



19th International Conference — Science, Technology and Innovation *Booklets*



RENIECYT - LATINDEX - Research Gate - DULCINEA - CLASE - Sudoc - HISPANA - SHERPA UNIVERSIA - Google Scholar DOI - REDIB - Mendeley - DIALNET - ROAD - ORCID

Title: Design of a model to search for suicide-related patterns in social networks

Authors: REYNA-MORÁN, Lizethe Guadalupe, LUNA-ROSAS, Francisco Javier and MEDINA-VELOZ, Gricelda

Editorial label ECORFAN: 607-8695

BECORFAN Control Number: 2022-01

BECORFAN Classification (2022): I3I222-0001

Pages: 15

RNA: 03-2010-032610115700-14

ECORFAN-México, S.C.

143 – 50 Itzopan Street

La Florida, Ecatepec Municipality

Mexico State, 55120 Zipcode

Phone: +52 1 55 6159 2296

Skype: ecorfan-mexico.s.c.

E-mail: contacto@ecorfan.org

Facebook: ECORFAN-México S. C.

Twitter: @EcorfanC

www.ecorfan.org

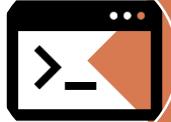
Holdings

Mexico	Colombia	Guatemala
Bolivia	Cameroon	Democratic
Spain	El Salvador	Republic
Ecuador	Taiwan	of Congo
Peru	Paraguay	Nicaragua

AGENDA



Introducción



Metodología



Resultados



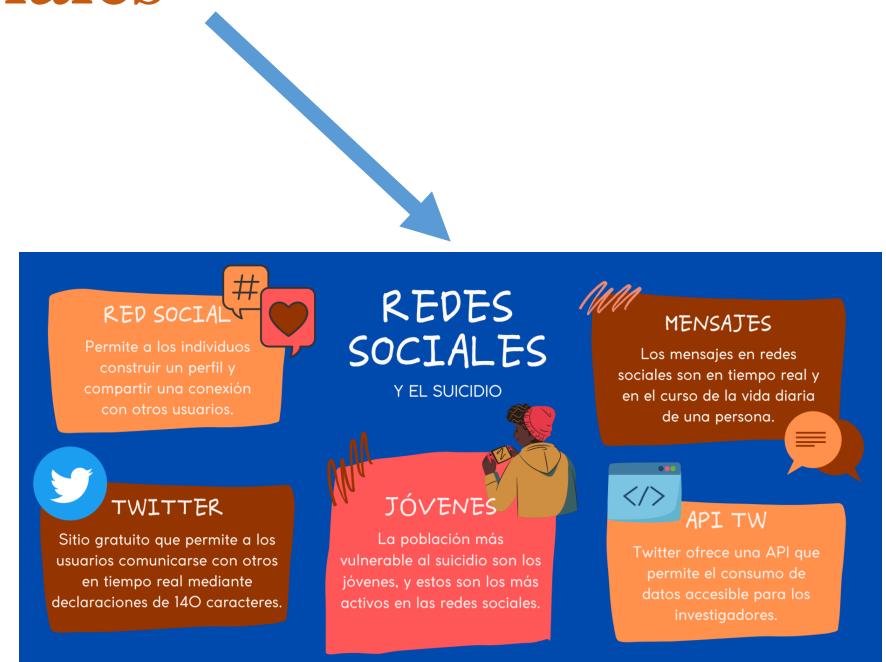
Conclusión



Referencias

Introducción

Diseño de un modelo para buscar patrones relacionados con el **suicidio en redes sociales**



Introducción



MUNDO

Anualmente cerca de **800 000** personas se quitan la vida y muchas más intentan hacerlo.

MÉXICO

En México existe una tasa de suicidio de 5.4 por cada 100 mil habitantes.

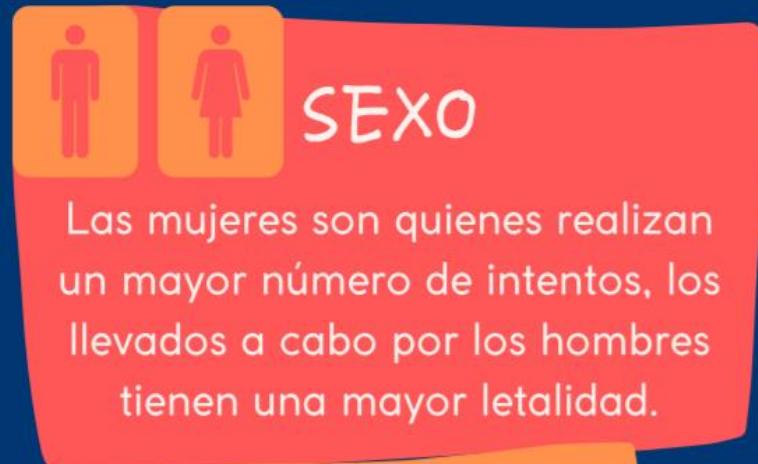


SUICIDIO

Muerte causada por un comportamiento, pensamiento o intención autolesivo con cualquier intención de morir.

