

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
FACULDADE DE MEDICINA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM PSQUIATRIA E CIÊNCIAS DO
COMPORTAMENTO

GABRIELA DE ÁVILA BERNI

USO POTENCIAL DE FERRAMENTAS DE CLASSIFICAÇÃO DE TEXTO COMO
ASSINATURAS DE COMPORTAMENTOS SUICIDAS: UM ESTUDO DE PROVA
DE CONCEITO USANDO OS ESCRITOS PESSOAIS DE VIRGINIA WOOLF

Porto Alegre, 2018

GABRIELA DE ÁVILA BERNI

**USO POTENCIAL DE FERRAMENTAS DE CLASSIFICAÇÃO DE TEXTO COMO
ASSINATURAS DE COMPORTAMENTOS SUICIDAS: UM ESTUDO DE PROVA
DE CONCEITO USANDO OS ESCRITOS PESSOAIS DE VIRGINIA WOOLF**

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção de título de Mestre em Psiquiatria à Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Programa de Pós-Graduação em Psiquiatria e Ciências do Comportamento.

Orientador: Prof. Dr. Flávio Pereira Kapczinski

Co-Orientador: Prof. Dr. Ives Cavalcante Passos

Porto Alegre, 2018

CIP - Catalogação na Publicação

de Avila Berni, GABRIELA
USO POTENCIAL DE FERRAMENTAS DE CLASSIFICAÇÃO DE
TEXTO COMO ASSINATURAS DE COMPORTAMENTOS SUICIDAS:
UM ESTUDO DE PROVA DE CONCEITO USANDO OS ESCRITOS
PESSOAIS DE VIRGINIA WOOLF / GABRIELA de Avila
Berni. -- 2018.

46 f.

Orientadora: Flavio Pereira Kapczinski.

Coorientadora: Ives Cavalcante Passos.

Dissertação (Mestrado) -- Universidade Federal do
Rio Grande do Sul, Faculdade de Medicina, Programa
de Pós-Graduação em Psiquiatria e Ciências do
Comportamento, Porto Alegre, BR-RS, 2018.

1. Virginia Woolf. 2. Transtorno Bipolar. 3.
Suicídio. 4. Machine Learning. 5. Nuvem de palavras.
I. Pereira Kapczinski, Flavio, orient. II.
Cavalcante Passos, Ives, coorient. III. Título.

Elaborada pelo Sistema de Geração Automática de Ficha Catalográfica da UFRGS com os
dados fornecidos pelo(a) autor(a).

FOLHA DE APROVAÇÃO DA BANCA EXAMINADORA

GABRIELA DE ÁVILA BERNI

USO POTENCIAL DE FERRAMENTAS DE CLASSIFICAÇÃO DE TEXTO COMO ASSINATURAS DE COMPORTAMENTOS SUICIDAS: UM ESTUDO DE PROVA DE CONCEITO USANDO OS ESCRITOS PESSOAIS DE VIRGINIA WOOLF

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção de título de Mestre em Psiquiatria à Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Programa de Pós-Graduação em Psiquiatria e Ciências do Comportamento.

Porto Alegre, 26 de março de 2018.

A comissão Examinadora, abaixo assinada, aprova a Dissertação “Uso potencial de ferramentas de classificação de texto como assinaturas de comportamentos suicidas: um estudo de prova de conceito usando os escritos pessoais de Virginia Woolf”, elaborada por Gabriela de Ávila Berni como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em Psiquiatria e Ciências do Comportamento.

Prof. Dr. Maurício Kunz (UFRGS)

Prof^a. Dr^a. Keila Maria Mendes Ceresér (UFRGS)

Prof^a. Dr^a. Letícia Czepielewski (FADERGS)

Prof. Dr. Ives Cavalcante Passos (UFRGS) – Co-Orientador

AGRADECIMENTOS

A meu orientador Prof. Flávio Pereira Kapczinski pela confiança e ao meu Co-orientador, Prof. Dr. Ives Cavalcante Passos pelo constante estímulo e pelo conhecimento ensinado.

A minha Tia-mãe Wanda de Ávila Berni pelo amor incondicional e pelo apoio durante todo o curso desse trabalho, ao meu melhor amigo Francisco Diego Rabelo da Ponte por todo o apoio, trabalho em equipe e carinho.

Às melhores amigas Thaís Martini, Luiza Gea e Eduarda da Rosa por todo o apoio emocional e parceria. Ao pessoal do Laboratório de Psiquiatria Molecular pelo companheirismo e apoio.

RESUMO

A presente dissertação analisa o conteúdo dos diários e cartas de Virginia Woolf para avaliar se um algoritmo de classificação de texto poderia identificar um padrão escrito relacionado aos dois meses anteriores ao suicídio de Virginia Woolf. Este é um estudo de classificação de texto. Comparamos 46 entradas de textos dos dois meses anteriores ao suicídio de Virginia Woolf com 54 textos selecionados aleatoriamente do trabalho de Virginia Woolf durante outro período de sua vida. O texto de cartas e dos diários foi incluído, enquanto livros, romances, histórias curtas e fragmentos de artigos foram excluídos. Os dados foram analisados usando um algoritmo de aprendizagem mecânica Naïve-Bayes. O modelo mostrou uma acurácia de 80,45%, sensibilidade de 69% e especificidade de 91%. A estatística Kappa foi de 0,6, o que significa um bom acordo, e o valor P do modelo foi de 0,003. A Área Sob a curva ROC foi 0,80. O presente estudo foi o primeiro a analisar a viabilidade de um modelo de *machine learning*, juntamente com dados de texto, a fim de identificar padrões escritos associados ao comportamento suicida nos diários e cartas de um romancista. Nossa assinatura de texto foi capaz de identificar o período de dois meses antes do suicídio com uma alta precisão.

Palavras-chave: transtorno bipolar, suicídio, Virginia Woolf, *machine learning*, Naïve-Bayes.

ABSTRACT

The present study analyzes the content of Virginia Woolf's diaries and letters to assess whether a text classification algorithm could identify written pattern related to the two months previous to Virginia Woolf's suicide. This is a text classification study. We compared 46 texts entries from the two months previous to Virginia Woolf's suicide with 54 texts randomly selected from Virginia Woolf's work during other period of her life. Letters and diaries were included, while books, novels, short stories, and article fragments were excluded. The data was analyzed by using a Naïve-Bayes machine-learning algorithm. The model showed a balanced accuracy of 80.45%, sensitivity of 69%, and specificity of 91%. The Kappa statistic was 0.6, which means a good agreement, and the p value of the model was 0.003. The Area Under the ROC curve was 0.80. The present study was the first to analyze the feasibility of a machine learning model coupled with text data in order to identify written patterns associated with suicidal behavior in the diaries and letters of a novelist. Our text signature was able to identify the period of two months preceding suicide with a high accuracy.

Keywords: bipolar disorder, suicide, Virginia Woolf, machine learning, Naïve-Bayes.

SUMÁRIO

LISTA DE ABREVIATURAS.....	10
1 APRESENTAÇÃO.....	11
2 INTRODUÇÃO	13
2.1 Suicídio	13
2.2 Virgínia Woolf.....	16
2.3 Machine Learning.....	15
3 JUSTIFICATIVA	18
4 OBJETIVOS	19
4.1 Objetivo geral	19
4.2 Objetivos específicos	19
5 Metodologia.....	18
6. ARTIGO	20
5.1 Carta de submissão	20
5.2 Manuscrito	285
7 CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	40
8 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	443
9 APÊNDICE 1.....	45
10 APÊNDICE 2.....	46

LISTA DE ABREVIATURAS

AIDS	Síndrome da Imunodeficiência Adquirida (do inglês, <i>acquired immunodeficiency syndrome</i>)
CID	Classificação Internacional de Doenças
OMS	Organização Mundial da Saúde
HIV	Vírus da imunodeficiência humana (do inglês, <i>human immunodeficiency virus</i>)

1 APRESENTAÇÃO

O suicídio é um fenômeno complexo e encarado como um sério problema de saúde pública que demanda atenção, porém sua prevenção e controle não são uma tarefa fácil. Um dos maiores desafios da Psiquiatria é identificar o risco de suicídio em pacientes. As taxas de incidência de suicídio consumado variam consideravelmente entre os diferentes países e, de acordo com dados da Organização Mundial da Saúde (OMS), mais de mil pessoas de todas as culturas, religiões, etnias e níveis socioeconômicos cometem suicídio no mundo a cada dia (1). Os Estados membros da OMS da região europeia, desde 1984, destacaram a redução do suicídio como um dos seus objetivos principais em sua política de saúde. Ter a intenção de morrer é um elemento-chave diretamente ligado com a violência e agressão. Portanto, o suicídio é classificado como uma “causa externa” pela Classificação Internacional de Doenças (CID) (<http://www.cid10.com.br/>). O número de mortes por suicídio em todo o mundo supera o de homicídio e o de guerra combinados (2).

