

Flavia Pezoti, Aline Murakami, Eric Campanatti, Gabriel Alves

Algoritmo de Processamento de Linguagem Natural para Análise de Sentimento em Mídias Sociais

São Paulo

2017

Sumário

1	INTRODUÇÃO	2
1.1	Motivação	2
1.2	Objetivo	3
1.3	Método de Trabalho	3
1.4	Organização do Texto	5
1.5	Cronograma	5
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	6
2.1	Fundamentação Teórica	6
2.1.1	Inteligência Artificial	6
2.1.2	Aprendizado de Máquina	8
2.1.3	Computação Cognitiva	10
2.1.4	Processamento de Linguagem Natural (PLN)	10
2.1.5	Análise de Sentimentos	14
2.1.6	Sentic Computing	17
2.1.7	Twitter	19
2.1.8	ICONIX	19
2.2	Trabalhos relacionados	20
2.2.1	Relacionamentos com este trabalho	23
3	DESENVOLVIMENTO DO ALGORITMO	27
4	AVALIAÇÃO DOS RESULTADOS	28
5	CONCLUSÕES	29
	REFERÊNCIAS	30

1 Introdução

Neste capítulo serão apresentados os pontos que foram decisivos na escolha do tema do projeto, assim como as atividades a serem efetuadas para alcançar os objetivos estabelecidos.

1.1 Motivação

Atualmente, o uso de redes sociais, como Facebook, Twitter, Instagram, ocupa uma parcela significativa da rotina das pessoas. Bilhões de internautas utilizam-nas diariamente não apenas para entrar em contato com seus amigos, conhecer novas pessoas e divulgar informações que julgam interessantes, mas também para expressar e compartilhar, por meio de textos, vídeos e fotos, seus pontos de vista a respeito de uma extensa gama de assuntos.

Uma postagem criada por um usuário pode gerar muitas informações a respeito de seu estilo de vida: em qual cidade ele mora, onde costuma fazer compras, quais suas preferências musicais, etc. Estas informações extraídas da maneira correta transformam-se em dados sociais. A crescente disponibilidade destes dados sociais é extremamente benéfica para tarefas como branding, análise de produtos, gerenciamento de reputação corporativa e marketing de mídia social (PORIA et al., 2015).

O grande volume de dados criado pelas redes sociais torna ineficiente que pessoas obtenham, pesquisem e classifiquem dados sem ajuda computacional (AKAICHI, 2014). No entanto, embora esses dados sejam facilmente compreensíveis aos seres humanos, eles não são adequados para o processamento automático: as máquinas ainda não conseguem interpretar de forma eficaz e dinâmica o significado associado ao texto em linguagem natural em ambientes muito grandes, heterogêneos, barulhentos e ambíguos como a Web (PORIA et al., 2015).

A natureza complexa dos conteúdos compartilhados em redes sociais requer técnicas avançadas de aprendizado de máquina e processamento de linguagem natural, para que se possa extrair as opiniões dos usuários sobre um determinado tema (MUTHUTANTRIGE; WEERASINGHE, 2016). Emular e compreender o cérebro humano é um dos principais desafios da inteligência computacional, que envolve muitos problemas-chave da Inteligência Artificial, incluindo a compreensão da linguagem humana, raciocínio e emoções. Portanto, a descoberta de informações úteis a partir desta enorme quantidade de dados não estruturados de forma automatizada continua a ser um desafio aberto (BRYNIELSSON; JOHANSSON; WESTLING, 2013).

1.2 Objetivo

O objetivo deste trabalho é compreender e aplicar técnicas de inteligência computacional e processamento linguístico para desenvolver um algoritmo capaz de entender e identificar sentimentos associados a textos de mídias sociais dentro de uma determinada temática.

Serão pré-determinados “grupos de sentimentos”, nos quais as postagens serão enquadradas a partir de indicadores linguísticos a serem estudados ao longo da pesquisa. A expectativa é que o sistema seja capaz de enquadrar os textos em sentimentos obtendo um resultado similar ao que um especialista conseguiria realizando o processo manualmente.

Ao final do projeto, será realizada uma comparação dos resultados obtidos pelo algoritmo desenvolvido durante o trabalho com um algoritmo aleatório e com os resultados obtidos por ferramentas de computação cognitiva populares no cenário atual.

1.3 Método de Trabalho

A pesquisa se dividirá em duas partes fundamentais: o estudo dos conceitos base que fundamentam o trabalho e o desenvolvimento de um algoritmo e de um protótipo, que colocam em prática os conhecimentos adquiridos durante este estudo. As macroatividades que a compõem estão descritas abaixo.

Pesquisa Bibliográfica

- Levantamento de bibliografias que abordem os temas: Computação cognitiva, Aprendizado de Máquina, Processamento de Linguagem Natural (PLN), Algoritmos de análise de emoções (Extreme Machine Learning - EML e Suport Vector Machine - SVM) e análises de postagens em redes sociais.
- Levantamento de trabalhos relacionados à temática desta pesquisa, a fim de localizar pontos que possam ser explorados ou estendidos durante a elaboração do projeto.

Estudo e Exploração Tecnológica dos Princípios de Inteligência Artificial

- Avaliação dos bancos de dados léxicos de análise de sentimentos (SentiWordNet, ConceptNet, SentiSense)
- Estudo da possibilidade de usar Watson (IBM) e/ou LEX (AWS) para análise dos dados
- Confecção do capítulo 2 do Trabalho de Conclusão de Curso (TCC), a partir dos tópicos pesquisados.

Coleta dos Dados Iniciais

Realizar a análise de sentimentos de tweets requer uma base de dados. Para isso será realizada uma mineração de dados de posts do Twitter que constituirão o conjunto inicial para a análise.

- Mineração de dados das postagens das redes sociais e armazenamento em um banco de dados para posterior análise usando WEKA (HALL et al., 2009) ou tweetstream (BLEIGH; AGALLOCO; MICHAELS-OBBER,).

Desenvolvimento do Algoritmo para Análise de Sentimentos

- Análise dos algoritmos na literatura, adaptação e desenvolvimento de um algoritmo próprio para o escopo do problema. Consistirá na análise de eficiência dos diferentes algoritmos para textos curtos e não estruturados. E, posteriormente, adaptação para alimentar uma base de dados do Watson.
- Treinamento do Algoritmo: Nesta fase o sistema é treinado com o uso de um conjunto de treinamento constituído por textos previamente classificados para obter a probabilidade de que uma palavra seja positiva, negativa ou neutra dada a classe atribuída ao texto.
- Teste do Algoritmo: O algoritmo é testado para calcular a precisão do método.
- Uso do Algoritmo: Nesta fase, a entrada do algoritmo é um conjunto de textos não classificados e é determinado se são positivos, negativos ou neutros.

Desenvolvimento do Protótipo

Nesta atividade, o protótipo de um sistema será modelado e implementado tendo como núcleo o algoritmo de análise de sentimentos desenvolvido anteriormente. Para dar suporte a este projeto, será utilizado o método de desenvolvimento de software orientado a objetos ICONIX, que consiste nas seguintes etapas:

- Análise de Requisitos
- Análise e Design Preliminares
- Design Detalhado
- Implementação - Escrita de códigos e testes

2 Revisão Bibliográfica

2.1 Fundamentação Teórica

Em relação à fundamentação teórica, é cabível abordar de maneira mais específica os conceitos de Inteligência Artificial, Computação Cognitiva, Análise de Sentimentos, Redes Sociais e o método de desenvolvimento de software orientado a objetos ICONIX.

2.1.1 Inteligência Artificial

“Atualmente, a IA abrange uma enorme variedade de subcampos, desde áreas de uso geral como aprendizado e percepção, até tarefas específicas como jogos de xadrez, demonstração de teoremas matemáticos, criação de poesia e diagnóstico de doenças. A IA sistematiza e automatiza tarefas intelectuais e, portanto, é potencialmente relevante para qualquer esfera de atividade intelectual humana. Nesse sentido, ela é verdadeiramente um campo universal.” (RUSSEL; NORVIG, 2009)

De acordo com Russel e Norvig (2009), “Se pretendemos dizer que um dado programa pensa como um ser humano, temos de ter alguma forma de determinar como os seres humanos pensam.”

