

Tipo de artículo: Artículo original

Sistema de optimización de predicción de accidentes laborales del trabajador en la empresa grupo Cobba

Optimization system of prediction of labor accidents of the worker in the company group Cobba

Rojas Cotrina, Luzvina Adeli ^{1*} , <https://orcid.org/0009-0004-3595-6034>

Coral Ygnacio, Marco Antonio² , <https://orcid.org/0000-0001-6628-1528>

¹ Departamento de Sistemas. Facultad de Ingeniería de Sistemas e Ingeniería Informática. Universidad Católica Sedes Sapientiae. Correo electrónico: adelirojas21@gmail.com

² Departamento de Sistemas. Facultad de Ingeniería de Sistemas e Ingeniería Informática. Universidad Católica Sedes Sapientiae. Correo electrónico: mcoral@ucss.edu.pe

* Autor para correspondencia: adelirojas21@gmail.com

Resumen

Los accidentes laborales se dan por diversos factores que se presentan en un entorno laboral, afectan directamente la salud física y mental del trabajador, así mismo, por las eventualidades se interrumpe las labores lo que genera menor productividad, por lo que las empresas buscan constantemente estrategias de seguridad con el objetivo de reducir los riesgos y mantener a sus empleados en un entorno seguro. Por ello, este trabajo uso técnicas de aprendizaje automatizado conjuntamente con el algoritmo Naive Bayes que tuvo un resultado más preciso, junto con datos históricos de accidentes laborales, las condiciones de estado de ánimo, salud física y salud psicológico, etc. que se utilizaron para predecir la probabilidad de que empleado es más propenso a sufrir de un accidente durante sus labores. Al utilizar estas técnicas avanzadas de análisis de datos, es posible mejorar la efectividad de los sistemas de predicción de accidentes laborales, para tomar acciones anticipadas y mejorar la seguridad de los empleados durante sus actividades.

Palabras clave: aprendizaje automático; predicción accidentes; Naive Bayes.

Abstract

Occupational accidents occur due to various factors that occur in a work environment, directly disconnecting the physical and mental health of the worker, likewise, due to eventualities, work is interrupted, which generates less productivity, for which companies constantly seek strategies with the aim of reducing risks and keeping their employees in a safe environment. Therefore, this work used machine learning techniques together with the Naive Bayes algorithm that had a more accurate result, along with historical data on work accidents, mood conditions, physical health and psychological health, etc. which was used to predict the probability that the employee is more likely to suffer an accident during their work. By using these advanced data analysis techniques, it is possible to improve the effectiveness of occupational accident prediction systems, to take early actions and improve the safety of employees during their activities.

Keywords: machine learning; accident prediction; Naive Bayes.

Recibido: 08/08/2023

Aceptado: 22/10/2023

En línea: 01/11/2023



Esta obra está bajo una licencia *Creative Commons* de tipo **Atribución 4.0 Internacional** (CC BY 4.0)

Introducción

La seguridad y salud en el trabajo es crucial para prevenir accidentes laborales, ya que es parte de una problemática que ha venido afectando durante años a las empresas y en especial a los empleados, debido a que son eventos que se dan de repente que afectan la salud física y mental del individuo que lo sufre, la gravedad de los accidentes varía entre lesiones leves, lesiones incapacitantes y lesiones mortales. La organización internacional del trabajo menciona que anualmente se registran aproximadamente que 717 millones de empleados que experimentan una eventualidad que los lleva hasta la muerte a un 0.34%, ocasionando pérdidas de personal, menor productividad y desprestigio de la empresa (Sarkar et al., 2019). Esto se debe a que existen diversos factores como error humano, poco conocimiento de seguridad y salud en el trabajo, bajo reconocimiento de riesgos ante una actividad designado a cada trabajador, (Mosquera et al., 2021a). Aun cuando se han implementado nuevas reglas de seguridad, mayor supervisión a los empleados, etc. los encargados de seguridad y salud en el trabajo no logran identificar los factores de riesgo de forma concreta (Yang et al., 2023).