AGUASCALIENTES

El estado de Aguascalientes obtuvo el 2do lugar a nivel nacional de muertes por suicidio.



MUERTES POR SUICIDIO



Introducción

RED SOCIAL

Permite a los individuos construir un perfil y compartir una conexión con otros usuarios.



TWITTER

Sitio gratuito que permite a los usuarios comunicarse con otros en tiempo real mediante declaraciones de 140 caracteres.

REDES SOCIALES Y EL SUICIDIO



JÓVENES

La población más vulnerable al suicidio son los jóvenes, y estos son los más activos en las redes sociales.

MENSAJES

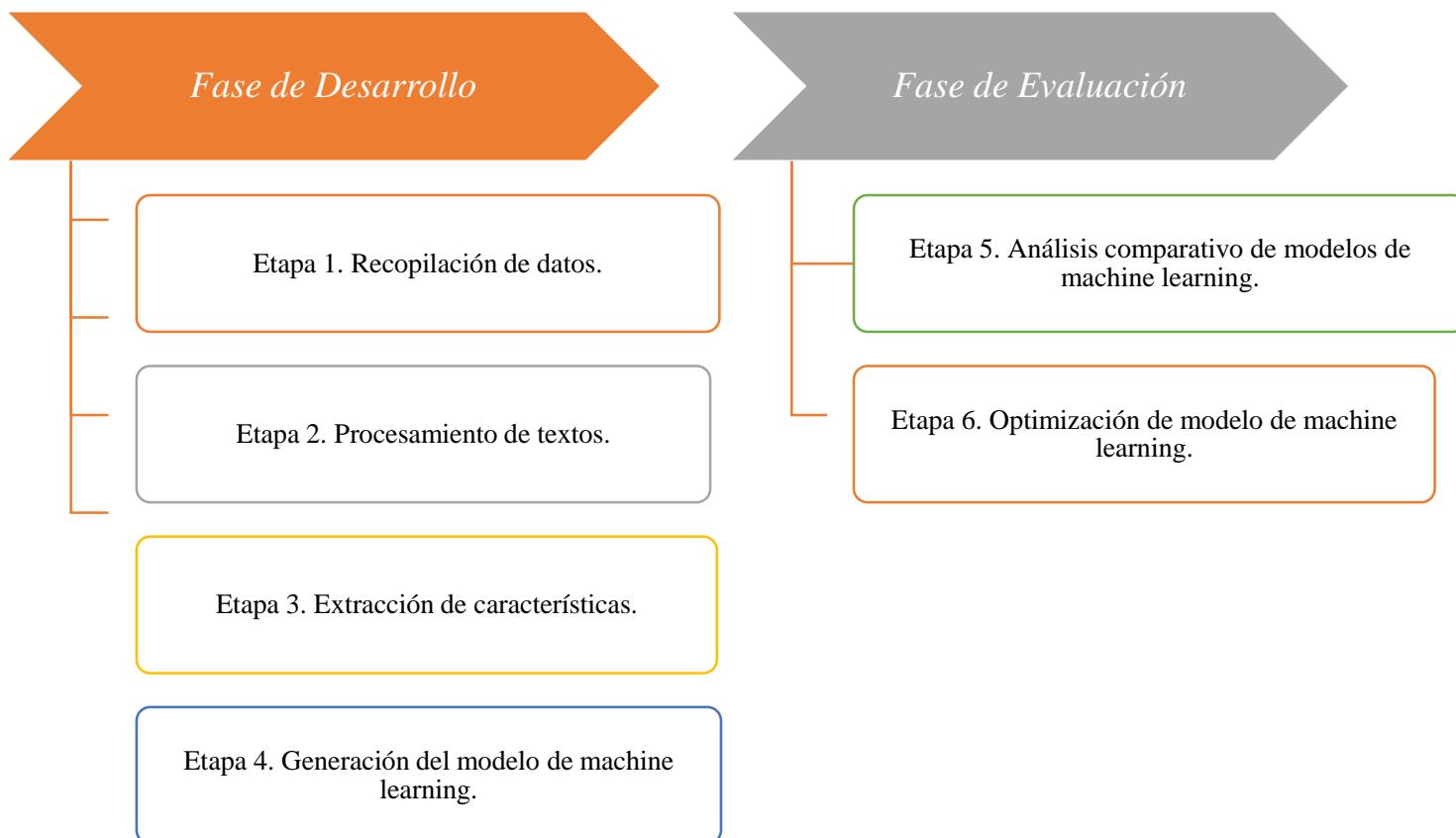
Los mensajes en redes sociales son en tiempo real y en el curso de la vida diaria de una persona.