Existem diversas definições respondendo “O que é Inteligência Artificial?”, porém, cada abordagem é focada em um tipo de comportamento ou método de raciocínio que a IA pode ter. Segundo Russel e Norvig (2009), estas definições podem ser divididas em 4 categorias: Pensando Humanamente, Pensando Racionalmente, Agindo Humanamente e Agindo Racionalmente. É possível ver alguns exemplos na tabela 2

As definições da esquerda medem o sucesso da IA baseando-se na fidelidade que o resultado obtido possui em relação à performance humana, sendo essa uma ciência empírica que envolve hipóteses sobre o comportamento e a cognição humana, como tomada de decisão, aprendizado e resolução de problemas. As definições da direita, por outro lado, tem como base de comparação para uma “performance ideal” o resultado obtido seguindo o caminho mais racional possível, e agindo sempre de “maneira correta” tomando suas decisões baseadas em dados e trabalhando conhecimentos das áreas de matemática e engenharia. Cada um desses modelos de comportamentos são estudados e desenvolvidos separadamente por diversos grupos que, com a divulgação de suas pesquisas e seus resultados, cooperam a entender e melhorar o conceito que se tem de IA. (RUSSEL; NORVIG, 2009)

<p>Pensando Humanamente</p> <p>“O novo e emocionante esforço para fazer os computadores pensarem ... máquinas com mentes, no total e literal sentido.” (HAUGELAND, 1985)</p> <p>“[A automação das] atividades que associamos ao pensamento humano, atividades como a tomada de decisões, a resolução de problemas, a aprendizagem...” (BELLMAN, 1978)</p>	<p>Pensando Racionalmente</p> <p>“O estudo das faculdades mentais através do uso de modelos computacionais.” (CHARNIAK; MCDERMOTT, 1985)</p> <p>“O estudo das computações que tornam possível perceber, raciocinar e agir.” (WINSTON, 1992)</p>
<p>Agindo Humanamente</p> <p>“A arte de criar máquinas que executam funções que exigem inteligência quando realizadas por pessoas.” (KURZWEIL, 1990)</p> <p>“O estudo de como fazer computadores fazer coisas em que, no momento, as pessoas são melhores.” (RICH; KNIGHT, 1978)</p>	<p>Agindo Racionalmente</p> <p>“Inteligência computacional é o estudo do design de agentes inteligentes.” (POOLE; MACKWORTH; GOEBEL, 1998)</p> <p>“Inteligência artificial ... está preocupada com o comportamento inteligente em artefatos.” (NILSSON, 1998)</p>

Tabela 2 – Tabela de Comportamentos

Agindo Humanamente

Para que seja considerada que uma máquina age como humanos, ela deve passar pelo teste de Turing, sendo esse, um teste capaz de julgar se uma máquina pode ser considerada inteligente o suficiente para possuir habilidades de conversação comparáveis às de um ser humano (TURING, 1950). A máquina deve ter os seguintes recursos:

- Processamento de linguagem natural - Reconhecer a linguagem e se comunicar
- Representação do conhecimento - Guardar o que sabe e o que ouve
- Raciocínio automatizado - Usar o que sabe para novas respostas e gerar novas conclusões
- Aprendizado de Máquina - Se adaptar a novas circunstâncias

Para o “Total Turing Test” também é necessário:

- Visão computacional - Reconhecer objetos
- Robótica - Manipular objetos e se mover

Pensando Humanamente

Para uma máquina pensar como humano, primeiro precisa-se entender e determinar como um pensamento humano funciona; então, a máquina deve ser modelada usando modelos cognitivos que são estudados pela Ciência Cognitiva, sendo essa a ciência que estuda como o pensamento funciona, e cria teorias testáveis através de técnicas de psicologia (WILSON; KEIL, 1999).

Pensando Racionalmente

Pensar racionalmente é chegar na conclusão correta a partir de premissas. Usando o exemplo de Aristóteles: “ Sócrates é um homem; Todos os homens são mortais; Portanto, Sócrates é mortal.” Isto segue as “Leis do pensamento” (BOOLE, 1854).

Agindo Racionalmente

Agir racionalmente seria uma unificação das Leis do Pensamento com o Teste de Turing, fazendo a máquina chegar no resultado esperado, e quando não for possível chegar em um resultado, que chegue no melhor possível. No entanto, em alguns casos, não existe coisa certa a fazer, mas deve ser tomada uma decisão. Usando o exemplo de um carro autônomo, se em uma situação de emergência, ele deve escolher entre atropelar um grupo de crianças que está atravessando a rua com o farol de pedestre vermelho, ou bater no muro matando quem estiver dentro do veículo.

2.1.2 Aprendizado de Máquina

No começo das “aplicações inteligentes”, muitos sistemas usavam regras de decisões codificadas manualmente para processar dados ou ajustar a entrada do usuário. Criar regras de decisão manualmente é viável para algumas aplicações, especialmente aquelas em que os seres humanos têm uma boa compreensão do processo de modelagem. No entanto, a lógica necessária para tomar uma decisão geralmente é específica de um único domínio e alterar a tarefa até mesmo um pouco poderia exigir uma reescrita de todo o sistema (GUIDO; MÜLLER, 2016).

O Aprendizado de Máquina evoluiu como um subcampo de Inteligência Artificial que envolve o desenvolvimento de algoritmos de autoaprendizagem para fazer previsões através de dados. Esse método de análise oferece uma alternativa mais eficiente para capturar o conhecimento em dados para melhorar gradualmente o desempenho de modelos preditivos (RASCHKA; JULIAN; HEARTY, 2016).

Aprendizagem Supervisionada

É um dos mais usados e bem-sucedidos algoritmos de Aprendizado de Máquina. Para que o sistema “aprenda” o mapeamento a partir dos dados treinados e seja capaz de “prever” o valor de saída, é necessário ter um treinamento com um “professor” para supervisionar as saídas desejadas em cada exemplo aprendido. Exemplos de tarefas de Aprendizagem Supervisionada (GUIDO; MÜLLER, 2016):

- Identificar o código postal escrito em envelopes
- Determinar se um tumor é benigno com base em uma imagem médica
- Detectar atividade fraudulenta em transações com cartão de crédito

Aprendizagem não Supervisionada

Na Aprendizagem não Supervisionada, o sistema deve ser capaz de extrair um padrão dos dados por conta própria, sem nenhum tipo de mapeamento prévio. Apesar de ter aplicações bem sucedidas com esse método, ele é mais difícil de entender e avaliar. Exemplos de tarefas de Aprendizagem não Supervisionada (GUIDO; MÜLLER, 2016):

- Identificar e sumarizar tópicos em uma grande quantidade de dados em texto
- Segmentação de clientes em grupos com preferências semelhantes
- Detecção de padrões anormais de acesso a um site

Aprendizado por Reforço

No Aprendizado por Reforço, o objetivo é desenvolver um sistema que melhora seu desempenho com base em interações com o ambiente (feedbacks). A diferença entre ele e a aprendizagem supervisionada, é o fato de que o feedback não é o valor correto, mas uma medida de quão bem a ação foi medida por uma função de recompensa. Através da interação com o ambiente, um agente pode usar o aprendizado de reforço para aprender uma série de ações que maximizam essa recompensa por meio de uma abordagem de tentativa e erro (RASCHKA; JULIAN; HEARTY, 2016).

Chess engine é um exemplo popular de reinforcement learning, pois o agente decide sobre uma série de movimentos dependendo do estado do ambiente, e a recompensa pode ser definida como ganhar ou perder no final do jogo (RASCHKA; JULIAN; HEARTY, 2016).

2.1.3 Computação Cognitiva

Sendo um dos ramos da Inteligência Artificial, a Computação Cognitiva é a capacidade de máquinas pensarem como humanos. Esse termo ganhou grande repercussão quando o sistema cognitivo da IBM, Watson, conseguiu vencer o programa de TV Jeopardy em 2011.

No entanto, um dos empecilhos para o avanço da tecnologia é a linguagem. Qualquer idioma é cheio de insinuações, idiossincrasias, expressões idiomáticas e ambiguidades; portanto, são transmitidos muitos significados nestes contextos, como 4x4 não necessariamente é 16, podendo ser também uma característica de carro.

“IBM Watson é um sistema de PLN (Processamento de Linguagem Natural) profundo. Ele alcança a precisão tentando analisar a maior quantia de contextos possíveis. Ele obtém este contexto tanto da passagem da pergunta quanto da base de conhecimento (chamada de corpus) que está disponível para ele localizar respostas” (HIGH, 2012).

2.1.4 Processamento de Linguagem Natural (PLN)

Em oposição às linguagens artificiais como Java, FORTRAN ou código Morse, uma linguagem natural é uma língua falada por pessoas, como Português, Inglês ou Turco. O Processamento de Linguagem Natural é uma parte importante do ramo de Inteligência Artificial, visto que a capacidade de compreender linguagens naturais está intimamente ligada ao pensamento humano.

PLN e Computação

A linguagem é uma das ferramentas centrais na vida social e profissional das pessoas. Dentre outras coisas, age como um meio de transmissão de ideias, informações, opiniões e sentimentos, assim como para persuadir, questionar e transmitir ordens (KURDI, 2016).