No Brasil, o suicídio corresponde a 0,6% do total de mortes e a 5,6% das mortes por causas externas. O Brasil registrou 4,9 mortes por suicídio por 100.000 habitantes em 2008, colocando-se na posição 73 em nível mundial e no grupo de países com taxas crescentes de suicídio. Um estudo de base populacional com uma amostra de 1.560 jovens, de 18 a 24 anos da zona urbana de Pelotas, Rio Grande do Sul, mostrou que a prevalência de risco de suicídio entre jovens foi de 8% (3). Essas taxas justificam a crescente atenção que vem sendo dada nacional e mundialmente ao tema e muitos países têm procurado desenvolver estratégias para a sua prevenção.

É importante ressaltar que as tentativas de suicídio estão intimamente relacionadas com crises de vida e experiências frustrantes (4). O comportamento suicida envolve, esporádica ou frequentemente, ideias, desejos e manifestações da intenção de querer morrer, planejamento de como, quando e onde fazer isso, além do pensamento de como o suicídio irá impactar os outros, muitas vezes, como solução para algo insuportável e insolúvel. Constitui, portanto, uma tendência autodestrutiva que se apresenta com um grau de gravidade que pode variar da ideação ao suicídio. A avaliação do risco de suicídio continua sendo um desafio aos

profissionais da saúde e geralmente mais importante do que buscar a causa do suicídio de imediato (5).

A presente dissertação investiga a existência de uma “assinatura” na correspondência pessoal de Virgínia Woolf que possa predizer suicídio. Primeiramente, o texto dos diários e cartas escritos por Virginia Woolf no período de 60 dias antes do suicídio da autora foi organizado em tabelas de Excel. Esse material foi randomizado utilizando técnicas de *machine learning* através do software “R” com o *package* “E 071”. Os resultados desta análise deram origem ao artigo que foi submetido na revista Plos One sob o título de “*Potential use of text classification tools as signatures of suicidal behavior: a proof-of-concept study using Virginia Woolf’s personal writings*”.

2 INTRODUÇÃO

2.1 Suicídio

A cada 40 segundos uma pessoa comete suicídio no mundo. A cada 3 segundos uma pessoa atenta contra a própria vida. O suicídio está entre as três maiores causas de morte de pessoas com idade entre 15-35 anos (5).

Cada suicídio tem um sério impacto em pelo menos outras seis pessoas. O impacto psicológico, social e financeiro do suicídio em uma família e comunidade é imensurável. O suicídio é um problema complexo para o qual não existe uma única causa ou uma única razão. Ele resulta de uma complexa interação de fatores biológicos, genéticos, psicológicos, sociais, culturais e ambientais. É difícil explicar porque algumas pessoas decidem cometer suicídio, enquanto outras em situação similar ou pior não o fazem. Contudo, a maioria dos suicídios pode ser prevenida. Este problema é uma questão de Saúde Pública em todos os países (4).

Estudos tanto em países desenvolvidos quanto em desenvolvimento revelam dois importantes fatores relacionados ao suicídio. Primeiro, a maioria das pessoas que cometeu suicídio tem um transtorno mental diagnosticável. Segundo, suicídio e comportamento suicida são mais frequentes em pacientes psiquiátricos. Esses são os grupos diagnósticos, em ordem decrescente de risco de suicídio: Depressão (todas as formas); Transtorno de Personalidade Antissocial e *Borderline* (com traços de impulsividade, agressividade e frequentes alterações do humor); uso abusivo de álcool e/ou drogas em adolescentes; Esquizofrenia e Transtorno Mental Orgânico. Porém, apesar de a maioria das pessoas que apresentam sintomas de risco de suicídio apresentar transtorno mental, a maioria não procura um profissional de saúde mental, mesmo em países desenvolvidos (4).

A Depressão é o diagnóstico mais comum em suicídios consumados. Todas as pessoas já se sentiram tristes, solitárias e instáveis de tempos em tempos, mas marcadamente esses sentimentos passam. Contudo, quando os sentimentos são persistentes e interferem na vida normal da pessoa, eles tornam-se sentimentos depressivos e levam a esse tipo de transtorno. Alguns dos sintomas comuns de Depressão são: sentir-se triste durante a maior parte do dia, diariamente; perder o interesse em atividades rotineiras; perder peso (quando não em dieta) ou ganhar peso; dormir demais ou de menos ou acordar muito cedo; sentir-se cansado e fraco

o tempo todo; sentir-se inútil, culpado e sem esperança; sentir-se irritado e cansado o tempo todo; sentir dificuldade em concentrar-se, tomar decisões ou lembrar-se das coisas; ter pensamentos frequentes de morte e suicídio (4).

Aproximadamente 10% dos pacientes com Esquizofrenia acabam cometendo suicídio. A Esquizofrenia é caracterizada por distúrbios na fala, pensamento, higiene pessoal e comportamento social. Esquizofrênicos têm um aumento no risco de suicídio se eles: são jovens, solteiros, homens desempregados; estão nos estágios iniciais da doença; encontram-se deprimidos; propensos a recaídas frequentes; altamente instruídos; paranoides (6).

Algumas doenças neurológicas também estão associadas ao aumento das taxas de suicídio. Entre elas: Epilepsia, porque a impulsividade crescente, agressividade e incapacidade física crônica frequentemente vistas em epiléticos são razões mais fortes para o aumento de comportamento suicida nestes pacientes. Alcoolismo e abuso de drogas, trauma medular ou craniano e acidente vascular cerebral; ou seja, quanto mais graves as lesões, maior o risco de suicídio. Além disso, há indicações de que doenças terminais como o câncer associam-se ao aumento das taxas de suicídio. O risco de suicídio é maior em homens; no início do diagnóstico (dentro dos primeiros cinco anos) e quando o paciente está em quimioterapia (4).

Vírus da imunodeficiência humana (HIV) e Síndrome da Imunodeficiência Adquirida (AIDS) também estão nesta lista, o prognóstico e a natureza da doença aumentam o risco de suicídio em pessoas infectadas pelo HIV. Na época do diagnóstico, quando o paciente não tem aconselhamento após o teste, o risco de suicídio é alto. Outra questão são as condições crônicas, que têm possível associação com risco aumentado de suicídio, entre elas: diabetes; esclerose múltipla; condições crônicas renais, hepáticas ou gastrointestinais; doenças nos ossos ou articulações, com dor crônica; doenças cerebrovasculares ou neurovasculares e doenças sexuais (7).

Alguns dados sociais e demográficos são avaliados como fatores de suicídio: homens cometem mais suicídio que mulheres, mas mais mulheres tentam suicídio. A taxa de suicídio tem dois picos: em jovens (15 – 35 anos) e em idosos (acima de 75 anos) (5). Com relação ao estado civil, pessoas divorciadas, viúvas e solteiras têm maior risco do que pessoas casadas. Além disso, as que vivem sozinhas ou são separadas são mais vulneráveis. A perda do emprego, mais do que o fato de estar

desempregado, também foi associada ao suicídio; pessoas que se mudaram de uma área rural para urbana, ou diferentes regiões, ou países, são mais vulneráveis a comportamento suicida. A maioria das pessoas que cometeu suicídio passou por acontecimentos estressantes nos três meses anteriores ao suicídio, tais como: problemas interpessoais, discussões com esposa, família, amigos, namorado; rejeição, separação da família e amigos; eventos de perda, luto; problemas financeiros e no trabalho, perda do emprego, aposentadoria, dificuldades financeiras; mudanças rápidas na sociedade, como na política e na economia, além de vários outros estressores (4).

Portanto, três características em particular são próprias do estado das mentes suicidas: 1. Ambivalência: a maioria das pessoas já teve sentimentos confusos de cometer suicídio. O desejo de viver e o desejo de morrer batalham numa gangorra nos indivíduos suicidas, há uma urgência de sair da dor de viver e um desejo de viver. Muitas pessoas suicidas não querem realmente morrer, somente estão infelizes com a vida. Se for dado apoio emocional e o desejo de viver aumentar, o risco de suicídio diminui. 2. Impulsividade: suicídio é também um ato impulsivo, pode ser transitório e durar alguns minutos ou horas, é usualmente desencadeado por eventos negativos do dia-a-dia. 3. Rigidez: quando pessoas têm tendências suicidas, seus pensamentos, sentimentos e ações estão constrictos, elas pensam sobre suicídio constantemente e não são capazes de perceber outras maneiras de sair do problema. Elas pensam rígida e drasticamente (8).