API TW

Twitter ofrece una API que permite el consumo de datos accesible para los investigadores.

Metodología



Metodología

Fase de Desarrollo

Etapa 1. Recopilación
de datos

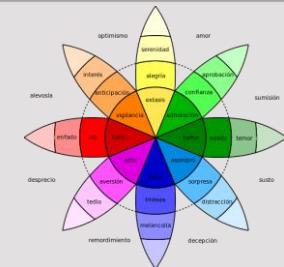
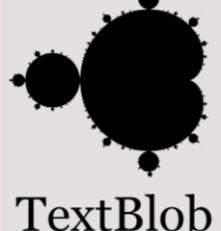


Twitter API

Etapa 2.
Procesamiento de
textos



Etapa 3. Extracción de
características

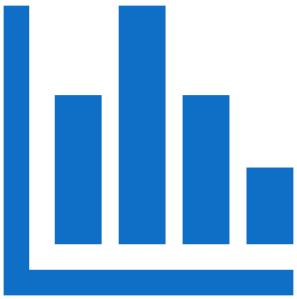


Etapa 4. Generación
del modelo de
machine learning

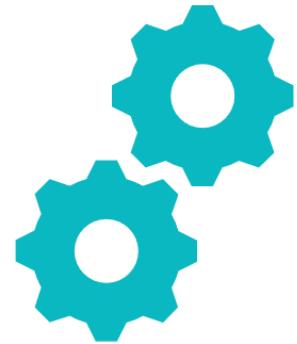
- Árbol de Decisión
- Adabost
- Bayes
- KNN
- NN
- Random Forest
- SVM

