



“2019, Año del Caudillo del Sur, Emiliano Zapata”

---

---

**DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN**

**OPCION I.- TESIS**

**TRABAJO PROFESIONAL**

“Desarrollo de un mecanismo para la identificación del acoso laboral mediante la aplicación de la minería de opiniones a través de la herramienta RapidMiner.”

QUE PARA OBTENER EL GRADO DE:

**MAESTRO EN  
INGENIERÍA ADMINISTRATIVA**

PRESENTA:  
**VICTOR MANUEL CONTRERAS BELTRÁN**

DIRECTOR DE TESIS:

Dr. Fernando Aguirre y Hernández

CODIRECTOR DE TESIS:

Dr. Eduardo Roldán Reyes

VOCAL:

Dra. Edna Araceli Romero Flores

VOCAL SUPLENTE:

M.C. Gabriela Cabrera Zepeda

ORIZABA, VER. MÉXICO

JUNIO 2021





Orizaba, Veracruz, **24/marzo/2022**  
Dependencia: **División de Estudios de  
Posgrado e Investigación**  
Asunto: **Autorización de Impresión**  
OPCION: I

**C. Víctor Manuel Contreras Beltrán**  
Candidato a Grado de Maestro en:  
**INGENIERÍA ADMINISTRATIVA**  
**P R E S E N T E.-**

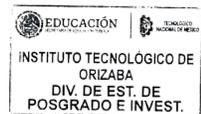
De acuerdo con el Reglamento de Titulación vigente de los Centros de Enseñanza Técnica Superior, dependiente de la Dirección General de Institutos Tecnológicos de la Secretaría de Educación Pública y habiendo cumplido con todas las indicaciones que la Comisión Revisora le hizo respecto a su Trabajo Profesional titulado:

**" Desarrollo de un mecanismo para la identificación del acoso laboral mediante la aplicación de la minería de opiniones a través de la herramienta RapidMiner".**

Comunico a Usted que este Departamento concede su autorización para que proceda a la impresión del mismo.

**ATENTAMENTE**  
Excelencia en Educación Tecnológica®  
**CIENCIA – TÉCNICA - CULTURA®**

**Dr. MARIO LEONCIO ARRIJOA RODRÍGUEZ**  
**JEFE DE LA DIVISIÓN DE ESTUDIOS**  
**DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN**



**OG-13-F06**





**“2021: Año de la Independencia”**

Orizaba, Veracruz, **Septiembre 10, de 2021.**

Asunto: **Revisión de trabajo escrito**

**C. MARIO LEONCIO ARRIJOJA RODRÍGUEZ**

JEFE DE LA DIVISIÓN DE ESTUDIOS  
DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN

**PRESENTE.-**

Los que suscriben, miembros del jurado, han realizado la revisión de la Tesis del (la) C.

**Víctor Manuel Contreras Beltrán**

La cual lleva el título de:

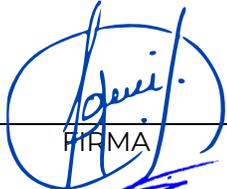
**Desarrollo de un mecanismo para la identificación del acoso laboral mediante la aplicación de la minería de opiniones a través de la herramienta RapidMiner.**

Y concluyen que se acepta.

**ATENTAMENTE**

Excelencia en Educación Tecnológica®  
CIENCIA – TÉCNICA - CULTURA®

PRESIDENTE: Dr. Fernando Aguirre y Hernández

  
FIRMA

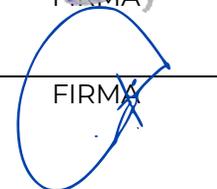
SECRETARIO: Dr. Eduardo Roldán Reyes

  
FIRMA

VOCAL: Dra. Edna Araceli Romero Flores

  
FIRMA

VOCAL SUP.: M.C. Gabriela Cabrera Zepeda

  
FIRMA



Avenida Oriente 9 No. 852  
Col. Emiliano Zapata, C.P. 94320  
Orizaba, Veracruz, México.  
Teléfono: 272-110-53-60  
Email: [cyd\\_orizaba@tecrnm.mx](mailto:cyd_orizaba@tecrnm.mx)  
[www.orizaba.tecrnm.mx](http://www.orizaba.tecrnm.mx)



## Índice

CAPITULO 1. GENERALIDADES .....	1
1.1 Introducción .....	1
1.2 Posicionamiento de la tesis .....	1
1.4 Objetivo general: .....	4
1.4.1 Objetivos específicos: .....	4
1.5 Justificación .....	4
1.5.1. Cultural.....	4
1.5.2. Económico .....	5
1.5.3 Social. ....	5
1.5.4. Tecnológica.....	6
1.6 Solución a priori .....	6
1.7 Metodología .....	7
1. Creación del buzón de quejas y sugerencias: .....	8
2. Recopilación de información: .....	8
3. Minería de Opiniones: .....	8
3.1 Modelado en RapidMiner .....	8
4. Análisis de los datos:.....	8
4.1 Clasificación de datos .....	8
5. Extracción de datos:.....	8
6. Interpretación de datos:.....	8
7. Informe de los resultados: .....	9
7.1 Generar un resumen de resultados .....	9
8. Diseño de la tabla con las categorías del acoso laboral en las empresas: .....	9
CAPITULO 2 MARCO TEÓRICO.....	10
2.1 Marco teórico .....	10
CAPITULO 3 DESARROLLO DE LA TESIS .....	17
3.1 Creación del buzón de quejas y sugerencias:.....	17
3.2 Recopilación o adquisición de información: .....	18
3.3 Minería de Opiniones:.....	19
3.1 Preprocesamiento de los datos:.....	25
3.2 Procesamiento de datos: .....	25
3.4 Interpretación de resultados: .....	26
3.5 Identificación de problemas y posibles soluciones: .....	27

3.5.1 Generar un diagnóstico de los resultados.....	27
3.6 Diseño del termómetro o semáforo de actos de acoso laboral:.....	28
CONCLUSIÓN.....	31
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	32

**Índice de figuras y tablas**

1. Tabla 1.....	25
2. Figura 1.....	7
3. Figura 2.....	7
4. Figura 3.....	17
5. Figura 4.....	18
6. Figura 5.....	19
7. Figura 6.....	20
8. Figura 7.....	21
9. Figura 8.....	26
10. Figura 9.....	27
11. Figura 10.....	27
12. Figura 11.....	28
13. Figura 12.....	29
14. Figura 13.....	29

## **Resumen**

El mobbing o acoso laboral ha sido un problema que ha existido persistentemente en las sociedades a nivel mundial, a raíz de esto en México se ha creado la NOM 035-stps-2018 para que las empresas tomen en consideración un referente para los factores de riesgo psicosocial en el trabajo: identificación, análisis y prevención. Una de las obligaciones de cada patrón es el establecer un mecanismo para detectar quejas por prácticas opuestas al entorno organizacional favorable por lo que en la presente investigación, se establece la aplicación de técnicas de minería de opiniones para desarrollar un mecanismo para detectar quejas por acoso laboral, aplicándolo en una empresa de Orizaba, proporcionando un panorama de cuáles son las quejas y sugerencias desde la percepción de los trabajadores encuestados en materia de relación laboral.

**Palabras clave:** Mobbing, acoso laboral, minería de opiniones, identificación.

## **Abstract**

Mobbing or workplace harassment has been a problem that has persistently existed in societies worldwide, as a result of this, in Mexico NOM 035-stps-2018 has been created so that companies take into consideration a benchmark for risk factors psychosocial at work: identification, analysis and prevention. One of the obligations of each employer is to establish a mechanism to detect complaints for practices opposed to the favorable organizational environment, so in this investigation, the application of opinion mining techniques is established to develop a mechanism to detect complaints of mobbing, applying it in an Orizaba company, providing a outlook of what are the complaints and suggestions from the perception of the surveyed workers regarding labor relations.

**Keywords:** Mobbing, workplace harassment, opinion mining, detector.

# CAPITULO 1. GENERALIDADES

## 1.1 Introducción

## 1.2 Posicionamiento de la tesis

La investigación se enfoca a la línea de **Innovación y Administración del capital intelectual**. Debido a que los tópicos relacionados se enfocan en promover la gestión del conocimiento mediante minería de textos y de opiniones que permiten detectar áreas de mejora en los procesos relacionados a la gestión de la información en bases de datos, así como con el desarrollo de servicios.

## 1.3 Planteamiento del problema

Según estudios registrados por la Organización Internacional del Trabajo (OIT) en 1998, los trabajadores y empleadores reconocen que las agresiones psicológicas son formas de violencia grave. La violencia psicológica incluye el hostigamiento y la intimidación psicológica colectivas, manifestándose en muchos centros de trabajo siendo un problema importante laboralmente y socialmente.

Los costos de violencia son elevados, y es complejo calcular. En Australia, los costos van de 6,000 a 13,000 millones de dólares de este país. En la Unión Europea, existe relación entre faltas por enfermedad y violencia al trabajador (Organización Internacional del Trabajo, 2006).

Workplace Bullying Institute analizó en 2017 que, aunque siendo E.U.A. uno de los países del continente americano que ofrece mayores oportunidades de empleo a locales y extranjeros, estos padecen de acoso psicológico laboral teniendo claros efectos nocivos sobre la salud de los trabajadores y que, en general, las consecuencias de este riesgo psicosocial son amplias, por lo que a nivel individual, las víctimas presentan una gran cantidad de síntomas de estrés, así como enfermedades físicas y baja satisfacción laboral.

De acuerdo con las estadísticas arrojadas por el análisis del Workplace Bullying Institute, se estima que el 61% de los acosadores son jefes, el 33% de perpetradores son compañeros de mismo rango y el 6% de perpetradores eran menores rangos que

intimidaban a individuos con un rango más alto. Los hombres prefieren atacar a las mujeres (65%), pero muchos hombres atacan a otros hombres (35%); por el otro lado, el 33% de las mujeres acosadoras lo hacen a otras mujeres. Para terminar el acoso laboral, el 65% de las víctimas terminan dejando su trabajo.

Al contrario de lo que se puede pensar el no hacer algo al respecto no solo no es un acto de neutralidad, sino que se considera como un acto de complicidad con el acosador. Tristemente, en el 26% de los casos de acoso laboral o mobbing, las empresas no dan la importancia necesaria y se mantienen en neutralidad (Workplace Bullying Institute, 2017).

Es por estos problemas que en México se han realizado acciones por parte del gobierno creando las Normas Oficiales Mexicanas que se emiten por la Secretaría del Trabajo y Previsión Social que determinan las condiciones mínimas necesarias en seguridad, salud y medio ambiente de trabajo, para prevenir enfermedades y accidentes laborales.

Además, la STPS declaró que 26.6% de las mujeres que han trabajado o trabajan sufren o sufrieron algún acto violento laboralmente y es muy importante identificar el acoso (Secretaría del Trabajo y Previsión Social, 2020).

Según datos del IMSS el 75% de trabajadores tiene fatiga por estrés laboral, más que en China y Estados Unidos y una de sus causas es la violencia (Instituto Mexicano del Seguro Social, 2020).

Con respecto a una encuesta realizada por OCCMundial, sitio web referente a la bolsa de trabajo, 7 de cada 10 mexicanos encuestados fueron víctimas de acoso por sus jefes o superiores (53% sin que la persona lo sepa, 43% es cara a cara y 4% en redes sociales). Esta violencia ha orillado a 8 de cada 10 trabajadores encuestados a renunciar de sus trabajos. Aunque se considera como un problema a nivel nacional, el 53% de encuestados confirma que en el empleo en donde están no hay medidas en su trabajo para reducir el problema.

En medida de un 77% los encuestados afirmaron que han sufrido de abuso a lo largo su vida organizacional. También se ha descubierto que 8 de cada 10 personas han estado en

el momento de un acto abusivo y un 13% ha aceptado hacer mobbing a sus demás compañeros cotidianamente (OCCMundial, 2018).

En la zona centro del estado de Veracruz, en la ciudad de Orizaba por la falta de evidencias no existe información referente a la creación de una herramienta que ayude a las empresas y a los trabajadores a detectar el mobbing usando un mecanismo basado en minería de opiniones, que arroje los datos de una forma predictiva, automática y que sea anónimo, para abordar, facilitar y economizar su resolución por lo que los casos de acoso laboral presentados entre los trabajadores y los patrones actualmente se deben tratar ante la Junta de Conciliación y Arbitraje, aunque también suelen denunciar por redes sociales o en la Fiscalía General del Estado, en donde el trabajador lleva la ventaja jurídica por no haber implementado la empresa un sistema de detección de quejas de ámbito laboral, llegando a un mutuo acuerdo, sin haber podido prevenir el conflicto desde su centro de trabajo y a todo esto se le habrá que agregar las repercusiones derivadas en los centros de trabajo tras la pandemia del COVID-19 que va desde disminución de sueldos, variación en los tiempos de trabajo, gastos médicos hasta el despido de personal o quiebra debido a la crisis.

