



UNIVERSIDAD DE CUENCA

Facultad de Ciencias Químicas

Carrera de Ingeniería Industrial

**Sistema probabilístico basado en Redes Bayesianas para predecir el grado de riesgo ergonómico por movimientos repetitivos.**

Trabajo de titulación previo a la obtención  
del título de Ingeniero Industrial

Autor:

Jhon Jairo Gutierrez Aguirre

CI: 210027914-6

Correo electrónico: jhon.gutierrez@outlook.es

Director:

Ing. Franklin Eduardo Guamán Ortiz

CI: 010277503-8

**Cuenca - Ecuador**

18-noviembre-2020



## Resumen

Con la finalidad de minimizar la incidencia a sufrir trastornos músculo-esqueléticos que padece el personal de construcción de neumáticos de la empresa Continental Tire Andina S.A. de la ciudad de Cuenca, se establece un estudio de tipo descriptivo, el mismo que permitió examinar el procedimiento de trabajo en la elaboración de llantas, de igual manera el estudio analítico y experimental permitió obtener variables que guiaron la simulación la cual representó el nivel de riesgo ergonómico por movimientos repetitivos, pudiendo evaluar a 83 operadores de 112, excluyendo 29 obreros debido al déficit de información personal y rendimiento, para llevar a cabo la experimentación mediante la técnica de inteligencia artificial Redes Bayesianas se contextualizaron 13 variables que se asociaron a grupos de diverso carácter, teniendo la variable problema, variables informativas y variables intermedias, estas se relacionaron mediante un enfoque causal desarrollando una estructura de red permitiendo predecir el riesgo ergonómico por movimientos repetitivos otorgando una tasa de clasificación o de éxito del 76%, también se presenta un valor de 0.65 en términos del indicador Área Bajo la Curva (ROC), reflejando el rendimiento de las Redes Bayes, lo que confirma ser una herramienta de pronósticos útil y servicial para afrontar situaciones de exposición a riesgo ergonómico por movimientos repetitivos.

**Palabras claves:** Redes bayesianas. Riesgo ergonómico. Movimientos repetitivos. Trastornos musculoesqueléticos.



## **Abstract.**

With the purpose of minimizing the incidence of suffering muscular-skeletal disorders that the personnel of the construction of tires of the company Continental Tire Andina S.A. of the city of Cuenca, a descriptive study was established, which allowed to examine the work procedure in the elaboration of tires, in the same way the analytical and experimental study allowed to obtain variables that guided the simulation which represented the level of ergonomic risk by repetitive movements, being able to evaluate 83 operators of 112, excluding 29 workers due to the deficit of personal information and performance, To carry out the experimentation through the artificial intelligence technique Bayesian Networks 13 variables were contextualized and associated to groups of diverse character, having the problem variable, informative variables and intermediate variables, these were related through a causal approach developing a network structure allowing to predict the ergonomic risk by repetitive movements giving a classification or success rate of 76%, also is presented 0.65 in terms of the indicator Area Below the Curve (ROC), reflecting the performance of the Bayesian Networks, which confirms that it is a useful and useful forecasting tool for dealing with situations of exposure to ergonomic risk due to repetitive movements.

**Keywords:** Bayesian networks. Ergonomic risk. Repetitive movements. Musculoskeletal disorders.



## Índice

Resumen.....	2
Palabras claves:.....	2
Abstract.....	3
Keywords:.....	3
Índice .....	4
1    Introducción. ....	5
2    Materiales y Métodos.....	8
2.1    Objetivo de trabajo.....	8
2.2    Metodología.....	8
2.3    Bases Teóricas .....	10
2.3.1 Salud ocupacional y Ergonomía.....	10
2.3.2 Redes Bayesianas.....	11
3    Desarrollo .....	13
3.1    Naturaleza de las variables y conjunto de datos. ....	13
3.2    Diseño y modelación del sistema Bayesiano .....	15
4    Resultados y discusión.....	18
5    Conclusiones.....	22
6    Agradecimiento.....	23
7    Bibliografía.....	24

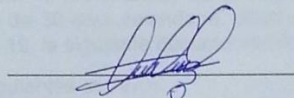


## Cláusulas

### Cláusula de Propiedad Intelectual

Jhon Jairo Gutierrez Aguirre, autor del trabajo de titulación “Sistema probabilístico basado en redes Bayesianas para predecir el grado de riesgo ergonómico por movimientos repetitivos”, certifico que todas las ideas, opiniones y contenidos expuestos en la presente investigación son de exclusiva responsabilidad de su autor.