Este trabajo tiene como propósito optimizar el proceso de seguridad y salud en el trabajo para los empleados de la empresa Grupo Cobba EIRL con el objetivo de disminuir los accidentes e indecentes laborales y aumentar la productividad en el trabajo, por medio de este sistema de predicción de accidentes laborales del empleado.

Una investigación uso el método de aprendizaje automático híbrido waveletti para elaborar el cuerpo de gestión de seguridad en la construcción, mostrando un rendimiento de aprendizaje automatizado más efectivo con la ayuda de las transformadas de ondas discretas (DWT) para la predicción de accidentes en el trabajo (Koc et al., 2022), así mismo, la industria agroalimentaria utiliza técnicas de aprendizaje automatizado con el fin de prevenir y reducir accidentes laborales, con la aplicación de la inteligencia artificial para analizar grandes cantidades de datos y detectar patrones que puedan indicar situaciones de riesgo en el lugar de trabajo, lo que, en última instancia, mejoraría la seguridad de los trabajadores en esta industria (Kakhki et al., 2020); por otro lado, para el trabajo la industria de la pulpa y el papel se empleado el algoritmo de redes bayesianas para crear un patrón de clasificación que permita predecir accidentes laborales, y consideraron las variables como la edad, el género, la experiencia laboral del trabajador, factores ambientales y el entorno laboral (Mosquera et al., 2021a); para predecir un accidente. Igualmente, desarrollaron el modelo híbrido PSO-SVM de aprendizaje automatizado, ya que permite clasificar y obtener los patrones de datos, con lo que se puede obtener la tendencia de las lesiones y tomar acciones anticipadas (Liu et al., 2020).

Materiales y métodos

La predicción es un proceso resultado que se obtiene al estimar el valor o el comportamiento de algo en el futuro, basándose en datos, información o conocimientos disponibles en el presente. Es una forma de hacer proyecciones sobre



Esta obra está bajo una licencia *Creative Commons* de tipo **Atribución 4.0 Internacional** (CC BY 4.0)

lo que puede suceder en un evento futuro. Puede ser útil para tomar decisiones anticipadas y establecer estrategias, planificar acciones futuras (Luo et al., 2023).

La predicción de accidentes laborales del empleado es importante, puesto que permite prevenir los accidentes y lesiones laborales del trabajador. Al utilizar técnicas de predicción, las organizaciones pueden identificar los factores de riesgo como estado emocional, estado de ánimo y las condiciones de riesgo que aumentan la probabilidad de que ocurran accidentes laborales. También, porque permite el ahorro de costos como de atención médica para los empleados lesionados, aumento de productividad porque al no darse continuamente los accidentes, no se ve interrumpido las actividades.

Es fundamental abordar estos problemas y desafíos de manera adecuada, asegurando la calidad de los datos, actualizando regularmente los modelos, considerando la complejidad de las variables y reconociendo la incertidumbre inherente. Además, se deben implementar medidas de prevención y seguridad en el lugar de trabajo para reducir los riesgos de accidentes en la medida de lo posible.

Se puede utilizar métodos estadísticos para la predicción de accidentes laborales, pero por la gran cantidad de datos es necesario el uso del método de aprendizaje automático para obtener patrones de comportamiento de riesgo que aumenten la probabilidad que un accidente ocurra. Puesto que aprende de datos históricos y de parámetros establecidos para obtener resultados precisos de futuras eventualidades laborales (Mosquera et al., 2021a; Sarkar et al., 2019) , además, existen algoritmos de clasificación como K-vecinos el cual permite obtener la clasificación de los empleados en diferentes grupos de riesgo en función de sus cualidades de seguridad laboral. Funciona encontrando los i ejemplos de entrenamiento más cercanos a un ejemplo de prueba dado y asignando una etiqueta (Mosquera et al., 2021a) ; el algoritmo Naive Bayes que es importante para determinar qué factores de riesgo son más relevantes para predecir los accidentes laborales y contribuyen más a la probabilidad de sufrir accidentes. (Kakhki et al., 2020), la máquina de vectores es un algoritmo que se emplea para resolver problemas de clasificación, regresión y contribuye para predecir la tendencia de accidentes en el trabajo (Sarkar et al., 2019) y regresión lineal es un algoritmo de aprendizaje supervisado que es esencial para modelar la relación entre una variable independiente y una variable dependiente, así mismo, es eficiente para predecir la posibilidad de accidentes laborales en función de ciertas variables, como la experiencia laboral o el nivel de formación de los trabajadores (Ho & Lin, 2022), Teniendo en cuenta ello, se llega a que algoritmos mencionados anteriormente van utilizar datos anteriores, los estados emocionales, psicológicos y físicos de los empleados, para identificar los patrones y predecir la probabilidad de que un trabajador sufra un accidente permitiendo obtener una mejor eficiencia, identificar los riesgos, proporcionar seguridad en el entorno del trabajo.