En conclusión, los efectos ocasionados por el mobbing, como el estrés, generan deterioros psicológicos en los trabajadores lo cual causa un desorden emocional a dentro y fuera del trabajo, así como la generación de costos al gobierno o al patrón de una empresa, debido a los servicios médicos que se les debe de proporcionar a los trabajadores con este tipo de malestares. Por otra parte, cuando suceden estos casos el rendimiento de los trabajadores disminuye lo cual no se vuelve rentable para las organizaciones, ya que trabajar bajo presión no debe de ser la solución a los problemas y menos por un factor que se puede prevenir y debe denunciar. Todo lo anterior debido a que en México, en la mayoría de las empresas, no se tienen considerado la detección del mobbing ni los gastos que representa mantenerse estáticos ante este problema. Con la propuesta de generar una herramienta para detectar el mobbing mediante minería de opiniones, facilitará la interpretación de los datos de cada organización que lo ponga en práctica para tomar mejores decisiones al respecto.

## **1.4 Objetivo general:**

Desarrollar una herramienta para la identificación del acoso laboral mediante la aplicación de la minería de opiniones a través del software RapidMiner.

### **1.4.1 Objetivos específicos:**

1. Crear un buzón de quejas y sugerencias para obtener una base de datos y detectar rastros de acoso laboral.
2. Diseñar la herramienta para minería de opiniones utilizando el software RapidMiner.
3. Generar el diagnóstico de Fricongelados S.A. de C.V. con los datos obtenidos de la aplicación de la herramienta de minería de opiniones.
4. Implementar una tabla con los posibles niveles de acoso laboral en las empresas y que puedan diagnosticarse mediante la herramienta de minería de opiniones.

## **1.5 Justificación**

### **1.5.1. Cultural**

La aplicación del test y la implementación del mecanismo ayudarán a crear un ambiente organizacional donde disminuya el acoso laboral y donde se promuevan los valores entre trabajadores para propiciar una sinergia constante, generando una noción de cuáles son las quejas y sugerencias desde la percepción de los trabajadores encuestados en materia de relación laboral. Una de las recomendaciones clave, para las organizaciones, que se hará será realizar la detección periódicamente para estar en constante monitoreo de sus trabajadores para propiciar una cultura y un entorno organizacional favorable.

Siendo interesante e innovador para las empresas de la zona debido a que Orizaba siempre se mantiene en constante cambio, buscando la mejora para su sociedad, incentivando el trabajo justo y utilizando un instrumento amigable con las empresas y los trabajadores debido a que siempre será mejor, en términos de calidad, un mantenimiento preventivo que uno correctivo y de esta manera seguir cultivando los valores humanos y de la empresa en los trabajadores. Con esta implementación se abrirá la posibilidad de poder hacer un

cambio en la cultura de cómo llevar un buen ambiente laboral del patrón con sus trabajadores y de igual manera hacer comprender cuales son las obligaciones que tienen ambas partes.

### **1.5.2. Económico**

Al medir a sus trabajadores las organizaciones podrán disminuir las sanciones derivadas por demandas, conciliación y arbitraje, la norma 035, rotación de personal innecesario, pérdida del capital intelectual de la empresa, gastos médicos, negligencias por parte del personal, desvíos de efectivo, etcétera debido a que la herramienta está diseñada para identificar y combatir este tipo de problemas.

En muchas ocasiones, como se muestra en las encuestas realizadas a trabajadores mexicanos, las empresas no ubican qué tan importante es el factor humano en su organización y el capital intelectual con el que cuentan y lo terminan perdiendo por casos de incomodidad en las condiciones de trabajo, representando una pérdida de información en los procesos, dinero en capacitación, reconstrucción y capacitación, disminución de productividad, gastos médicos, entre muchas otras situaciones que se podrían resolver con la detección de quejas por acoso laboral (OCCMundial, 2018).

Con la temprana identificación de estos factores podría generar ahorros en daños a personas, procesos, productos, información e incluso daños a la reputación de la empresa ya que cuando existen casos de violencia se tiende a generar un marketing negativo hacia la empresa.

### **1.5.3 Social.**

Se pretende que este proyecto se convierta en una asociación civil sin fines de lucro o en una fundación para apoyar a todos los trabajadores de México que sufren de malos tratos en el trabajo, y de esa forma lograr obtener apoyos tanto del gobierno como de las empresas para continuar con el proyecto, además de que en esta contingencia más trabajadores están perdiendo sus empleos y por seguir trabajando están accediendo a malos tratos de sus patrones. En segundo término, a las empresas que apoyen a la asociación o a la fundación que se pueda crear resultado de la investigación se le harán deducibles de impuestos sus aportaciones.

#### **1.5.4. Tecnológica**

En México la minería de opiniones es un tema que se encuentra en un constante desarrollo y al realizar trabajos aplicados a empresas del entorno, se puede lograr hacer una aportación a futuras investigaciones, así como en el uso del algoritmo para la detección de quejas por mobbing.

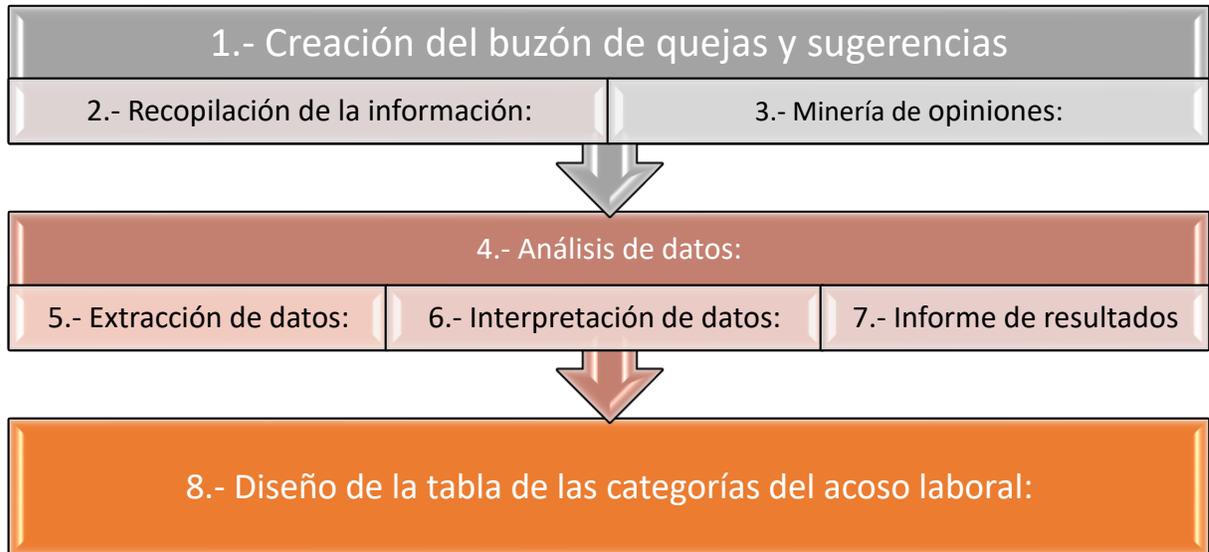
Con el uso de buzón de quejas y sugerencias anónimo para cada trabajador y la vinculación al software de gestión de conocimiento como es RapidMiner no sólo se puede aplicar en empresas de la zona, sino que con los recursos suficientes se puede replicar infinidad de veces en distintos corporativos para llevar un control de sus departamentos, plantas o lugares de operaciones, pues al generar todos los datos de las encuestas, el proceso de minería de opiniones arroja el resultado de la prueba para realizar un análisis para tomar decisiones al respecto.

#### **1.6 Solución a priori**

La implementación de una herramienta para detectar el mobbing permitirá a las empresas de Orizaba, mediante la aplicación de minería de opiniones a través del software RapidMiner Studio, tener una noción de cuáles son las quejas y sugerencias de los trabajadores encuestados en materia de acoso laboral para tomar mejores decisiones al respecto.

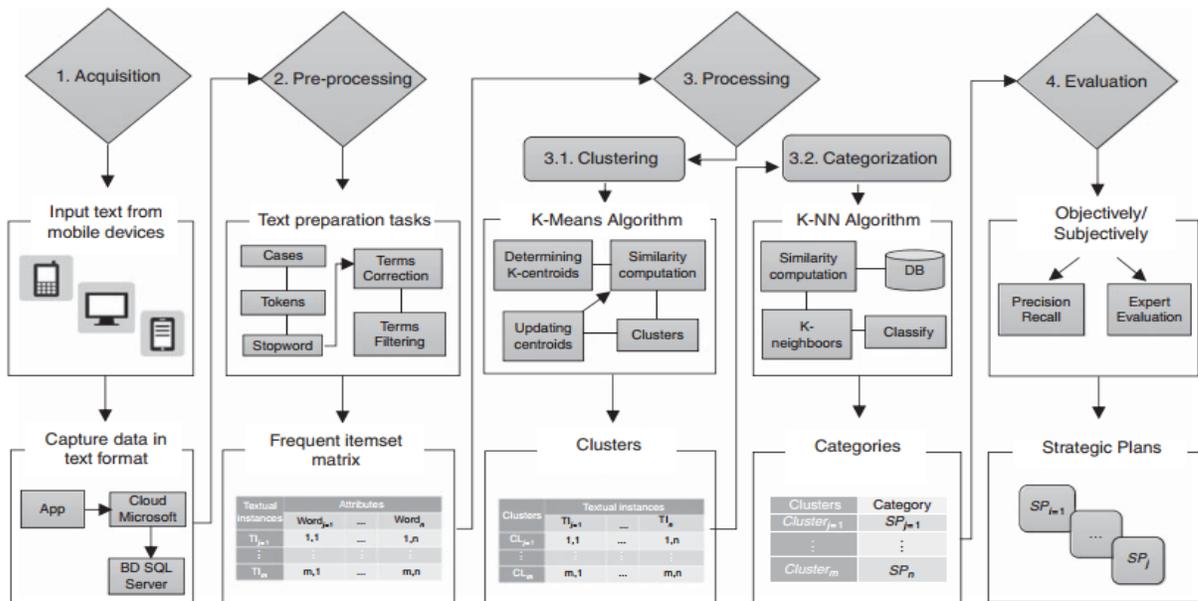
## 1.7 Metodología

La metodología para el desarrollo del proyecto se presenta en la figura 1.



**Figura 1. Metodología**

Acorde a (Vásquez Rojas, 2018) , la metodología básica para el desarrollo una minería de textos, datos y sentimientos esta descrita en la figura 2. A continuación se desglosa cada uno de los puntos antes mencionados.



**Figura 2. Proceso de la minería de datos, textos y sentimientos (Vásquez Rojas, 2018)**

## **1. Creación del buzón de quejas y sugerencias:**

Se creó un el buzón de quejas y sugerencias anónimo utilizando Gmail para detectar el mobbing, requeridas en el procesamiento del modelo de Minería de opiniones.

## **2. Recopilación de información:**

Se implementó el buzón y un test para detectar el acoso laboral con 42 preguntas a Fricongelados S.A. de C.V. para recopilar datos reales que sirvieron para el modelo de minería de opiniones (Piñuel, 2003).

## **3. Minería de Opiniones:**

### **3.1 Modelado en RapidMiner**

Se establecieron las bases de datos, funciones y algoritmos para diseñar el modelo de minería de opiniones.

## **4. Análisis de los datos:**

### **4.1 Clasificación de datos**

Se clasificaron los resultados de las quejas para identificar las que son referentes a los trabajadores y el acoso laboral.

## **5. Extracción de datos:**

Después, se estableció un programador para administrar las bases generadas por medio de la herramienta de extracción, arrojando cuales son las quejas sobre el acoso laboral.

## **6. Interpretación de datos:**

Mediante un programador de resumen se interpretaron todos los datos que se puedan extraer de las quejas como el tipo de acoso que sufre, el número de incidentes, promedio de personas acosadas, etcétera.

## **7. Informe de los resultados:**

### **7.1 Generar un resumen de resultados**

Se generaron diagramas circulares con los porcentajes promedios de acoso laboral aplicados a la empresa con los resultados tanto del cuestionario como del buzón de quejas y sugerencias referentes al mobbing.