Metodología

Fase de Evaluación



Etapa 5. Análisis comparativo de
modelos de machine learning

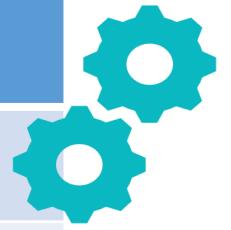


Etapa 6. Optimización de modelo
de machine learning

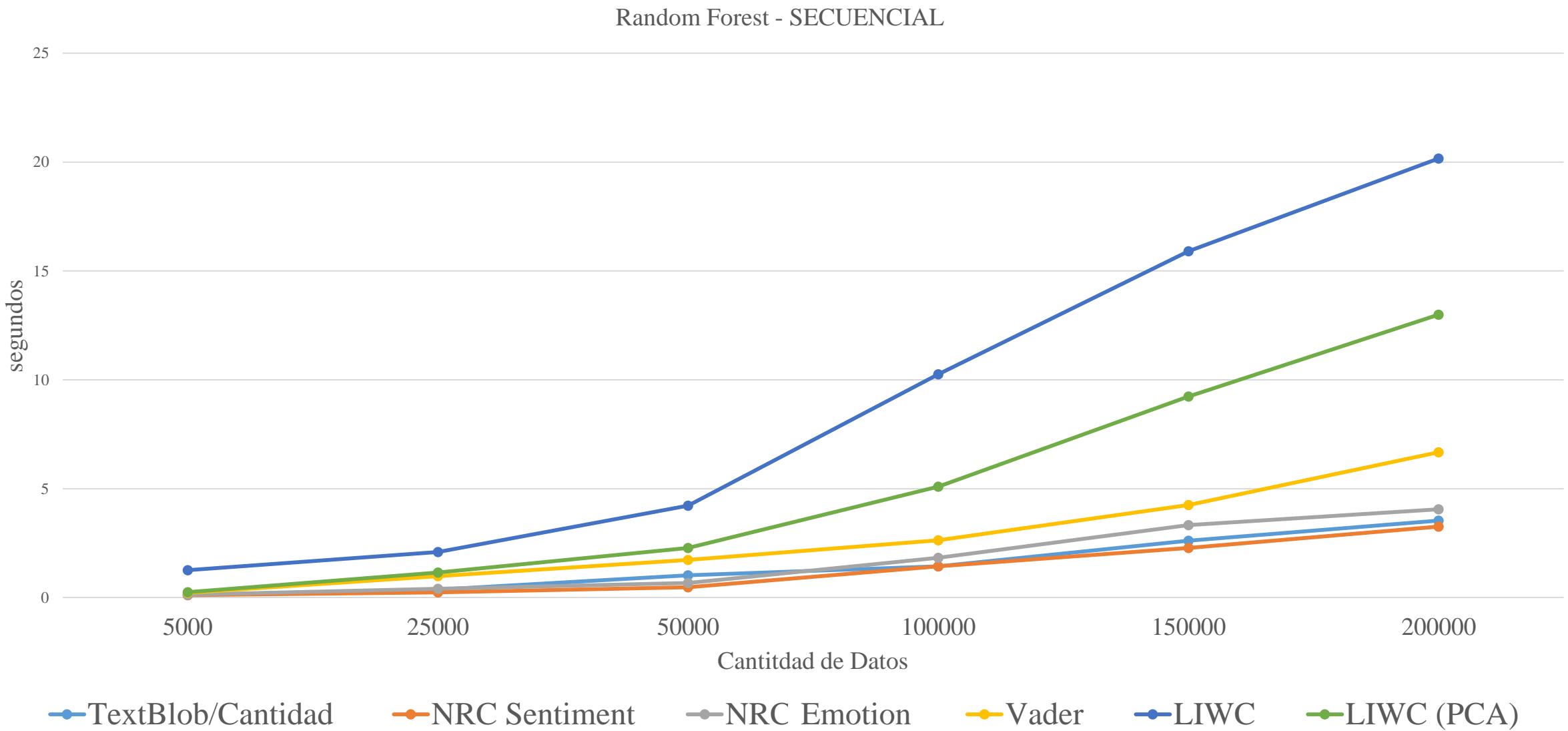
Resultados

SUPERVISADO							
Herramienta Lingüística	AD	Adaboost	Bayes	Knn	NN	Random Forest	SVM
TEXTBLOB	100.00%	100.00%	99.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%
NRC SENTIMENT	99.99%	100.00%	98.00%	99.99%	99.95%	99.99%	99.95%
NRC EMOTION	99.93%	99.90%	94.00%	99.71%	99.99%	99.92%	99.93%
VADER	99.89%	99.90%	94.00%	99.86%	99.97%	99.93%	99.72%
LIWC	99.31%	99.22%	92.00%	99.02%	99.78%	99.11%	99.97%
LIWC (PCA)	85.13%	84.93%	75.00%	74.90%	80.41%	88.01%	75.45%

