Modelo de procesamiento de lenguaje natural a partir de una estimación estadística

Victor Hugo Matus Maldonado

25 de marzo de 2020

Resumen ejecutivo

El uso de las redes sociales en el mundo ha generado la aparición de estudios enfocados a un sinnúmero de casos y aplicaciones. Estos estudios van siempre acompañados de técnicas de *procesamiento de lenguaje natural*, unos más sofisticados y otros más básicos; a partir de palabras simples, considerando cierto tipo de personajes, el uso de "hashtag", diferentes rangos de fechas, con enfoque de sentimientos. Pero de qué sirve el procesamiento de lenguaje natural sin un modelo estadístico que describa numéricamente lo que está sucediendo con las muestras de textos, que indique qué hay en común en la opinión de la gente o en los reporteros, o cuál es la tendencia social. La estadística en esta propuesta de modelo tiene dos intervenciones, la primera es al inicio del proceso, con una estimación de lo que se pretende obtener. La segunda es con una comprobación de dicha estimación, en su caso una retroalimentación para asegurar ciertos valores usando aprendizaje maquinal y ajustando parámetros de categorización y diversificación de palabras, buscando confirmar o rechazar una suposición, con elementos numéricos bien fundamentados.

Índice

1. Marco teórico

1.1. Bases de datos y álgebra relacional

El *modelo relacional de base de datos*, consiste en cinco componentes:

1. Una colección de tipos escalares, pueden ser definidos por el sistema o por el usuario.
2. Un generador de tipos de relaciones y un intérprete para las relaciones mismas.
3. Estructuras para definir variables relacionales de los tipos generados.
4. Un operador para asignar valores de relación a dichas variables.
5. Una colección relacionalmente completa para obtener valores relacionales de otros valores relacionales mediante operadores.

Las operaciones del modelo relacional están cimientadas en el *álgebra relacional*. Utilizando operaciones primitivas del álgebra se producen nuevas relaciones que pueden manipularse también por medio de operaciones del álgebra mismo. Una secuencia de operaciones de álgebra relacional forma una expresión cuyo resultado es una relación que representa el resultado de una consulta de base de datos. Estas operaciones se pueden clasificar en dos grupos, operaciones de la teoría de conjuntos: *unión*, *intersección*, *diferencia* y *producto cartesiano* (*producto cruzado*), y el otro grupo consiste en operaciones específicas para bases de datos relacionales: *juntar*, *seleccionar* y *proyectar*.

1.2. Inteligencia artificial

> "La *inteligencia artificial* es un campo antiguo y amplio que generalmente se puede definir como todos los intentos de automatizar el proceso cognitivo (...) la automatización del pensamiento. Esto puede ir desde lo más básico, como una hoja de cálculo de Excel, hasta lo más avanzado, como un androide que puede hablar y caminar." [Chollet 2018]

Dentro de los múltiples tipos de inteligencia artificial, los que son de nuestro interés para este proyecto se describen a continuación.

Burkov [2019] define el *aprendizaje maquinal* como

> "preocupado con construir algoritmos que, para ser útiles dependen de una colección de ejemplos de algún fenómeno (...) el proceso de resolver problemas prácticos por 1) reunir un conjunto de datos y, 2) construir algorítmicamente un modelo estadístico basado en ese conjunto de datos"

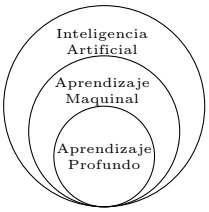


Figura 1: AP es un subcampo de AM, que es un subcampo de IA.

A diferencia del paradigma clásico de programación, donde los humanos introducen órdenes y datos para ser procesados de acuerdo con dichas reglas, en el aprendizaje maquinal el humano introduce datos y respuestas esperadas de estos datos como ejemplos, el resultado es la generalización de ciertas respuestas a partir de dichos datos sin estructurar. Con ello, se induce al conocimiento por parte de la computadora.

La *lingüística computacional* es un campo multidisciplinario de la lingüística aplicada en la informática. Se sirve de los sistemas informáticos para el estudio y el tratamiento del lenguaje. Para ello, se intenta modelar de manera lógica el lenguaje natural desde un punto de vista programable.