Cuenca, 18 noviembre de 2020



Jhon Jairo Gutierrez Aguirre

C.I: 210027914-6



### Cláusula de licencia y autorización para publicación en el Repositorio Institucional

---

Jhon Jairo Gutierrez Aguirre en calidad de autor y titular de los derechos morales y patrimoniales del trabajo de titulación "Sistema probabilístico basado en redes Bayesianas para predecir el grado de riesgo ergonómico por movimientos repetitivos", de conformidad con el Art. 114 del CÓDIGO ORGÁNICO DE LA ECONOMÍA SOCIAL DE LOS CONOCIMIENTOS, CREATIVIDAD E INNOVACIÓN reconozco a favor de la Universidad de Cuenca una licencia gratuita, intransferible y no exclusiva para el uso no comercial de la obra, con fines estrictamente académicos.

Asimismo, autorizo a la Universidad de Cuenca para que realice la publicación de este trabajo de titulación en el repositorio institucional, de conformidad a lo dispuesto en el Art. 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior.

Cuenca, 18 noviembre de 2020

Jhon Jairo Gutierrez Aguirre

C.I: 210027914-6

## 1 Introducción.

Los accidentes y enfermedades asociadas a una tarea, en la actualidad son de interés global por la intervención de elementos del entorno y el recurso humano, dicha relación genera peligro y preocupación (Rueda et al., 2018). Un factor ligado a enfermedades y accidentes son los trastornos músculo-esqueléticos, que son de aparición lenta, prolongada y dañinos, afectando a las capacidades motrices del personal, entorpeciendo el proceso normal en el desarrollo de la labor (Dussan et al., 2017).

En 2018 el Ecuador reportó 22.232 avisos de posibles accidentes laborales de los cuales 15.909 se clasificaron de acuerdo a los tipos de riesgos, mecánicos, físico, químicos, biológicos, psicosociales y ergonómicos, dentro de los cuales 580 representan trastornos músculo-esqueléticos en efecto enfermedades profesionales asociadas a riesgos ergonómicos, presentándose como un importante problema de salud pública y privada (Seguro General de Riesgos del Trabajo, 2018).

La prevención de los riesgos laborales promueve la seguridad y salud de los trabajadores (Ministerio de Trabajo, 2016), es por ello que la gestión de este problema se inicia en las organizaciones ya que de ellos depende en gran medida garantizar un ambiente de trabajo positivo, apoyado en la administración y utilización del personal o recurso humano (Mondy, 2010). Además de presentar un costo para la mismas, marcado por el ausentismo y los esfuerzos realizados en la previsión, que en ocasiones se percibe como una labor vana, primero, por lo desgastante de la compilación o levantamiento de datos al desarrollar los métodos físicos estandarizados, y segundo, por la falta de integración de factores que se tornan variantes en el tiempo, como el caso de la tecnología, cambios demográficos, cambios climáticos, cambios biológicos, psicosociales entre otros, los cuales influyen en las afecciones ocupacionales.

Por estas razones se establece un modelo estocástico mediante Redes Bayesianas las cuales tienen su fundamento en técnicas estadísticas y algoritmos de inteligencia artificial, adaptándose a múltiples situaciones, expandiéndose en distintos campos, tal es el caso de la medicina aportando los más altos índices de eficiencia y confiabilidad que bordean el 99% alegando que esta técnica es precisa porque permite codificar el conocimiento y la experiencia lo que contribuyendo a esta investigación en la prevención y detección temprana de los riesgos ergonómico por movimientos repetitivos de manera automática y de bajo costo computacional (Ibargüengoytia et al., 2018), ajustándose al entorno de trabajo del software Netica de Norsys Corp con el fin de atenuar el trabajo monótono y a reducir los efectos de este, para garantizar el bienestar físico, mental y social (Oribe, 2017).