Segundo a OMS, existe como identificar uma pessoa em risco de cometer suicídio. Existem sinais indicativos que podem estar na história de vida e no comportamento das pessoas, como: comportamento retraído, inabilidade para se relacionar com a família e amigos; doença psiquiátrica; alcoolismo; ansiedade ou pânico; mudança na personalidade, irritabilidade, pessimismo, depressão ou apatia; mudança no hábito alimentar e de sono; tentativa de suicídio anterior; sentimento de culpa, de se sentir sem valor ou com vergonha; uma perda recente importante – morte, divórcio, separação; história familiar de suicídio; desejo súbito de concluir os afazeres pessoais, organizar documentos, escrever um testamento; sentimentos de solidão, impotência, desesperança; cartas de despedida; doença física; menção repetida de morte ou suicídio (4).

Portanto, a maioria das pessoas suicidas comunica seus pensamentos e intenções. Elas frequentemente dão sinais e fazem comentários sobre “querer

morrer”, sentimento de desvalia e assim por diante. Todos estes pedidos de ajuda não podem ser ignorados. Os sentimentos e pensamentos da pessoa suicida tendem a serem os mesmos em todo o mundo. Por isso, é importante identificar fatores preditivos do suicídio nas comunicações escritas.

2.2 Virgínia Woolf

A autora nasceu em 25 de janeiro de 1882, era filha do editor Leslie Stephen, recebeu uma educação esmerada e teria frequentado desde cedo o mundo literário. Em 1912 se casou com Leonard Woolf, estreou na literatura em 1915, três anos após seu casamento, com o romance *A Viagem*, que abriu o caminho para a sua carreira como escritora e uma série de obras notáveis. Junto do marido fundou, em 1917, a *Hogarth Press*, editora que revelou escritores como Katherine Mansfield e T.S. Eliot. A autora foi integrante do grupo de *Bloomsbury*, círculo de intelectuais que, após a Primeira Guerra Mundial, se posicionaria contra as tradições literárias, políticas e sociais da Era Vitoriana. Deste grupo participaram, dentre outros, os escritores Roger Fry e Duncan Grant; os historiadores e economistas Lytton Strachey e John Maynard Keynes; e os críticos Clive Bell e Desmond McCarthy (9).

A obra de Virginia é classificada como modernista. O fluxo de consciência é uma de suas marcas mais conhecidas e do qual é considerada uma das criadoras. Suas reflexões sobre a arte literária, sobre a liberdade de criação, o prazer da leitura são baseadas em suas leituras de obras primas de autores como Conrad, Defoe, Dostoiévski, Jane Austen, Joyce, Monataigne, Tolstoi, Tchekov, Sterne, entre outros clássicos (9).

Virginia morreu em 1941, tendo cometido suicídio. Ela enfrentou diversas crises depressivas ao longo de sua vida e em 28 de março de 1941, aos 57 anos, deixou um bilhete para seu marido, Leonard Woolf, e outro para a irmã, Vanessa Bell, assim ela se despediu das pessoas que mais amou na vida, e cometeu suicídio.

Por este motivo, o texto de Virginia Woolf foi escolhido para este trabalho. Tendo em vista que a autora deixou um vasto repertório escrito reunido em seus diários, onde ela escrevia livremente sobre seus sentimentos, revelando traços de depressão. Virginia tentou cometer suicídio pelo menos três vezes antes de se suicidar em 1941, ainda jovem, em 1904, após a morte do pai, ela se atirou por uma

janela, mas apenas sofreu escoriações. Em seus diários existem relatos de que a escritora ouvia vozes e tinha alucinações, além dos constantes sentimentos de tristeza e inadequação. Em 1913, após um ano de casada com Leonard Woolf, Virginia tomou 6,5 gramas do medicamento barbitol (Veronal), mas sobreviveu. Outra tentativa foi alguns anos depois, quando ela tentou se afogar em um rio perto de sua casa. Então, em 1941, sentindo-se adoecer novamente, ela encheu os bolsos do casaco com pedras e se afogou no Rio Ouse, perto de sua casa (9).

2.3 Machine Learning.

O método Naïve Bayes é usado para classificar e-mails de Spam ou ham messages. Este algoritmo foi selecionado porque requer relativamente poucos exemplos para treino além de também funcionar bem com um número grande de exemplos; este método estima a probabilidade para uma predição; é muito efetivo e funciona bem com dados variados.

No presente estudo, utilizamos o programa R (versão 3.3.1) e os pacotes R chamados tm e e1071. Nós primeiro digitamos as cartas e os diários de Virginia Woolf em uma planilha do Excel (ver exemplo no apêndice 1). O prazo de sessenta dias antes do suicídio foi usado para rotular um texto específico relacionado ao suicídio ou não. O período de 60 dias foi arbitrariamente definido, mas com base em 1) o comportamento de Virginia Woolf antes de se matar e 2) a necessidade de estabelecer um prazo alvo. Parece que Virginia Woolf decidiu tentar o suicídio pelo menos alguns dias antes de finalmente "ter sucesso nisso". Em relação a questões metodológicas, não há cálculo de tamanho de amostra para um modelo de aprendizado de máquina porque o algoritmo se beneficia de amostras maiores.

3 JUSTIFICATIVA

Para cada óbito por suicídio, há no mínimo 5 ou 6 pessoas próximas ao falecido cujas vidas são profundamente afetadas emocional, social e economicamente (2).

O comportamento suicida exerce forte impacto nos serviços de saúde, e estima-se que 1,4% da carga global ocasionado por doenças no ano 2002 estavam relacionadas a tentativas de suicídio, e calcula-se que esta cifra chegará a 2,45% em 2020. Nesses cálculos são tomados os custos diretos (hospitalização, medicamentos) e indiretos (afastamento do trabalho, por exemplo) decorrentes da tentativa de suicídio. Estes dados são alarmantes e atentam ao fato de que cada vez mais estudos são necessários nesta área para melhor compreensão do suicídio, na tentativa de melhorar a prevenção e evitar que as taxas continuem aumentando com o decorrer dos anos (10).

Portanto, este trabalho se propõe a analisar o conteúdo da produção escrita de Virgínia Woolf através do texto que ela escreveu em seus diários e cartas, procurando identificar se existe uma assinatura que indique padrões preditivos que possam oferecer ferramentas para os estudos em prevenção do suicídio. A análise da produção escrita de um caso com grande produção textual como o de Virginia Woolf pode contribuir para identificar padrões velados de comunicação que possam ser preditivos de risco de suicídio e de suas características.

4 OBJETIVOS

4.1 Objetivo geral

Investigar a existência de uma “assinatura” na correspondência pessoal de Virgínia Woolf que possa predizer suicídio.

4.2 Objetivos específicos

- Comparar textos escritos 60 dias antes do suicídio X textos escritos fora deste período para identificar uma assinatura que possa prever o suicídio;
- Investigar a nuvem de palavras dos textos escritos 60 dias antes do suicídio e textos escritos fora deste período para contextualizar as palavras que aparecem com maior frequência no trabalho de Virginia Woolf (Ver Apêndice 2).

5. Metodologia.

Usamos arbitrariamente um período de sessenta dias para fornecer um número adequado de observações. Construímos uma tabela no Excel (ver exemplo no apêndice 1) para inserir os dados (textos dentro do período escolhido). Em seguida, importamos o conjunto de dados para o programa R e o convertemos em uma representação chamada “bag-of-words”, que ignora a ordem das palavras e simplesmente fornece uma variável indicando se a palavra aparece. Em terceiro lugar, padronizamos os textos para usar apenas caracteres minúsculos e removemos espaços em branco, números e pontuação adicionais usando o pacote `tm`. Em quarto lugar, dividimos os textos em componentes individuais através de um processo chamado tokenização. Nesse processo, criamos uma estrutura de dados chamada Document Term Matrix (DTM), uma matriz esparsa na qual as linhas indicam documentos (as cartas e diários de Virginia Woolf) e as colunas indicam os termos (a frequência de cada palavra que aparecia em cada texto). Quinto, nós randomizamos nossos dados e depois os dividimos em conjuntos de dados de treinamento e teste. Em sexto lugar, filtramos nosso treinamento e testamos o DTM para incluir apenas as palavras que aparecem em pelo menos cinco documentos. Em sétimo lugar, aplicamos o algoritmo Naive Bayes no conjunto de dados de treinamento para construir o modelo usando o pacote `e1071`. O algoritmo usou a presença ou ausência de palavras para estimar a probabilidade de um determinado documento estar relacionado ao suicídio. Oitavo, avaliamos o desempenho do modelo testando suas previsões em documentos não vistos no conjunto de dados de teste. Assim, usamos o modelo para produzir previsões e depois compará-las com os valores verdadeiros. O desempenho do Modelo no conjunto de dados de teste foi avaliado com a Área Sob a Curva de Características Operacionais Recebidas (AUC), precisão, sensibilidade, especificidade, valor preditivo positivo e valor preditivo negativo.