El algoritmo de Naive de Bayes utiliza el teorema de Bayes para determinar la probabilidad, ya que el algoritmo acepta todas las características, así mismo, trabaja con una base de datos de entrenamiento. Para ello, se siguió cinco pasos de Naive Bayes para la predicción de accidentes (Koc et al., 2022b):

Paso 1: D representa el conjunto de entrenamiento y cada registro denotado por un vector de atributo n-dimensional, esto significa $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)$, prediciendo n mediciones de n atributos (digamos A_1 a A_n).

Paso 2: Considere m no: de clases para la predicción (digamos $C_1, C_2 \dots C_n$).

Por el teorema de Bayes:

$$P(C_i|X) = \frac{P(X|C_i) * P(C_i)}{P(X)}$$

Paso 3: Dado que $P(X)$ es una constante para cada clase, por lo tanto, $P(X|C_i) * P(C_i)$ debe maximizarse.

Paso 4: A partir de entonces, se presume la independendencia condicional de clase. Por lo tanto:

$$P(X|C_i) = P(X_1|C_1) * P(X_2|C_2) \dots P(X_m|C_i)$$

Paso 5: Para predecir la clase de X, se calcula $P(X|C_i) P(C_i)$ para cada clase C_i .

El clasificador ingenuo de Bayes predice que la etiqueta de clase de $X = C_i$, si:

$$P(X|C_i) P(C_i) > P(X|C_j) P(C_j)$$

$$\text{Para } 1 \leq j \leq m, j \neq i$$

Por otro lado (Firman et al., 2018) muestran el pseudocódigo del algoritmo bayes ingenuo:

Ingreso:

Conjunto de datos de entrenamiento T,

F = (f1, f2, f3, ..., fn) // valor de la variable predictora en la prueba del conjunto de datos.

Salida:

Una clase de conjunto de datos de prueba.

Paso:

1. Lea el conjunto de datos de entrenamiento T;
2. Calcule la probabilidad de f_i usando la ecuación de densidad de gauss en cada clase;
Hasta que se haya calculado la probabilidad de todas las variables predictoras.
(f1, f2, f3, ..., fn).
3. Calcule la probabilidad para cada clase;
4. Obtenga la mayor probabilidad.