A Ciência da Computação começou a ganhar interesse por análise linguística assim que o próprio campo emergiu, principalmente no ramo da Inteligência Artificial (IA). O teste de Turing, por exemplo, um dos primeiros testes desenvolvidos para julgar se uma máquina é inteligente ou não, estipula que para ser considerada inteligente, uma máquina deve possuir habilidades de conversação comparáveis às de um ser humano (TURING, 1950). Isso implica que uma máquina inteligente deve possuir habilidades de compreensão e produção, no sentido mais amplo desses termos (KURDI, 2016). Ou seja, deve ser capaz de processar a linguagem de comunicação, aprender as informações contidas na mensagem, e ser capaz de transmitir o que foi aprendido.

Em um contexto prático, o PLN é análogo ao ensino de uma língua para uma criança. Algumas das tarefas mais comuns, como a compreensão de palavras, frases e formação de sentenças gramaticais e estruturalmente corretas, são muito naturais para

os seres humanos, mas não triviais para computadores. No âmbito PLN, algumas dessas tarefas se traduzem em tokenização, fragmentação, parte de speech tagging, análise, tradução automática, reconhecimento de fala, análise de sentimento, e a maioria deles ainda são os desafios mais difíceis na área de computação (MATHUR; AL, 2016).

Definições importantes

O Processamento de Linguagem Natural, ou PLN, é uma disciplina que se encontra na interseção de vários ramos da ciência, como Ciência da Computação, Inteligência Artificial e Psicologia Cognitiva.

Existem várias definições para a área ainda não completamente consolidadas. Mas, como descrito por Kurdi (2016), por exemplo, tem-se que os termos linguística formal ou linguística computacional relacionam-se com modelos ou formalidades linguísticas desenvolvidos para implementação de TI. E os termos Tecnologia de Linguagem Humana ou Processamento de Linguagem Natural, por outro lado, referem-se a uma ferramenta de software de publicação equipada com recursos relacionados ao processamento de linguagem.

Além disso, o processamento de fala designa uma gama de técnicas de processamento de sinais para o reconhecimento ou produção de unidades linguísticas, tais como fonemas, sílabas ou palavras. Exceto para a dimensão lidar com o processamento de sinal, não há grande diferença entre o processamento de fala e PLN. Muitas técnicas que foram inicialmente aplicadas ao processamento da fala encontraram seu caminho em aplicações em PLN; alguns exemplos são os Modelos de Markov Ocultos (HMM). Finalmente, vale a pena mencionar o termo *corpus linguistics* que se refere aos métodos de coleta, anotação e uso de corpus, tanto na pesquisa linguística quanto no PLN. Os corpus têm um papel muito importante no processo de construção de um sistema de PLN, especialmente aqueles que adotam uma abordagem de aprendizado de máquina.

NPL e IA

Inteligência Artificial (IA) tem como uma de suas descrições o estudo, design e criação de agentes inteligentes. Um agente inteligente é um sistema natural ou artificial com habilidades perceptuais que lhe permite atuar em um determinado ambiente para satisfazer seus desejos ou alcançar com êxito os objetivos (RUSSEL; NORVIG, 2009). O trabalho em IA é geralmente classificado em várias subdisciplinas ou ramos, tais como representação do conhecimento, planejamento, percepção e aprendizagem. Todos esses ramos estão diretamente relacionados a PLN. Isso dá à relação entre IA e PLN uma dimensão muito importante. Muitos consideram o PLN como um ramo da IA, enquanto alguns preferem considerar o PLN uma disciplina independente.

A representação do conhecimento é importante para um sistema PLN em dois níveis: Por um lado, pode fornecer um quadro para representar os conhecimentos linguísticos

necessários ao bom funcionamento de todo o sistema PLN, mesmo que o tamanho e a quantidade das informações declarativas no sistema variem consideravelmente de acordo com a abordagem escolhida. Por outro lado, alguns sistemas PLN exigem informações extralinguísticas para tomar decisões, especialmente em casos ambíguos. Portanto, certos sistemas PLN são emparelhados com ontologias ou com bases de conhecimento sob a forma de uma rede semântica, um quadro ou gráficos conceituais (KURDI, 2016).

Em teoria, a percepção e a linguagem parecem distantes umas das outras, mas na realidade, não é esse o caso. Fazer a conexão entre percepção e reconhecimento semântico é crucial, não só para a compreensão, mas também para melhorar a qualidade e interpretação da mensagem contida no texto.

PLN e Ciência Cognitiva

Assim como na análise linguística, a relação entre a ciência cognitiva e PLN vai em duas direções (KURDI, 2016). Por um lado, os modelos cognitivos podem agir para apoiar uma fonte de inspiração para um sistema de PLN. Por outro lado, a construção de um sistema PLN de acordo com um modelo cognitivo pode ser uma forma de testar este modelo. O benefício prático de uma abordagem que imita o processo cognitivo permanece uma questão aberta porque em muitos campos, construir um sistema que é inspirado por modelos biológicos não se revela produtivo. Deve-se notar também que certas tarefas realizadas por sistemas PLN não têm paralelo em seres humanos, como a busca de informações através de mecanismos de busca ou a busca por grandes volumes de dados de texto para extrair informações úteis. A PLN pode ser vista como uma extensão das capacidades cognitivas humanas como parte de um sistema de apoio à decisão, por exemplo. Outros sistemas de PLN são muito próximos de tarefas humanas, como compreensão e produção.

PLN e Data Science

Com a disponibilidade de mais e mais dados digitais, surgiu recentemente uma nova disciplina: a Data Science (ciência dos dados). Trata-se de extrair, quantificar e visualizar o conhecimento, principalmente a partir de dados textuais e falados (KURDI, 2016).

Grande parte da informação encontra-se não estruturada, pois foi especificamente criada para interpretação humana, sendo, dessa forma, de difícil processamento por máquinas. A PLN tem o papel de extrair e processar as informações para torná-las acessíveis e interpretáveis de forma automatizada. Atualmente, dados os inúmeros usos industriais para esse tipo de conhecimento, especialmente nos campos de marketing e tomada de decisões, esta área de estudo se tornou importante.

Exemplo de Aplicações de PLN na atualidade

Atualmente são gerados petabytes de Weblogs, tweets, feeds do Facebook, bate-papos, e-mails e comentários. As empresas estão coletando todos esses tipos diferentes de dados para uma melhor segmentação de clientes e insights significativos. Para processar todas essas fontes de dados não estruturadas é necessário entender e utilizar PLN. Seguem alguns exemplos de aplicações que utilizam NPL (MATHUR; AL, 2016):

- Corretores de texto (MS Word/ e qualquer outro editor de texto com a funcionalidade)
- Search engines (Google, Bing, Yahoo, wolframalpha)
- Speech engines (Siri, Google Voice)
- Classificadores de Spam (Serviços de e-mail)
- News feeds (Google, Yahoo!, e outros)
- Tradutores em máquina (Google Translate, e outros)
- IBM Watson

Para alcançar algumas das aplicações acima e outros pré-processamentos básicos de PLN, existem muitas ferramentas de código aberto disponíveis. Alguns deles são desenvolvidos por organizações para construir seus próprios aplicativos de PLN, enquanto alguns deles são open-sourced. Como exemplo, seguem algumas ferramentas de PLN disponíveis (MATHUR; AL, 2016):

- GATE
- Mallet
- Open NLP
- UIMA
- Stanford toolkit
- Genism
- Natural Language Tool Kit (NLTK)

2.1.5 Análise de Sentimentos

A análise de sentimentos, também chamada de Opinion Mining, tem sido uma das áreas de pesquisa mais ativas no processamento de linguagem natural desde o início de 2000 (LIU, 2012). O objetivo da análise de sentimento é definir ferramentas automáticas capazes de extrair informações subjetivas de textos em linguagem natural, ou seja, opiniões e sentimentos, de modo a criar conhecimento estruturado e acessível para ser usado por um sistema de apoio à decisão. É um campo emergente de análise preocupado com a aplicação de métodos computacionais para o tratamento da subjetividade no texto, com uma série de aplicações em áreas como sistemas de recomendação, publicidade contextual e business intelligence (KUMAR, 2010).

Definição

A análise de sentimentos ou geração de sentimentos é uma das tarefas da PLN. Ela é definida como o processo de determinar os sentimentos por trás de uma sequência de caracteres (MATHUR; AL, 2016). Trata-se de uma tarefa subjetiva, pois fornece as informações sobre o texto que está sendo expresso. Pode ser definida como um problema de classificação que pode ser de dois tipos - categorização binária (positiva ou negativa) ou categorização multi-classe (positiva, negativa ou neutra).