## **8. Diseño de la tabla con las categorías del acoso laboral en las empresas:**

Se buscó clasificar el cuestionario en distintos factores para poder identificar algunas causas del acoso laboral y de esa forma poder tener una mejor perspectiva de la situación de las empresas.

## **CAPITULO 2 MARCO TEÓRICO**

### **2.1 Marco teórico**

El fundamento de la temática parte de la base para la comprensión de los fundamentos básicos del mobbing y la minería de textos de la cual se deriva la minería de opiniones y su aplicación para la detección de quejas por acoso laboral.

El acoso laboral o mobbing es un modo de violencia laboral, pero parece que debe ser tratado como una manera especial de riesgo laboral y no sólo como forma de violencia laboral. Las consecuencias no son las mismas que puede tener un atraco o asalto o la violencia física o verbal de un cliente.

Es muy clara la importancia de las repercusiones del acoso laboral en el bienestar de los trabajadores y se tiene una atención mayor por las diferentes leyes en países de Europa. El mobbing es considerado como uno de los riesgos en el trabajo más importantes en la vida del trabajador. Por algunos autores en la actualidad es considerado como el tema de investigación de los noventas (Hotel, Rayner y Cooper, 1999) y una gran problemática laboral (Salin 2003).

#### Mobbing horizontal o Acoso laboral horizontal

Este mobbing es caracterizado porque tanto la persona acosadora y la acosada están en el mismo puesto o rango dentro del organigrama de la empresa. Suele manifestarse cotidianamente entre los mismos laboradores, y las represalias psicológicamente para el trabajador acosado pueden tornarse muy devastadoras y desconcertantes.

Sus causas pueden ser variadas y muchas, pero las comunes son: por enemistades, por orillar forzosamente a un laborador a conformarse con algunas normas, aprovecharse y atacar al compañero más débil, por las diferencias con la víctima, o por falta de trabajo y el aburrimiento.

#### Mobbing vertical o Acoso laboral vertical

El mobbing vertical tiene esta denominación debido a que la persona acosadora es jerárquicamente superior a la acosada o está a en un nivel menor a ésta. Existen dos clases de acoso laboral vertical: ascendente y descendente.

Mobbing ascendente o Acoso laboral ascendente: Es cuando un trabajador de nivel jerárquico mayor es atacado por uno o muchos de los subordinados.

Bossing o Acoso laboral descendente: Es si un trabajador de nivel jerárquico menor es sujeto al acoso psicológico por uno o distintos empleados que están en posiciones superiores de la empresa. Se puede llevar a cabo como estrategia organizacional para hacer que el acosado renuncie al trabajo (Piñuel, 2003).

Otros términos relacionados con la investigación son:

1. Acontecimiento traumático severo: Es el que se experimenta en o por el trabajo que es caracterizado por decesos o que es un real peligro físico para una o varias personas y puede que genere algún trastorno de estrés postraumático para quienes lo sufren o quienes lo han presenciado, como son las accidentes graves o mortales, explosiones, secuestros, incendios de gran magnitud, derrumbes, asaltos con violencia, homicidios, entre otros.

2. Centro de trabajo: lugares tales como locales, edificios e instalaciones, en donde se realizan las actividades de aprovechamiento, transporte, explotación, almacenamiento, comercialización y producción en donde trabajen personas que tengan una relación laboral.

3. Entorno Organizacional Favorable: es aquel en donde se promueve el valor de la pertenencia de los trabajadores a la organización, la correcta indicación de las actividades encomendadas, la buena asignación de responsabilidades para los laboradores, la correcta comunicación entre toda la empresa, jornadas de trabajo reguladas con la Ley Federal del Trabajo y por último el reconocimiento del desempeño mediante indicadores.

4. Factores de Riesgo Psicosocial: Estos pueden ocasionar trastornos de ansiedad, estrés, adaptación, debido a las actividades del puesto del trabajador, jornada laboral y la vivencia de momentos traumáticos graves o por actos de violencia en trabajo.

5. Medidas de prevención y acciones de control: medidas que se toman para prevenir y/o erradicar los factores de riesgo psicosocial y, de ser el caso, para extinguir la violencia y acoso laboral, al igual que las acciones para controlar y para dar seguimiento.

6. Trabajador o laborador: persona cuya misión es prevenir o disminuir las dificultades de orden personal o social por medio de gestiones, informes, ayuda financiera, moral, etcétera (Real Academia Española: Diccionario de la lengua española, 23.<sup>a</sup> ed., 2021).

7. Trabajo: Es la actividad material, intelectual o humana, sin importar el nivel de técnica necesitado por el oficio o profesión.

8. Violencia laboral: son todas aquellas acciones de acoso, malos tratos u hostigamiento que no van a favor del laborador, que pueden perjudicar su salud o integridad.

9. Obligaciones del patrón: dentro de las obligaciones que exige la STPS en los aspectos del acoso son:

9.1 difundir, mantener, hacer, implantar y por escrito en el centro de trabajo alguna política para prevenir los riesgos psicosociales contemplando la prevención de los factores de riesgo psicosocial, violencia laboral, y promocionando un entorno organizacional favorable.

9.2 aplicar medidas para prevenir y controlar los factores de riesgo psicosocial, promover el entorno organizacional favorable, al igual que para atender las prácticas opuestas al entorno organizacional favorable y los actos de violencia laboral.

9.3 Proporcionar y difundir información a los laboradores al respecto de la política de prevención de riesgos psicosociales, medidas para atacar las prácticas opuestas al entorno organizacional favorable y las acciones de violencia laboral, mecanismos para presentar quejas por prácticas opuestas al entorno organizacional favorable y para denunciar actos de violencia laboral y posibles alteraciones a la salud por la exposición a los factores de riesgo psicosocial.

10. Obligaciones de los trabajadores según la NOM 035 referentes a esta investigación son:

10.1 analizar las medidas de prevención y control que dispone la Norma 035, al igual que las que establezca el patrón para: controlar los factores de riesgo psicosocial, apoyar a que exista un entorno organizacional favorable y prevenir los actos de violencia laboral.

10.2 no realizar actos de violencia laboral ni prácticas contrarias al entorno organizacional favorable.

10.3 Realizar en la identificación de los factores de riesgo psicosocial y, en su caso, en la evaluación del entorno organizacional.

10.3 Informar acerca de prácticas opuestas al entorno organizacional favorable y denunciar actos de violencia laboral, usando los mecanismos que establezca el patrón para tal efecto y/o a través de la comisión de seguridad e higiene, a que se refiere la NOM-019-STPS-2011(Sindicatos), o las que la sustituyan.

10.5 Realizar un informe por escrito al patrón directamente, a través de los servicios preventivos de seguridad y salud en el trabajo o de la comisión de seguridad e higiene (Sindicatos); haber visto o vivido un acontecimiento traumático severo. El escrito deberá contener por lo menos: la fecha de la elaboración; nombre del trabajador que elabora el escrito; en su caso, los nombres de los trabajadores involucrados; la fecha de la ocurrencia, y el relato o descripción del(los) acontecimiento(s).

10.6 Asistir y participar en los eventos de información que realice el patrón.

10.7 Realizar las evaluaciones psicológicas y los exámenes médicos que determinan las normas oficiales mexicanas que al respecto emitan la Secretaría de Salud y/o la Secretaría del Trabajo y Previsión Social, y a falta de éstas, los que indique la institución de seguridad social o privada, o el médico o psicólogo o psiquiatra del centro de trabajo o de la empresa.

11. evaluación del entorno organizacional, e identificación y análisis de los factores de riesgo psicosocial

11.1 La identificación y análisis de los factores de riesgo psicosocial deberá contemplar lo siguiente:

a) Las condiciones en el ambiente de trabajo, las cargas de trabajo, la falta de control sobre el trabajo, las jornadas de trabajo y rotación de turnos que exceden lo establecido en la Ley Federal del Trabajo, interferencia en la relación trabajo-familia. liderazgo negativo y

relaciones negativas en el trabajo, la violencia laboral, acoso psicológico, hostigamiento y malos tratos en más de una vez y/o en diferentes ocasiones (Diario Oficial de la Federación, 2019).

## 12. Minería de textos

El concepto análisis de texto es el que describe a un conjunto de técnicas de aprendizaje automático, lingüísticas y estadísticas que estructuran y modelan el contenido de información de fuentes textuales para inteligencia empresarial debido al análisis exploratorio de datos. Responde a problemas comerciales, ya sea de forma independiente o junto con el análisis y la consulta de datos numéricos. Estos procesos y técnicas presentan y descubren conocimiento en modo de reglas comerciales, relaciones y hechos que, de otra forma está bloqueado en modo de texto, impenetrable para el procesamiento automatizado.

### 12.1 Procesos de análisis de texto.

Las subtarefas, generalmente incluyen:

La reducción de la dimensionalidad, es una técnica necesaria para el preprocesamiento de datos. Es utilizada para detectar las palabras raíz de las palabras reales y disminuir el número de los datos de texto.

La identificación o recuperación de información de un corpus: es la etapa preparatoria para identificar o recopilar conjuntos de materiales textuales, en un sistema de archivos o en la Web, administrador de corpus de contenido o base de datos para su análisis. Algunos sistemas de análisis de texto usan métodos estadísticos exclusivamente avanzados, otros usan un procesamiento de lenguaje natural más largo, como parte del etiquetado del habla, análisis sintáctico y otros tipos de análisis lingüístico.

La identificación de entidad con nombre: se le denomina al uso de técnicas estadísticas o diccionarios geográficos para reconocer características de texto con nombre: organizaciones, nombres de lugares, personas, ciertas abreviaturas, símbolos de cotizaciones bursátiles.

Identificación de entidades reconocidas con patrones: características como son direcciones de correo electrónico, cantidades (con unidades) se pueden distinguir mediante expresiones regulares números de teléfono u otras coincidencias de patrones.

Algunas herramientas de la minería de textos se desarrollan por las siguientes:

- Agrupación de documentos: reconocimiento de conjuntos de documentos de texto parecidos.
- Correferencia: reconocimiento de frases nominales y otras palabras que se refieren al mismo objeto.
- Extracción de eventos, hechos y relaciones: reconocimiento de asociaciones entre entidades y otra información en el texto.

El análisis cuantitativo de texto son técnicas derivadas de ciencias sociales en las que una computadora juez o un humano extraen relaciones gramaticales o semánticas entre palabras para encontrar el significado o los patrones estilísticos de un texto personal informal con el fin de perfil psicológico (Sharaff, 2019).

## 12.2 Lugares donde se aplica la minería de textos:

Hoy en día se aplica a una gran gama de necesidades de investigación, comerciales y gubernamentales. Se pueden usar la minería de texto para la obtención de registros, así como la búsqueda de documentos relevantes para las actividades cotidianas. Los grupos militares y los gobiernos usan la minería de textos con fines de inteligencia y seguridad nacional.

Los investigadores científicos acoplan herramientas de minería de texto en sus acciones para analizar gigantes conglomerados de datos de texto, para detectar ideas escritas comunicadas, por ejemplo, análisis de sentimientos en la bioinformática, para encaminar el descubrimiento científico en temas como las redes sociales y las ciencias de la vida. En negociaciones se utilizan para la colocación automatizada de anuncios, así como, respaldar la inteligencia competitiva entre muchas otras actividades.

### 13. Minería de opiniones

La minería de opinión, también conocido como análisis de sentimientos, es un enfoque para procesar el lenguaje natural que se reconoce el tono emocional detrás de un cuerpo de texto. Es una manera popular para que las empresas clasifiquen y determinen opiniones acerca de una idea servicio, o producto. Representa el uso de la inteligencia artificial, el aprendizaje automático y la minería de datos para extraer el texto en búsqueda de información subjetiva y sentimientos.

El sistema de análisis de sentimientos ayuda a las empresas a obtener información de textos no estructurados y no organizados que vienen de fuentes en línea como publicaciones en blogs, chats web, tickets de soporte, comentarios, canales de redes sociales, foros y correos electrónicos.