Resultados y discusión

Modelo arquitectónico

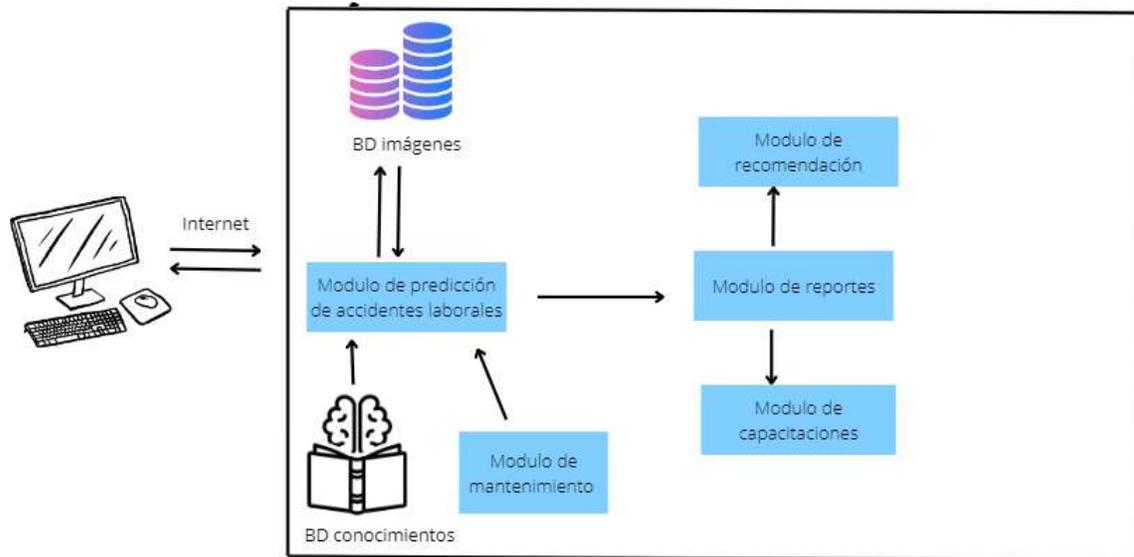


Figura 1. Cuadro modular pictográfico arquitectónico.

Fuente: elaboración propia

La figura 1: Muestra el cuadro pictográfico de modelo arquitectónico, donde el usuario tendrá contacto con el sistema y se conectará por medio de internet, es decir, tendrá acceso a los módulos de usuario, mantenimiento, recomendación, reportes, capacitaciones, y nuevos registros de evaluaciones. Donde podrá ingresar los datos correspondientes y estos serán almacenados en la base de datos, para enviar al módulo de predicción de accidentes laborales, y de acuerdo a las evaluaciones realizadas obtener resultados en el módulo de recomendaciones, en el módulo de reportes, y el módulo de capacitaciones que ayuden a tomar acciones a tiempo.

El problema de la predicción de accidentes

El problema consiste en identificar qué factores afectan al empleado que lo hace propenso a sufrir un accidente laboral, con el fin de disminuir la cantidad de accidentes del personal. Para proporcionar una solución, este trabajo tiene como propósito implementar un sistema basado en Naive Bayes para optimizar el proceso de seguridad y salud en el trabajo, donde se considerará ciertas variables como el conocimiento de seguridad, la edad, genero, Implementos de equipos de protección (EPP), el estado de salud del empleado, estado de ánimo, estado psicológico, experiencia en su rubro, historial de accidentes, nivel académico, tipo de actividad laboral. (Zarei et al., 2021)



Esta obra está bajo una licencia *Creative Commons* de tipo **Atribución 4.0 Internacional** (CC BY 4.0)

Las características se pueden establecer de la siguiente manera:

Para el sistema de predicción de accidentes laborales del trabajador se adaptará el algoritmo Naive Bayes, donde se considerará ciertos datos que será de entrada, que serán preprocesados, entre ellas se tiene:

Conocimiento de seguridad: $C_i = \{c_1, c_2, c_3, \dots, c_n\}$

La edad: $E_i = ET_i = \{et_1, et_2, et_3, \dots, et_n\}$

Género: $G_i = \{g_1, g_2, g_3, \dots, g_n\}$

Implementos de equipos de protección (EPP): $E_i = \{e_1, e_2, e_3, \dots, e_n\}$

El estado de salud del empleado: $ES_i = \{es_1, es_2, es_3, \dots, es_n\}$

Estado de ánimo: $EA_i = \{ea_1, ea_2, ea_3, \dots, ea_n\}$

Estado psicológico: $EP_i = \{ep_1, ep_2, ep_3, \dots, ep_n\}$

Experiencia en su laboral: $ER_i = \{er_1, er_2, er_3, \dots, er_n\}$

Historial de accidentes: $HA_i = \{ha_1, ha_2, ha_3, \dots, ha_n\}$

Nivel académico: $NA_i = \{na_1, na_2, na_3, \dots, na_n\}$

Tipo de actividad laboral: $TA_i = \{ta_1, ta_2, ta_3, \dots, ta_n\}$

Especificación del algoritmo Naive Bayes

El algoritmo Naive Bayes es un clasificador probabilístico que tiene como objetivo mostrar soluciones del proceso predictivo que se desarrollara en base a los datos de entrada (Mosquera et al., 2021a). A continuación, se mostrará la especificación de Naive Bayes con el fin de determinar el modelo predictivo de los accidentes.

$$V = \{V_1, V_2, V_3, \dots, V_{13}\}$$

Donde V representa al conjunto de variables de entrada, cada valor de entrada está conformado por datos categóricos que son asignados por tendencias que se encuentran en un rango de 0 a 2.

$$T = \{0,1,2\}$$

Donde:

0: representa la tendencia mínima de que un empleado sufra un accidente.