Quando combina-se a análise de sentimentos com a mineração de tópicos, ela é referida como análise de sentimento de tópico. A análise de sentimento pode ser realizada usando um lexicon. O lexicon pode ser específico do domínio ou de natureza geral e pode conter uma lista de expressões positivas, expressões negativas, expressões neutras e palavras de parada. Quando uma sentença de teste aparece, então uma simples operação de consulta pode ser realizada através deste léxico (MATHUR; AL, 2016). Um exemplo de Lexicon de análises de sentimentos é o SentiSense, que compreende 2.190 sínteses e 5.496 palavras baseadas em 14 categorias emocionais (ALBORNOZ; PLAZA; GERVÁS, 2012).

Mais formalmente, como definido em (LIU, 2012), uma opinião é uma quintupla

$$(e_i, a_{ij}, s_{ijkl}, h_k, t_l)$$

Em que e_i é o nome de uma entidade, a_{ij} é um aspecto de e_i , s_{ijkl} é o sentimento no aspecto a_{ij} da entidade e_i , h_k denota o detentor da opinião, e t_l é o momento em que a opinião é expressa por h_k .

O sentimento s_{ijkl} pode ser positivo, negativo ou neutro, ou expresso com diferentes níveis de intensidade, como o sistema de 1 a 5 estrelas usado pela maioria dos sites de revisão (por exemplo, em avaliações de itens da Amazon).

Análises de Sentimentos em Mídias Sociais

A grande difusão das redes sociais e seu papel na sociedade moderna estão entre as novidades mais interessantes dos últimos anos, capturando o interesse de pesquisadores, jornalistas, empresas e governos. A densa interconexão que surge frequentemente entre os usuários gera um espaço de discussão capaz de motivar e envolver os indivíduos, vinculando as pessoas com objetivos comuns e facilitando diversas formas de socialização. Isto dá origem ao chamado “individualismo na rede”: em vez de sempre contar com uma única comunidade de referência, graças às redes sociais é possível estimular-se movendo-se entre mais pessoas e recursos, muitas vezes heterogêneos. As redes sociais estão, portanto, criando uma revolução digital. O aspecto mais interessante desta mudança não está unicamente relacionado com a possibilidade de promover a participação política e o ativismo. Esta revolução social influencia a vida de cada indivíduo. “É a liberdade de nos expressarmos, de ter um espaço próprio onde possamos ser nós mesmos, ou de ser quem gostaríamos de ser, com poucos limites e barreiras” (LIU et al., 2016).

Neste contexto, a análise de sentimentos tenta tornar evidente o que as pessoas pensam fornecendo representações, modelos e algoritmos capazes de passar de “texto simples não estruturado” para “visão complexa”. (LIU et al., 2016).

Aplicações de Opinion Mining

Opiniões dizem respeito às crenças, desejos e julgamentos expressos pelas pessoas sobre um determinado tópico e podem ser um componente importante usado para tomar decisões mais precisas em vários cenários (KUMAR, 2010). Empresas, por exemplo, têm um grande interesse em descobrir o que os clientes estão dizendo sobre seus produtos e ofertas de serviços. Os consumidores, por outro lado, se beneficiariam do acesso a opiniões de outras pessoas sobre os produtos que desejam comprar, uma vez que as recomendações de outros usuários tendem a influenciar essas decisões. O conhecimento das opiniões de outras pessoas também é importante em outros domínios, como o ativismo político, onde, por exemplo, pode ser interessante descobrir o sentimento geral em relação a uma nova legislação ou a partidos políticos e figuras públicas (SHARMA; MITTAL; GARG, 2016); Ou na detecção de viés subjetivo em ambientes onde não deve haver nenhum, como no monitoramento de cobertura de notícias (CAMBRIA; HUSSAIN, 2015).

Mídias Sociais e Análises de Tendências

Muitas empresas, grandes e pequenas, estão explorando se podem usar os comportamentos e comunicações on-line das pessoas para prever situações do mundo real. Por exemplo, desde 2008, o Google vem explorando se as pesquisas que chegam de usuários de todo o mundo podem permitir o rastreamento ou mesmo a previsão da ocorrência de doenças. A empresa de pesquisa demonstrou o rastreamento de duas doenças: gripe e

dengue. A Figura 1 mostra o site Flu Trends, que foi capaz de prever a incidência de gripe com base em um conjunto de palavras-chave usadas em pesquisas durante um surto local de gripe (HENDLER; MULVEHILL, 2016).

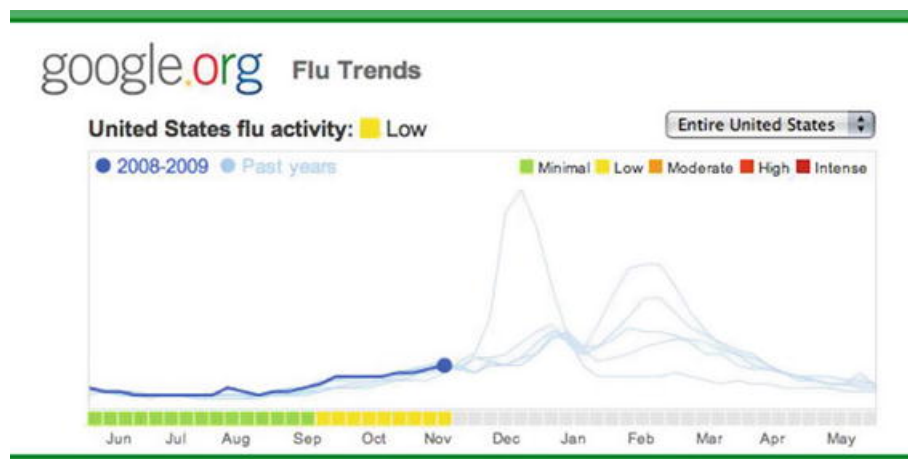


Figura 1 – Google Flu Trends

Atualmente, o Google já não publica estimativas atuais de gripe e dengue com base em padrões de busca, mas continua a oferecer estimativas históricas produzidas pelo Google Flu Trends e Google Dengue Trends. Isto, principalmente devido à falta de acuracidade dos modelos de predição, evidenciados quando o algoritmo subestimou a necessidade de vacinas nos anos de 2011-2013 nos Estados Unidos (BUTLER, 2013).

Outras empresas também estão usando feeds de mídia social, como Facebook, Twitter e seus equivalentes, para entender as tendências em tudo, desde previsões de tendências de consumo quanto em monitoramento de tragédias. A tecnologia IA está sendo usada de muitas maneiras por essas empresas para extrair e entender os dados. Por exemplo, algumas empresas usam técnicas de PLN para interpretar o conteúdo de mídia social, enquanto outras empresas estão explorando como a análise de sentimento das mídias sociais pode ser usada para entender o que as pessoas estão postando. Os resultados atuais indicam que o uso de PLN juntamente com análise de sentimento ajuda a diferenciar entre “eu me sinto bem” e “eu me sinto mal”, que se torna um grande diferencial no rastreamento de tendências de saúde (HENDLER; MULVEHILL, 2016).

Desafios

Infelizmente, analisar os feeds de mídia social é muito mais difícil do que parece. Suponha que alguém escreveu um tweet “Meu médico me disse para tomar aspirina. Como eu me sinto melhor #not”. Embora o hashtag #not deixa claro que “me sinto melhor” é sarcástico, se removemos o hashtag, não sabe-se se o escritor está sendo sério ou sarcástico.

Os sistemas atuais resolvem este problema através do acoplamento de técnicas de Aprendizado de Máquina com técnicas de análise de linguagem. No entanto, a fim de

serem eficientes, estas técnicas exigem um grande número de exemplos para ser “marcado” por pessoas, o que significa que as pessoas explicitamente precisam indicar recursos como sentimento e sarcasmo. Uma vez que o computador tem essas informações adicionais anotadas, resultados de pesquisas atuais indicam que o computador pode, então, mais precisamente correlacionar grandes conjuntos de dados para descobrir quais palavras prever, quais recursos

Embora a pesquisa em PLN tenha feito grandes progressos na produção de comportamentos artificialmente inteligentes, por exemplo, Google, IBM Watson e Apple Siri, nenhuma dessas estruturas PLN por si só realmente entendem o que eles estão fazendo - tornando-os não muito diferentes de um papagaio que aprende a repetir palavras sem nenhuma compreensão clara do que está dizendo. Hoje, mesmo as tecnologias de PLN mais populares visualizam a análise de texto como uma tarefa de correspondência de palavras ou padrões. Tentar verificar o significado de um pedaço de texto, processando-o no nível de palavra, no entanto, não é diferente de tentar entender uma imagem, analisando-a em nível de pixel (CAMBRIA; HUSSAIN, 2015).