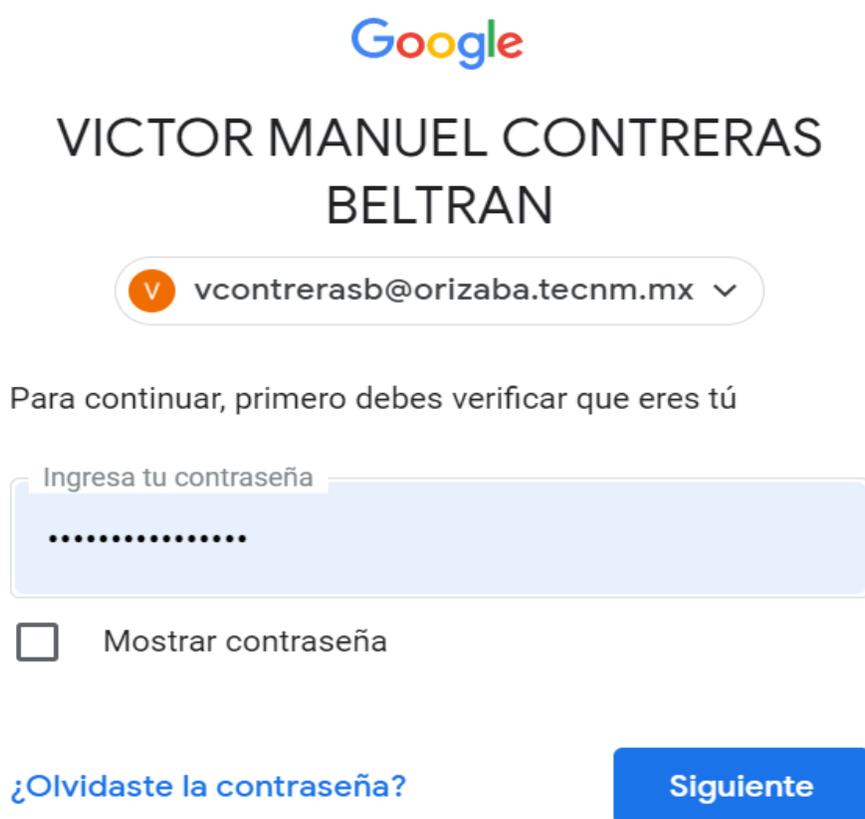
Los algoritmos cambian el procesamiento manual de datos por medio de la aplicación de métodos enfocados en reglas, híbridos o automáticos. Los sistemas enfocados en reglas usan el análisis de sentimientos por medio en reglas predefinidas sobre el léxico, mientras que los sistemas automáticos comprenden los datos con métodos de aprendizaje automático. Un análisis de sentimiento híbrido combina ambos enfoques.

A parte de reconocer el sentimiento, la minería de opinión tiene la habilidad de extraer la polaridad que es la cantidad de negatividad y positividad en el comentario. Además, el análisis de sentimientos se puede aplicar a diferentes ámbitos, como niveles de oraciones, párrafos y documentos (Rathi, 2016).

## CAPITULO 3 DESARROLLO DE LA TESIS

### 3.1 Creación del buzón de quejas y sugerencias:

Se creó un buzón de quejas y sugerencias anónimo utilizando Gmail y Excel para detectar el mobbing y solicitando a los trabajadores que envíen sus comentarios al correo pertinente para adquirir la información requeridas en el procesamiento del modelo de Minería de opiniones.



The image shows a Google account creation interface. At the top is the Google logo. Below it, the name "VICTOR MANUEL CONTRERAS BELTRAN" is displayed in large, bold, black capital letters. Underneath the name is a rounded rectangular box containing a small orange circle with a white letter 'v' and the email address "vcontrerasb@orizaba.tecnm.mx" followed by a downward-pointing chevron. Below this box, the text "Para continuar, primero debes verificar que eres tú" is centered. Underneath that is a light blue rounded rectangular input field with the placeholder text "Ingresa tu contraseña" and a series of black dots representing a password. Below the input field is a checkbox with the label "Mostrar contraseña". At the bottom left, there is a blue link that says "¿Olvidaste la contraseña?". At the bottom right, there is a blue button with the white text "Siguiente".

**Figura no. 3 creación de una cuenta institucional**

Este correo es crucial para la investigación ya que en él se almacenan los datos de los trabajadores y al ser institucional el programa RapidMiner habilita la versión completa, necesaria para continuar con las investigaciones.

### 3.2 Recopilación o adquisición de información:

Tomar en cuenta un periodo no mayor a un año a la fecha para responder los siguientes cuestionamientos, marcar con una X la casilla que corresponda	NUNCA	RARAMEN
Ejemplo : 0. Todos los días tomo un vaso de agua simple antes de dormir	x	
1. Mi superior se niega a comunicar, hablar o reunirse conmigo		
2. Me ignoran , me excluyen, fingen no verme, no me devuelven el saludo, o me hacen "invisible"		
3. Tienen comportamiento agresivos o lenguaje verbal ofensivo cuando se dirigen hacia mi persona		
4. Me interrumpen continuamente impidiendo expresarme		
5. Prohíben a mis compañeros o colegas hablar conmigo		
6. Inventan y difunden rumores y calumnias acerca de mí de manera malintencionada		
7. Desvalorizan mi trabajo sistemáticamente no importa lo que haga		
8. Me acusan injustificadamente o falsamente de incumplimientos, errores o fallos, inconcretos y confusos que no tienen consistencia real		
9. Me atribuyen malintencionadamente conductas ilícitas o antiéticas contra la empresa o los clientes para perjudicar mi imagen y reputación		
10. Recibo críticas y reproches por cualquier cosa que haga o decisión que tome en mi trabajo con propósito el paralizarme y desestabilizarme		
11. Se amplifican y dramatizan de manera malintencionada pequeños errores para alterarme		
12. Me amenazan con usar instrumentos disciplinarios (rescisión de contrato, no renovación, expediente disciplinario, despido, traslados forzosos ,etc...)		
13. Desvaloran continuamente mi esfuerzo profesional, restándole su valor, o atribuyéndolo a otros factores		
14. Intentan persistentemente desmoralizarme mediante todo tipo de malas jugadas		
15. Utilizan de manera malintencionada varias estrategias para hacerme incurrir en errores profesionales y después acusarme de ellos		
16. Controlan, supervisan o monitorizan mi trabajo de forma malintencionada para intentar que presente una renuncia		
17. Evalúan mi trabajo y desempeño sistemáticamente de forma negativa, de manera inequitativa o imparcial		
18. Me dejan sin ningún trabajo que hacer, ni siquiera por iniciativa propia, y luego me acusan de no hacer nada o de ser perezoso		
19. Me asignan sin cesar nuevas tareas o trabajos, sin dejar que termine los anteriores, y me acusan de no terminar nada		
20. Me asignan tareas o trabajos absurdos o sin sentido		
21. Me asignan tareas o trabajos por debajo de mi capacidad profesional o mis competencias para humillarme o agobiarme		
22. Me fuerzan a realizar trabajos que van contra mis principios, o mi ética, para forzar mi criterio ético		
23. Me asignan tareas rutinarias o sin valor o interés alguno		
24. Me asignan tareas a propósito que ponen en peligro mi integridad física o mi salud		
25. Me impiden que adopte las medidas de seguridad necesarias para realizar mi trabajo con la debida seguridad		
26. Se me ocasionan gastos con intención de perjudicarme económicamente		
27. Me humillan, desprecian o infravaloran en público ante otros colegas o ante terceros		
28. Intentan aislarde de mis compañeros dándome trabajos o tareas que me alejan físicamente de ellos		
29. Distorsionan malintencionadamente lo que digo o hago en mi trabajo		
30. Se busca estresarme para "hacerme explotar"		
31. Buscan cambiar el criterio de las personas a mi alrededor hacia mi inventando calumnias o falsedades		
32. Hacen burla de mí o bromas intentando ridiculizar mi forma de hablar, de andar, o me ponen apodos.		
33. Recibo feroces e injustas críticas o burlas acerca de aspectos de mi vida personal		
34. Recibo amenazas verbales o mediante gestos intimidatorios		
35. Recibo amenazas por escrito o por teléfono en mi domicilio		
36. Me agitan, empujan o sujetan físicamente para intimidarme		
37. Se hacen bromas inapropiadas y crueles acerca de mí		
38. Me privan de información imprescindible y necesaria para hacer mi trabajo		
39. Limitan malintencionadamente mi acceso a promociones, ascensos, cursos de formación o de capacitación para perjudicarme		
40. Me asignan plazos de ejecución o cargas de trabajo irrazonables e inusuales		
41. Modifican mis responsabilidades o mis cometidos sin comunicármelo		
42. Me lanzan insinuaciones o proposiciones sexuales directas o indirectas		

**Figura no. 4 test para detectar mobbing en un centro de trabajo**

Se implementó el buzón y un test para detectar el acoso laboral con 42 preguntas (Piñuel, 2003) a Fricongelados S.A. de C.V. tomando una muestra representativa de 20 de sus 21 trabajadores con un 95% de nivel de confianza para recopilar datos reales que sirven en el modelo de minería de opiniones, además de que en el momento en que se realizó el estudio un trabajador se encontraba en su periodo vacacional (Netquest, 2021).

## El tamaño de muestra que necesitas es...

20

21  
**TAMAÑO DEL UNIVERSO**  
Número de personas que componen la población a estudiar.

50  
**HETEROGENEIDAD %**  
Es la diversidad del universo. Lo habitual suele ser 50%.

5  
**MARGEN DE ERROR**  
Menor margen de error requiere mayores muestras.

95  
**NIVEL DE CONFIANZA**  
Cuanto mayor sea el nivel de confianza, mayor tendrá que ser la muestra (95% - 99%).

Figura no. 5 cálculo del tamaño de la muestra

### 3.3 Minería de Opiniones:

#### 3.3.1 Creación de la base de entrenamiento

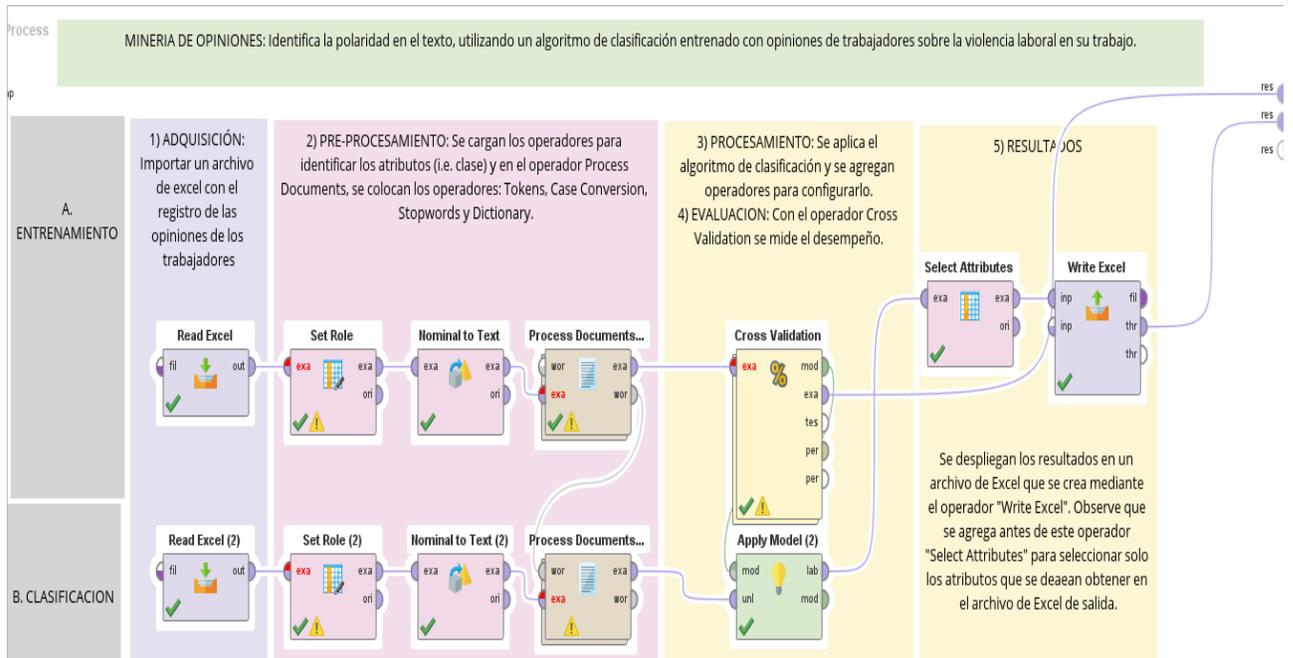
Se creó una base de entrenamiento con cerca de 160 comentarios entre positivos y negativos referentes al acoso laboral, esto es muy importante debido a que es la forma de que aprenda, de que se calibre y se alimente todo el modelo de minería de opiniones puesto que con estos son los comentarios que ayudarán a clasificar la información real de las opiniones de los trabajadores.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
53	positivo	llevamos una buena planeación de nuestras actividades									
54	positivo	me siento bien en esta empresa									
55	positivo	soy bueno en mi trabajo									
56	positivo	me toman en cuenta al opinar									
57	positivo	se respeta mi privacidad									
58	positivo	me animan o incentivan para seguir trabajando									
59	positivo	respetan mi espacio personal									
60	positivo	me mantienen informado de lo que ocurre en la empresa									
61	positivo	estoy enterado de mis responsabilidades y derechos en el trabajo									
62	positivo	nadie se propasa conmigo									
63	negativo	no me atrevo a responder estas preguntas en público									
64	negativo	hay mucha presión en el trabajo									
65	negativo	trabajamos a marchas forzadas									
66	negativo	me presionan en el trabajo									

**Figura no. 6 construcción de la base de entrenamiento**

### 3.3.2 Modelado en RapidMiner

Se establecieron las bases de datos, funciones y algoritmos para diseñar el modelo de minería de opiniones, que se dividieron en distintas etapas: etapa de adquisición es donde se recopilan los comentarios con los que se va a trabajar, etapa de preprocesamiento: es cuando se agregan operadores para segmentar los textos y otorgarle un diccionario crucial para el aprendizaje del sistema, etapa de procesamiento: en la cual mediante una clasificación de los datos determina la positividad y negatividad del comentario y etapa de resultados: por último se designa una carpeta para que automáticamente al terminar todo el proceso arroje los resultados en un Excel para su posterior interpretación).