## **2 Materiales y Métodos.**

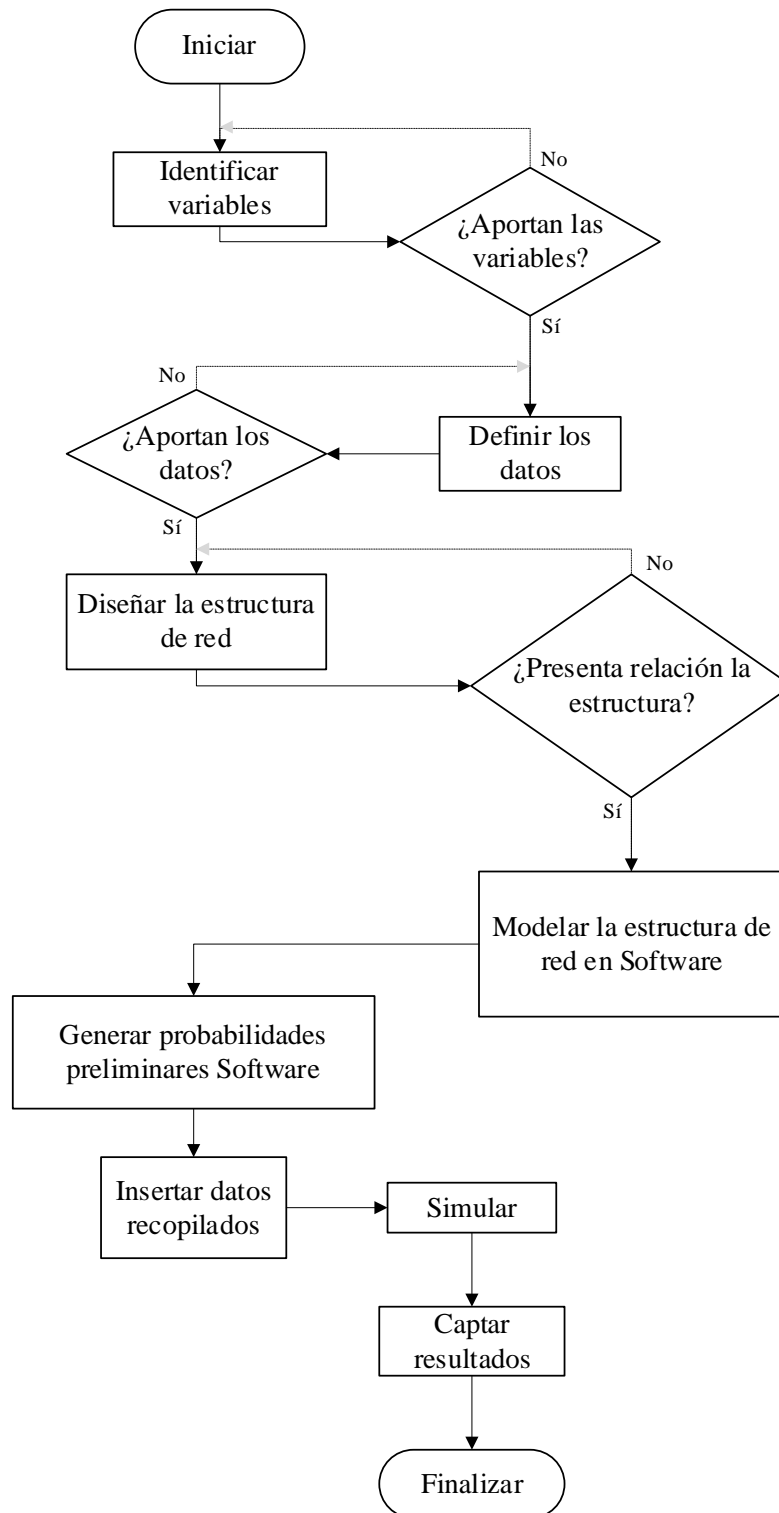
### **2.1 Objetivo de trabajo.**

Determinar la probabilidad de riesgo ergonómico asociado a movimientos repetitivos que sufren los operadores constructores de llantas, utilizando un sistema de Redes Bayes tomando en consideración el entorno y las condiciones de trabajo en la industria de neumáticos.

### **2.2 Metodología.**

Con la metodología descriptiva deductiva se identificó y se estableció variables que describieron la situación de riesgo ergonómico por movimientos repetitivos, las variables se sustentaron en base a la revisión bibliográfica y fueron revisadas y evaluadas de acuerdo con la información proporcionada por el departamento médico de la empresa, tal es el caso de variables sociodemográficas como edad y sexo. La edad según Ramos (2018) es un factor influyente para la estimación de riesgo puesto que las estructuras osteomusculares pierden capacidad funcional con el tiempo, así mismo el sexo, debido a las condiciones biológicas (Ordoñez et al., 2016). También, variables como antigüedad en el puesto, duración diaria, ritmo de trabajo y veces al día (número de llantas / frecuencia) se asocian a los trastornos por la prolongación de la tarea y la intensidad de la misma (Dimate et al., 2017), Además, variables como índice de masa corporal y desviación métrica que identifican la discordancia del puesto de trabajo en relación con la dinámica del cuerpo humano (Toledo, 2018), finalmente se consideró incluir sintomatologías y enfermedades musculoesqueléticas que dan un indicativo de trastornos musculoesqueléticos TME futuros. Con la ayuda del paquete de Microsoft Excel se extrajo los datos que representen las variables antes mencionadas, generando la base de datos. Para la validación de los datos se estableció revisiones de productividad e historiales médicos para excluir categorías sin datos. Posteriormente se procedió a modelar y simular la red Bayesiana con la ayuda de Netica de la empresa Norsys Software Corp. A continuación, se presenta un diagrama de flujo que muestra el procedimiento desarrollado de la investigación basado en redes Bayesianas.