Basear-se em palavras-chave arbitrárias, pontuação e frequências de co-ocorrência de palavras funciona bem para textos estruturados, mas uma grande quantidade de conteúdo gerado pelo usuário e o surgimento de fenômenos enganosos, como spam na web e de opinião, fazem com que os algoritmos de PLN padrão sejam cada vez menos eficientes. Para extrair e manipular adequadamente significados de texto, um sistema PLN deve ter acesso a uma quantidade significativa de conhecimento sobre o mundo e o domínio do discurso. Para este fim, os sistemas de PLN irão gradualmente parar de confiar muito em técnicas baseadas em palavras enquanto começam a explorar a semântica de forma mais consistente e, portanto, dão um salto da Curva de sintaxe para a curva de semântica (Figura 2).

2.1.6 Sentic Computing

A Sentic Computing (SC), cujo termo deriva do “sentire” latino (raiz das palavras como sentimento e sensibilidade) e “sensus” (como em senso comum), é uma abordagem multidisciplinar para a compreensão da linguagem natural que visa preencher a distância entre o processamento estatístico de linguagem natural (PLN) e muitas outras disciplinas que são necessárias para a compreensão da linguagem humana, como linguística, raciocínio de senso comum, computação afetiva, entre outros (CAMBRIA; HUSSAIN, 2015).

Em particular, a SC utiliza de técnicas IA e SemanticWeb, para representação e inferência do conhecimento; Matemática, para realizar tarefas como mineração de gráficos e redução de multidimensionalidade; Linguística, para análise de discurso e pragmática; Psicologia, para modelagem cognitiva e afetiva; Sociologia, para a compreensão da dinâmica das redes sociais e da influência social; Finalmente ética, para compreender questões

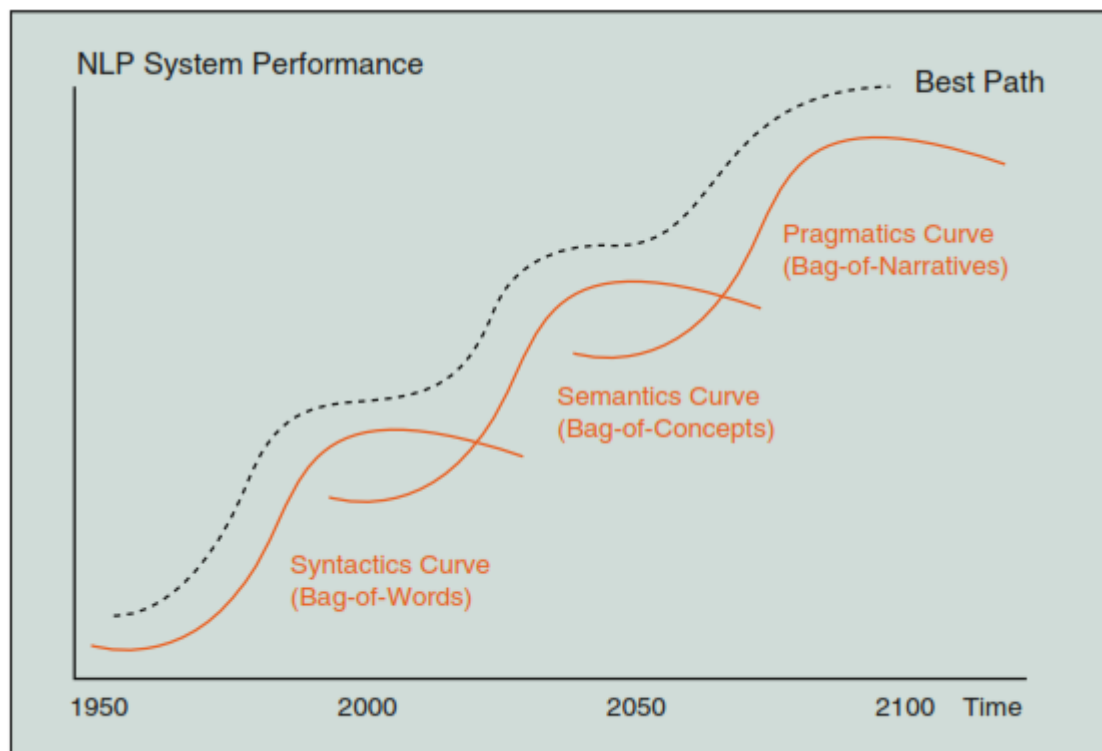


Figura 2 – Evolução prevista da pesquisa da PLN através de três eras ou curvas diferentes (CAMBRIA; HUSSAIN, 2015)

relacionadas com a natureza da mente e a criação de máquinas emocionais (BISIO et al., 2017).

Na SC a análise da linguagem natural baseia-se em ferramentas de raciocínio de senso comum, que permitem a análise de texto, não apenas em nível de documento, página ou parágrafo, mas também em sentença, cláusula e nível de conceito. A SC é diferente dos métodos comuns para a detecção de polaridade, pois requer uma abordagem multifacetada para o problema da análise do sentimento.

Algumas das técnicas mais populares para Opinion Mining centram-se em frequências de co-ocorrência de palavras e polaridade estatística associadas a palavras. Essas abordagens podem inferir corretamente a polaridade de textos não ambíguos com estrutura de frases simples e em um domínio específico (ou seja, o qual o classificador estatístico foi treinado). Uma das principais características da linguagem natural, no entanto, é a ambiguidade. Uma palavra como “grande” não possui nenhuma polaridade de forma avulsa, pois pode ser negativa, por exemplo, no caso de um “problema grande”, ou positiva, por exemplo, em “grande jantar”, mas a maioria dos métodos estatísticos lhe atribuem uma polaridade positiva, pois o contexto em que aparece muitas vezes é positivo.

Trabalhando no nível do conceito, a SC supera isso e muitos outros problemas comuns de framework de opinion-mining que dependem fortemente das propriedades

estatísticas das palavras.

A detecção de sentimentos é, no entanto, um problema muito desafiador porque as emoções são constructos (ou seja, quantidades conceituais que não podem ser diretamente medidas) com limites distorcidos e variações substanciais da diferença na expressão e experiência individuais (BISIO; ONETO; CAMBRIA, 2016). Para superar esse obstáculo, a SC baseia-se em um modelo de categorização afetiva inspirada e motivada biológica e psicologicamente que descreve toda a gama de fatores emocionais e experiências em termos de quatro dimensões independentes, mas concomitantes, cujas diferentes níveis de ativação compõem o estado emocional total da mente (CAMBRIA; HUSSAIN, 2015). Esse modelo é representado na forma de uma ampulheta, conforme demonstrado na figura 3.

2.1.7 Twitter

Twitter é uma rede social onde milhões de curtas mensagens de 140 caracteres são postadas diariamente (microblogging). Esta rede tem um crescente volume de dados graças um grande número de usuários ativos (DESHWAL; SHARMA, 2016).

Por ser uma ferramenta de fácil e rápida utilização, usuários utilizam a rede para comentar situações cotidianas e/ou eventos em tempo real (shows, esportes, premiações), criando o efeito de segunda tela (Tela 1: Evento ou TV, Tela 2: Smartphone conectado em redes sociais focados no assunto em si), o que tornou a rede rica em informações abrangendo diversas áreas e diversos públicos (VASUDEVAN et al., 2013).

A extração de dados dos diversos “tweets” se mostrou extremamente útil ultimamente, possibilitando saber qual é a popularidade de tópicos, e qual foi a reação dos usuários neste tópico, ainda com a possibilidade de mapear qual é o público alvo (idade, sexo, localização, etc) pelo cadastro que é efetuado no ato de criação de um perfil na rede.

Segundo o Twitter, em junho de 2016, ele contava com 313 Milhões de usuários (TWITTER, 2017a) postando em média 500 milhões de tweets por dia (TWITTER, 2017b).

2.1.8 ICONIX

O ICONIX é um método de desenvolvimento de software minimalista, focado em atuar na área entre a elaboração dos casos de uso e o do código (ROSENBERG; STEPHENS, 2007). A ênfase do método está em desenvolver uma boa análise e um bom design a partir de um processo incremental, no qual os diagramas de caso de uso são a base para cada iteração. As fases do desenvolvimento delimitadas pelo ICONIX são: Requisitos, Análise e Design Preliminares, Design Detalhado e Implementação.

Na fase de Requisitos, os requisitos funcionais (que definem quais as capacidades do sistema) pré-elaborados são analisados com o intuito de realizar um modelo de domínio,

um dicionário dos termos e objetos reais do seu projeto e de como eles se relacionam superficialmente. A partir do modelo de domínio, estabelecem-se os requisitos comportamentais, que detalham as ações do usuário e como o sistema deve responder a elas (ROSENBERG; STEPHENS, 2007). Storyboards das interfaces gráficas com o usuário são uma ferramenta importante na identificação destes requisitos, enquanto diagramas de caso de uso são utilizados para documentar cada cenário encontrado.