1: representa una tendencia medio de que un empleado sufra un accidente.

2: representa la tendencia alta de que un empleado sufra un accidente.

La siguiente tabla fue construida en base al estudio de ((Mosquera et al., 2021a) que en su investigación clasifica a los valores de entrada en datos categóricos y tendencias.



Tabla 1. Variables de entrada categorizadas.

Nombre de variables	Categorías	Tendencias
Conocimientos de seguridad	Ninguno	2
	Básico	1
	Medio	1
	Alto	0
Edad	18 a 35 años	0
	36 a 55 años	1
	>55 años	2
Genero	M	1
	F	1
Implementos de equipos de protección (EPP)	Ninguno	2
	Incompleto	1
	Completo	0
Estado de salud física	Sobre peso	1
	Bien	0
	Asma	1
	Visión baja	2
	Audición baja	2
Estado de animo	Triste	1
	Feliz	1
	Enojado	2
	Preocupado	2
	Relajado	1
Estado psicológico	Estrés	2
	Depresión	2
	Fatiga mental	1
	Ansioso	1
Experiencia en laboral	Ninguna	2
	1 a 3 años	1
	4 a 8 años	1
	>8 años	1



Historial de accidentes	Ninguno	0
	1 a 5 accidentes	1
	6 a 10 accidentes	1
	>10 accidentes	2
Nivel académico	Primaria	2
	Secundaria	1
	Técnica/universitario	1
Tipo de actividad laboral	Excavación	2
	Demolición	2
	Instalación de tubería	1
	Encofrado	1

Nota: La siguiente tabla fue construida en base al estudio de (Kakhki et al., 2020)

A partir de ello se realiza el conteo de las tendencias de los datos categóricos en base a los datos de entrada:

⇒ $Count(0)$; ⇒ $Count(1)$; ⇒ $Count(2)$

Luego de realizar el conteo de todas las tendencias se calcula la probabilidad de cada uno de ellas. Donde:

$$P_0 = \left(\frac{TotalCount_{(0)}}{\sum TotalTendencia_{(0,1,2)}} \right) * 100$$

$$P_1 = \left(\frac{TotalCount_{(1)}}{\sum TotalTendencia_{(0,1,2)}} \right) * 100$$

$$P_2 = \left(\frac{TotalCount_{(2)}}{\sum TotalTendencia_{(0,1,2)}} \right) * 100$$

Luego de calcular la probabilidad de cada uno de las tendencias se muestra como salida:

Tabla 2. La salida de las tendencias

Condición	Resultado
$P_0 > P_1 ; P_0 > P_2$	Mínimo
$P_1 > P_0 ; P_1 > P_2$	Medio
$P_2 > P_0 ; P_2 > P_1$	Alto

Especificación de la Solución

Se detalla el diseño de la solución del algoritmo en base a las variables de entradas, el modelo predictivo inicialmente leerá las 11 variables de entrada, luego almacenará en un arreglo los datos de acuerdo a los criterios establecidos, después se realiza un conteo de las tendencias seleccionadas de acuerdo a las respuestas de los empleados el modelo calcula la probabilidad de cada tendencia