El *procesamiento del lenguaje natural* una disciplina de la rama de la ingeniería para la lingüística computacional. Se utiliza para la formulación e investigación de mecanismos de eficacia informática para servicios de comunicación entre las personas o entre ellas y las máquinas usando lenguajes naturales. Dos de los módulos básicos de procesamiento natural del lenguaje son búsqueda y aprendizaje con los que se pueden resolver muchos problemas con técnicas de optimización enfocadas en los diferentes parámetros involucrados.

1.3. Fundamentos matemáticos

Para el desarrollo del presente proyecto se usará fuertemente la estadística, se observará la cantidad de veces que aparece la palabra clave en la base de datos recolectada para comprender el comportamiento o distribución que tiene. Además se buscará la relación que existe de la palabra clave con algún otro conjunto de palabras.

Para fundamentar todo el trabajo es importante definir algunos conceptos primordiales de la estadística. Una *variable aleatoria* (v.a.) es la función real $X : \Omega \mapsto \mathbb{R}$ tal que el conjunto $\{\omega \in \Omega : X(\omega) \in I\}$ es un evento del espacio muestral Ω para cada intervalo $I \subset \mathbb{R}$. Existen dos tipos de variable, la primera de ellas es la *variable aleatoria discreta* (v.a.d.), la cual está definida cuando su rango de valores R_x es finito

o contablemente infinito y la segunda es la *variable aleatoria continua* (v.a.c.), es aquella que puede tomar cualquier valor real en un intervalo.

La *distribución de probabilidad* es un modelo teórica que describe la forma en que varían o cambian los resultados de un experimento aleatorio, en otras palabras, a través de una función obtenemos las probabilidad de todos los posibles resultados que podrían obtenerse cuando se realiza un experimento aleatorio. Se hace una diferencia en las funciones de distribución para las variables aleatorias discretas y las variables aleatorias continuas.

Para una v.a.d. X con $\Omega = \{x_1, x_2, x_3, \ldots, x_n, \ldots\}$ donde $f(x)$ es la función de distribución, la probabilidad se encuentra dada por:

$$P(X = x) = \begin{cases} 0, & x \notin \Omega \\ f(x), & x \in \Omega. \end{cases} \tag{1}$$

Para una v.a.c. X, la función de densidad probabilística es una función no negativa real $f : \mathbb{R} \mapsto [0, \infty)$, la probabilidad se encuentra dada por:

$$P(X \in A) = \int_A f(x)dx. \tag{2}$$

El *valor esperado, la esperanza* de una v.a. X discreta o continua, con una función de probabilidad $f(x)$ discreta o continua se define como

$$\mu = E(X) = \sum_{x \in \Omega} x f(x), \quad \mu = E(X) = \int_{-\infty}^{\infty} x f(x)dx, \tag{3}$$

respectivamente, la definición anterior es también llamada la *media* de X, cuyo uso es similar a la media aritmética en estadísticas.

Otro valor numérico importante que se usa para conocer la variabilidad de la distribución de cualquier v.a se es la *varianza*, se define como

$$\sigma^2 = Var(X) = E(X^2) - E(X)^2. \tag{4}$$

En la figura 3 se muestran las distribuciones más comunes para variables aleatorias discretas y continuas [Balakrishnan, Koutras y Politis 2020].

Una vez identificado el comportamiento de la variable aleatoria es útil pensar en la relación que tiene con otros tipo de variables. Un modelo de regresión lineal simple

consiste en generar una recta que permita explicar la relación *lineal* que existe entre dos variables. La variable dependiente Y y la variable predictora o independiente X se relacionan como:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X + \varepsilon, \tag{5}$$

donde β_0, β_1 son valores estimados y ε el error aleatorio con distribución normal. La ecuación (5) es una aproximación de la verdadera relación entre X e Y, en el cual para un valor dado de X el modelo es capaz de predecir un cierto valor para Y. Un ejemplo del modelo se muestra en la figura 2.