Baseadas nos casos de uso encontrados, as demais fases se repetem a cada iteração, trabalhando alguns poucos casos de uso por vez. Durante a Análise e Design Preliminares, os casos de uso são refinados através de diagramas de robustez, ajudando a complementar o modelo de domínio com a identificação de classes antes ignoradas e dos atributos de cada classe. No Design Detalhado, cada caso de uso gera um diagrama de sequência de mensagens que descreve todas as chamadas de método que ocorrem entre os objetos naquele cenário. Com base nestes diagramas, o modelo de domínio é atualizado com os métodos descritos e torna-se um diagrama de classes.

Quando a fase de Design Detalhado acaba, a modelagem realizada até o momento deve ser capaz de descrever com clareza o código a ser escrito. Inicia-se então a fase de Implementação. As classes descritas no diagrama de classes são geradas, seus métodos são implementados e testes unitários são escritos garantir o funcionamento do sistema. Essencialmente, deve-se testar todas as funções identificadas durante a análise de robustez (ROSENBERG; STEPHENS, 2007). Também são realizados testes de integração e aceitação. Por último, revisa-se o código e atualiza-se o modelo para se preparar para a próxima iteração.

Entre cada uma das fases, atinge-se uma milestone que consiste numa revisão crítica do que foi elaborado até o momento para assegurar que os requisitos estão sendo atendidos corretamente. A elaboração dos casos de uso, diagramas de robustez e de sequência de mensagem são a parte chamada de dinâmica no ICONIX e os diagramas de domínio e de classes são a parte estática. A figura 4 apresenta uma visão geral do processo.

2.2 Trabalhos relacionados

Um dos métodos convencionais de predição, é a utilização da frequência de repetição de palavras chave, para identificar uma tendência. Conforme descrito no trabalho de Tsugawa et al. (2013), foi investigada a eficácia dos registros das atividades no Twitter, correlacionando a frequência do uso de certas palavras para detectar a tendência depressiva dos usuários. Para tal, foi realizado um levantamento utilizando 50 homens e mulheres japoneses com aproximadamente 20 anos de idade usando o teste de Zung - Zung's Self-rating Depression Scale (SDS). Este teste é um método popular de análise de tendência depressiva, baseado em um questionário de 20 perguntas, respondidas pelo próprio usuário,

em que cada questão é pontuada de 1 a 4, e o somatório constitui a pontuação de Zung. Quanto maior a pontuação, maior sua tendência à depressão.

Neste estudo, foram realizadas análises de regressão múltipla para estimar as pontuações de Zung dos participantes a partir de frequências de palavras usadas em suas mensagens de tweet. Os resultados experimentais mostraram que existe uma correlação positiva média (coeficiente de correlação r aproximadamente 0,45) entre pontuação de Zung calculada pelo questionário e a pontuação estimada obtida a partir do modelo de regressão. Um dos resultados interessantes deste trabalho, foi identificar que, o uso da análise de frequência de palavras como variáveis independentes não é adequado, pois quando analisadas em conjuntos de até 5 palavras chave, foi encontrado maior coeficiente de correlação.

No entanto, basear-se em palavras-chave arbitrárias, frequências de pontuação e ocorrência de palavras pode não ser tão eficiente levando em consideração a explosão de conteúdo da Web e o surto de fenômenos enganosos como o Web trolling e o spam, que diminuem a eficiência desses métodos. Para efetivamente extrair e manipular dinamicamente significados de textos não estruturados, um sistema de PLN verdadeiramente inteligente deve considerar dados ambíguos e ter acesso a uma quantidade significativa de conhecimento sobre os possíveis ruídos dos dados e o domínio do discurso variando no tempo.

No trabalho de Poria et al. (2015) é descrito um novo paradigma que explora as relações entre os conceitos e padrões linguísticos em um texto para revelar o fluxo de sentimento de conceito a conceito. A principal novidade do artigo consiste em um algoritmo que atribui polaridade contextual a conceitos nos textos e flui essa polaridade através de arcos de dependência para atribuir um rótulo de polaridade final a cada sentença. Este algoritmo extrai o sentimento de cada palavra diretamente de recursos lexicais já existentes como SenticNet (CAMBRIA; OLSHER; RAJAGOPAL, 2014). Em seguida, aplica deslocadores de valor e combina o sentimento de palavras individuais da frase de forma semelhante aos circuitos eletrônicos, onde o sinal das fontes pode sofrer amplificação, inversão e enfraquecimento, combinando-os até obter o resultado final do balanço desses valores. Além disso, o método proposto envolve uma técnica de back-up machine-learning, que funciona nos casos em que não é encontrada informação suficiente nos recursos lexical existentes.

O algoritmo descrito por Poria et al. (2015) utiliza o conceito de sentic pattern ou padrão de sentimento, o qual foi definido no trabalho do mesmo grupo de pesquisa (PORIA et al., 2014) e pode ser ilustrado na figura abaixo.

O procedimento pode ser compreendido como um algoritmo de coloração de árvores que opera nos nós e arcos da árvore de dependência sintática. O algoritmo determina diretamente a polaridade para as palavras ou relações - conceitos, ou expressões multi-

palavras – pertencentes nos recursos lexicais existentes. Em seguida, ele gradualmente estende os rótulos para outros arcos e nós, com as transformações necessárias determinadas por regras de sentic patterns, até obter o rótulo final para o elemento raiz, que é a saída desejada. O grupo denominou a extensão da polaridade como o fluxo do sentimento.

Para complementar a análise quando os dados não estavam mapeados nos Lexicons utilizados, Poria et al. (2015) utilizaram uma nova técnica de inteligência computacional chamada máquina de aprendizagem extrema (Extreme Learning Machine - ELM), que é um tipo de redes feedforward de camada oculta desenvolvida recentemente, com uma camada oculta que não requer ajuste. O ELM superou os métodos de última geração, como o SVM (Support Vector Machines), tanto em termos de precisão como em tempo de treinamento. Nas experiências, Poria et al. (2015) obtiveram uma precisão global de 71,32% no conjunto de dados final usando ELM e precisão de 68,35% usando SVM. Esses dados foram obtidos a partir de análises em três tipos de conjuntos de dados diferentes.

O artigo escrito por Brynielsson, Johansson e Westling (2013), descreve a criação de algoritmos para reconhecimento de emoções em tweets relacionados a situações de crise, com ênfase na passagem do furacão Sandy pela costa leste dos Estados Unidos. O desafio do trabalho consistia na classificação multinomial das emoções, ao invés da classificação binária clássica de polaridades positiva e negativa (MUTHUTANTRIGE; WEERASINGHE, 2016). De forma similar a esta pesquisa, um outro desafio encontrado foi a linguagem utilizada nas postagens do Twitter: textos curtos e desestruturados, repletos de gírias e sarcasmo.

Os tweets foram coletados através de uma biblioteca Python e avaliados manualmente para serem enquadrados em quatro classes de emoções: raiva, medo, felicidade e outros. O objetivo dos algoritmos era enquadrar novos tweets nestas mesmas classes de acordo com a principal emoção encontrada no texto. 90% das mensagens foram utilizadas para treino dos algoritmos e 10% para testes. Duas soluções foram criadas com base em algoritmos de Aprendizado de Máquina diferentes: o Naive Bayes (NB) e a Máquina de Vetores de Suporte (SVM); e diversos parâmetros variaram durante a realização dos experimentos: tamanho do n-grama, redução ou não de palavras derivadas ao seu radical (pescaria => pesca), impacto das palavras de negação, etc.

Os resultados obtidos foram comparados com dois algoritmos de base: um que escolhia classes de forma randômica e outro baseado em regras de palavras-chave. Nestes cenários, ambas as soluções desenvolvidas, NB e SVM, obtiveram uma eficácia superior aos algoritmos de base, com 56.5% e 59.7% de acerto respectivamente. A precisão das respostas aumentou quando a classe de 'outros' foi removida do contexto, chegando à uma performance de 75.3% de acerto do algoritmo de SVM.

2.2.1 Relacionamentos com este trabalho

A ideia deste trabalho é aplicar as deferentes técnicas descritas nos trabalhos relacionados para análise de frases do Twitter, com objetivo de extrair os sentimentos dos usuários sobre um determinado tema.

Dessa forma, como descrito em Brynielsson, Johansson e Westling (2013), a base de tweets inicial será obtida através do uso do Tweetstream, um pacote Python que permite a extração de tweets utilizando termos específicos de busca. Os pesquisadores aplicaram os algoritmos de NB e SVM para análise de sentimentos. No entanto, para a mesma base de dados iniciais, este trabalho aplicará também os algoritmos de Sentic Patterns e ELM, de maneira similar ao grupo de Poria et al. (2015). Para analisar a eficiência dos algoritmos, será utilizado o método de análise de frequência de palavras, descrito por Tsugawa et al. (2013), e uma atribuição de sentimentos randômica, como descrito por Brynielsson, Johansson e Westling (2013), que será o controle.

