientes e eficazes algoritmos de aprendizado indutivo para aprendizado de máquina e mineração de dados. É a forma mais simples de rede Bayesiana, na qual todos os atributos são independentes, dado o valor da variável de classe. Isso é chamado de independência condicional, que raramente é verdadeira na maioria das aplicações do mundo real, refletindo o bom desempenho.

Um classificador é uma função que atribui um rótulo de classe a um exemplo. Do ponto de vista da probabilidade, de acordo com a regra de Bayes, a probabilidade de um exemplo $E = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, sendo c uma classe é

$$p(c, E) = \frac{p(E|c)p(c)}{p(E)} \quad (3.6)$$

Suponha que todos os atributos sejam independentes, dado o valor da variável de classe; isso é,

$$p(E|c) = p(x_1, x_2, \dots, x_n|c) = \prod_{i=1}^n p(x_i|c) \quad (3.7)$$

(DOMINGOS; PAZZANI, 1997 apud ZHANG, 2004) explica que Naive Bayes deve seu bom desempenho à função de perda zero-um. Essa função define o erro como o número de classificações incorretas (FRIEDMAN, 1997 apud ZHANG, 2004). Ao contrário de outras funções de perda, como o erro quadrado, a função de perda zero-um não penaliza a estimativa de probabilidade imprecisa, desde que a probabilidade máxima seja atribuída à classe correta. Isto significa que Naive Bayes pode mudar as probabilidades posteriores de cada classe, mas a classe com a probabilidade posterior máxima é muitas vezes inalterada. Assim, a classificação ainda está correta, embora a estimativa de probabilidade seja ruim.

(ZHANG, 2004) propôs uma nova explicação sobre o desempenho de classificação de Naive Bayes: a distribuição de dependência desempenha um papel crucial a classificação. Mesmo com fortes dependências, Naive Bayes ainda funciona bem; ou seja, quando essas dependências se anulam, não há influência na classificação.

3.6 Análise de Componentes Principais

Segundo (HONGYU; SANDANIELO; JUNIOR, 2015) a análise de componentes principais (ACP) é uma técnica multivariada de modelagem da estrutura de covariância. Transforma linearmente um conjunto original de variáveis, inicialmente correlacionadas entre si, num conjunto substancialmente menor de variáveis não correlacionadas que contém a maior parte da informação do conjunto original.

É a técnica mais conhecida e está associada à ideia de redução de massa de dados, com menor perda possível da informação, também é associada à ideia de redução de massa de dados, com menor perda possível da informação. Procura-se redistribuir a variação observada nos eixos originais de forma a se obter um conjunto de eixos ortogonais não correlacionados (MANLY, 1986 apud HONGYU; SANDANIELO; JUNIOR, 2015) (HONGYU, 2015 apud HONGYU; SANDANIELO; JUNIOR, 2015)

A ACP consiste em transformar um conjunto de variáveis originais em outro conjunto de variáveis de mesma dimensão denominadas de componentes principais. Os componentes principais apresentam propriedades importantes: cada componente principal é uma combinação linear de todas as variáveis originais, são independentes entre si e estimados com o propósito de reter, em ordem de estimação, o máximo de informação, em termos da variação total contida nos dados (JOHNSON; WICHERN, 1998 apud HONGYU; SAN-

DANIELO; JUNIOR, 2015) (HONGYU, 2015 apud HONGYU; SANDANIELO; JUNIOR, 2015).

O objetivo principal da análise de componentes principais é o de explicar a estrutura da variância e covariância de um vetor aleatório, composto de p -variáveis aleatórias, por meio de combinações lineares das variáveis originais. Essas combinações lineares são chamadas de componentes principais e são não correlacionadas entre si (HONGYU; SANDANIELO; JUNIOR, 2015).

As técnicas de análise multivariada podem ser utilizadas para resolver problemas como redução da dimensionalidade das variáveis, agrupar os indivíduos (observações) pelas similaridades, em diversas áreas do conhecimento, por exemplo, agronomia, fitotecnia, zootecnia, ecologia, biologia, psicologia, medicina, engenharia florestal, etc.

3.7 Latent Dirichlet Allocation

A alocação de Dirichlet latente (LDA) é um modelo probabilístico generativo de um corpus. A idéia básica é que os documentos são representados como misturas aleatórias sobre tópicos latentes, onde cada tópico é caracterizado por uma distribuição sobre palavras (BLEI; NG; JORDAN, 2003).