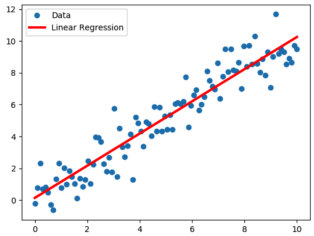


Figura 2: Regresión lineal

La eficacia de la predicción del modelo lineal depende directamente de la estimación de los parámetros β_0 y β_1 para calcular la recta

$$\hat{y} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x \tag{6}$$

que se ajusta lo mejor posible a los datos con $E(\varepsilon) = 0$. Una vez determinado las estimaciones puntuales de esos parámetros es conveniente calcular los intervalos de confianza para obtener una medida de precisión y más aún realizar contrastes de hipótesis para comprobar si un valor determinado puede ser el auténtico valor del parámetro.

Existe también otro modelo lineal donde relaciona la variable dependiente Y con K variables explícitas $X_1, X_2, \ldots, X_k$ de la forma:

$$Y = \beta_0 + \sum \beta_k X_k + \varepsilon \tag{7}$$

donde ε corresponde a los errrores de los estimadores β_k. Este modelo es llamado *modelo lineal multivariable* y el procedimiento para los estimadores $\hat{\beta}_k$ sigue un procedimiento similiar al caso simple.

Una medida que será útil al relacionar dos variables será la *dependencia lineal* que exista entre ellas, se usará la *covarianza*, la cual está definida como:

$$cov(X,Y) = E[(X - EX)(Y - EY)]. \tag{8}$$

Se sabe que si hay una relación lineal positiva, el valor de la covarianza será positiva y grande. En caso de que la relación lineal sea negativa, la covarianza será negativa y grande. Finalmente, cuando la covarianza es cercana a cero se sabe que no hay relación entre ambas variables.

La covarianza depende de las unidades de medida de las variables por lo que es conviente usar una medida que no dependa de las unidades, esta medida recibe el nombre de *coeficiente de correlación* definida como:

$$r_{(X,Y)} = \frac{cov(X,Y)}{s_1 s_2} \tag{9}$$

donde s_1^2 y s_2^2 son las varianzas muestrales de las variables X y Y respectivamente.

En el caso del modelo lineal simple se busca que el valor de la pendiente de la recta (β_1) sea distinto de cero, por lo que se pondrá un especial interés al contraste:

$$H_0 : \quad \beta_1 = 0 \tag{10}$$

$$H_1 : \quad \beta_1 \neq 0 \tag{11}$$

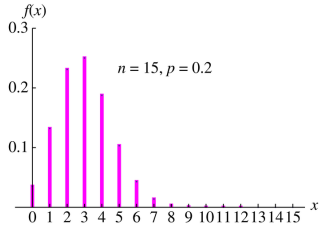
donde la región de rechazo de la hipótesis nula es:

$$\left| \frac{\hat{\beta_1}}{S/\sqrt{Sxx}} \right| > t_{n-2,\alpha/2}, \tag{12}$$

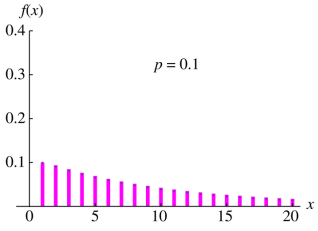
donde $t_{n-2,\alpha/2}$ es la distribución de t-student con $n-2$ grados de libertad y un nivel de significancia de α.

Utilizaremos el contraste de hipótesis para encontrar una mejor estimación de los parámetros β_0 y en particular β_1. Dicho procedimiento se puede consultar en [Devore 2008]

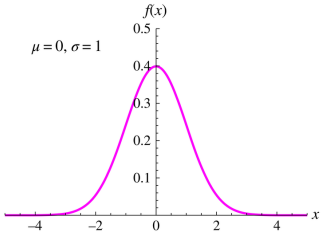
Figura 3: Diversas de distribuciones pueden modelar v.a.s, a continuación se muestran las mas importantes de acuerdo a Balakrishnan, Koutras y Politis [2020].