Utilizaremos o Lexicon SenticNet (PORIA et al., 2014), para associar os sentimentos vinculados a cada palavra.

A contribuição deste trabalho, se dará na aplicação e comparação de performance de cinco tecnicas diferentes para análise de sentimentos (NB, SVM, Sentic Patterns e ELM, e frêquencia de palavras), e, potencialmente, desenvolvimento de um algoritmo próprio específico para o cenário de extração sentimento em frases curtas e não estruturadas (como é o caso dos tweets).

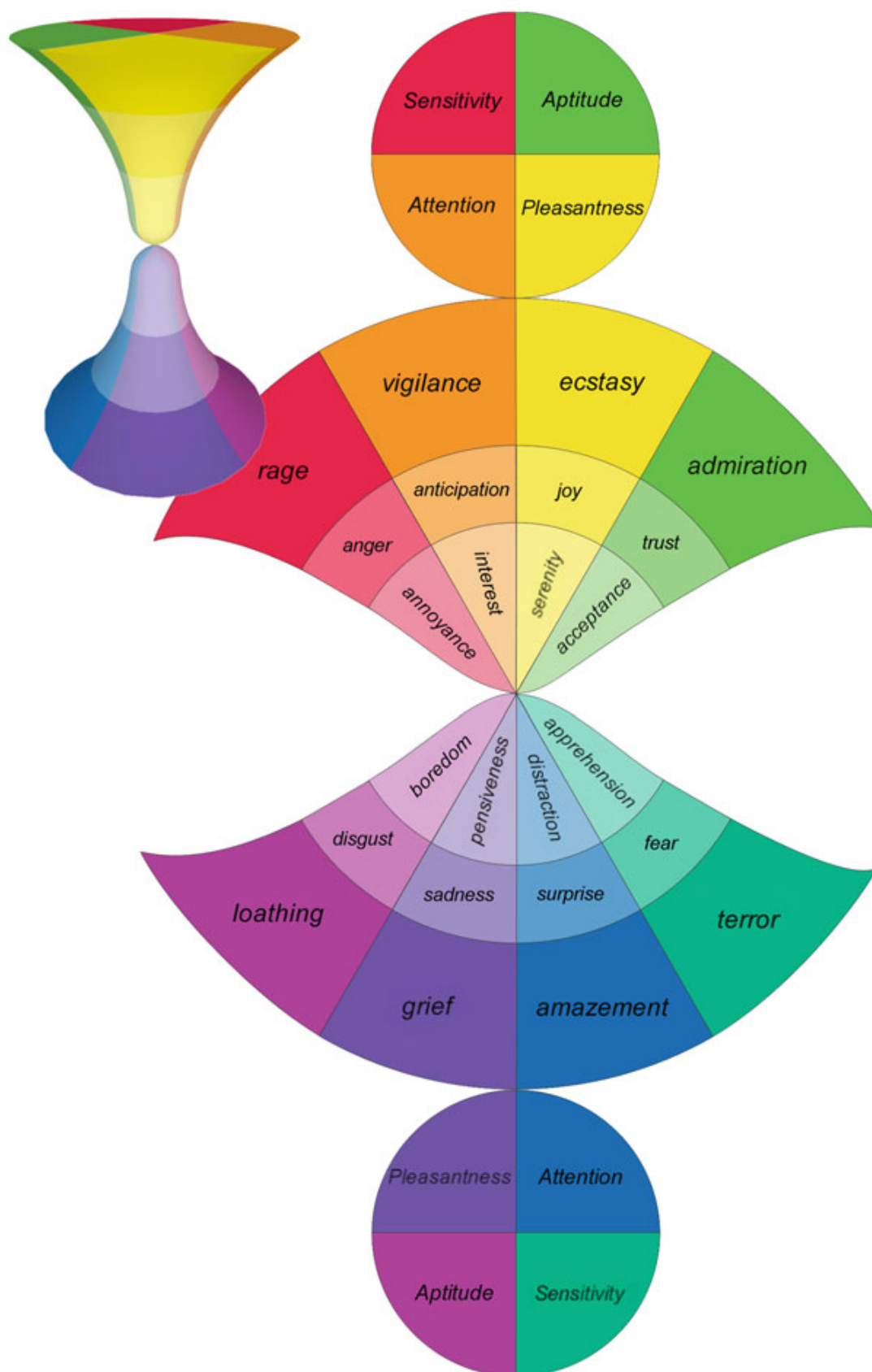


Figura 3 – O modelo 3D e a rede do “Hourglass of Emotions”. Uma vez que os estados afetivos vão de fortemente positivo para nulo para fortemente negativo, o modelo assume uma forma de ampulheta (CAMBRIA; HUSSAIN, 2015)

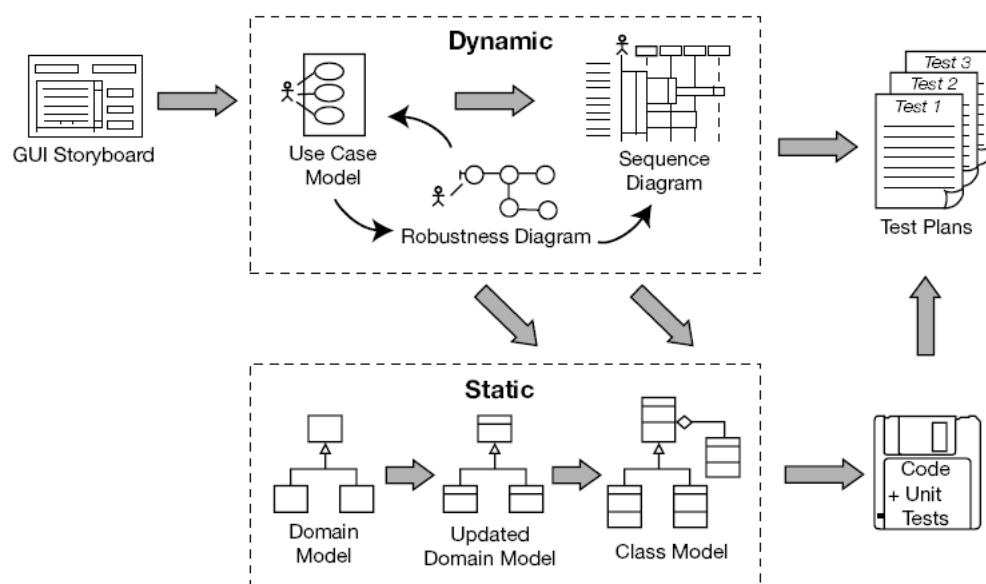


Figura 4 – Visão Geral do Processo ICONIX (ROSENBERG; STEPHENS, 2007)