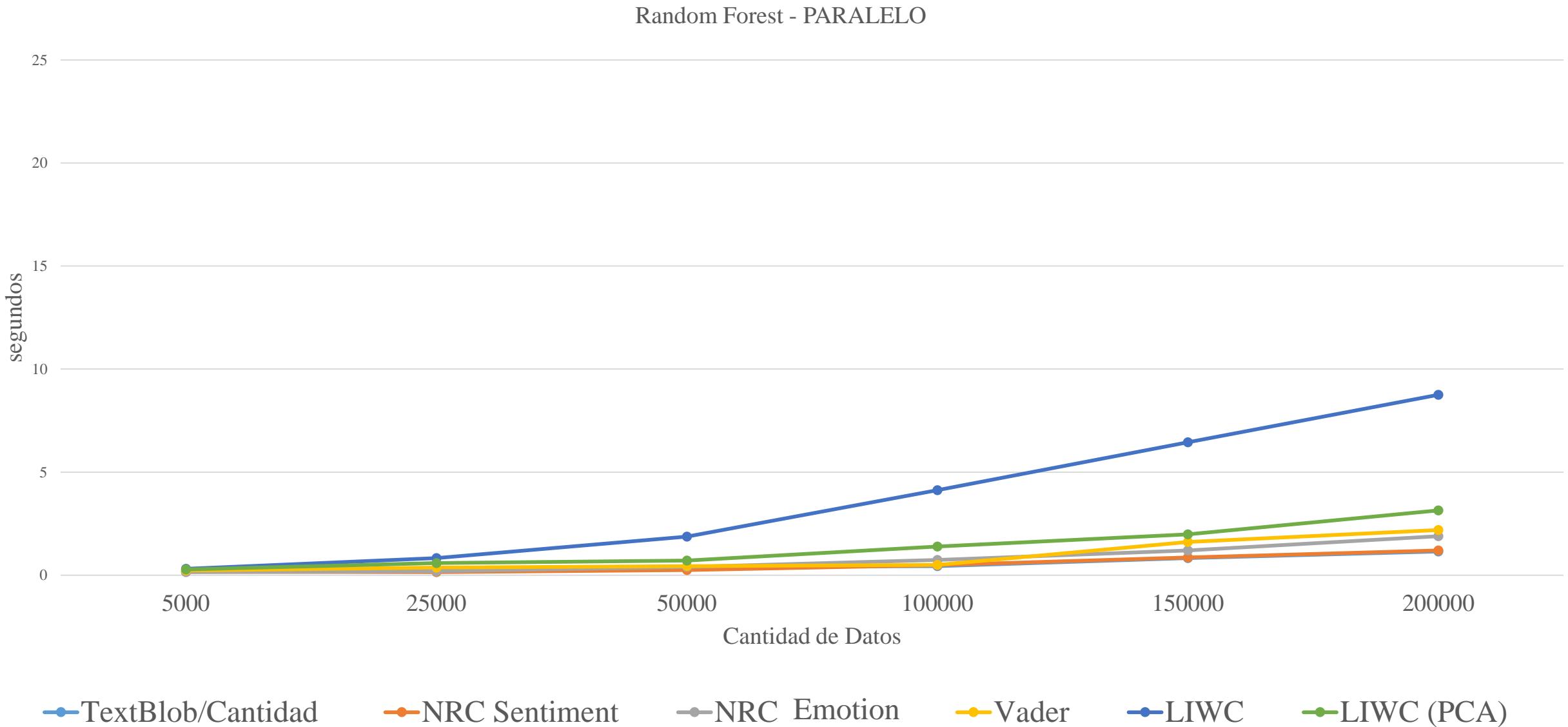
Resultados

Nº	MACHINE LEARNING	EXACTITUD	
1°	Random Forest	97.83%	
2°	Árbol de Decisión	97.37%	
3°	Adaboost	97.32%	
4°	NN	96.68%	
5°	SVM	95.84%	
6°	Knn	95.58%	
7°	Bayes	92.00%	