**Figura 1.** Proceso metodológico del sistema Bayesiano

Fuente: Autoría Propia.

## 2.3 Bases Teóricas

### 2.3.1 Salud ocupacional y Ergonomía.

La salud ocupacional es fomentar y conservar el bienestar físico, mental y social de los trabajadores en las labores, por medio de la prevención y control de riesgos que provoquen alteraciones a la salud (Álvarez & Riaño, 2018).

La ergonomía según Célleri & Peñaloza (2018) es la disciplina científica que está enfocada en el diseño de lugares de trabajo adaptando la labor a las principales necesidades del empleado, con base en teorías, métodos, principios con la finalidad de garantizar la calidad de vida del ser humano mediante la gestión de los factores de riesgo, que no es más que determinar las exigencias físicas y mentales que demanda un trabajo, dentro de los factores de riesgo tenemos la manipulación de cargas, posturas forzadas, movimientos repetitivos y sobreesfuerzos los cuales se asocian al desarrollo de trastornos músculo-esqueléticos.

Los trastornos músculo-esqueléticos (TME) se definen como alteraciones provocadas directamente por la práctica del trabajo, estos se presentan como problemas a nivel muscular, esqueleto óseo, ligamentos, tendones, articulaciones, cartílagos, sistema circulatorio y sistema nervioso, a menudo las zonas más afectadas son el cuello, hombros, espalda y extremidades desarrollando lesiones como lumbalgias, contracturas musculares, hernias discales, tendinitis, artritis, entre otras (Álvarez et al., 2012). El conjunto de síntomas asociados a los TME según Tacuri, (2018) se presentan con signos como:

- Pérdida o disminución de velocidad en nervios periféricos
- Limitación de movimientos a causa de dolor
- Dolor agudo o crónico, focal o difuso
- Debilidad
- Rigidez

Es importante destacar que las sintomatologías fluctúan a medida que transcurre el trabajo, puede disminuir con la interrupción de la actividad, pero no desaparecer.

### 2.3.2 Redes Bayesianas.

La Red Bayes es un gráfico acíclico (al seguir un camino de la red no se llegará al punto inicial) en el que se representan variables enlazadas entre sí por arcos o flechas dirigidas, aprovechando la relación de dependencia y así deducir las relaciones causa - efecto entre variables. En las Redes Bayesianas un nodo que se conecta con otro se llama variable padre y la variable con la que está conectado se conoce como variable hijo (Martínez, 2014). El término también hace referencia a herramienta matemática útil y relevante para inferencia, con un enfoque estadístico fundamentado en el teorema de Bayes (Puza, 2015).

Las Redes Bayesianas según Reguero (2011) expresa la razón de los componentes que mantienen relación distribuyendo el conocimiento en cuanto se tiene la convicción del objetivo, aprendiendo a cada paso la probabilidad de los elementos con su respectiva relación condicional. Una particularidad de las redes es su facilidad para inferir la probabilidad contigua para las variables en su mayoría, empleando “la regla de la cadena” enunciado como “el producto de la probabilidad condicional” y el cálculo de la probabilidad conjunta de  $n$  variables aleatorias  $X_1, X_2 \dots X_n$  representadas por  $P(X_1, X_2 \dots X_n)$  es:

$$i. \quad P(X_1, X_2 \dots X_n) = \prod_{i=1}^n P(X_i / P_a(X_i))$$

$P_a(X_i)$ , conjunto de nodos padres de  $X_i$ ; y para los nodos raíz o nodos que no tengan nodos padres se debe calcular la probabilidad individual  $P(X_i)$ .