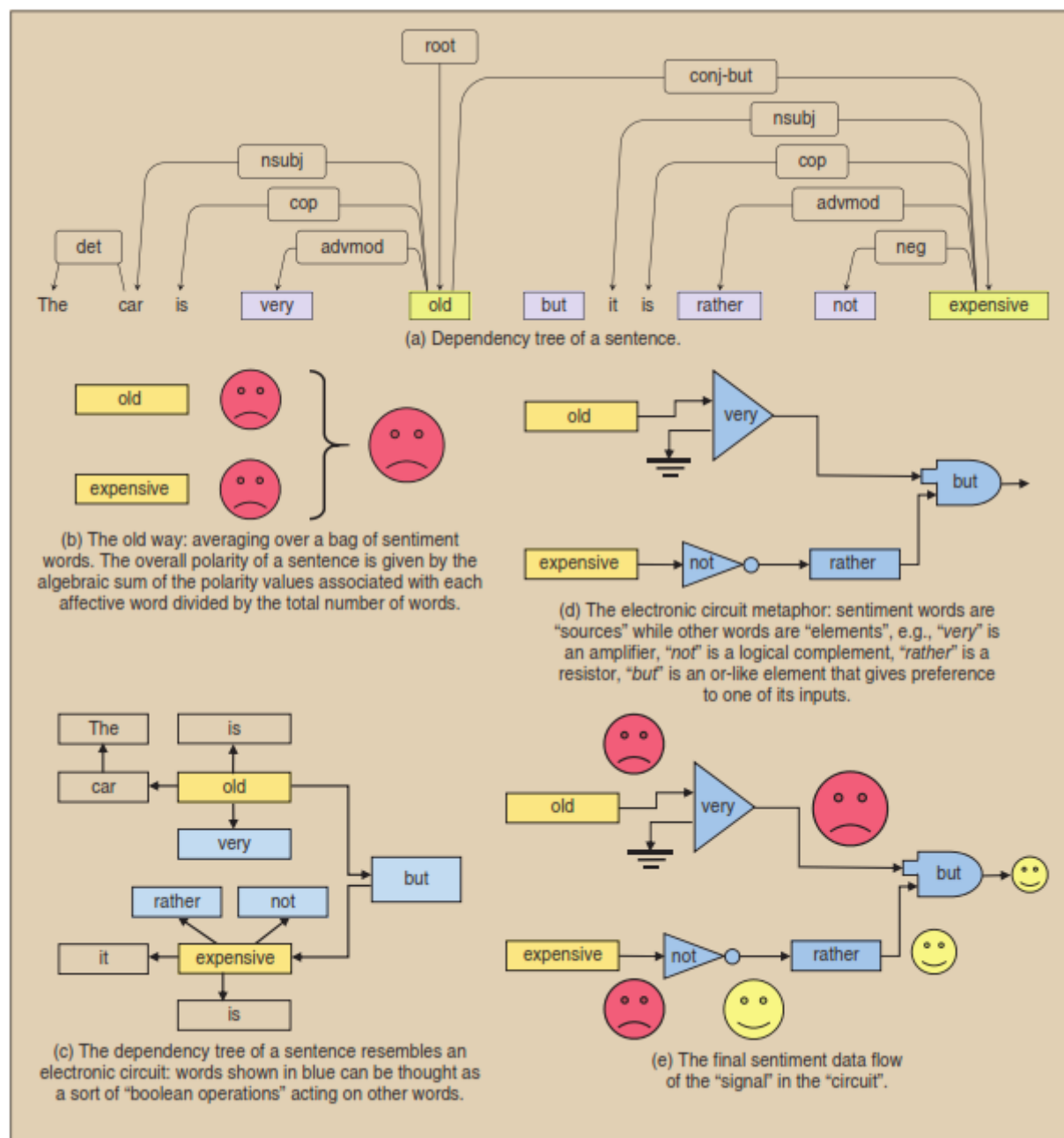


Figura 5 – A ideia principal por trás do sentic patterns: a estrutura de uma sentença é como um circuito eletrônico onde os operadores lógicos canalizam os fluxos de dados de sentimento para obter a polaridade total da sentença (PORIA et al., 2015)

3 Desenvolvimento do Algoritmo

4 Avaliação dos Resultados

5 Conclusões

Referências

- AKAICHI, J. Social networks' facebook' statutes updates mining for sentiment classification. In: *Social Computing (SocialCom), 2013 International Conference on*. Alexandria, VA, USA: [s.n.], 2014.
- ALBORNOZ, J. Carrillo de; PLAZA, L.; GERVÁS, P. Sentisense: An easily scalable concept-based affective lexicon for sentiment analysis. In: *The 8th International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC 2012)*. [S.l.: s.n.], 2012.
- BELLMAN, R. *An Introduction to Artificial Intelligence: Can Computers Think?* [S.l.: s.n.], 1978.
- BISIO, F. et al. A practical guide to sentiment analysis. In: _____. [S.l.: s.n.], 2017. cap. Concept-Level Sentiment Analysis with SenticNet, p. 173–189.
- BISIO, F.; ONETO, L.; CAMBRIA, E. Sentiment analysis in social networks. In: _____. [S.l.: Elsevier Inc, 2016. cap. Sentic Computing for Social Network Analysis.
- BLEIGH, M.; AGALLOCO, S.; MICHAELS-OBBER, E. *Tweetstream*. <<https://github.com/tweetstream/tweetstream>>. (Acessado em; 05/04/2017).
- BOOLE, G. *The Laws of Thought*. [S.l.: s.n.], 1854.
- BRYNIELSSON, J.; JOHANSSON, F.; WESTLING, A. Learning to classify emotional content in crisis-related tweets. *Institute for Scientific Information*, v. 13, p. 33–38, 2013.
- BUTLER, D. When google got flu wrong. *NATURE*, v. 494, p. 155–156, 2013.
- CAMBRIA, E.; HUSSAIN, A. *Sentic Computing - A Common-Sense-Based Framework for Concept-Level Sentiment Analysis*. [S.l.: Springer International Publishing, 2015.
- CAMBRIA, E.; OLSHER, D.; RAJAGOPAL, D. Senticnet 3: A common and common-sense sense knowledge base for cognition-driven sentiment analysis. In: . [S.l.: s.n.], 2014.
- CHARNIAK, E.; MCDERMOTT, D. *Introduction to Artificial Intelligence*. [S.l.: s.n.], 1985.
- DESHWAL, A.; SHARMA, S. K. Twitter sentiment analysis using various classification algorithms. In: *Reliability, Infocom Technologies and Optimization (Trends and Future Directions) (ICRITO), 2016 5th International Conference on*. Noida, India: IEEE, 2016.
- GUIDO, S.; MÜLLER, A. C. *Introduction to Machine Learning with Python*. [S.l.: s.n.], 2016.
- HALL, M. et al. The weka data mining software: An update. *SIGKDD Explorations*, v. 11, n. 1, 2009.
- HAUGELAND, J. *Artificial Intelligence: The Very Idea*. [S.l.: s.n.], 1985.

- HENDLER, J.; MULVEHILL, A. M. *Social Machines: The Coming Collision of Artificial Intelligence, Social Networking, and Humanity*. [S.l.]: Apress, 2016.
- HIGH, R. *The Era of Cognitive Systems: An Inside Look at IBM Watson and How it Works*. [S.l.], 2012. Disponível em: <<http://www.redbooks.ibm.com/redpapers/pdfs/redp4955.pdf>>.
- KUMAR, A. S. *Knowledge Discovery Practices and Emerging Applications of Data Mining: Trends and New Domains*. [S.l.]: IGI Global, 2010.
- KURDI, M. Z. *Natural Language Processing and Computational Linguistics*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2016.
- KURZWEIL, R. *The Age of Intelligent Machines*. [S.l.: s.n.], 1990.
- LIU, B. *Sentiment Analysis and Opinion Mining*. [S.l.]: Morgan & Claypool, 2012.
- LIU, B. et al. *Sentiment Analysis in Social Networks*. [S.l.]: Morgan Kaufmann, 2016.
- MATHUR, I.; AL et. *Natural Language Processing: Python and NLTK*. [S.l.: s.n.], 2016.
- MUTHUTANTRIGE, S. R.; WEERASINGHE, A. Sentiment analysis in twitter messages using constrained and unconstrained data categories. *IEEE*, p. 304–310, 2016.
- NILSSON, N. J. *Artificial Intelligence: A New Synthesis*. [S.l.: s.n.], 1998.
- POOLE, D.; MACKWORTH, A. K.; GOEBEL, R. *Computational intelligence: A logical approach*. [S.l.: s.n.], 1998.
- PORIA, S. et al. Sentiment data flow analysis by means of dynamic linguistic patterns. *IEEE Computational intelligence magazine*, v. 15, p. 1556–603, 2015.
- PORIA, S. et al. Sentic patterns: Dependency - based rules for concept-level sentiment analysis. *Knowl.-Based Syst.*, 2014.
- RASCHKA, S.; JULIAN, D.; HEARTY, J. *Python: Deeper Insights into Machine Learning*. [S.l.: s.n.], 2016.
- RICH, E.; KNIGHT, K. *An Introduction to Artificial Intelligence: Can Computers Think?* [S.l.: s.n.], 1978.
- ROSENBERG, D.; STEPHENS, M. *Use Case Driven Object Modeling with UML: Theory and practice*. Nova Iorque: Apress, 2007.
- RUSSEL, S.; NORVIG, P. *Inteligência Artificial*. 3rd. ed. [S.l.: s.n.], 2009.
- SHARMA, Y.; MITTAL, E.; GARG, M. *Political Opinion Mining from Twitter. International Journal of Information Systems in the Service Sector (IJISSS)*. [S.l.: s.n.], 2016.
- TSUGAWA, S. et al. On estimating depressive tendencies of twitter users utilizing their tweet data. *IEEE Virtual Reality*, 2013.
- TURING, A. Computing machinery and intelligence. *Mind*, v. 59, p. 433–460, 1950.

TWITTER. *Sobre o Twitter*. 2017. <<https://about.twitter.com/pt/company>>. (Accessed on 04/10/2017).

TWITTER. *Twitter Usage Statistics - Internet Live Stats*. 2017. <<http://www.internetlivestats.com/twitter-statistics/>>. (Accessed on 04/10/2017).

VASUDEVAN, V. et al. Is twitter a good enough social sensor for sports tv? In: *Pervasive Computing and Communications Workshops (PERCOM Workshops), 2013 IEEE International Conference on*. San Diego, CA, USA: IEEE, 2013.

WILSON, R. A.; KEIL, F. C. *The MIT Encyclopedia of the Cognitive Sciences*. [S.l.: s.n.], 1999.

WINSTON, P. H. *Artificial Intelligence(Third edition)*. [S.l.: s.n.], 1992.