Nosso trabalho teve como referência alguns artigos já publicados que utilizam o mesmo método, tais como, um recente estudo que reportou uma assinatura clínica usando técnicas de *machine learning* para identificar suicídio em pacientes com transtornos de humor, as variáveis preditoras mais relevantes em discernir suicidas de não suicidas foram hospitalizações anteriores por depressão, história de psicose, dependência de cocaína e estresse pós-traumático (12). Outro

estudo desenvolveu um modelo de predição orientado por linguagem para estimar o risco de suicídio, analisando o texto retirado dos registros médicos, a partir dessas notas clínicas, foram gerados conjuntos de dados de palavras-chave únicas e de frases, então, foram criados modelos de previsão construídos usando um algoritmo de *machine learning* baseado em um quadro de programação genética (13). Outro trabalho que usou *machine learning* mostrou que as variáveis de uma zona de risco de suicídio estão relacionadas ao transtorno individual, à satisfação pessoal e aos motivos de vida. Eles concluíram que essas variáveis podem ser usadas para criar uma ferramenta de avaliação que possa identificar fatores de risco e proteção individuais (14).

6 ARTIGO

6.1 Carta de submissão

February, 8th, 2018.

Dear Editor Deanne Dunbar

Editor – PLOS One

Re: Resubmission of “Potential use of text classification tools as signatures of suicidal behavior: a proof-of-concept study using Virginia Woolf’s personal writings”.

We are writing in to let you know that all changes were made as requested. Please find below all changes, addressing all questions, point by point. If you have any queries or suggestions, please do not hesitate to contact us. Thanks for your consideration on this manuscript.

Yours sincerely,

A handwritten signature in blue ink, appearing to read 'Flavio Kapczinski', with a long horizontal flourish extending to the right.

Flavio Kapczinski, MSc, MD, PhD, FRCPC

Department of Psychiatry and Behavioral Neurosciences

McMaster University, Hamilton-ON, Canada

Phone: +55 512 101 8845, Zip Code: L8S4L8, Hamilton-ON, Canada

Phone: +55 512 101 8845

Email: kapczinf@mcmaster.ca - flavio.kapczinski@gmail.com

“PLOS ONE has been specifically designed for the publication of the results of primary scientific research. As it stands, your manuscript reads as a case study of Virginia Woolf's writings. Individual case reports are not considered for publication. However, we appreciate that this work might be revised and put forth as a report of a novel method, with Virginia Woolf's writing used as a validation case example.”

We reviewed the manuscript and adapt it to describe how this technique could be used to aid in prediction of suicide and used Virginia Woolf's writings as an example of its application.

To elevate this work beyond the level of a case report, we feel you would need to adjust the aim statement, address the utility/validation criteria, and expand your discussion of whether this single case study is sufficient to inform applicability/validation of the method more broadly, e.g. to patients with clinical depression.

We agree with the editor and we have changed the aim of the study. Also, we added to the discussion section new insights on potential application of these techniques.

In addition, PLOS ONE requires that experiments, statistics, and other analyses are performed to a high technical standard and are described in sufficient detail to allow another researcher to reproduce the experiment (<http://journals.plos.org/plosone/s/criteria-for-publication#loc-3>). In your submission, you have not provided us with sufficient details to allow for internal evaluation of whether your study meets these standards and can be sent for peer review. Specifically, we had the following concerns:

1) The manuscripts needs additional justification and citations for the establishment of the following criteria: "The cutoff of sixty days before suicide was used to label a specific text as related to suicide or not."

The cutoff of sixty days was arbitrarily defined, however, it was based on 1) Virginia Woolf's behavior prior to kill herself and 2) methodological issues. It is hard to

stipulate how many days before commit suicide one begins to show signs of doing that. It seems that Virginia Woolf decided to attempt suicide at least days before finally “succeeding at it.” One week before commit suicide, she arrived home soaking wet after a failed suicide attempt. According to Leonard, she looked ill and shaken but she told him that she had slipped into a dyke (11). Later on, Virginia Woolf filled her overcoat pockets with heavy stones and headed to the River Ouse to never return. Regarding methodological issues, there is no sample size calculation for a machine learning model, but the algorithm benefit from larger samples. Therefore, we decided that sixty observations in each group might be a good sample size. As there is no prior study showing a precise cutoff in the scientific literature, we added to the discussion that different cutoffs should be tested in future studies, and that may even be possible to have different cutoffs depending on particularities of each subject.

2) Subjective statements such as: "Virginia Woolf is one of the most famous female writers of the 20th century and one of the finest British novelist ever," should be removed or accompanied by citations.

We agree with editor's suggestion and have removed such sentence.

3) It is not clear from the manuscript whether an objective and systematic method was applied to categorize words as having positive versus negative trait, or whether this was based on a qualitative or subjective assessment by the authors. We felt that a possible approach for revision could be the classification of texts with regard to time before suicide, in lieu of the classification “related to suicide.”

We changed the terms in both word clouds. This was based on a qualitative and subjective assessment of another Plos One paper. Poulin C, Shiner B, Thompson P, Vepstas L, Young-Xu Y, et al. (2014) Predicting the Risk of Suicide by Analyzing the Text of Clinical Notes. PLoS ONE 9(1): e85733. doi:10.1371/journal.pone.0085733

4) Several words (can't, don't, never, last) appear in both word clouds, yet are

only discussed in relation to the group within 60 days of suicide. This is not discussed in the Results section.

We agree with the editor, and added the following sentence to the discussion:

“As the model analysis frequency of words and not whole sentences, it is not possible to determine if a negative word was necessarily used in a negative context, such as sentences with a depressive connotation.”

In addition, we also reorganized our manuscript to discuss more words that are different between both word clouds.

5) There is no systematic means of comparing the word cloud results, e.g. comparing the frequency of "can't" in the two data sets and/or evaluating whether the differences in frequency were significant.

We have made four excel tables, one with the frequency of no suicide words, another with frequency of suicide words, one with the frequency of common words which appear in both word clouds and a table with the different words, which appear only in one word cloud.

6) Contrary to the data availability statement, the primary data are not included in the paper. The details of the dataset (including a full reference list with dates, type, to/from information, etc.) are not adequately reported. It is not clear how others would access it or how the specific texts included were selected. It is also not clear whether this was a comprehensive set of letters and diary entries or whether they represent a subset.

It was a comprehensive and complete set of letters and diary entries. We added as a supplementary material the table with all the texts and we added a new column that says if the text was taken from a letter or from a diary entry.

7) The fact the period before suicide was not depression-free warrants discussion as a limitation or confounding factor.

We agree with editor's suggestion and this limitation is now discussed in the manuscript.

Given these concerns, we felt your conclusion that analyses of a specific subject in social media networks can identify valid patterns of communication that may be predictive of suicide was inadequately supported by data within the paper.

We agree with the editor and modified the sentence to express the idea that the method still need to be tested in other scenarios and the present study is an initial step in order to do so. We also hypothesize in which scenarios future studies may apply this technique.

PONE-D-18-04319

Potential use of text classification tools as signatures of suicidal behavior: a proof-of-concept study using Virginia Woolf's personal writings.

Dr Flavio Pereira Kapczinski

Dear Gabriela de Avila Berni,

You are receiving this email because you have been listed as an author on a manuscript recently submitted to PLOS ONE and entitled "Potential use of text classification tools as signatures of suicidal behavior: a proof-of-concept study using Virginia Woolf's personal writings."