Para conocer los estados de cada nodo se calcula la probabilidad marginal que está fundamentada en la probabilidad condicional (probabilidad de ocurrencia de un evento conociendo otro evento ya suscitado) y la estructura de red (grafico de red) con el objetivo de introducir conocimiento en las redes, dicho de otra forma, al modificar la marginalización esta va restableciendo los valores a lo largo de la red en cada uno de los nodos próximos, tomando valores concretos.

Para su cálculo  $X_k = k$ .

$$ii. \quad P(X_k = k) = \sum_{i_1} \dots \sum_{i_{k-1}} \sum_{i_{k+1}} \dots \sum_{i_n} P(X_1 = i_1, \dots, X_{k-1} = i_{k-1}, X_k = k, X_{k+1} = i_{k+1}, \dots, X_n = i_n)$$

Donde  $P(X_k = k)$  es la probabilidad marginal de nodos conocidos y el subíndice representa el número de probabilidades marginales explícitamente mencionadas de acuerdo con la red.

Para conocer la probabilidad de cada estado se plantea la inferencia, que no es más que la obtención de resultados basados en una nueva información extendiendo la evidencia en caso de intervención (Lopez, 2017).

Reguero (2011) propone las siguientes expresiones para la inferencia, dependiendo el caso:

- Si se presentan variables observables

$$\text{iii. } P(U = \vec{u}/O) = \prod_{k=1}^K \delta(u_k - o_k)$$

Siendo la probabilidad del conjunto de variables denominada por U condicionada de las variables observables representadas por O, obteniendo el producto del valor de la variable menos el valor de la variable observable k-ésima del conjunto U, donde  $\delta(x)$  es igual a 1 si  $x = 0$  y  $\delta(x) = 0$  en algún distinto suceso.

Si se presentan variables no observables, se considera un incidente no trivial pudiendo aplicar la regla de Bayes para alcanzar la función.

$$\text{iv. } P(U = \vec{u}/O) = \frac{P(U = \vec{u}, O)}{P(O)} = \frac{P(U = \vec{u}, O)}{\sum_{\forall \vec{u}} P(U = \vec{u}, O)}.$$

Donde se muestra la probabilidad condicionada del conjunto de variables U dadas las variables observables O.

La inferencia en Redes Bayesianas es un problema complejo por ser subjetiva y que a medida que se avanza con la elección de la distribución se pueden condicionar los resultados (Triana et al., 2018), por lo que la estructura de red debe facilitar la afinidad entre nodos permitiendo utilizar algoritmos de inferencia eficientes siendo estos de propagación exacta e inferencia aproximada (Mappe, 2019).

Una característica imprescindible de los sistemas basados en inteligencia artificial es el aprendizaje, el que permite la adaptación en base a la experiencia (Kroon et al., 2017). En Redes Bayesianas el aprendizaje es el delimitar la red probabilística brindando la posibilidad de incitar a gráficos que mantenga su base en datos observados precisando la relación entre nodos (Tirado et al., 2016), una manera para determinar los parámetros según Pearl (2008) es el método de propagación de creencias (Belief propagation) el cual es un algoritmo de paso de mensajes enviados de un nodo variable "i" a un factor (nodo) "a" teniendo la

expresión  $n_i \rightarrow a(x_i)$ , y a su vez mensajes de regreso, enviados de un factor (nodo) " $a$ " a un nodo variable " $i$ " para cada valor de variable percibido  $X_i$ , y la expresión de regreso es  $m_a \rightarrow i(x_i)$ .

El mensaje se propaga mediante la siguiente ecuación:

$$\begin{aligned} \text{v.} \quad n_i \rightarrow a(x_i) &:= \prod_{c \in N(i)/a} m_a \rightarrow i(x_i) \\ \text{vi.} \quad m_a \rightarrow i(x_i) &:= \sum_{x_a} f_a(x_a) \prod_{j \in N(a)/i} n_j \rightarrow a(x_j) \end{aligned}$$

Donde  $n_i$  representa un nodo variable;  $m_a$  representa un factor o nodo;  $N(i)/a$  representa los nodos vecinos del nodo  $i$  exceptuando el nodo  $a$  y  $\sum_{x_a}$  expresa la suma de todos los posibles valores que todas las variables puedan tomar en  $X_a$  y la variable  $X_i$  toma su valor de  $x_i$ .

En caso de que el algoritmo converge es decir los mensajes no cambian, las funciones marginales y los máximos productos se obtienen normalizando todos los mensajes recibidos en  $X_i$ .

$$\text{vii.} \quad P_i(x_i) \propto \prod_{c \in N(i)} m_i \rightarrow i(x_i)$$

Donde la probabilidad de las variables aleatorias  $x_i$  es proporcional a la multiplicación de todos los nodos vecinos con mensajes que van de un factor a un nodo variable.