**Figura no. 7 establecimiento del modelo de minería de opiniones**

### 3.3.3 Modelado en RapidMiner

Se realizó una tabla de desempeño para medir la efectividad del algoritmo y de esa manera identificar el mejor operador para hacer la actividad de procesamiento de los comentarios y se seleccionó al operador Logistic regression (SVM).

classification_error: 39.46% +/- 7.45% (micro average: 39.49%) accuracy: 60.54% +/- 7.45% (micro average: 60.51%)						
	true positivo	true negativo	class precision			
pred. positivo	47	48	49.47%			
pred. negativo	14	48	77.42%			
class recall	77.05%	50.00%				

Name	Type	Missing	Statistics		Filter (4 / 4 attributes): <input type="text" value="Search for Attributes"/>
✓ prediction(Sentimiento)	Polynomial	0	Least negativo (3)	Most positivo (17)	Values positivo (17), negativo (3)
✓ confidence_positivo	Real	0	Min 0.036	Max 1.000	Average 0.819
✓ confidence_negativo	Real	0	Min 0.000	Max 0.964	Average 0.181
✓ text	Text	0	Least un tema [...] tema (1)	Most afortuna [...] udos (1)	Values afortuna [...] saludos (1), ambiente [...]

Naive Bayes (Kernel)	<p><b>classification_error: 30.04% +/- 12.47% (micro average: 29.94%)</b></p> <p><b>accuracy: 69.96% +/- 12.47% (micro average: 70.06%)</b></p> <table border="1"> <thead> <tr> <th></th> <th>true positivo</th> <th>true negativo</th> <th>class precision</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>pred. positivo</td> <td>47</td> <td>33</td> <td>58.75%</td> </tr> <tr> <td>pred. negativo</td> <td>14</td> <td>63</td> <td>81.82%</td> </tr> <tr> <td>class recall</td> <td>77.05%</td> <td>65.62%</td> <td></td> </tr> </tbody> </table>		true positivo	true negativo	class precision	pred. positivo	47	33	58.75%	pred. negativo	14	63	81.82%	class recall	77.05%	65.62%									
		true positivo	true negativo	class precision																					
	pred. positivo	47	33	58.75%																					
	pred. negativo	14	63	81.82%																					
class recall	77.05%	65.62%																							
<table border="1"> <thead> <tr> <th>Name</th> <th>Type</th> <th>Missing</th> <th>Statistics</th> <th>Filter (4 / 4 attributes): <input type="text" value="Search for Attributes"/></th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>prediction(Sentimiento)</td> <td>Polynomial</td> <td>0</td> <td>Least negativo (4) Most positivo (16) Values positivo (16), negativo (4)</td> <td></td> </tr> <tr> <td>confidence(positivo)</td> <td>Real</td> <td>0</td> <td>Min 0.000 Max 1.000 Average 0.804</td> <td></td> </tr> <tr> <td>confidence(negativo)</td> <td>Real</td> <td>0</td> <td>Min 0.000 Max 1.000 Average 0.196</td> <td></td> </tr> <tr> <td>text</td> <td>Text</td> <td>0</td> <td>Least un tema [...] tema (1) Most afortuna [...] udos (1) Values afortuna [...] saludos (1), ambiente [...]</td> <td></td> </tr> </tbody> </table>	Name	Type	Missing	Statistics	Filter (4 / 4 attributes): <input type="text" value="Search for Attributes"/>	prediction(Sentimiento)	Polynomial	0	Least negativo (4) Most positivo (16) Values positivo (16), negativo (4)		confidence(positivo)	Real	0	Min 0.000 Max 1.000 Average 0.804		confidence(negativo)	Real	0	Min 0.000 Max 1.000 Average 0.196		text	Text	0	Least un tema [...] tema (1) Most afortuna [...] udos (1) Values afortuna [...] saludos (1), ambiente [...]	
Name	Type	Missing	Statistics	Filter (4 / 4 attributes): <input type="text" value="Search for Attributes"/>																					
prediction(Sentimiento)	Polynomial	0	Least negativo (4) Most positivo (16) Values positivo (16), negativo (4)																						
confidence(positivo)	Real	0	Min 0.000 Max 1.000 Average 0.804																						
confidence(negativo)	Real	0	Min 0.000 Max 1.000 Average 0.196																						
text	Text	0	Least un tema [...] tema (1) Most afortuna [...] udos (1) Values afortuna [...] saludos (1), ambiente [...]																						
Naive Bayes	<p><b>classification_error: 28.00% +/- 14.46% (micro average: 28.03%)</b></p> <p><b>accuracy: 72.00% +/- 14.46% (micro average: 71.97%)</b></p> <table border="1"> <thead> <tr> <th></th> <th>true positivo</th> <th>true negativo</th> <th>class precision</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>pred. positivo</td> <td>41</td> <td>24</td> <td>63.08%</td> </tr> <tr> <td>pred. negativo</td> <td>20</td> <td>72</td> <td>78.26%</td> </tr> <tr> <td>class recall</td> <td>67.21%</td> <td>75.00%</td> <td></td> </tr> </tbody> </table>		true positivo	true negativo	class precision	pred. positivo	41	24	63.08%	pred. negativo	20	72	78.26%	class recall	67.21%	75.00%									
		true positivo	true negativo	class precision																					
	pred. positivo	41	24	63.08%																					
	pred. negativo	20	72	78.26%																					
class recall	67.21%	75.00%																							
<table border="1"> <thead> <tr> <th>Name</th> <th>Type</th> <th>Missing</th> <th>Statistics</th> <th>Filter (4 / 4 attributes): <input type="text" value="Search for Attributes"/></th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>prediction(Sentimiento)</td> <td>Polynomial</td> <td>0</td> <td>Least negativo (4) Most positivo (16) Values positivo (16), negativo (4)</td> <td></td> </tr> <tr> <td>confidence(positivo)</td> <td>Real</td> <td>0</td> <td>Min 0 Max 1 Average 0.800</td> <td></td> </tr> <tr> <td>confidence(negativo)</td> <td>Real</td> <td>0</td> <td>Min 0 Max 1 Average 0.200</td> <td></td> </tr> <tr> <td>text</td> <td>Text</td> <td>0</td> <td>Least un tema [...] tema (1) Most afortuna [...] udos (1) Values afortuna [...] saludos (1), ambiente [...]</td> <td></td> </tr> </tbody> </table>	Name	Type	Missing	Statistics	Filter (4 / 4 attributes): <input type="text" value="Search for Attributes"/>	prediction(Sentimiento)	Polynomial	0	Least negativo (4) Most positivo (16) Values positivo (16), negativo (4)		confidence(positivo)	Real	0	Min 0 Max 1 Average 0.800		confidence(negativo)	Real	0	Min 0 Max 1 Average 0.200		text	Text	0	Least un tema [...] tema (1) Most afortuna [...] udos (1) Values afortuna [...] saludos (1), ambiente [...]	
Name	Type	Missing	Statistics	Filter (4 / 4 attributes): <input type="text" value="Search for Attributes"/>																					
prediction(Sentimiento)	Polynomial	0	Least negativo (4) Most positivo (16) Values positivo (16), negativo (4)																						
confidence(positivo)	Real	0	Min 0 Max 1 Average 0.800																						
confidence(negativo)	Real	0	Min 0 Max 1 Average 0.200																						
text	Text	0	Least un tema [...] tema (1) Most afortuna [...] udos (1) Values afortuna [...] saludos (1), ambiente [...]																						
K-NN	<p><b>classification_error: 25.46% +/- 13.55% (micro average: 25.48%)</b></p> <p><b>accuracy: 74.54% +/- 13.55% (micro average: 74.52%)</b></p> <table border="1"> <thead> <tr> <th></th> <th>true positivo</th> <th>true negativo</th> <th>class precision</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>pred. positivo</td> <td>46</td> <td>25</td> <td>64.79%</td> </tr> <tr> <td>pred. negativo</td> <td>15</td> <td>71</td> <td>82.56%</td> </tr> <tr> <td>class recall</td> <td>75.41%</td> <td>73.96%</td> <td></td> </tr> </tbody> </table>		true positivo	true negativo	class precision	pred. positivo	46	25	64.79%	pred. negativo	15	71	82.56%	class recall	75.41%	73.96%									
		true positivo	true negativo	class precision																					
	pred. positivo	46	25	64.79%																					
	pred. negativo	15	71	82.56%																					
class recall	75.41%	73.96%																							
<table border="1"> <thead> <tr> <th>Name</th> <th>Type</th> <th>Missing</th> <th>Statistics</th> <th>Filter (4 / 4 attributes): <input type="text" value="Search for Attributes"/></th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>prediction(Sentimiento)</td> <td>Polynomial</td> <td>0</td> <td>Least negativo (4) Most positivo (16) Values positivo (16), negativo (4)</td> <td></td> </tr> <tr> <td>confidence(positivo)</td> <td>Real</td> <td>0</td> <td>Min 0.199 Max 1 Average 0.711</td> <td></td> </tr> <tr> <td>confidence(negativo)</td> <td>Real</td> <td>0</td> <td>Min 0 Max 0.801 Average 0.289</td> <td></td> </tr> <tr> <td>text</td> <td>Text</td> <td>0</td> <td>Least un tema [...] tema (1) Most afortuna [...] udos (1) Values afortuna [...] saludos (1), ambiente [...]</td> <td></td> </tr> </tbody> </table>	Name	Type	Missing	Statistics	Filter (4 / 4 attributes): <input type="text" value="Search for Attributes"/>	prediction(Sentimiento)	Polynomial	0	Least negativo (4) Most positivo (16) Values positivo (16), negativo (4)		confidence(positivo)	Real	0	Min 0.199 Max 1 Average 0.711		confidence(negativo)	Real	0	Min 0 Max 0.801 Average 0.289		text	Text	0	Least un tema [...] tema (1) Most afortuna [...] udos (1) Values afortuna [...] saludos (1), ambiente [...]	
Name	Type	Missing	Statistics	Filter (4 / 4 attributes): <input type="text" value="Search for Attributes"/>																					
prediction(Sentimiento)	Polynomial	0	Least negativo (4) Most positivo (16) Values positivo (16), negativo (4)																						
confidence(positivo)	Real	0	Min 0.199 Max 1 Average 0.711																						
confidence(negativo)	Real	0	Min 0 Max 0.801 Average 0.289																						
text	Text	0	Least un tema [...] tema (1) Most afortuna [...] udos (1) Values afortuna [...] saludos (1), ambiente [...]																						