The corresponding author for the submission process is: Dr Flavio Pereira Kapczinski
The full author list for the submission is: Gabriela de Avila Berni; Francisco Diego Rabelo da Ponte; Diego Librenza-Garcia; Manuela Viana Boeira; Marcia Kauer-Sant'Anna; Ives Cavalcante Passos; Flavio Pereira Kapczinski; Flavio Kapczinski

If you would like to add an ORCID iD, please click the link below to confirm co-authorship and link your ORCID iD.

Yes, I am affiliated.

If you are not aware of this submission, or if you should not be listed as a co-author, then please contact the journal office at plosone@plos.org. For more information on PLOS ONE's authorship requirements, please visit: <http://journals.plos.org/plosone/s/authorship>.

Kind regards,

PLOS ONE

<https://www.editorialmanager.com/pone>

6.2 Manuscrito

Potential use of text classification tools as signatures of suicidal behavior: a proof-of-concept study using Virginia Woolf's personal writings.

Authors: Gabriela de Ávila Berni ^{1,2}; Francisco Diego Rabelo da Ponte ^{1,2}; Diego Librenza-Garcia ^{1,2}; Manuela V. Boeira ^{1,2}; Márcia Kauer-Sant'Anna MD, PhD ^{1,2}; Ives Cavalcante Passos MD, PhD ^{1,2}; Flávio Kapczinski MSc, MD, PhD, FRCPC ^{1,3}

1. Bipolar Disorder Program and Laboratory of Molecular Psychiatry, Federal University of Rio Grande do Sul, Porto Alegre, RS, Brazil
2. Graduation Program in Psychiatry and Department of Psychiatry, Federal University of Rio Grande do Sul (UFRGS), Porto Alegre, RS, Brazil.
3. Department of Psychiatry and Behavioural Neurosciences, McMaster University, Hamilton, ON, Canada.

Corresponding author:

Flávio Pereira Kapczinski, MSc, MD, PhD, FRCPC
 Department of Psychiatry and Behavioural Neurosciences
 McMaster University, Hamilton-ON, Canada
 Phone: +55 512 101 8845, Zip Code: L8S4L8, Hamilton-ON, Canada
 Phone: +55 512 101 8845
 Email: kapczinf@mcmaster.ca - flavio.kapczinski@gmail.com

Email for all authors:

gabiberni@yahoo.com.br
 diegorabelop@gmail.com
 diegolibrenzagarcia@gmail.com
 manuelaboeira@yahoo.co.uk
 mksantanna@gmail.com
 ivescp1@gmail.com
 flavio.kapczinski@gmail.com

Abstract

Background: The present study analyzes the feasibility of text classification to predict individual suicidal behavior. That was used in Virginia Woolf's diaries and letters to assess whether a text classification algorithm could identify written patterns associated with suicide.

Methods: This is a text classification study. We compared 46 texts entries from the two months before Virginia Woolf's suicide with 54 texts randomly selected from Virginia Woolf's work during other periods of her life. Letters and diaries were included, while books, novels, short stories, and article fragments were excluded. The data was analyzed using a Naïve-Bayes machine-learning algorithm.

Results: The model showed a balanced accuracy of 80.45%, sensitivity of 69%, and specificity of 91%. The Kappa statistic was 0.6, which means a good agreement, and the p value of the model was 0.003. The Area Under the ROC curve was 0.80.

Discussion: The present study showed the feasibility of a machine learning model coupled with text to identify individual written patterns associated with suicidal behavior. Our text signature was able to identify the period of two months preceding suicide with a high accuracy.

Keywords: bipolar disorder, suicide, Virginia Woolf, machine learning, Naïve-Bayes.

Introduction

Suicide is the 14th leading cause of death worldwide (WHO, 2014). It has been shown that approximately 90% of subjects who die through suicide are diagnosed with a psychiatric disorder prior to their death (1). Suicide is particularly worrisome in Bipolar Disorder (BD), given the high prevalence of this disorder and the strong association between suicide and depressive symptoms (2). For instance, a meta-analysis of 15 studies identified a high prevalence of lifetime suicide attempts both in patients with BD I (36.3%) and in those with BD II (32.4%) (3). In addition, a large cohort study found that among men, the absolute risk of suicide was higher in BD (7.8%) compared to any other psychiatric condition. Among women, BD was associated with the second highest risk, at 4.8%, just below Schizophrenia at 4.9% (4). Furthermore, patients with BD showed twice the rate of suicide risk than patients with Major Depressive Disorder and about 20 to 30 times more risk than the general population (5).

Virginia Woolf is a British novelist that biographers suggest suffered from BD (6). From 1910 to 1913, Woolf was ill at several times (7). During her life, she had at least three suicide attempts. She received usual treatments of the early past century such as “rest cure therapy at home”, which consisted in gaining weight, sleeping and “the resting of the intellect”, which also meant a recommendation not to write (8). Virginia endured several depressive and manic episodes until she committed suicide on March 28, 1941 during a depressive episode (8).

Virginia Woolf presented several known risk factors associated with suicide in patients with BD (9) such as early traumatic experiences (sexual abuse), psychotic symptoms, family history of suicide, and a higher number of depressive episodes. Machine learning algorithms are increasingly being used in behavioral sciences to provide predictive models for clinical practice (10). Machine learning can handle enormous amount of data, such as text data, and combining them in nonlinear and highly interactive ways (11). One important question is whether suicidal behavior is associated with an identifiable writing pattern. Virginia Woolf left a vast written repertory gathered in her diaries, where she wrote freely about her feelings, providing a living record of her past mood states. The present study aims to analyze whether text classification coupled with machine learning algorithms can predict unfavorable outcomes, such as suicide, using the written records of a single individual. In order to

test this hypothesis, we used the content of Virginia Woolf diaries and letters to assess whether there is a text signature of writings previous to her suicide.

Methods

This is a text classification study with a machine learning approach. We used a Naïve Bayes algorithm. It is worth mentioning that Naïve Bayes is a Bayesian method that estimates the probability of an event from the observed data (11). Although Naïve Bayes is not the only machine learning method that utilizes Bayesian methods, it is one of the most common ones. This is particularly true for text classification, where it has become the *de facto* standard (11). For instance, this algorithm is commonly used to classify emails in spam or ham messages (11). This algorithm was selected because 1) it requires relatively few examples for training, but also works well with very large numbers of examples; 2) it provides the estimated probability for a prediction; 3) it is very effective and does well with noisy data (11). Therefore, by using Naïve Bayes, we compared texts written sixty days before suicide versus texts written outside this period to identify a signature associated with suicide. We included letters and diaries written by Virginia Woolf. We excluded books, novels, short stories, and article fragments.

Data processing and machine learning approach

In the present study, we used the R program (version 3.3.1) and the R packages called *tm* and *e1071*. We first typed Virginia Woolf's letters and diaries into an Excel spreadsheet. The cutoff of sixty days before suicide was used to label a specific text as related to suicide or not. The period of 60 days was arbitrarily defined, but based on 1) Virginia Woolf's behavior prior to kill herself and 2) the need to establish a target time frame. It seems that Virginia Woolf decided to attempt suicide at least days before finally "succeeding at it." One week before commit suicide, she arrived home soaking wet after a failed suicide attempt. According to Woolf's husband, she looked ill and shaken but she told him that she had slipped into a dyke (12). Later on, Virginia Woolf filled her overcoat pockets with heavy stones and headed to the River Ouse to never return. Regarding methodological issues, there is no sample size calculation for a machine learning model because the algorithm benefit from larger samples. Therefore, we arbitrarily used a sixty days period to

provide an adequate number of observations. Then, we imported the dataset into the R program and converted it into a representation called “bag-of-words”, which ignores word order and simply provides a variable indicating whether the word appears at all. Third, we standardized the texts to use only lowercase characters and removed additional white spaces, numbers, and punctuation by using the *tm* package. Fourth, we split the texts into individual components through a process called tokenization. In this process, we created a data structure called Document Term Matrix (DTM), a sparse matrix in which rows indicate documents (Virginia Woolf’s letters and diaries) and columns indicate terms (the frequency of each word that appeared in each text). Fifth, we randomized our data and then divided it into training and test datasets. Sixth, we filtered our training and test DTM to include only the words appearing in at least five documents. Seventh, we applied the Naive Bayes algorithm in the training dataset to build the model by using the *e1071* package. The algorithm used the presence or absence of words to estimate the probability that a given document would be related to suicide. Eighth, we evaluated the model performance by testing its predictions on unseen documents in the test dataset. Accordingly, we used the model to produce predictions and then to compare them to the true values. The Model’s performance in the test dataset was assessed with the Area Under the Receiving Operating Characteristics (AUC) curve, accuracy, sensitivity, specificity, positive predictive value and negative predictive value.