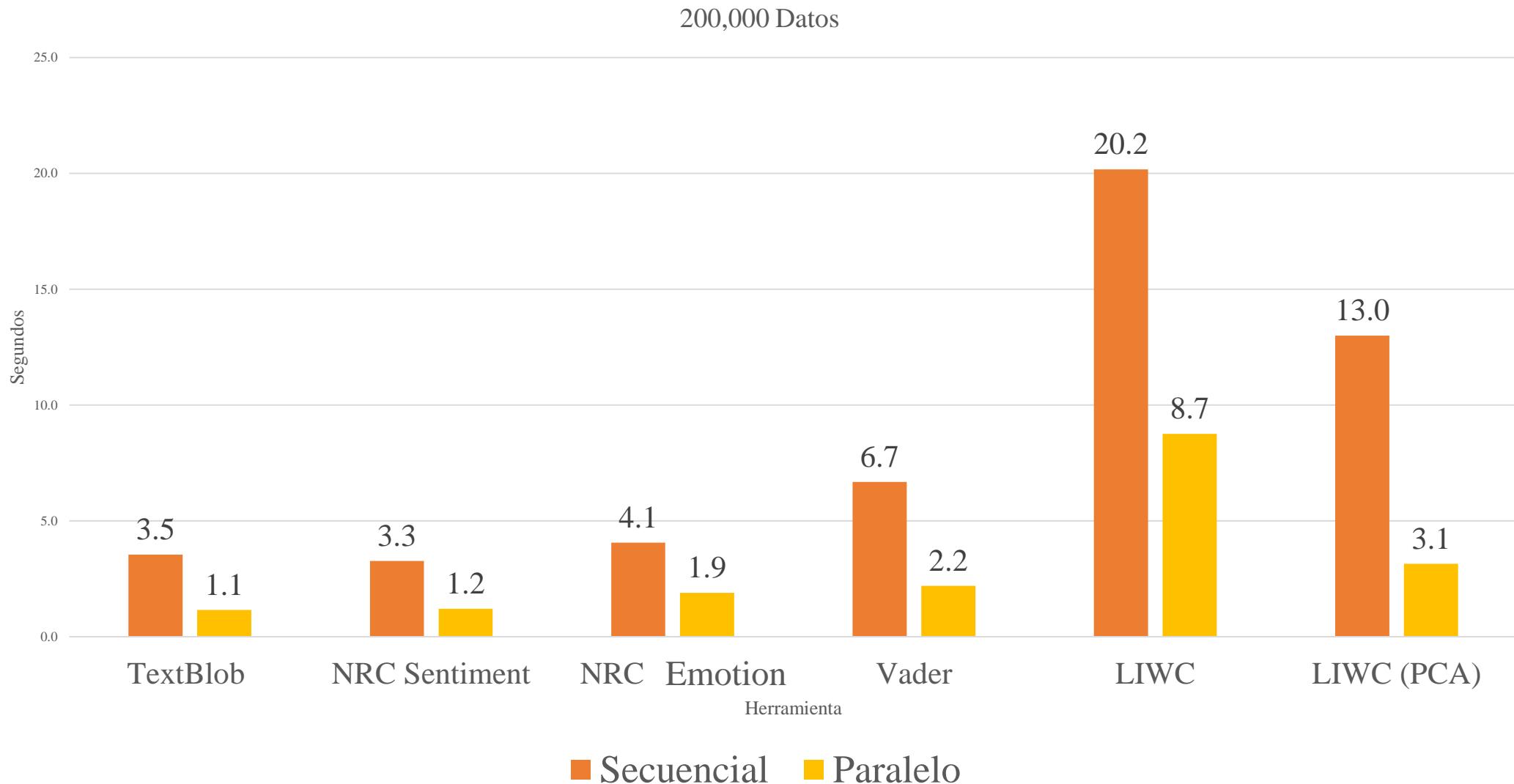
Resultados



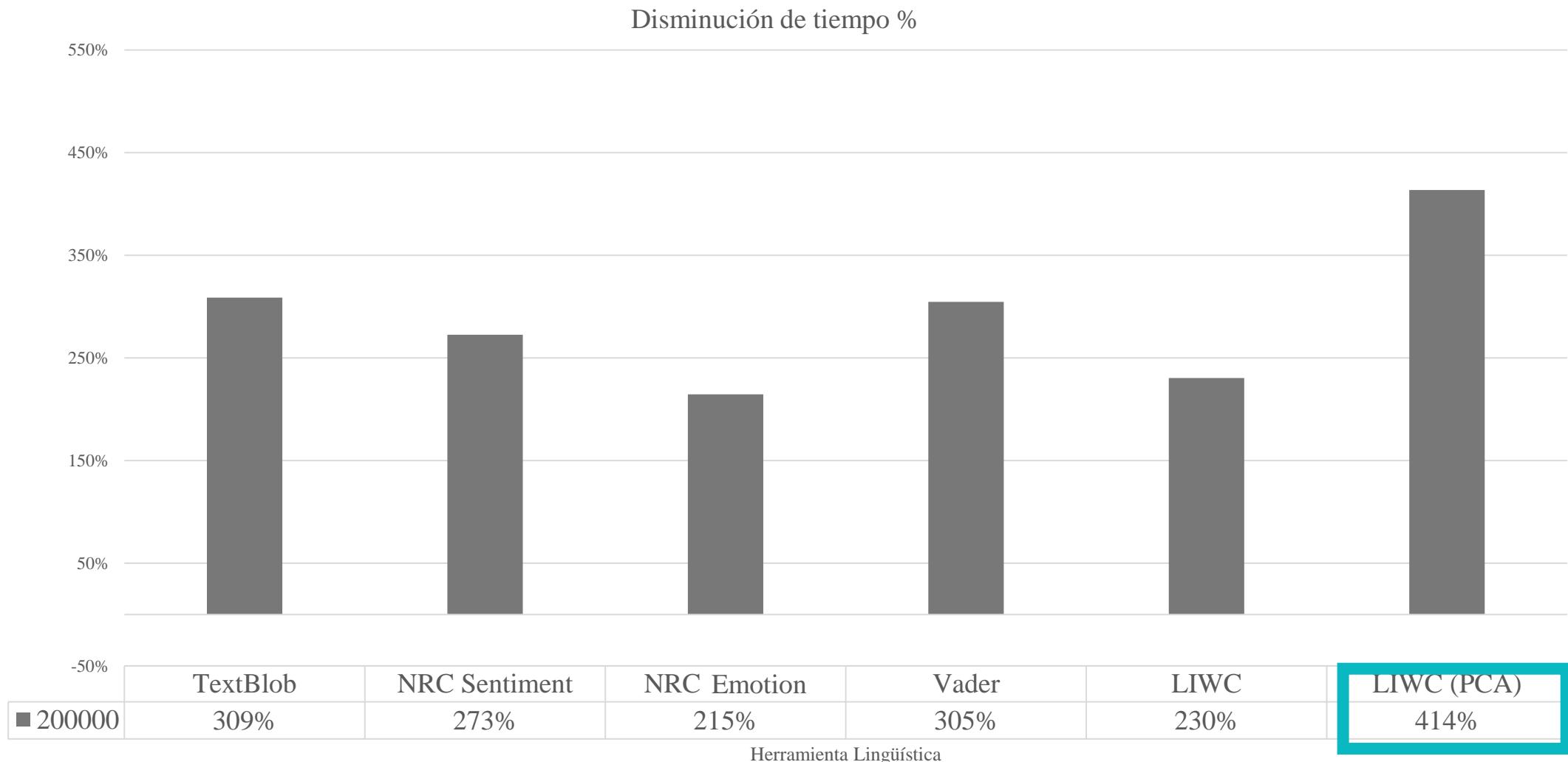
Resultados



Resultados



Resultados

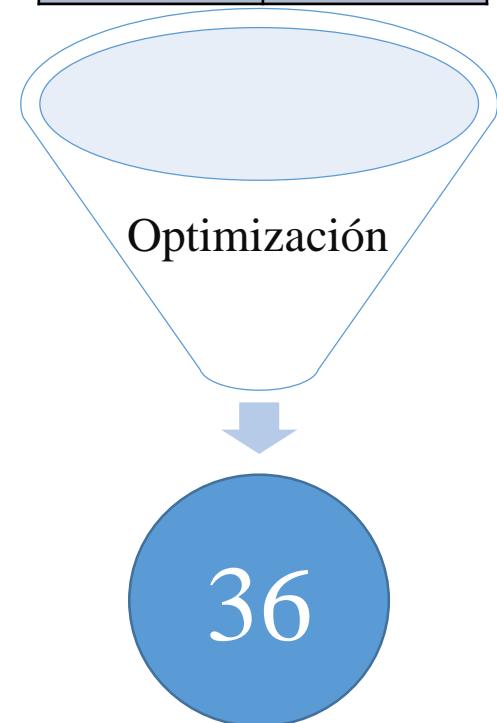


Conclusión

MODELOS

Herramientas lingüísticas	AD	Adaboost	Bayes	Knn	NN	Random Forest	SVM
Textblob	1	7	13	19	25	31	37
NRC Sentiment	2	8	14	20	26	32	38
NRC Emotion	3	9	15	21	27	33	39
Vader	4	10	16	22	28	34	40
LIWC	5	11	17	23	29	35	41
LIWC (PCA)	6	12	18	24	30	36	42

Random Forest	
31	34
32	35
33	36



Modelo óptimo para buscar patrones relacionados con el suicidio en redes sociales.