Esta obra está bajo una licencia *Creative Commons* de tipo **Atribución 4.0 Internacional (CC BY 4.0)**

con el fin de tener como salida la tendencia con porcentaje mayor y conocer la probabilidad que tienen los empleados a sufrir un accidente laboral.

```
PSeucodigo
LeerVariableEntrada [11]
// Condición de las variables de entrada
Para i hasta Entrada
Si Entrada[i] cumple criterio1
Entonces Minino [ ]
Sino si Entrada[i] cumple criterio2
Entonces Medio [ ]
Sino si Entrada[i] cumple criterio3
Entonces Alto [ ]
Fin Para
// Calculo de probabilidad.
valor1=count (Mínimo);
valor2=count (Regular);
valor3=count (Alto);
P1=(valor1/valor1+valor2+valor3) *100%;
P2=(valor2/valor1+valor2+valor3) *100%;
P3=(valor3/valor1+valor2+valor3) *100%;
// Salida
Si (P1>P2 and P1>P3)
Entonces P1= Mínimo
Sino si (P2>P1 and P2>P3)
Entonces P2=Medio
Sino si (P3>P1 and P3>P2)
Entonces P3= Alto
Fin si
```

Prueba algorítmica

Para las pruebas se ha tomado un conjunto de 8 empleados que serán evaluados a fin de conocer el nivel de tendencia en la cual se encuentran.



Tabla 3. Tabla de Datos trabajadores vs variables.

Trabajador	Conocimiento de seguridad	Edad	Género	EPP	Estado de salud	Estado de ánimo	Estado psicológico	Experiencia	Historial de accidentes	Nivel académico	Tipo de actividad
Emple1	Básico	18	M	Completo	Bien	Feliz	Estrés	Ninguno	1	Secundaria	Excavación
Emple2	Medio	32	M	Incompleto	Bien	Triste	Fatiga mental	6	2	Secundaria	Instalación tubería
Emple3	Alto	50	M	Incompleto	Audición baja	Enojado	Fatiga mental	10	1	Primaria	Excavación
Emple4	Básico	35	M	Incompleto	Bien	Preocupado	Ansioso	5	1	Primaria	Demolición
Emple5	Medio	40	M	Completo	Audición baja	Relajado	Estrés	8	4	Secundaria	Encofrado
Emple6	Medio	52	M	Incompleto	Visión baja	Feliz	Fatiga mental	15	Ninguno	Secundaria	Encofrado
Emple7	Medio=1	28	M	Completo	Bien	Triste	Estrés	6	1	Secundaria	Instalación tubería
Emple8	Alto	50	M	Incompleto	Audición baja	Enojado	Fatiga mental	10	5	Primaria	Excavación

Ahora, para realizar corrida y determinar la predicción del personal que será más probable que sufra un accidente:

Tabla 4. Tabla de prueba.

Trabajador	Conocimiento de seguridad	La edad	Género	Implementos de equipos de protección (EPP)	Estado de salud	Estado de ánimo	Estado psicológico	Experiencia	Historial de accidentes	Nivel académico	Tipo de actividad
Empleado1	1	0	1	0	0	1	2	2	1	1	2
Empleado2	1	0	1	1	0	2	2	1	1	1	1
Empleado3	2	0	1	2	0	2	2	1	1	1	2
Empleado4	1	0	1	1	0	2	1	1	1	2	2
Empleado5	1	1	1	0	2	1	2	1	1	1	1
Empleado6	1	1	1	1	2	1	2	1	0	1	1
Empleado7	1	0	1	0	0	2	2	1	1	1	1
Empleado8	0	1	1	1	2	2	2	1	2	2	2

Tabla 5. Conteo de tendencias por cada trabajador

valor1=count (Mínimo); valor2=count Regular) y valor3=count (Alto)

Conteo de bajo-P=0	Conteo de medio-P=1	Conteo de alto-P=2
3	5	3
2	7	2
2	4	5
2	6	3
1	8	2
1	8	2



Esta obra está bajo una licencia *Creative Commons* de tipo **Atribución 4.0 Internacional (CC BY 4.0)**

3	6	2
1	4	6

Cálculo de probabilidad

$P1=(valor1/valor1+valor2+valor3) *100\%$;
 $P2=(valor2/valor1+valor2+valor3) *100\%$;
 $P3=(valor3/valor1+valor2+valor3) *100\%$;

Tabla 6. Cálculo de probabilidad de tendencias de accidentes laborales.