<b>SVM</b>	<b>classification_error: 23.50% +/- 11.87% (micro average: 23.57%)</b> <b>accuracy: 76.50% +/- 11.87% (micro average: 76.43%)</b>					
		true positivo	true negativo	class precision		
	pred. positivo	34	10	77.27%		
	pred. negativo	27	86	76.11%		
	class recall	55.74%	89.58%			
	Name	Type	Missing	Statistics	Filter (4 / 4 attributes): <input type="text" value="Search for Attributes"/>	
	✓ Prediction	<b>prediction(Sentimiento)</b>	Polynomial	0	Least negativo (5)    Most positivo (15)	Values positivo (15), negativo (5)
	✓ Confidence_positivo	<b>confidence(positivo)</b>	Real	0	Min 0.307    Max 0.793	Average 0.598
	✓ Confidence_negativo	<b>confidence(negativo)</b>	Real	0	Min 0.207    Max 0.693	Average 0.402
	✓ Text	<b>text</b>	Text	0	Least un tema [...] tema (1)    Most afortuna [...] udos (1)	Values afortuna [...] saludos (1), ambiente [...]
<b>Random Forest</b>	<b>false_positive: 0.100 +/- 0.316 (micro average: 1.000) (positive class: positivo)</b> <b>classification_error: 36.21% +/- 8.59% (micro average: 36.31%)</b>					
		true positivo	true negativo	class precision		
	pred. positivo	5	1	83.33%		
	pred. negativo	56	95	62.91%		
	class recall	8.20%	98.96%			
	Name	Type	Missing	Statistics	Filter (4 / 4 attributes): <input type="text" value="Search for Attributes"/>	
	✓ Prediction	<b>prediction(Sentimiento)</b>	Polynomial	0	Least positivo (5)    Most negativo (15)	Values negativo (15), positivo (5)
	✓ Confidence_positivo	<b>confidence(positivo)</b>	Real	0	Min 0.344    Max 0.654	Average 0.475
	✓ Confidence_negativo	<b>confidence(negativo)</b>	Real	0	Min 0.346    Max 0.656	Average 0.525
	✓ Text	<b>text</b>	Text	0	Least un tema [...] tema (1)    Most afortuna [...] udos (1)	Values afortuna [...] saludos (1), ambiente [...]

Gradient Boosted Trees	<b>classification_error: 40.67% +/- 11.50% (micro average: 40.76%)</b> <b>accuracy: 59.33% +/- 11.50% (micro average: 59.24%)</b>																																
		true positivo	true negativo	class precision																													
	pred. positivo	15	18	45.45%																													
	pred. negativo	46	78	62.90%																													
	class recall	24.59%	81.25%																														
<table border="1"> <thead> <tr> <th>Name</th> <th>Type</th> <th>Missing</th> <th colspan="2">Statistics</th> <th>Filter (4 / 4 attributes): <input type="text" value="Search for Attributes"/></th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>prediction(Sentimiento)</td> <td>Polynomial</td> <td>0</td> <td>Least positivo (5)</td> <td>Most negativo (15)</td> <td>Values negativo (15), positivo (5)</td> </tr> <tr> <td>confidence(positivo)</td> <td>Real</td> <td>0</td> <td>Min 0.292</td> <td>Max 0.512</td> <td>Average 0.432</td> </tr> <tr> <td>confidence(negativo)</td> <td>Real</td> <td>0</td> <td>Min 0.488</td> <td>Max 0.708</td> <td>Average 0.568</td> </tr> <tr> <td>text</td> <td>Text</td> <td>0</td> <td>Least un tema [...] tema (1)</td> <td>Most afortuna [...] udos (1)</td> <td>Values afortuna [...] saludos (1), ambiente [...]</td> </tr> </tbody> </table>				Name	Type	Missing	Statistics		Filter (4 / 4 attributes): <input type="text" value="Search for Attributes"/>	prediction(Sentimiento)	Polynomial	0	Least positivo (5)	Most negativo (15)	Values negativo (15), positivo (5)	confidence(positivo)	Real	0	Min 0.292	Max 0.512	Average 0.432	confidence(negativo)	Real	0	Min 0.488	Max 0.708	Average 0.568	text	Text	0	Least un tema [...] tema (1)	Most afortuna [...] udos (1)	Values afortuna [...] saludos (1), ambiente [...]
Name	Type	Missing	Statistics		Filter (4 / 4 attributes): <input type="text" value="Search for Attributes"/>																												
prediction(Sentimiento)	Polynomial	0	Least positivo (5)	Most negativo (15)	Values negativo (15), positivo (5)																												
confidence(positivo)	Real	0	Min 0.292	Max 0.512	Average 0.432																												
confidence(negativo)	Real	0	Min 0.488	Max 0.708	Average 0.568																												
text	Text	0	Least un tema [...] tema (1)	Most afortuna [...] udos (1)	Values afortuna [...] saludos (1), ambiente [...]																												
Decision tree	<b>classification_error: 29.21% +/- 12.21% (micro average: 29.30%)</b> <b>accuracy: 70.79% +/- 12.21% (micro average: 70.70%)</b>																																
		true positivo	true negativo	class precision																													
	pred. positivo	18	3	85.71%																													
	pred. negativo	43	93	68.38%																													
	class recall	29.51%	96.88%																														
<table border="1"> <thead> <tr> <th>Name</th> <th>Type</th> <th>Missing</th> <th colspan="2">Statistics</th> <th>Filter (4 / 4 attributes): <input type="text" value="Search for Attributes"/></th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>prediction(Sentimiento)</td> <td>Polynomial</td> <td>0</td> <td>Least negativo (9)</td> <td>Most positivo (11)</td> <td>Values positivo (11), negativo (9)</td> </tr> <tr> <td>confidence(positivo)</td> <td>Real</td> <td>0</td> <td>Min 0.220</td> <td>Max 1</td> <td>Average 0.649</td> </tr> <tr> <td>confidence(negativo)</td> <td>Real</td> <td>0</td> <td>Min 0</td> <td>Max 0.780</td> <td>Average 0.351</td> </tr> <tr> <td>text</td> <td>Text</td> <td>0</td> <td>Least un tema [...] tema (1)</td> <td>Most afortuna [...] udos (1)</td> <td>Values afortuna [...] saludos (1), ambiente [...]</td> </tr> </tbody> </table>				Name	Type	Missing	Statistics		Filter (4 / 4 attributes): <input type="text" value="Search for Attributes"/>	prediction(Sentimiento)	Polynomial	0	Least negativo (9)	Most positivo (11)	Values positivo (11), negativo (9)	confidence(positivo)	Real	0	Min 0.220	Max 1	Average 0.649	confidence(negativo)	Real	0	Min 0	Max 0.780	Average 0.351	text	Text	0	Least un tema [...] tema (1)	Most afortuna [...] udos (1)	Values afortuna [...] saludos (1), ambiente [...]
Name	Type	Missing	Statistics		Filter (4 / 4 attributes): <input type="text" value="Search for Attributes"/>																												
prediction(Sentimiento)	Polynomial	0	Least negativo (9)	Most positivo (11)	Values positivo (11), negativo (9)																												
confidence(positivo)	Real	0	Min 0.220	Max 1	Average 0.649																												
confidence(negativo)	Real	0	Min 0	Max 0.780	Average 0.351																												
text	Text	0	Least un tema [...] tema (1)	Most afortuna [...] udos (1)	Values afortuna [...] saludos (1), ambiente [...]																												

Random Tree	<b>classification_error: 38.79% +/- 3.96% (micro average: 38.85%)</b> <b>accuracy: 61.21% +/- 3.96% (micro average: 61.15%)</b>																																
		true positivo	true negativo	class precision																													
	pred. positivo	0	0	0.00%																													
	pred. negativo	61	96	61.15%																													
	class recall	0.00%	100.00%																														
<table border="1"> <thead> <tr> <th>Name</th> <th>Type</th> <th>Missing</th> <th colspan="2">Statistics</th> <th>Filter (4 / 4 attributes): <input type="text" value="Search for Attributes"/></th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>✓ Prediction <b>prediction(Sentimiento)</b></td> <td>Polynomial</td> <td>0</td> <td>Least positivo (0)</td> <td>Most negativo (20)</td> <td>Values negativo (20), positivo (0)</td> </tr> <tr> <td>✓ Confidence_positivo <b>confidence(positivo)</b></td> <td>Real</td> <td>0</td> <td>Min 0.389</td> <td>Max 0.389</td> <td>Average 0.389</td> </tr> <tr> <td>✓ Confidence_negativo <b>confidence(negativo)</b></td> <td>Real</td> <td>0</td> <td>Min 0.611</td> <td>Max 0.611</td> <td>Average 0.611</td> </tr> <tr> <td>✓ Text <b>text</b></td> <td>Text</td> <td>0</td> <td>Least un tema [...] tema (1)</td> <td>Most afortuna [...] udos (1)</td> <td>Values afortuna [...] saludos (1), ambiente [...]</td> </tr> </tbody> </table>				Name	Type	Missing	Statistics		Filter (4 / 4 attributes): <input type="text" value="Search for Attributes"/>	✓ Prediction <b>prediction(Sentimiento)</b>	Polynomial	0	Least positivo (0)	Most negativo (20)	Values negativo (20), positivo (0)	✓ Confidence_positivo <b>confidence(positivo)</b>	Real	0	Min 0.389	Max 0.389	Average 0.389	✓ Confidence_negativo <b>confidence(negativo)</b>	Real	0	Min 0.611	Max 0.611	Average 0.611	✓ Text <b>text</b>	Text	0	Least un tema [...] tema (1)	Most afortuna [...] udos (1)	Values afortuna [...] saludos (1), ambiente [...]
Name	Type	Missing	Statistics		Filter (4 / 4 attributes): <input type="text" value="Search for Attributes"/>																												
✓ Prediction <b>prediction(Sentimiento)</b>	Polynomial	0	Least positivo (0)	Most negativo (20)	Values negativo (20), positivo (0)																												
✓ Confidence_positivo <b>confidence(positivo)</b>	Real	0	Min 0.389	Max 0.389	Average 0.389																												
✓ Confidence_negativo <b>confidence(negativo)</b>	Real	0	Min 0.611	Max 0.611	Average 0.611																												
✓ Text <b>text</b>	Text	0	Least un tema [...] tema (1)	Most afortuna [...] udos (1)	Values afortuna [...] saludos (1), ambiente [...]																												
Neutral net	<b>classification_error: 35.62% +/- 9.71% (micro average: 35.67%)</b> <b>accuracy: 64.38% +/- 9.71% (micro average: 64.33%)</b>																																
		true positivo	true negativo	class precision																													
	pred. positivo	17	12	58.62%																													
	pred. negativo	44	84	65.62%																													
	class recall	27.87%	87.50%																														
<table border="1"> <thead> <tr> <th>Name</th> <th>Type</th> <th>Missing</th> <th colspan="2">Statistics</th> <th>Filter (4 / 4 attributes): <input type="text" value="Search for Attributes"/></th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>✓ Prediction <b>prediction(Sentimiento)</b></td> <td>Polynomial</td> <td>0</td> <td>Least negativo (0)</td> <td>Most positivo (20)</td> <td>Values positivo (20), negativo (0)</td> </tr> <tr> <td>✓ Confidence_positivo <b>confidence(positivo)</b></td> <td>Real</td> <td>0</td> <td>Min 0.610</td> <td>Max 1.000</td> <td>Average 0.974</td> </tr> <tr> <td>✓ Confidence_negativo <b>confidence(negativo)</b></td> <td>Real</td> <td>0</td> <td>Min 0.000</td> <td>Max 0.390</td> <td>Average 0.026</td> </tr> <tr> <td>✓ Text <b>text</b></td> <td>Text</td> <td>0</td> <td>Least un tema [...] tema (1)</td> <td>Most afortuna [...] udos (1)</td> <td>Values afortuna [...] saludos (1), ambiente [...]</td> </tr> </tbody> </table>				Name	Type	Missing	Statistics		Filter (4 / 4 attributes): <input type="text" value="Search for Attributes"/>	✓ Prediction <b>prediction(Sentimiento)</b>	Polynomial	0	Least negativo (0)	Most positivo (20)	Values positivo (20), negativo (0)	✓ Confidence_positivo <b>confidence(positivo)</b>	Real	0	Min 0.610	Max 1.000	Average 0.974	✓ Confidence_negativo <b>confidence(negativo)</b>	Real	0	Min 0.000	Max 0.390	Average 0.026	✓ Text <b>text</b>	Text	0	Least un tema [...] tema (1)	Most afortuna [...] udos (1)	Values afortuna [...] saludos (1), ambiente [...]
Name	Type	Missing	Statistics		Filter (4 / 4 attributes): <input type="text" value="Search for Attributes"/>																												
✓ Prediction <b>prediction(Sentimiento)</b>	Polynomial	0	Least negativo (0)	Most positivo (20)	Values positivo (20), negativo (0)																												
✓ Confidence_positivo <b>confidence(positivo)</b>	Real	0	Min 0.610	Max 1.000	Average 0.974																												
✓ Confidence_negativo <b>confidence(negativo)</b>	Real	0	Min 0.000	Max 0.390	Average 0.026																												
✓ Text <b>text</b>	Text	0	Least un tema [...] tema (1)	Most afortuna [...] udos (1)	Values afortuna [...] saludos (1), ambiente [...]																												