Word cloud

For this step, we used the R package called *word cloud*. A word cloud is a way to visually depict the frequency at which words appear in text data. The cloud is composed of words scattered somewhat randomly around the figure. Words appearing more often in the text are shown in a larger font, while less common terms are shown in smaller fonts. Of note, this type of figures grew in popularity recently, since it provides a way to observe trending topics on social media websites. In the present study, we generated two word clouds, one with the texts written sixty days before Virginia Woolf’s suicide and another with the texts written outside this period to analyze the trending topics on her work during these periods. We selected **20** as the minimal frequency parameter. The minimal frequency parameter specifies the number of times a word must appear in the corpus before it will be displayed in the cloud.

Results

We included 46 texts written sixty days before suicide and 54 texts written outside of this period. Of note, we selected almost the same number of letters and diaries in each group in order to avoid the so-called class imbalance problem, which occurs when an outcome is more frequently than the other (2).

Machine Learning Model performance

The model showed an accuracy of 80.00%, balanced accuracy of 80.45%, sensitivity of 69.23%, specificity of 91.67%, AUC of 0.80 and Kappa index of 0.6. The p-value was 0.003 for the text classification model. Furthermore, the positive predictive value was 90.00% and the negative predictive value was 73.33% (Figure 1).

Word Cloud

Figure 2a shows the word cloud for the letters and diaries associated with Virginia Woolf's suicide. The words that appear exclusively at suicide word cloud are "blue", "books", "house", "miss", "she", "suppose", "yes", "you", "Vita" and "war" (See Supplementary material 1).

Figure 2b shows the word cloud for those ones outside of the suicide period. The words that appear exclusively in the word cloud written out of the period of Virginia Woolf's suicide are "ask", "better", "good", "got", "hope", "how", "know", "long", "many", "may", "nice", "rather", "says", "tomorrow", "Virginia", and "well".

Furthermore, there are common words in the two clouds such as "book", "write", "letter", "can", "come", "Leonard", "like", "shall", "must" and "will" but they are more frequent in the no suicide word cloud than in suicide word cloud. However, "never" and "nothing" appear with higher frequency at the no suicide word cloud.

Discussion

The present study was the first to analyze the feasibility of a machine learning model coupled with text data to identify pattern writings previous to suicide, herein applied by using the diaries and letters of a novelist. Our text classification signature was able to predict suicide with an accuracy of 80%, sensitivity of 69.23% and specificity of 91.67%. This shows the potential impact of this kind of approach in the field of suicide prediction. It is worth mentioning that a previous study attempted to predict suicide based on text data, but not from data of the subject who committed suicide (13). Authors developed a linguistic-driven prediction model with the clinical notes taken from medical records and achieved an accuracy of 65% to predict the risk of suicide (13). They generated datasets of single keywords and multi-word phrases and constructed prediction models using a machine-learning algorithm based on a genetic programming framework (13).

Besides text classification, previous studies used machine learning algorithms to predict suicide. For instance, a study reported a clinical signature by using the relevance vector machine to identify suicidality in patients with mood disorders (2). The most relevant predictor variables in distinguishing attempters from non-attempters were previous hospitalizations for depression, lifetime history of psychosis, cocaine dependence and post-traumatic stress disorder comorbidity (2). Another study that used machine-learning algorithms showed that the variables related to individual unrest, personal satisfaction, and reasons for living are the ones more associated with suicidality (14). They concluded that these variables could be used to create an actionable assessment tool that may identify individual risk and protective factors (14).

The words that appear only at the no suicide word cloud are “ask”, “better”, “good”, “got”, “hope”, “how”, “know”, “long”, “many”, “may”, “nice”, “rather”, “says”, “tomorrow”, “Virginia”, “well”. The word “better” may reflect her mood at that time; “good”, “got”, and “nice” have all a positive meaning. “Well”, “hope” and “tomorrow” have also a positive meaning and could show a sense of hope. When we look at the common words, which means the words that appear in both word clouds, we see that some of them presented higher frequency at the no suicide word cloud, such as: 1) “book”, “write” and “letter” - the higher frequency may occur because that is a period when Virginia used to write more; 2) “like” and “love”— words that have a positive

meaning; 3) shall, must, will, and can - which may express possibilities, things to do or even better self-confidence. On the other hand, words with a negative meaning, such as “never” and “nothing” also appeared with higher frequency at the no suicide word cloud.

Cognitive distortions frequently occur during mood episodes (15,16), and are associated with risk of suicide (17). Some words with negative meanings, such as “war”, “blue”, “miss” appear only in the suicide word cloud and are possibly related to Virginia Woolf’s depression (see Figure 2a). In this context, negative words could represent her thoughts of lack of efficacy, self-criticism, worthlessness, nostalgia, melancholy and mainly hopelessness (15). As the model analysis frequency of words and not whole sentences, it is not possible to assess whether negative words were used in a negative context.

In the present study, we showed that machine learning may be used to analyze text data from a single individual to create a semantic signature associated with the period where suicide took place. This proof-of-concept study illustrates the potential of machine learning techniques coupled with text analysis hold the potential to identify potentially avoidable outcomes such as suicide. We therefore hypothesize that real-time machine learning, a method that creates a predictive model as the data is being created, may be applied to patients with psychiatric disorders. Such method holds the potential to predict unfavorable outcomes, by collecting data from smartphones, internet use and e-mail messages, among others. For example, when an adverse event is flagged as an outcome of interest by the clinician (e.g. suicide, mood episode relapse or psychotic symptoms) the algorithm can analyze the prior days output to find patterns that will enable predictions of when these events are likely to happen again. This may improve patient’s assessment, allowing early intervention and providing real time insights for clinicians on mood status and suicide risk of patients. Moreover, such models could be personalized to a single patient level, creating an artificial intelligence loop that adapts as data is collected over time.

Our study has some limitations. First, this is a single individual study where our sample included a total of 100 texts in the machine learning model. Second, we arbitrarily defined the period of 60 days prior to the suicide for the analysis. As this is a unique proof-of-concept study, it is impossible to estimate what is the ideal time of observation. It is even possible that the pattern of change and speed of change may be relevant in the analysis of text production as a correlate of behavior. Third, it is not

clear if the signature that we found is representative of suicide or whether it is associated with one unique depressive episode or thoughts related to this unique period in the life of Virginia Woolf. However, it is probably impossible to disentangle one thing from another. Fourth, it is not possible to rule out that her written pattern change in the days before suicide was due to other factor and not necessarily her suicidal behavior. However, in catastrophic outcomes such as suicide, high sensitivity may be desirable even if specificity is lost. Also, it is not possible to confirm that letters outside the period of observation of sixty days before suicide were representative of a period free of symptoms. Furthermore, it is worth mentioning that this text signature is specific for one single individual and may not be useful outside the single-individual context.

The present study analyzed the content of Virginia Woolf's diaries and letters and identified a pattern unique to the period of two months prior to her suicide. Future studies in the field of suicide prevention and predictive analysis will determine the usefulness of text classification in the prediction of suicidal behavior in individuals at risk.

References:

1. Arsenault-Lapierre G, Kim C, Turecki G. Psychiatric diagnoses in 3275 suicides: a meta-analysis. *BMC Psychiatry*. 2004 Nov; 4:37.
2. Passos IC, Mwangi B, Cao B, Hamilton JE, Wu MJ, Zhang XY, et al. Identifying a clinical signature of suicidality among patients with mood disorders: A pilot study using a machine learning approach. *J Affect Disord*. 2016 Mar;193:109–16.
3. Novick DM, Swartz HA, Frank E. Suicide attempts in bipolar I and bipolar II disorder: a review and meta-analysis of the evidence. *Bipolar Disord*. 2010 Feb; 12(1):1–9.
4. Nordentoft M, Mortensen PB, Pedersen CB. Absolute risk of suicide after first hospital contact in mental disorder. *Arch Gen Psychiatry*. 2011 Oct; 68(10):1058–64.
5. Pompili M, Gonda X, Serafini G, Innamorati M, Sher L, Amore M, et al. Epidemiology of suicide in bipolar disorders: a systematic review of the literature. *Bipolar Disord*. 2013 Aug; 15(5):457–90.
6. Caramagno TC. *The flight of the mind: Virginia Woolf's art and manic-depressive illness*. Berkeley: University of California Press; 1996.
7. Bell Q. *Virginia Woolf: A Biography*. Harcourt Brace Jovanovich;1972.
8. Boeira M V, Berni G de Á, Passos IC, Kauer-Sant'Anna M, Kapczinski F. Virginia Woolf, neuroprogression, and bipolar disorder. *Rev Bras Psiquiatr*. 2017 Mar; 39(1):69–71.
9. Schaffer A, Isometsä ET, Tondo L, H Moreno D, Turecki G, Reis C, et al. International Society for Bipolar Disorders Task Force on Suicide: meta-analyses and meta-regression of correlates of suicide attempts and suicide deaths in bipolar disorder. *Bipolar Disord*. 2015 Feb; 17(1):1-16.
10. Passos IC, Mwangi B, Kapczinski F. Big data analytics and machine learning in psychiatry. *The Lancet Psychiatry*. 2016 Jan; 3(1):13–5.