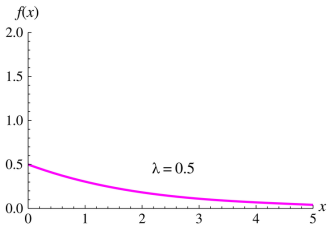
Binominal $b(n, p)$



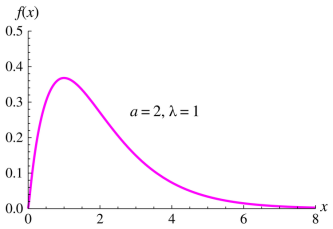
Geométrica $G(p)$



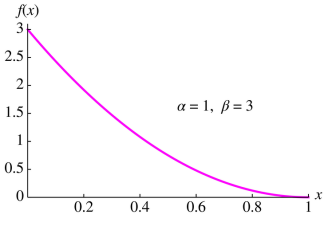
Normal $N(\mu, \sigma^2)$



Exponencial $Expo(\lambda)$



Gama $Ga(\alpha, \beta)$



Beta $Be(\alpha, \beta)$

2. Objetivos

2.1. General

Haciendo uso de las ciencias de la computación, las herramientas matemáticas de estadística y métodos de aprendizaje autónomo, se busca obtener información cuantitativa de textos. La fuente de información será redes sociales, cadenas noticiosas y audio de programas de capacitación, para inferir posiciones, tendencias, comportamientos o razones de grupos sociales. El de trabajo es clasificación, estimación, detección y comprobación.

2.2. Particulares

1. Desarrollar un modelo de base de datos que permita la captura de categorías para un determinado problema, los elementos de identificación de cada categoría, el origen de la información y su correlación.

2. Construir una estructura de datos que capte la estimación o valores esperados para el procesamiento de textos.

3. Elaborar un sistema de objetos para el soporte de los elementos de aprendizaje autónomo.

4. Generar los elementos de captura de textos para su almacenamiento y procesamiento.

5. Elaborar un modelo estadístico que permita comprobar las estimaciones a partir de los datos y en consecuencia realizar un ajuste en los parámetros usados para el aprendizaje autónomo.

6. Producir los reportes con un análisis estadístico que faciliten la interpretación de resultados y den pauta para la obtención del conocimiento de interés.

3. Metas científicas

La meta de este proyecto es la integración de elementos de estadística, ciencias computacionales, aprendizaje autónomo (machine learning) para el procesamiento de lenguaje natural (PLN). Aprovechando el potencial computacional se analizará el alcance de los modelos estadísticos para la evaluación comparativa de los parámetros; este proceso se puede hacer en forma manual, sin embargo, por el volumen de datos se hará uso de las tecnologías de información. Esta metodología usualmente se trabaja de forma aislada, en este proyecto se busca integrar el procedimiento con fundamentación estadística.

4. Metodología científica

1. Recopilar información en forma aislada e integrada con aplicaciones relacionadas al proyecto de investigación.

2. Construir los modelos para el almacenamiento en bases de datos.

3. Generar la metodología de obtención del conjunto de palabras correlacionadas con la palabra clave, para realizar una búsqueda más extensa en los textos y estimación de los modelos de regresión lineal y/o regresión múltiple con las palabras seleccionadas.

4. Desarrollar el método para realizar nuevas búsquedas correlacionadas y complementarias a la palabra clave.

5. A partir de los nuevos datos numéricos se obtienen otros parámetros de estimación (β_0 y β_1) para el modelo de regresión lineal y se realizan pruebas de hipótesis para comparar dichos parámetros con el modelo anterior. El objetivo de este desarrollo es obtener los mejores estimadores (con medidas de dispersión optimizadas).

6. Construir los de elementos gráficos (distribuciones y rectas de regresión lineal).

7. Comunicar los de resultados vía publicación y/o congreso en eventos especializados.

5. Grupo de trabajo

- Dr. José Emilio Quiroz Ibarra, Director.
  Universidad Iberoamericana.

- Dra. Alma Rocío Sagaceta Mejía, Codirectora.
  Universidad Autónoma Metropolitana.

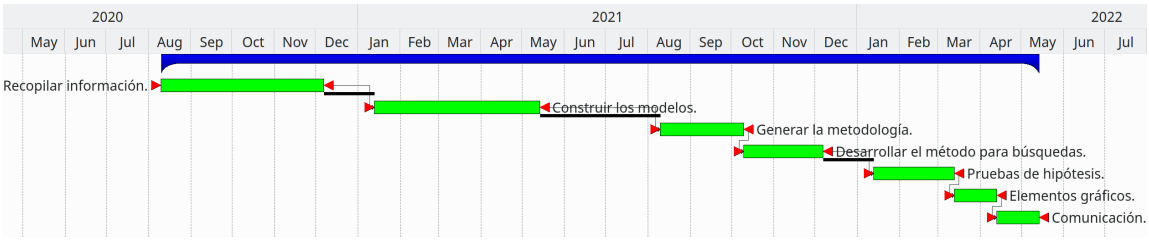
6. Infraestructura disponible para el proyecto

Laboratorios y equipos disponibles en la UIA, Ciudad de México.
Preferentemente:
Estación de trabajo con CPU de 8 núcleos físicos a 4MHz, RAM 16 GB, almacenamiento 2TB SSD.
Servidor virtual en Google Cloud, Amazon, Azure o IBM.