(BLEI; NG; JORDAN, 2003) usa a linguagem das coleções de texto em todo o documento, referindo-se a entidades como “palavras”, “documentos” e “corpora”. Isso é útil porque ajuda a guiar a intuição, quando são introduzidas variáveis latentes que visam capturar noções abstratas, como tópicos. É importante notar, no entanto, que o modelo de LDA não está necessariamente vinculado ao texto, e tem aplicações para outros problemas envolvendo coleções de dados, incluindo dados de domínios como filtragem colaborativa, recuperação de imagens baseada em conteúdo e bioinformática. Formalmente, os termos são definidos:

- Uma *palavra* é a unidade básica de dados discretos, definida como um item de um vocabulário indexado por $1, \dots, V$. As palavras são representadas usando vetores de base unitária que possuem um único componente igual a um e todos os outros componentes igual a zero. Assim, usando sobrescritos para denotar componentes, a v ésima palavra no vocabulário é representada por um V -vetor w tal que $w^v = 1$ e $w^u = 0$ para $u \neq v$.
- Um *documento* é uma sequência de N palavras denotadas por $\mathbf{w} = (w_1, w_2, \dots, w_N)$, onde w_n é a n ésima palavra na sequência.
- Um *corpus* é a coleção de documentos M denotados por $\mathbf{D} = \mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_M$

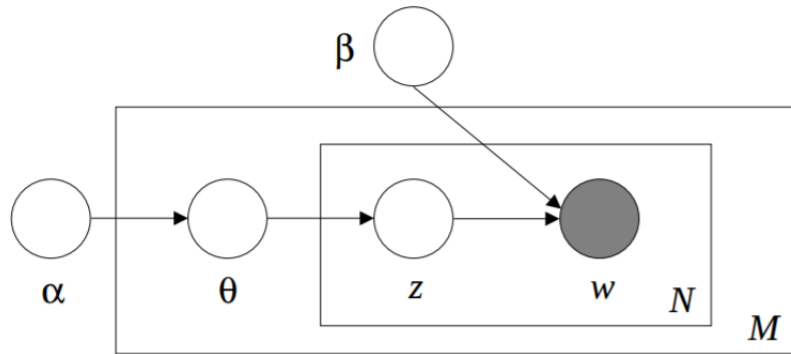


Figura 10 – Representação gráfica de modelo de LDA. As caixas são "placas" representando réplicas. A placa externa representa documentos, enquanto a placa interna representa a escolha repetida de tópicos e palavras dentro de um documento.

Fonte: (BLEI; NG; JORDAN, 2003)

O modelo LDA é representado como um modelo gráfico probabilístico na Figura 10. Existem três níveis para a representação LDA. Os parâmetros α e β são parâmetros de corpus, assumidos como amostrados uma vez no processo de geração de um corpus. As variáveis θ_d são variáveis no nível do documento, amostradas uma vez por documento. Finalmente, as variáveis z_{dn} e w_{dn} são variáveis no nível da palavra e são amostradas uma vez para cada palavra em cada documento.