11. Lantz B. Machine learning with R. Birmingham: Packt Publishing; 2013.
12. Lee H. Virginia Woolf. 1.ed. New York: Vintage; 1999.
13. Poulin C, Shiner B, Thompson P, Vepstas L, Young-Xu Y, Goertzel B, et al. Predicting the risk of suicide by analyzing the text of clinical notes. PLoS One. 2014 Jan; 9(1):e85733.
14. Barros J, Morales S, Echávarri O, García A, Ortega J, Asahi T, et al. Suicide detection in Chile: proposing a predictive model for suicide risk in a clinical sample of patients with mood disorders. Rev Bras Psiquiatr. 2017 Mar; 39(1):1–11.
15. Botha FB, Dozois DJA. The influence of emphasizing psychological causes of depression on public stigma. Can J Behav Sci. 2015 Oct; 47(4):313–20.
16. Batmaz S, Kocbiyik S, Yalçinkaya-Alkar Ö, Turkcapar MH. Cognitive distortions mediate the relationship between defense styles and depression in female outpatients. Eur J Psychiatry. 2016; 30(4):237–47.
17. Jager-Hyman S, Cunningham A, Wenzel A, Mattei S, Brown GK, Beck AT. Cognitive Distortions and Suicide Attempts. Cognit Ther Res. 2014 Aug; 38(4):369–74.

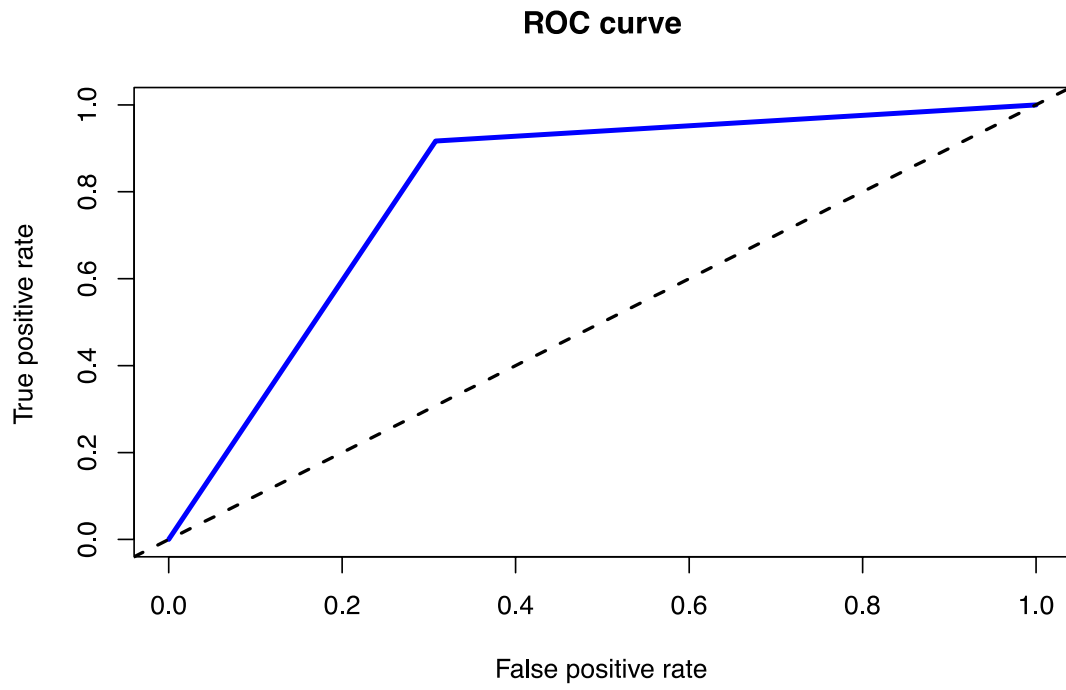
FIGURES:

Figure 1. Receiver Operating Characteristic curve of the text classification model.

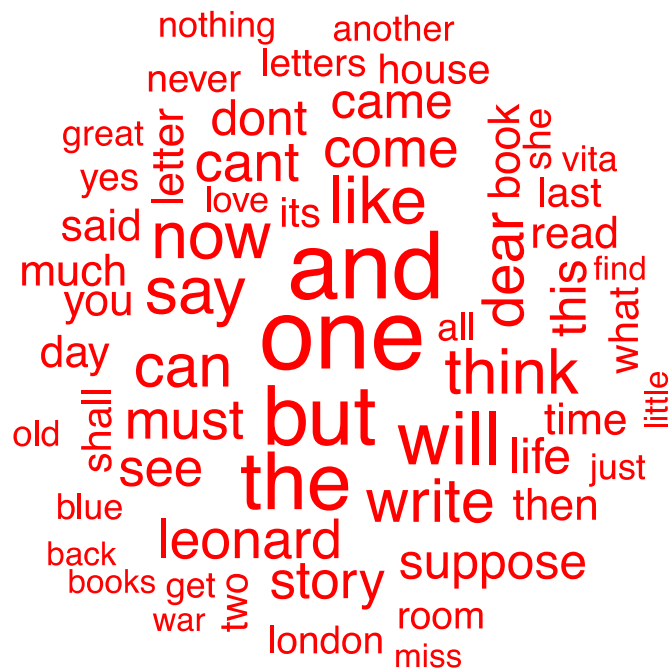


Figure 2a. Word cloud of terms written at the last 60 days before Virginia Woolf's suicide.

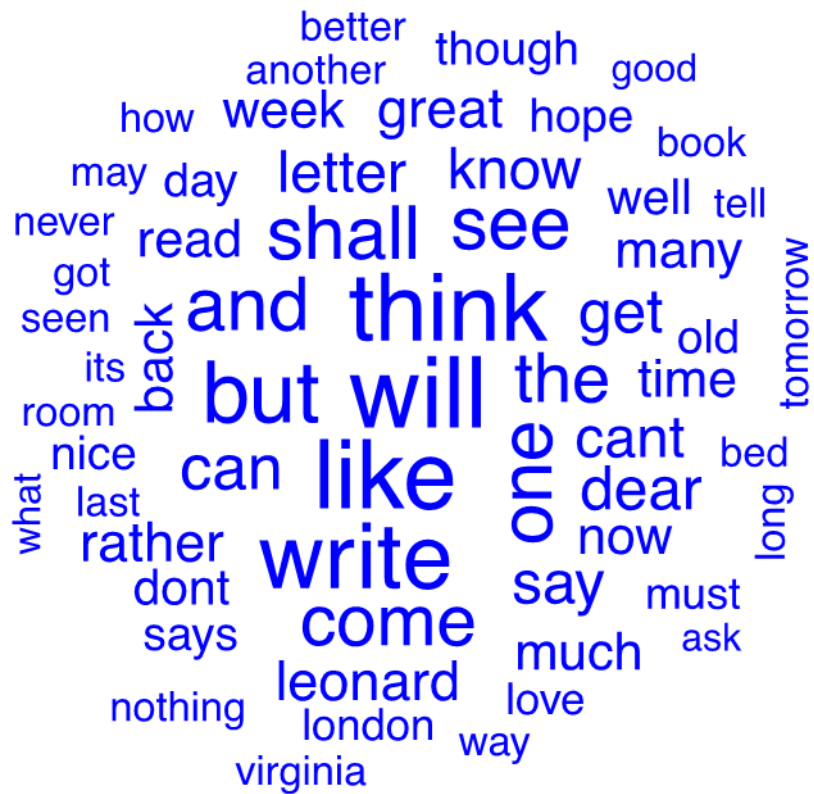


Figure 2b. Word cloud of words written in randomly selected periods, outside of the two months prior Virginia Woolf's suicide.