Referencias

- Bedoya Cardona, E. Y., & Montaño Villalba, L. E. (2016). Suicidio y Trastorno Mental. CES Psicología, 179–201. <https://doi.org/10.21615/CESP.9.2.12>
- Birjali, M., Beni-Hssane, A., & Erritali, M. (2017). Machine Learning and Semantic Sentiment Analysis based Algorithms for Suicide Sentiment Prediction in Social Networks. Procedia Computer Science, 113, 65–72. <https://doi.org/10.1016/J.PROCS.2017.08.290>
- Burnap, P., Colombo, G., Amery, R., Hodorog, A., & Scourfield, J. (2017). Multi-class machine classification of suicide-related communication on Twitter. Online Social Networks and Media, 2, 32–44. <https://doi.org/10.1016/J.OSNEM.2017.08.001>
- Casado Blanco, M., Mata Ron, P., & Raya Isla, A. (2012). Importancia de las cartas suicidas en la investigación forense. Cuadernos de Medicina Forense, 18(3–4), 113–118. <https://doi.org/10.4321/S1135-76062012000300004>
- Chávez Hernández, A. M., Macías García, L. F., & Luna Lara, M. G. (2011). Notas suicidas mexicanas. Un análisis cualitativo. Pensamiento Psicológico, 9(17), 33–42.
- Cremades, S. Z., Gomez Soriano, J. M., & Navarro-Colorado, B. (2017). Diseño, compilación y anotación de un corpus para la detección de mensajes suicidas en redes sociales. Procesamiento de Lenguaje Natural, 59, 65–72.
- De Choudhury, M., Counts, S., & Horvitz, E. (2013). Social media as a measurement tool of depression in populations. Proceedings of the 5th Annual ACM Web Science Conference, WebSci'13, volume, 47–56. <https://doi.org/10.1145/2464464.2464480>
- Desmet, B., & Hoste, V. (2013). Emotion detection in suicide notes. Expert Systems with Applications, 40(16), 6351–6358. <https://doi.org/10.1016/J.ESWA.2013.05.050>
- Desmet, B., & Hoste, V. (2018). Online suicide prevention through optimised text classification. Information Sciences, 439–440, 61–78. <https://doi.org/10.1016/J.INS.2018.02.014>
- Esnaola, L., Tessore, J. P., Ramón, H., & Russo, C. (n.d.). Análisis comparativo de tareas de pre procesamiento de textos sobre contenido extraído de redes sociales. Cic.
- Hutto, C., & Gilbert, E. (2014). VADER: A Parsimonious Rule-Based Model for Sentiment Analysis of Social Media Text. Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media, 8(1), 216–225. <https://ojs.aaai.org/index.php/ICWSM/article/view/14550>
- INEGI. (2021). Estadísticas a Propósito Del Día Mundial Para La Prevención Del Suicidio. Comunicado de Prensa Núm. 520/21, 1–5. https://www.inegi.org.mx/contenidos/saladeprensa/aproposito/2021/Suicidios2021_Nal.pdf
- Jashinsky, J., Burton, S. H., Hanson, C. L., West, J., Giraud-Carrier, C., Barnes, M. D., & Argyle, T. (2014). Tracking suicide risk factors through Twitter in the US. Crisis, 35(1), 51–59. <https://doi.org/10.1027/0227-5910/A000234>
- King, C. A., Arango, A., & Ewell Foster, C. (2018). Emerging trends in adolescent suicide prevention research. Current Opinion in Psychology, 22, 89–94. <https://doi.org/10.1016/J.COPSYC.2017.08.037>
- LIWC. (2021). Welcome to LIWC-22. <https://www.liwc.app/>
- Loria, S. (2020). TextBlob: Simplified Text Processing — TextBlob 0.16.0 documentation. <https://textblob.readthedocs.io/en/dev/index.html>
- Mayzner, M. (1965). Tables of single-letter and digram frequency counts for various word-length and letter-position combinations (Vol. 1). Psychonomic Press.
- Mohammad, S. M. (2021). NRC Emotion Lexicon. <http://saifmohammad.com/WebPages/NRC-Emotion-Lexicon.htm>
- O'Dea, B., Wan, S., Batterham, P. J., Calear, A. L., Paris, C., & Christensen, H. (2015). Detecting suicidality on Twitter. Internet Interventions, 2(2), 183–188. <https://doi.org/10.1016/J.INVENT.2015.03.005>
- Plutchik, R., Apter, A., & van Praag, H. M. (1990). Violence and suicidality : perspectives in clinical and psychobiological research. <https://www.routledge.com/Violence-And-Suicidality--Perspectives-In-Clinical-And-Psychobiological/Praag-Plutchik/p/book/9781138884434>
- Sueki, H. (2015). The association of suicide-related Twitter use with suicidal behaviour: a cross-sectional study of young internet users in Japan. Journal of Affective Disorders, 170, 155–160. <https://doi.org/10.1016/J.JAD.2014.08.047>
- Tadesse, M. M., Lin, H., Xu, B., & Yang, L. (2019). Detection of depression-related posts in reddit social media forum. IEEE Access, 7, 44883–44893. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2909180>
- Trotzek, M., Koitka, S., & Friedrich, C. M. (2018). Utilizing Neural Networks and Linguistic Metadata for Early Detection of Depression Indications in Text Sequences. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 32(3), 588–601. <https://doi.org/10.1109/TKDE.2018.2885515>
- World Health Organization. (2021, June 17). Suicide. <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/suicide>
- Zafra Cremades, S., Gómez Soriano, J. M., & Navarro-Colorado, B. (2017). Diseño, compilación y anotación de un corpus para la detección de mensajes suicidas en redes sociales. Procesamiento Del Lenguaje Natural, 59, 65–72. <http://www.redalyc.org/articulo.ox?id=515754427007>



ECORFAN®

© ECORFAN-Mexico, S.C.

No part of this document covered by the Federal Copyright Law may be reproduced, transmitted or used in any form or medium, whether graphic, electronic or mechanical, including but not limited to the following: Citations in articles and comments Bibliographical, compilation of radio or electronic journalistic data. For the effects of articles 13, 162,163 fraction I, 164 fraction I, 168, 169,209 fraction III and other relative of the Federal Law of Copyright. Violations: Be forced to prosecute under Mexican copyright law. The use of general descriptive names, registered names, trademarks, in this publication do not imply, uniformly in the absence of a specific statement, that such names are exempt from the relevant protector in laws and regulations of Mexico and therefore free for General use of the international scientific community. BECORFAN is part of the media of ECORFAN-Mexico, S.C., E: 94-443.F: 008- (www.ecorfan.org/booklets)