P=0	P=1	P=2
27%	45%	27%
18%	64%	18%
18%	36%	45%
18%	55%	27%
9%	73%	18%
9%	73%	18%
27%	55%	18%
9%	36%	55%

Los resultados obtenidos al conocer el funcionamiento del algoritmo Naive Bayes son buenos, debido que en su ejecución no se tuvo ningún problema para identificar en base a probabilidades el nivel de tendencia que presentan los empleados a sufrir un accidente, para llegar a los resultados se utilizaron 11 valores de entrada que se mencionaron anteriormente, lo cual, si la probabilidad de la tendencia mínima es mayor que las demás probabilidades, se obtendrán como resultado un riesgo mínimo de tener un accidente, pero si la probabilidad de la tendencia medio es mayor que las dos otras tendencias, se alcanzara como resultado un riesgo medio de accidente. Finalmente, si la probabilidad de la tendencia alta es mayor a la probabilidad media y baja se conseguirá como resultado un riesgo alto de tener un accidente, los resultados son plasmados en la siguiente tabla.

Tabla 7. Comparación de resultados

Trabajador	T. Mínimo	T. Medio	T. Alta	Salida
01	$P_0 < P_1$	$P_1 > P_0 ; P_2$	$P_2 < P_1$	Medio
02	$P_0 < P_1$	$P_1 > P_0 ; P_2$	$P_2 < P_1$	Medio
03	$P_0 < P_1$	$P_1 < P_2$	$P_2 > P_0, P_1$	Alto



04	$P_0 > P_2$	$P_1 > P_0 ; P_2$	$P_2 < P_1$	Medio
05	$P_0 > P_2$	$P_1 > P_0 ; P_2$	$P_2 < P_1$	Medio
06	$P_0 > P_2$	$P_1 > P_0 ; P_2$	$P_2 < P_1$	Medio
07	$P_0 < P_1$	$P_1 < P_2$	$P_2 > P_0, P_1$	Alto
08	$P_0 < P_2$	$P_1 < P_0$	$P_2 > P_0 ; P_1$	Alto

En base a la tabla 7, se observa que el empleado 1, 2, 4, 5 y 6 tienen una tendencia media de sufrir un accidente laboral y esto se conoce por medio de los cálculos de probabilidad que se aprecia en la tabla 6. Los empleados anteriores coinciden que $P_1 > P_2$ y P_0 , en pocas palabras, el nivel de riesgo conseguido es medio. Por otro lado, los empleados 3, 7 y 8 tienen una tendencia alta de sufrir un accidente laboral, esto se debe a que $P_2 > P_1$ y P_0 .

Conclusiones

Podemos concluir que el método utilizado para la implementación del modelo predictivo es viable, debido que la implementación ha sido realizada de manera correcta, las corridas correspondientes fueron ejecutadas en base Naive Bayes un algoritmo probabilístico del aprendizaje automático que soportar múltiples capas de variables y que presentan facilidad de adaptación al utilizar bucles básicos, la construcción fue llevada a cabo en base a 11 variables de entradas y cada una con sus respectivas categorías, referentes a sus conocimientos, estado emocional, psicológico y antecedentes accidentes laborales, entre otros. Por ello, se concluye que la lógica planteada presenta un rendimiento óptimo al realizar procesos predictivos con los datos considerados, ya que genera exactitud, precisión y el doble de velocidad al obtener los resultados, así mismo, este sistema de predicción referente a la tendencia de accidentes laborales ayuda en el campo de la seguridad los supervisores a conocer el nivel de tendencia o probabilidad que muestran los empleados de sufrir un accidente, que tipo de recomendaciones tomar y facilitar a los supervisores la toma de decisiones correspondientes para optimizar la seguridad.

Conflictos de intereses

No se declaran conflictos de intereses.

Contribución de los autores

1. Conceptualización: Rojas Cotrina, Luzvina Adeli, Coral Ygnacio, Marco Antonio.
2. Curación de datos: Rojas Cotrina, Luzvina Adeli.