7 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente estudo foi o primeiro a analisar a viabilidade de um modelo de *machine learning* acoplado com dados de texto para prever suicídio nos diários e cartas de um romancista. Nossa assinatura de texto foi capaz de prever suicídio com uma precisão de 80%.

Um recente estudo reportou uma assinatura clínica usando técnicas de *machine learning* para identificar suicídio em pacientes com transtornos de humor, as variáveis preditoras mais relevantes em discernir suicidas de não suicidas foram hospitalizações anteriores por depressão, história de psicose, dependência de cocaína e estresse pós-traumático (12). Outro estudo desenvolveu um modelo de predição orientado por linguagem para estimar o risco de suicídio, analisando o texto retirado dos registros médicos, a partir dessas notas clínicas, foram gerados conjuntos de dados de palavras-chave únicas e de frases, então, foram criados modelos de previsão construídos usando um algoritmo de *machine learning* baseado em um quadro de programação genética (13). Outro trabalho que usou *machine learning* mostrou que as variáveis de uma zona de risco de suicídio estão relacionadas ao transtorno individual, à satisfação pessoal e aos motivos de vida. Eles concluíram que essas variáveis podem ser usadas para criar uma ferramenta de avaliação que possa identificar fatores de risco e proteção individuais (14).

Neste trabalho, mostramos que técnicas de *machine learning* podem ser usadas para analisar dados de texto de um único indivíduo para criar uma assinatura de texto associada ao período em que ocorreu o suicídio. Este estudo de prova de conceito ilustra o potencial das técnicas de *machine learning* para identificar desfechos graves como o suicídio. Portanto, a hipótese de que o aprendizado automático em tempo real, um método que cria um modelo preditivo à medida que os dados estão sendo criados, pode ser aplicado a pacientes com distúrbios psiquiátricos. Esse método tem o potencial de prever resultados desfavoráveis, coletando dados de *smartphones*, uso da internet e mensagens de *e-mail*, entre outros. Por exemplo, quando um evento adverso é sinalizado como um resultado de interesse pelo clínico (por exemplo, suicídio, recidiva do episódio de humor ou sintomas psicóticos), o algoritmo pode analisar o resultado dos dias anteriores para encontrar padrões que permitirão previsões de quando esses eventos são susceptíveis de acontecer de novo. Isso pode melhorar a avaliação do paciente,

permitindo uma intervenção precoce e fornecendo informações em tempo real para os clínicos sobre o estado de humor e o risco de suicídio dos pacientes. Além disso, esses modelos podem ser personalizados para um único nível de paciente, criando um ciclo de inteligência artificial que se adapta à medida que os dados são coletados ao longo do tempo.

Nosso estudo tem algumas limitações. Primeiro, o tamanho da amostra é pequeno, pois incluímos um total de 103 textos no modelo de *machine learning*. Em segundo lugar, não está claro se a assinatura que encontramos é representativa do suicídio ou se está associada ao episódio depressivo da escritora. Em terceiro lugar, não é possível excluir a possibilidade de que o padrão escrito mudasse nos dias antes do suicídio devido a outras causas além da vontade de cometer o suicídio. Além disso, vale a pena mencionar que esta assinatura de texto é específica para o trabalho de Virginia Woolf e não deve ser exportada para outros escritores.

Portanto, este trabalho analisou o conteúdo dos diários e cartas de Virginia Woolf e identificou um padrão único no período de dois meses antes do suicídio. Estudos futuros no campo da prevenção do suicídio e da análise preditiva determinarão a utilidade da classificação do texto na predição do comportamento suicida em indivíduos em risco.

7 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. Quevedo J, Carvalho AF. Emergências psiquiátricas. 3.ed. Porto Alegre: Artmed; 2014.
2. Krug EG, Dahlberg LL, Mercy JA, Zwi AB, Lozano R. Relatório mundial sobre violência e saúde. Genebra, Organização Mundial da Saúde, 2002.
3. Ores Lda C, Quevedo Lde A, Jansen K, Carvalho AB, Cardoso TA, Souza LD, et al. Suicide risk and health risk behavior among youth between the ages of 18 and 24 years: a descriptive study. *Cad Saúde Pública*. 2012; 28(2):305–12.
4. Bertolote J. Prevenção do suicídio : um manual para profissionais da saúde em atenção primária. Genebra, Organização Mundial da Saúde, 2000; 1–22.
5. Piacheski De Abreu K, Dias da Silva Lima MA, Kohlrausch E, Fachinelli Soares J. Comportamento suicida: fatores de risco e intervenções preventivas. *Rev Eletr Enf*. 2010; 19512(1):195–200.
6. Cassidy RM, Yang F, Kapczinski F, Passos IC. Risk Factors for Suicidality in Patients With Schizophrenia: A Systematic Review, Meta-analysis, and Meta-regression of 96 Studies. *Schizophr Bull*. 2017.
7. Fagundes GLS. As tentativas de suicídio entre portadores de HIV/AIDS na região da AMREC [monografia] [Internet]. Criciúma: Universidade do Extremo Sul Catarinense; 2010. [acesso em 2017 nov 15]. Disponível em: <http://www.bib.unesc.net/biblioteca/sumario/00004E/00004E7D.pdf>
8. Lopes SLS. Leis morais e saúde mental: Um estudo da terceira parte do livro dos espíritos. 5.ed. Porto Alegre: Francisco Spinelli, 2007.

9. Bell Q. *Virginia Woolf: A Biography*. 10.ed. Harcourt Brace Jovanovich; 1972.
10. de Magalhães APN, Alves V de M, Comassetto I, Lima PC, Faro ACM, Nardi AE. Atendimento a tentativas de suicídio por serviço de atenção pré-hospitalar. *J Bras Psiquiatr*. 2014; 63(1):16–22.
11. Lee H. *Virginia Woolf*. 1.ed. New York: Vintage; 1999.
12. Passos IC, Mwangi B, Cao B, Hamilton JE, Wu MJ, Zhang XY, et al. Identifying a clinical signature of suicidality among patients with mood disorders: A pilot study using a machine learning approach. *J Affect Disord*. 2016; 193:109–16.
13. Poulin C, Shiner B, Thompson P, Vepstas L, Young-Xu Y, Goertzel B, et al. Predicting the risk of suicide by analyzing the text of clinical notes. *PLoS One*. 2014; 9(1):e85733.
14. Barros J, Morales S, Echávarri O, García A, Ortega J, Asahi T, et al. Suicide Detection in Chile: Proposing a predictive model for suicide risk in a clinical sample of patients with mood disorders. *Rev Bras Psiquiatr*. 2017; 39(1):1–11.

	A	B	C	D	E	F	G	H
	ID#	Diary=0 ; Letter=1	Date	Date Suicide	of Days	Text	Outcome (60 days before suicide=1; outside this period=0)	
1	1	1	04/01/1941	28/03/1941	83	<p>Dearest Sibil,</p> <p>Of course you have only to suggest any Friday. Not, if you will take my advice, in January. Our hearts are warm, but oh the cold here! Driving snow; downs white; birds frozen; and my hand a mere claw. But in February? As I say, suggest it; but you know it is a bare barn, this house, your blood is on your own head if you come. But I will fry you an egg, and we can crouch over the fire.No Desmond; no Moore. The old Wolves huddle like rooks alone on their tree-top.</p> <p>My only boast is that Margot has given me a statue.</p> <p>Yrs Virginia</p>	0	
2	2	1	09/01/1941	28/03/1941	78	<p>Dear Octavia,</p> <p>Oh dear now you have telephoned, and I was just about to write. We cant come to the concert, as Leonard lectures, and theres the Blackout and the chairs to see to.</p> <p>I am sorry. Think of eating Turkey! and I want to continue the argument the very one-sided argument; books v. cream. I dont see how you can brave it out. Nothing we both ever to the end write can outweigh your milk and cream at this bitter and barren moment.</p> <p>Besides, having some to spare, I gave Louie a jug; and so the Everest family bless your name, having porridge for</p>	0	

Plan1

Plan2

Plan3

	A	B	C	D
1	DIFFERENT WORDS	Frequency no suicide	Frequency suicide	
2	ask	14		
3	all		36	
4	bed	17		
5	better	13		
6	bed	17		
7	blue		4	
8	books		4	
9	came		11	
10	good	17		
11	got	17		
12	house		5	
13	hope	20		
14	how	56		
15	know	18		
16	long	20		
17	many	24		
18	may	15		
19	miss		7	
20	nice	14		

NO SUICIDE / SUICIDE / COMMON WORDS / **DIFERENT WORDS**

Pronto 100%