Referências

- BARBOSA, A. F. *TIC Governo Eletrônico 2015*. São Paulo: [s.n.], 2016. Disponível em: <https://cetic.br/media/docs/publicacoes/2/TIC_eGOV_2015_LIVRO_ELETRONICO.pdf>. Citado na página 14.
- BARBOSA, S. P. Misturas finitas de densidades beta e de dirichlet aplicadas em análise discriminante. In: . [S.l.: s.n.], 2018. Citado na página 25.
- BERTSEKAS, D. P.; TSITSIKLIS, J. N. *Introduction to Probability*. 2. ed. [S.l.]: Athena Scientific, 2008. 297–299 p. ISBN 978-1-886529-23-6. Citado 2 vezes nas páginas 26 e 28.
- BLEI, D. M.; NG, A. Y.; JORDAN, M. I. Latent dirichlet allocation. In: . [S.l.]: Journal of Machine Learning Research 3, 2003. Citado 3 vezes nas páginas 25, 31 e 32.
- CASTELLS, M. *A sociedade em rede*. São Paulo: Paz e Terra, 1999. Citado na página 14.
- CIOS, K. J. et al. *Data Mining A Knowledge Discovery Approach*. [S.l.]: Springer, 2007. 257–258 p. ISBN 978-0-387-33333-5. Citado na página 29.
- COLL, C.; MONEREO, C. Psicologia da educação virtual: aprender e ensinar com as tecnologias da informação e da comunicação. In: _____. [S.l.]: Artmed, 2010. cap. Educação e aprendizagem no século XXI: novas ferramentas, novos cenários, novas finalidades, p. 15–46. Citado na página 14.
- DOMINGOS, P.; PAZZANI, M. Beyond independence: Conditions for the optimality of the simple bayesian classifier. In: . [S.l.]: Machine Learning 29, 1997. Citado na página 30.
- FILHO, H. C. P.; POPPI, R. A. Governança digital como vetor para uma nova geração de tecnologias de participação social no brasil. In: *Liinc*. [s.n.], 2017. v. 13. Disponível em: <http://www.brapci.inf.br/_repositorio/2010/11/pdf_d9bd5b50ed_0012703.pdf>. Citado na página 18.
- FRIEDMAN, J. H. On bias, variance, 0/1—loss, and the curse-of-dimensionality. In: *Data Mining and Knowledge Discovery*. [S.l.]: Kluwer Academic Publishers, 1997. v. 1. Citado na página 30.
- GOMES, G. S. S. *Análise de Influência para Distribuição Dirichlet*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2005. Disponível em: <<https://repositorio.ufpe.br/handle/123456789/6455>>. Citado 3 vezes nas páginas 23, 24 e 25.
- HONGYU, K. *Comparação do GGEbiplot ponderado e AMMI-ponderado com outros modelos de interação genótipo x ambiente*. Tese (Doutorado) — Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz” - Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2015. Citado 2 vezes nas páginas 30 e 31.

- HONGYU, K.; SANDANIELO, V. L. M.; JUNIOR, G. J. de O. Análise de componentes principais: resumo teórico, aplicação e interpretação. *Engineering and Science*, v. 1, n. 5, 2015. ISSN 2358-5390. Citado 2 vezes nas páginas 30 e 31.
- JAMIL, G. L.; NEVES, J. T. R. A era da informação: considerações sobre o desenvolvimento das tecnologias da informação. 2000. Disponível em: <http://www.brapci.inf.br/_repositorio/2010/11/pdf_d9bd5b50ed_0012703.pdf>. Citado na página 14.
- JOHNSON, R. A.; WICHERN, D. W. *Applied multivariate statistical analysis*. [S.l.]: Prentice Hall International, 1998. Citado na página 30.
- KOTZ, S.; LOVELACE, C. *Introduction to process capability indices: Theory and practice*. [S.l.]: Arnold, London, 1998. Citado na página 25.
- KRIPLEAN, T. et al. Supporting reflective public thought with considerit. In: *ACM Conference on Computer Supported Cooperative Work*. Seattle: [s.n.], 2012. Citado na página 20.
- LIU, S. *Dirichlet distribution*. 2019. Disponível em: <<https://towardsdatascience.com/dirichlet-distribution-a82ab942a879>>. Citado na página 25.
- MANLY, B. F. J. *Multivariate statistical methods*. New York: Chapman and Hall, 1986. Citado na página 30.
- MARTINS, R. X. Competências em tecnologia da informação no ambiente escolar. In: *Psicologia Escolar e Educacional*. [s.n.], 2005. v. 9. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1413-85572005000200016>. Citado na página 14.
- MINKA, T. P. Estimating a dirichlet distribution. In: . [S.l.: s.n.], 2000. Citado na página 25.
- MITCHELL, T. M. *Machine Learning*. [S.l.]: McGraw-Hill Science/Engineering/Math, 1997. ISBN 0070428077. Citado na página 28.
- MONARD, M. C.; BARANAUSKAS, J. A. Conceitos sobre aprendizado de máquina. In: *Sistemas Inteligentes Fundamentos e Aplicações*. 1. ed. Barueri-SP: Manole Ltda, 2003. ISBN 85-204-168. Citado 2 vezes nas páginas 28 e 29.
- PARISER, E. *O filtro invisível: O que a internet está escondendo de você*. [S.l.]: Zahar, 2012. ISBN 8537808032. Citado na página 15.
- ZHANG, H. The optimality of naive bayes. In: *AAAI*. [S.l.: s.n.], 2004. Citado 2 vezes nas páginas 29 e 30.