7. Cronograma de actividades

En el primer semestre se recopilará información de forma aislada así como integrada con aplicaciones afines al proyecto de investigación.
Durante el segundo semestre se construirán los modelos para el almacenamiento en bases de datos.
En el tercer semestre se generará la metodología para la obtención del conjunto de palabras para extender la búsqueda y estimar modelos de regresión, y se desarrollará

el método para realizar nuevas búsquedas correlacionadas y complementaria a la palabra clave.
Finalmente en el cuarto semestre se obtendrán parámetros de estimación para el modelo de regresión lineal utilizando los datos de la búsqueda y se realizarán pruebas de hipótesis. Se construirán elementos gráficos usando distribuciones y rectas de regresión lineal y se comunicarán los resultados.



8. Resultados comprometidos

- Presentación en el congreso "Mexican International Conference on Artificial Intelligence".
- Documentación y presentación del prototipo desarrollado.
- Reporte técnico de la metodología usada para la implementación de los modelos donde se integrarán las gráficas correspondientes así como los valores estimados para un tema en específico, a partir de dichos datos se dará una interpretación y forma de aplicación.

9. Bibliografía

Balakrishnan, N., Markos V. Koutras y Konstantinos G. Politis (2020). *Introduction to probability: models and applications [Introducción a la probabilidad: modelos y aplicaciones]*. Nueva York: John Wiley & Sons, Inc.

Blitzstein, Joseph K. y Jessica Hwang (2019). *Introduction to Probability [Introduccién a la probabilidad]*. 2.ª ed. Florida: CRC Press.

Burkov, Andriy (2019). *The Hundred-Page Machine Learning Book [El libro de aprendizaje maquinal de cien páginas]*. Quebec: Andriy Burkov.

Chollet, François (2018). *Machine Learning With Python [Aprendizaje maquinal con Python]*. Nueva York: Manning Publications Co.

Date, C. J. (2012). *SQL and Relational Theory: How to Write Accurate SQL Code [SQL y teoria relacional: Cómo escribir código SQL correcto]*. 2.ª ed. California: 0'Reilly Media.

Devore, Jay L. (2008). *Probabilidad y estadistica para ingenieria y ciencias*. Trad. por Jorge Humberto Romo Mufioz. 7.ª ed. Ciudad de México: Cengage Learning.

Eisenstein, Jacob (2019). *Introduction to natural language processing [Introducción al procesamiento de lenguaje natural]*. Cambridge: MIT Press.

Elmasri, Ramez y Shamkant B. Navathe (2011). *Fundamentals of database systems [Fundamentos de sistems de bases de datos]*. 6.ª ed. Boston: Addison-Wesley.

Harville, David A. (2018). *Linear models and the relevant distributions and matrix algebra [Modelos lineales y sus distribuciones relevantes y algebra matricial]*. Floria: CRC Press.

Matloff, Norman S (2017). *Statistical regression and classification from linear models to machine learning [Regresión estadística y clasificación de modelos lineales a aprendizaje maquinal]*. FLorida: CRC Press.

Mitchell, Tom (1997). *Machine learning [Aprendizaje maquinal]*. Nueva York: McGraw-Hill.

Russell, Stuart J., Peter Norvig y Ernest Davis (2010). *Artificial intelligence: a modern approach [Inteligencia artificial, un enfoque moderno]*. 3.ª ed. Nueva Jersey: Prentice Hall.

Wackerly, Dennis D, william Mendenhall III y Richard L Scheaffer (2009). *Estadística matemática con aplicaciones*. Trad. por Jorge Humberto Romo Mufioz. 7.ª ed. Ciudad de México: Cenage Learning.