### 3 Desarrollo

#### 3.1 Naturaleza de las variables y conjunto de datos.

En los algoritmos de Redes Bayesianas los datos son importantes ya que son el sustento de la simulación es por ello que se deben procesar y validar, para que el algoritmo describa la situación de riesgo y su nivel lo más apegada a la realidad.

Para este caso de estudio se consideraron datos de los años 2018 y 2019. Se reportaron 2.075 registros y 13 variables, de tipo discreto y continuo (Ver tabla 1) predominando las de carácter continuo ocasionando que el modelo no clasifique de manera correcta la probabilidad de cada suceso, por lo que se debe llevar a cabo la discretización de variables, lo que significa, usar estados que representen intervalos en los que cada

variable continua pueda ser ubicada. Así mismo, se debe considerar la exclusión de datos que aporten poca información al sistema.

Para la discretización de las variables se examinó las opciones de respuesta que estas puedan tomar, dado el caso de las variables cualitativas como Enfermedad musculo-esquelética, Sexo y Riesgo de molestias musculo-esqueléticas se tienen dos estados si – no, masculino – femenino y si – no respectivamente. Para las variables Desviación métrica accesorios, Desviación métrica máquinas, índice de masa corporal, Ritmo de trabajo y Riesgo ergonómico se consideró márgenes establecidos de evaluaciones previas. Las variables numéricas se normalizaron con el apoyo de la estadística descriptiva permitiendo establecer rangos o intervalos de acuerdo a los registros obtenidos.

**Tabla 1**

*Variables para la creación de la red Bayesiana.*

<b>Variables</b>	<b>Tipo</b>
Antigüedad en el trabajo	Continua
Desviación métrica accesorios	Continua
Desviación métrica máquinas	Continua
Duración diaria (horas de trabajo)	Continua
Edad	Continua
Índice de masa corporal	Continua
Ritmo de trabajo	Continua
Sintomatologías	Continua
Veces al Día (Frecuencia)	Discreta
Enfermedad musculo-esquelética	Discreta
Riesgo de molestias músculo-esqueléticas	Discreta
Riesgo ergonómico	Discreta
Sexo	Discreta

**Tabla 2***Discretización de variables.*

<b>Variables</b>	<b>Discretización</b>
Antigüedad en el trabajo	(0 - 10) (10 - 20) (20 - 30)
Desviación métrica accesorios	Baja - Media - Alta
Desviación métrica máquinas	Baja - Media - Alta
Duración diaria (horas de trabajo)	(0 - 3) (3 - 5) (7 - 8)
Edad	(0 - 40) (40 - 60)
Enfermedad musculo-esquelética	Discreta
Índice de masa corporal	Normal - Sobrepeso - ObesidadG1
Riesgo de molestias músculo-esqueléticas	Discreta
Riesgo ergonómico	Discreta
Ritmo de trabajo	Bajo - Normal - Alto
Sexo	Discreta
Sintomatologías	(0 - 2) (2 - 4) (4 - 5)
Veces al Día (Frecuencia)	(0 - 200) (200 - 400) (400 - 500)

### 3.2 Diseño y modelación del sistema Bayesiano

El diseño apoyado en Redes Bayesianas se plantea como contribución a la inteligencia artificial por adaptarse al campo de la seguridad industrial, obteniendo así, el siguiente modelo de red, en el cual, las variables se validaron en base a información bibliográfica y organizada de acuerdo con el grado de influencia en la aparición de riesgos y enfermedades profesionales, consiguiendo denotar tres grupos.