**Tabla no. 1 Tabla de desempeño de efectividad de algoritmos**

### 3.1 Preprocesamiento de los datos:

Se asignaron distintos operadores propios de la minería de opiniones para preparar los comentarios como son el asignar un rol, cambiar los valores nominales a texto, implementa un diccionario en español, se añaden modismos propios del lenguaje y la conversión de las palabras en tokens y cajones.

### 3.2 Procesamiento de datos:

Después, se estableció un programador para clasificar las bases generadas por medio de la herramienta de validación cruzada, configurándolo y arrojando la polaridad de los

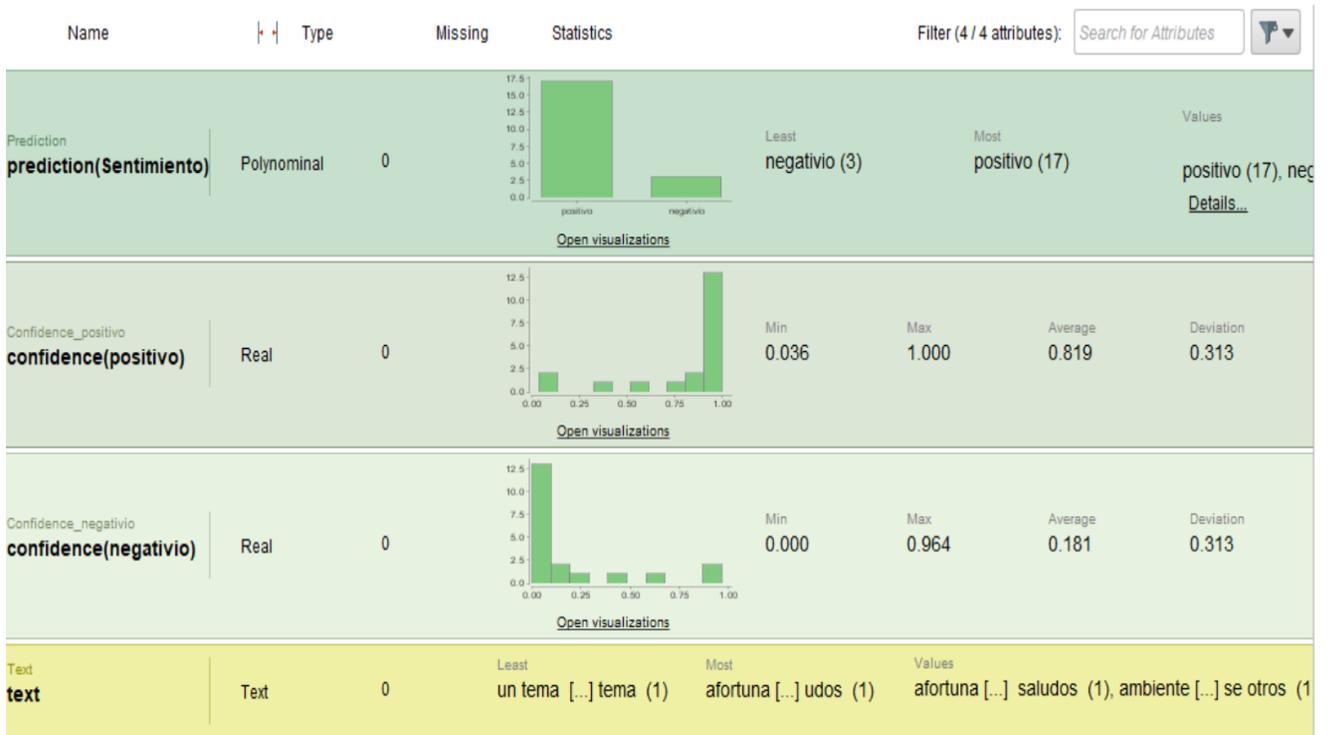
comentarios (que tan positivo o negativo es el comentario con respecto de las quejas sobre el acoso laboral).

### 3.4 Interpretación de resultados:

Row No.	prediction(Sentimi... ↑)	confidence(positivo)	confidence(negativo)	text
4	negativo	0.352	0.648	está bien cuestionario porque luego no se contesta preguntas público aquí individual
15	negativo	0.036	0.964	buenos días espero sea ayuda información proporcionada personal fue mucha utilidad
16	negativo	0.075	0.925	fue muy útil cuestionario ya muchos no nos atrevemos contestar preguntas público
1	positivo	1.000	0.000	tenemos un buen ambiente trabajo jefes nos escuchan
2	positivo	1.000	0.000	tema muy importante interesante pero nos llevamos bien
3	positivo	0.994	0.006	aquí todo bien no tengo quejas
5	positivo	0.996	0.004	aquí empresa no hay problemas tipo
6	positivo	0.994	0.006	laboramos una empresa nos valora como personas no como empleados estoy compro...
7	positivo	0.877	0.123	no tengo queja alguna cualquier problema compañeros jefes platicamos solucionado
8	positivo	0.999	0.001	me parece interesante tema pero aquí empresa no sucede
9	positivo	0.999	0.001	todo bien dentro empresa un ambiente trabajo sano
10	positivo	0.713	0.287	no tengo ninguna queja

**Figura no. 8 obtención de la polaridad de las opiniones**

Mediante un programador de seleccionar atributo se indicaron los atributos que se ven en los resultados y se aplicó el programador escribir Excel para generar una tabla con los comentarios y su polaridad (en este caso: el modelo arrojó 3 comentarios negativos y 17 positivos).

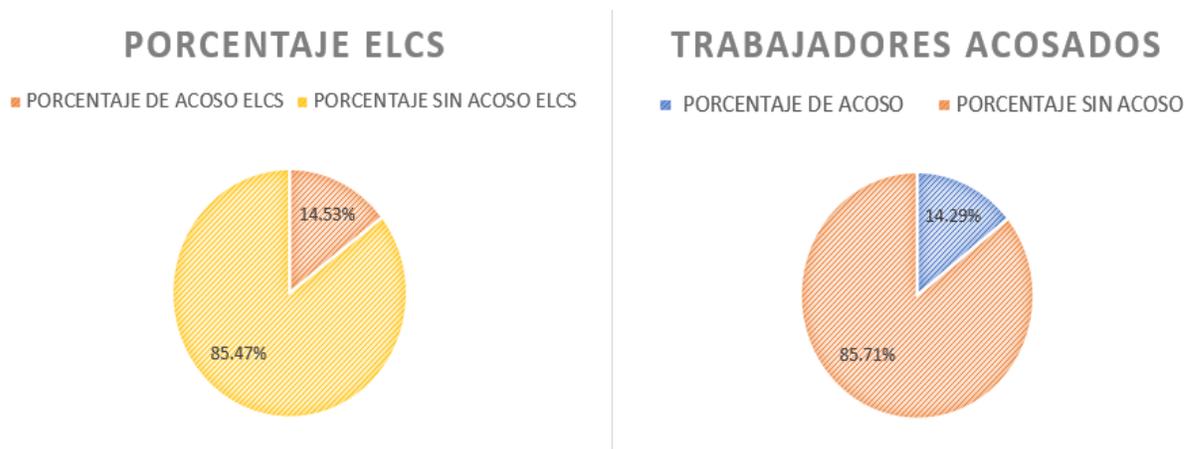


**Figura no. 9 estadística de los resultados**

### 3.5 Identificación de problemas y posibles soluciones:

#### 3.5.1 Generar un diagnóstico de los resultados

Con los datos obtenidos por el análisis de sentimientos de los comentarios de los trabajadores encuestados y dividiendo el test de 42 preguntas en 4 constantes indicadores ELCS (Económico, Laboral, Conductual y Social) se generaron diagramas de pastel para mostrar los porcentajes de acoso en la organización.



**Figura no. 10 diagramas del porcentaje promedio de trabajadores acosados**

### 3.6 Diseño del termómetro o semáforo de actos de acoso laboral:

Cuadro ELCS	Económico	Laboral	Conductual	Social
Bossing	BE	BL	BC	BS
Mobbing Generalizado	MGE	MGL	MGC	MGS
Mobbing Horizontal	MHE	MHL	MHC	MHS

**Figura no. 11 matriz ELCS para la categorización del mobbing**

Debido a que el cuestionario de las 42 preguntas de acoso laboral marca que si algún trabajador recurre en contestar positivamente a alguna de las preguntas quiere decir automáticamente que está sufriendo mobbing, por lo que partiendo de este parámetro se buscó seccionar el cuestionario en 4 categorías en donde se puede clasificar el test que son el factor económico, laboral, conductual y social (Piñuel, 2003).

Para poder realizar una matriz y tener datos en el eje Y se añadió a las categorías el tipo de acoso laboral que se puede presentar en una organización, los cuales son el bossing, el mobbing generalizado y mobbing horizontal. Es así como se creó el código ELCS en cada una de las preguntas tomando las siglas de ambos ejes y asignándoselo a las 42 preguntas.

1. Utilizan de manera malintencionada varias estrategias para hacerme incurrir en errores profesionales y después acusarme de ellos	MGE
2. Se me ocasionan gastos con intención de perjudicarme económicamente	BE
3. Limitan malintencionadamente mi acceso a promociones, ascensos, cursos de formación o de capacitación para perjudicarme	BE
4. Recibo críticas y reproches por cualquier cosa que haga o decisión que tome en mi trabajo con propósito el paralizarme y desestabilizarme	MGE
5. Me acusan injustificadamente o falsamente de incumplimientos, errores o fallos, inconcretos y confusos que no tienen consistencia real	MGL
6. Desvalorizan mi trabajo sistemáticamente no importa lo que haga	BL
7. Me amenazan con usar instrumentos disciplinarios (rescisión de contrato, no renovación, expediente disciplinario, despido, traslados forzosos, et	BL
8. Desvaloran continuamente mi esfuerzo profesional, restándole su valor, o atribuyéndolo a otros factores	BL
9. Modifican mis responsabilidades o mis cometidos sin comunicármelo	BL
10. Evalúan mi trabajo y desempeño sistemáticamente de forma negativa, de manera inequitativa o imparcial	BL
11. Me dejan sin ningún trabajo que hacer, ni siquiera por iniciativa propia, y luego me acusan de no hacer nada o de ser perezoso	BL
12. Me asignan sin cesar nuevas tareas o trabajos, sin dejar que termine los anteriores, y me acusan de no terminar nada	BL
13. Me asignan tareas o trabajos absurdos o sin sentido	BL
14. Me asignan plazos de ejecución o cargas de trabajo irrazonables e inusuales	BL
15. Me asignan tareas rutinarias o sin valor o interés alguno	BL
16. Me privan de información imprescindible y necesaria para hacer mi trabajo	BL
17. Me impiden que adopte las medidas de seguridad necesarias para realizar mi trabajo con la debida seguridad	BL
18. Me asignan tareas a propósito que ponen en peligro mi integridad física o mi salud	BC
19. Me asignan tareas o trabajos por debajo de mi capacidad profesional o mis competencias para humillarme o agobiarme	BC
20. Controlan, supervisan o monitorizan mi trabajo de forma malintencionada para intentar que presente una renuncia	BC
21. Intentan persistentemente desmoralizarme mediante todo tipo de malas jugadas	MGC

23. Hacen burla de mí o bromas intentando ridiculizar mi forma de hablar, de andar, o me ponen apodos.	MGC
24. Recibo feroces e injustas críticas o burlas acerca de aspectos de mi vida personal	MGC
25. Recibo amenazas verbales o mediante gestos intimidatorios	MGC
26. Recibo amenazas por escrito o por teléfono en mi domicilio	MGC
27. Me agitan, empujan o sujeta físicamente para intimidarme	MGC
28. Se hacen bromas inapropiadas y crueles acerca de mí	MGC
29. Me lanzan insinuaciones o proposiciones sexuales directas o indirectas	MGC
30. Me atribuyen malintencionadamente conductas ilícitas o antiéticas contra la empresa o los clientes para perjudicar mi imagen y reputación	BC
31. Me fuerzan a realizar trabajos que van contra mis principios, o mi ética, para forzar mi criterio ético	BC
32. Tienen comportamiento agresivos o lenguaje verbal ofensivo cuando se dirigen hacia mi persona	MGC
43. Me humillan, desprecian o infravaloran en público ante otros colegas o ante terceros	BC
34. Inventan y difunden rumores y calumnias acerca de mí de manera malintencionada	MGS
35. Distorsionan malintencionadamente lo que digo o hago en mi trabajo	MGS
36. Buscan cambiar el criterio de las personas a mi alrededor hacia mí inventando calumnias o falsedades	MGS
37. Mi superior se niega a comunicar, hablar o reunirse conmigo	BS
38. Prohíben a mis compañeros o colegas hablar conmigo	BS
39. Se amplifican y dramatizan de manera malintencionada pequeños errores para alterarme	BS
40. Me interrumpen continuamente impidiendo expresarme	MGS
41. Intentan aislarme de mis compañeros dándome trabajos o tareas que me alejan físicamente de ellos	BS
42. Me ignoran , me excluyen, fingen no verme, no me devuelven el saludo, o me hacen "invisible"	MGS

**Figura no. 12 cuestionario categorizado por medio de la matriz ELCS**

Con la finalidad de hacer una concatenación entre el cuestionario, el buzón y la matriz ELCS de las preguntas del test se segmentó en las 4 categorías para obtener resultados más precisos y poder tomar mejores decisiones con estos datos. Se implementará una tabla con los posibles niveles de acoso laboral en las empresas y que se pueda diagnosticar mediante la herramienta de minería de opiniones.