Esta obra está bajo una licencia *Creative Commons* de tipo **Atribución 4.0 Internacional (CC BY 4.0)**

3. Análisis formal: Rojas Cotrina, Luzvina Adeli.
4. Investigación: Rojas Cotrina, Luzvina Adeli.
5. Metodología: Rojas Cotrina, Luzvina Adeli.
6. Administración del proyecto: Rojas Cotrina, Luzvina Adeli.
7. Software: Rojas Cotrina, Luzvina Adeli.
8. Supervisión: Coral Ygnacio, Marco Antonio.
9. Validación: Coral Ygnacio, Marco Antonio.
10. Visualización: Coral Ygnacio, Marco Antonio.
11. Redacción – borrador original: Rojas Cotrina, Luzvina Adeli, Coral Ygnacio, Marco Antonio.
12. Redacción – revisión y edición: Rojas Cotrina, Luzvina Adeli, Coral Ygnacio, Marco Antonio.

Financiamiento

La investigación no requirió fuente de financiamiento externa.

Referencias

- Firman, M., Saputra, A., Widiyaningtyas, T., & Wibawa, A. P. (2018). Illiteracy Classification Using K Means-Naïve Bayes Algorithm. 2, 153–158.
- Ho, C. L., & Lin, Y. S. (2022). A Study on Disabling Injuries Prediction of Taiwan Occupational Disaster with Grey Rolling Model. *Mathematical Problems in Engineering*, 2022. <https://doi.org/10.1155/2022/1306602>
- Kakhki, F. D., Freeman, S. A., & Mosher, G. A. (2020). Applied machine learning in agro-manufacturing occupational incidents. 48, 24–30. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2020.05.016>
- Koc, K., Ekmekcioğlu, Ö., & Gurgun, A. P. (2022a). Accident prediction in construction using hybrid wavelet-machine learning. *Automation in Construction*, 133. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2021.103987>
- Koc, K., Ekmekcioğlu, Ö., & Gurgun, A. P. (2022b). Prediction of construction accident outcomes based on an imbalanced dataset through integrated resampling techniques and machine learning methods. *Engineering, Construction and Architectural Management*. <https://doi.org/10.1108/ECAM-04-2022-0305>



Esta obra está bajo una licencia *Creative Commons* de tipo **Atribución 4.0 Internacional** (CC BY 4.0)

- Liu, P., Xie, M., Bian, J., Li, H., & Song, L. (2020). A hybrid pso–svm model based on safety risk prediction for the design process in metro station construction. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(5). <https://doi.org/10.3390/ijerph17051714>
- Luo, X., Li, X., Goh, Y. M., Song, X., & Liu, Q. (2023). Application of machine learning technology for occupational accident severity prediction in the case of construction collapse accidents. *Safety Science*, 163, 106138. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2023.106138>
- Mosquera, R., Parra, L., Ledesma, A. J., & Bonilla, H. F. (2021a). Applying data mining techniques to predict occupational accidents in the pulp and paper industry. *Informacion Tecnologica*, 32(1), 133–142. <https://doi.org/10.4067/S0718-07642021000100133>
- Mosquera, R., Parra, L., Ledesma, A. J., & Bonilla, H. F. (2021b). Applying data mining techniques to predict occupational accidents in the pulp and paper industry. *Informacion Tecnologica*, 32(1), 133–142. <https://doi.org/10.4067/S0718-07642021000100133>
- Sarkar, S., Vinay, S., Raj, R., Maiti, J., & Mitra, P. (2019). Application of optimized machine learning techniques for prediction of occupational accidents. *Computers and Operations Research*, 106, 210–224. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2018.02.021>
- Yang, M., Wu, C., Guo, Y., Jiang, R., Zhou, F., Zhang, J., & Yang, Z. (2023). Transformer-based deep learning model and video dataset for unsafe action identification in construction projects. *Automation in Construction*, 146. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2022.104703>
- Zarei, E., Karimi, A., Habibi, E., Barkhordari, A., & Reniers, G. (2021). Dynamic occupational accidents modeling using dynamic hybrid Bayesian confirmatory factor analysis: An in-depth psychometrics study. *Safety Science*, 136. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2020.105146>