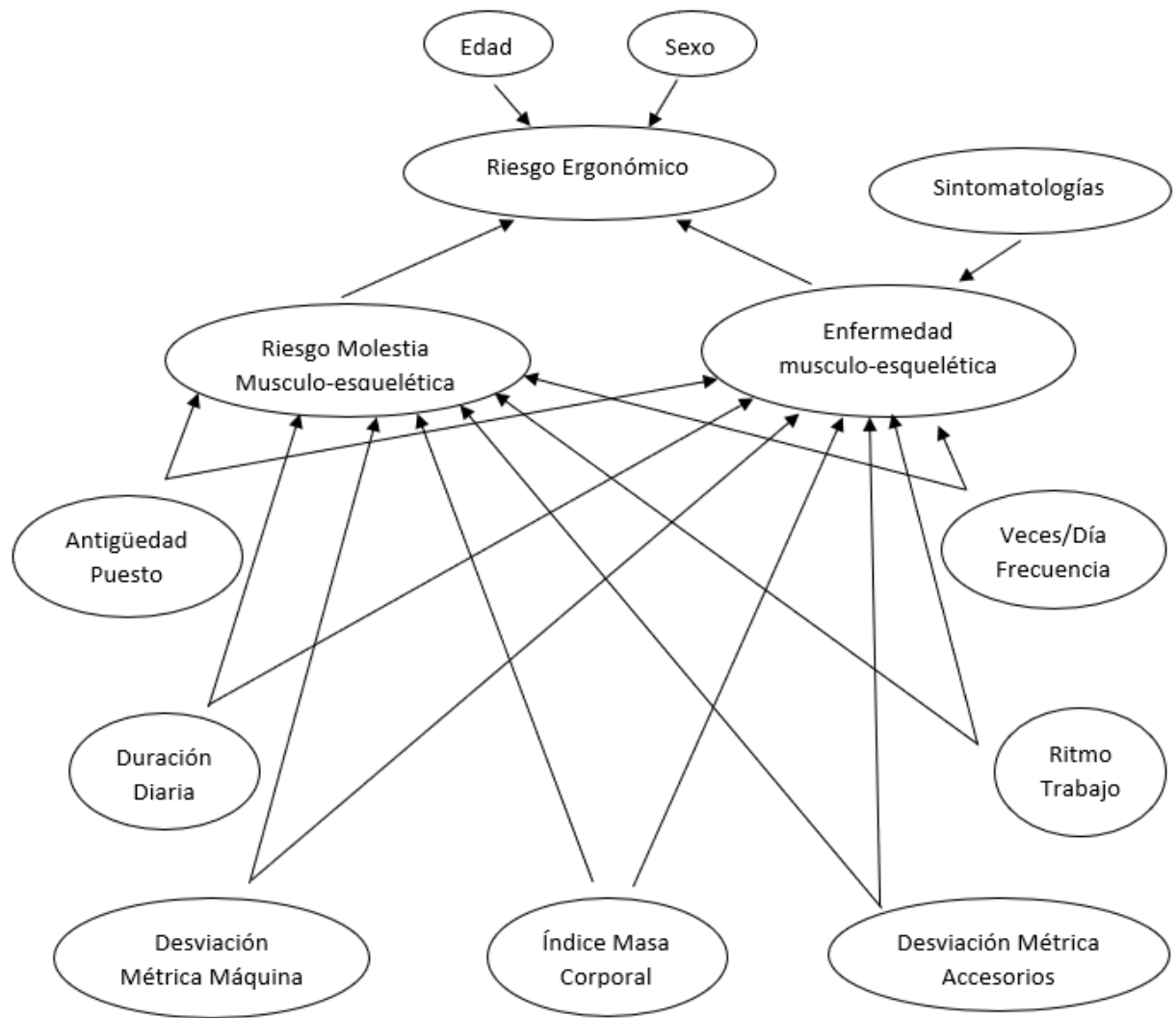
- **Las variables problema:** Son las variables de interés, permaneciendo como variables ocultas hasta llegar a la predicción o diagnóstico final, en este caso la variable problema es “Riesgo Ergonómico”.
- **Las variables informativas:** Además de contener la información disponible para resolver la problemática tienen un impacto causal en las variables problema, para el presente caso de estudio se consideraron las siguientes: Edad, Sexo, Riesgo de molestias musculo-esqueléticas y Enfermedad.

- **Las variables intermedias:** Son variables para las cuales las probabilidades posteriores no son de interés inmediato, considerando que tienen como variables padres a las variables informativas siendo estas: Antigüedad en el puesto, Duración diaria de la tarea, Desviación métrica de máquinas, Desviación métrica de accesorios, Ritmo de trabajo, Veces que realiza la actividad (frecuencia), Índice de masa corporal y Sintomatologías.

Para la disposición de las variables en la red se estableció que las variables informativas son de afección directa, debido a la repercusión inmediata en el riesgo y las variables intermedias son de afección indirecta dado que necesitan pasar por una evaluación previa ya que dependen de la forma en que se realiza la actividad y el entorno de trabajo, de esta manera la topología y escritura de red se muestra en la figura 2, manteniendo una estructura típica y un enfoque causal lo que permite validar la conexión de la estructura.