PORCENTAJE DE ACOSO	PORCENTAJE SIN ACOSO	
14.29%	85.71%	
<b>PROMEDIO DE ACOSADOS</b>	<b>PORCENTAJE MÁXIMO</b>	
2.86%	25%	<b>PORCENTAJE REAL ELCS A 25%</b>
<b>PORCENTAJE ECONÓMICO</b>	<b>PUNTAJE MÁXIMO</b>	<b>ECONÓMICO</b>
13.75%	80	3.44%
<b>PORCENTAJE LABORAL</b>		<b>LABORAL</b>
17.31%	260	4.3269230769230800%
<b>PRCENTAJE CONDUCTUAL</b>		<b>CONDUCTUAL</b>
10.94%	320	2.7343750000000000%
<b>PORCENTAJE SOCIAL</b>		<b>SOCIAL</b>
16.11%	180	4.02778%
<b>PORCENTAJE DE ACOSO ELCS</b>	<b>PORCENTAJE SIN ACOSO ELCS</b>	<b>SUMA DE PORCENTAJES REALES</b>
14.53%	85.47%	14.53%

**Figura no. 13 porcentajes de acoso categorizados**

El porcentaje del acoso en la empresa se dividió en 4 secciones que representan los factores que permean dentro de los datos previamente analizados dando como resultado 14.53% dividido en porcentaje económico con 3.44%, porcentaje laboral 4.32%, porcentaje conductual 2.73% y social con 4.02% por lo que es recomendable reforzar estos ámbitos dentro del entorno laboral de la organización para reducir estos resultados de acoso, cabe mencionar que se pudo identificar que el 53% del acoso se presenta de forma generalizada en la empresa y el 47% de acoso laboral descendente o bossing.

-

## CONCLUSIÓN

Los resultados que se arrojaron al validar la polaridad de las 20 opiniones de los trabajadores fue positiva en un 81.9% con 17 comentarios a favor y un 18.1% negativo con 3 opiniones en contra con una desviación del 31.3%, lo que alienta a la investigación a seguir su curso para identificar las estrategias más factibles para aumentar la positividad de los comentarios y disminuir el acoso en la empresa Fricongelados S.A. de C.V y posteriormente realimentar o reentrenar a la base de entrenamiento actualizándola con los comentarios de la empresa.

Gracias a la reformulación del cuestionario para su análisis, segmentándolo en 4 factores, es más sencillo identificar las causas probables que puedan estarse presentando para poder atacar los problemas con datos detallados, volviéndolo fácil de identificar y aplicar. Dentro del análisis realizado se pudo detectar que el cuestionario de 42 preguntas solo abarca el mobbing descendente o bossing y el mobbing generalizado, así que en próximas investigaciones se propondrá un cuestionario más robusto para poder permear en las 4 formas del mobbing previamente definidas.

Existen diversos mecanismos para identificar el desperdicio organizacional dentro de las empresas y que van muy de la mano con lo que es el acoso laboral pues al contrario de generar armonía y optimización en los procesos solo los hace más lentos y con mermas, por lo que en mis investigaciones posteriores buscaré las similitudes con distintas herramientas administrativas que han funcionado anteriormente y tratar de actualizarlas y acoplarles la presente investigación para poder generar un nuevo conocimiento y nuevas herramientas innovadoras para atacar los problemas que se han presentado durante décadas en las organizaciones.

La regresión logística es una de las tareas que puede desempeñar la minería de datos y trabaja mediante predicciones de forma binaria por lo que al ser aplicada dentro de los centros de trabajo, se pudiera estar abriendo la posibilidad de generar toda una línea de investigación enfocada al mantenimiento predictivo hacia los trabajadores y ya no sólo investigarlo y aplicarlo enfocado hacia las máquinas u otros objetos, que es bien sabido que causa muchos ahorros a las empresas que aplican este tipo de mantenimiento, denominándolo por primera vez “mantenimiento predictivo organizacional”.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- 12manage. (2019). Obtenido de [https://www.12manage.com/methods\\_ishikawa\\_cause\\_effect\\_diagram\\_es.html](https://www.12manage.com/methods_ishikawa_cause_effect_diagram_es.html)
- Aldape, F. M. (2013). REPOSITORIO ACADÉMICO DIGITAL. Obtenido de Repositoria UANL: <http://eprints.uanl.mx/3679/>
- analisisfoda.com. (2019). <https://www.analisisfoda.com/>. Obtenido de <https://www.analisisfoda.com/>: <https://www.analisisfoda.com/>
- Cardozo, G. L. (2009). Situación de mobbing en una institución de salud pública ubicada en valencia, estado Carabobo: una realidad que subyace en este ámbito laboral. Obtenido de <http://produccion-uc.bc.uc.edu.ve/documentos/trabajos/63002679.pdf>
- CNDH. (Agosto de 2017). [appweb.cndh.org.mx](http://appweb.cndh.org.mx). Obtenido de Acoso Laboral Mobbing: <http://appweb.cndh.org.mx/biblioteca/archivos/pdfs/Acoso-Laboral-Mobbing.pdf>
- Diario de Yucatán. (05 de 01 de 2018). Recuperado el 25 de 03 de 2018, de <http://www.yucatan.com.mx/mexico/smoke-life-reciclaje-de-colillas-para-productos-utiles>
- Diario Oficial de la Federación. (2019). Ley Federal del Trabajo. Obtenido de [http://www.diputados.gob.mx/LeyesBiblio/pdf/125\\_020719.pdf](http://www.diputados.gob.mx/LeyesBiblio/pdf/125_020719.pdf)
- efe. (s.f.). Recuperado el 26 de 03 de 2018, de efe México: <https://www.efe.com/efe/america/mexico/investigadores-mexicanos-dan-un-uso-sustentable-a-las-colillas-de-cigarros/50000545-3486274>
- Google Trends. (2019). Google Trends. Obtenido de Data mining: <https://trends.google.com.mx/trends/?geo=MX>
- Hernandez, G. (2019). El 74% del acoso laboral es ejercido por los jefes: CNDH. Obtenido de El 74% del acoso laboral es ejercido por los jefes: CNDH.: <https://www.eleconomista.com.mx/gestion/El-74-del-acoso-laboral-es-ejercido-por-los-jefes-CNDH-20190723-0114.html>
- Higuera, C. (21 de 08 de 2016). Cronica. Recuperado el 30 de 03 de 2018, de <http://www.cronica.com.mx/notas/2016/979572.html>
- Instituto Mexicano del Seguro Social. (7 de Febrero de 2020). Estrés Laboral. Obtenido de El 75% de los mexicanos padece fatiga: <http://www.imss.gob.mx/salud-en-linea/estres-laboral>

- Lahoz, R. G. (2004). LA PRESIÓN LABORAL TENDENCIOSA (MOBBING) . Obtenido de LA PRESIÓN LABORAL TENDENCIOSA (MOBBING) : <https://www.tdx.cat/handle/10803/7675>
- Nandhinia, B. (2015). Science direct. Obtenido de Red social en línea Detección intimidación Uso de Técnicas de Inteligencia: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S187705091500321X>
- Netquest. (Enero de 2021). Netquest. Obtenido de Netquest: <https://www.netquest.com/es/gracias-calculadora-muestra>
- OCCMundial. (21 de Septiembre de 2018). OCCMundial.com.mx. Obtenido de bossing acoso laboral: <https://www.occ.com.mx/blog/bossing-acoso-laboral/>
- Organización Internacional del Trabajo. (20 de julio de 1998). Organización Internacional del Trabajo. Obtenido de Organización Internacional del Trabajo.org: [https://www.ilo.org/global/about-the-ilo/newsroom/news/WCMS\\_008502/lang--es/index.htm#N\\_1\\_](https://www.ilo.org/global/about-the-ilo/newsroom/news/WCMS_008502/lang--es/index.htm#N_1_)
- Organización Internacional del Trabajo. (14 de junio de 2006). Organización Internacional del Trabajo. Obtenido de Organización Internacional del Trabajo.org: [https://www.ilo.org/global/about-the-ilo/newsroom/news/WCMS\\_070534/lang--es/index.htm](https://www.ilo.org/global/about-the-ilo/newsroom/news/WCMS_070534/lang--es/index.htm)
- Pedro, M. M. (2008). El acoso psicológico en el trabajo (Mobbing) y su relación con los factores de riesgo psicosocial en una empresa hortofrutícola. España: Murcia. Obtenido de <https://www.tesisenred.net/handle/10803/11034;jsessionid=2F7950E92C92C7E4D0225C8C74B9AB8A>
- Piñuel, I. (2003). Mobbing: cómo sobrevivir al acoso psicológico en el trabajo. Madrid: Punto de Lectura.
- Rathi, S. S. (2016). Opinion Mining Classification Based on Extension of Opinion Mining Phrases. Obtenido de Opinion Mining Classification Based on Extension of Opinion Mining Phrases: [https://doi.org/10.1007/978-981-13-1498-8\\_38](https://doi.org/10.1007/978-981-13-1498-8_38)
- Real Academia Española: Diccionario de la lengua española, 23.<sup>a</sup> ed. (2021). REAL ACADEMIA ESPAÑOLA: Diccionario de la lengua española, 23.<sup>a</sup> ed. Obtenido de REAL ACADEMIA ESPAÑOLA: Diccionario de la lengua española, 23.<sup>a</sup> ed.: <https://dle.rae.es>
- Secretaría del Trabajo y Previsión Social. (6 de marzo de 2020). Secretaría del Trabajo y Previsión Social. Obtenido de Presenta STPS Protocolo Para Prevenir, Atender y

- Erradicar la Violencia Laboral: <https://www.gob.mx/stps/prensa/presenta-stps-protocolo-para-prevenir-atender-y-erradicar-la-violencia-laboral-236961?idiom=es>
- Sharaff, A. &. (2019). Identificación de términos categóricos basados en la asignación de Dirichlet latente para la categorización de correo electrónico. Obtenido de Identificación de términos categóricos basados en la asignación de Dirichlet latente para la categorización de correo electrónico.: [https://doi.org/10.1007/978-981-13-1498-8\\_38](https://doi.org/10.1007/978-981-13-1498-8_38)
- Springer Link. (2019). Base de datos—Springer Link. Obtenido de Minería de datos: <https://link.springer.com>
- Tableau. (2020). [www.tableau.com](http://www.tableau.com). Obtenido de El análisis de la causa raíz, explicado con ejemplos y métodos.: [https://www.tableau.com/es-mx/learn/articles/root-cause-analysis?fbclid=IwAR3qPetzFfq-Nut7\\_HsSKZcyNASWFHrXcXocD25Q6wk-nSkMcGsrRbAdtoU](https://www.tableau.com/es-mx/learn/articles/root-cause-analysis?fbclid=IwAR3qPetzFfq-Nut7_HsSKZcyNASWFHrXcXocD25Q6wk-nSkMcGsrRbAdtoU)
- Torre, M. d. (2017). Universidad de granada. Obtenido de <http://hdl.handle.net/10481/46975>
- Vásquez Rojas, C. R. (2018). Integration of a text mining approach in the strategic planning process of small and medium-sized enterprises. *Industrial Management & Data Systems*. En C. R. Vásquez Rojas, Vásquez Rojas, C., Roldán Reyes, E., Aguirre y Hernández, F., & Cortés Robles, G. (págs. 118(4), 745–764).
- Workplace Bullying Institute. (2017). Workplace Bullying Institute (2017). U.S. Workplace Bullying Survey. Obtenido de Workplace Bullying Institute (2017). U.S. Workplace Bullying Survey.: <https://workplacebullying.org/multi/pdf/2017/2017-WBI-US-Survey.pdf>