En este punto toma relevancia la discretización de las variables haciendo que, por cada campo de variable discreta se determina la probabilidad condicional sobre los estados de esta variable, dicho de otra forma, la variable Riesgo ergonómico en relación con Sexo (género) calcula la probabilidad condicional de dos campos debido a que Sexo se descompone en “masculino – femenino” y así para cada una de las variables en relación y sus respectivos estados o campos de intervalo.

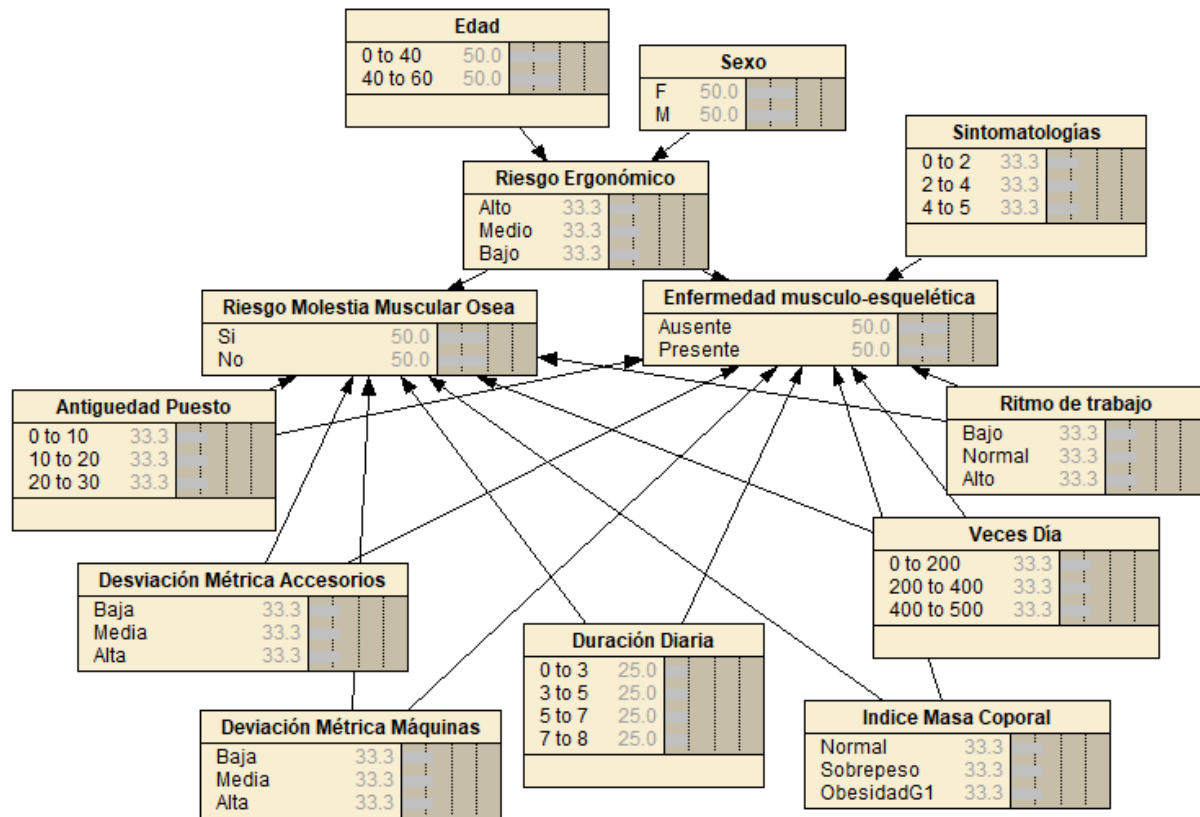




**Figura 2.** Diagrama base para la estructura de red Bayesiana

Fuente: Autoría propia.

El cálculo de probabilidad condicionada en nodos numerosos se exhibe en diversidad de tablas representando combinaciones de los estados padres y esto marcará una distribución en los estados hijos. Por lo amplio e iterativo del proceso se diagramó la red con la ayuda del Software Netica desarrollado por la empresa Norsys, la cual pone a disposición una herramienta versátil, fácil de manipular e interactuar de forma intuitiva directa con la red gráficamente, incluso cuenta con algoritmos de aprendizaje incorporados como esperanza máxima, counting learning, lo que favorece al usuario en la visualización del progreso e iteraciones del modelo como se puede apreciar en la figura 3.



**Figura 3.** Diagrama de red

Fuente: Autoría propia.

#### 4 Resultados y discusión.

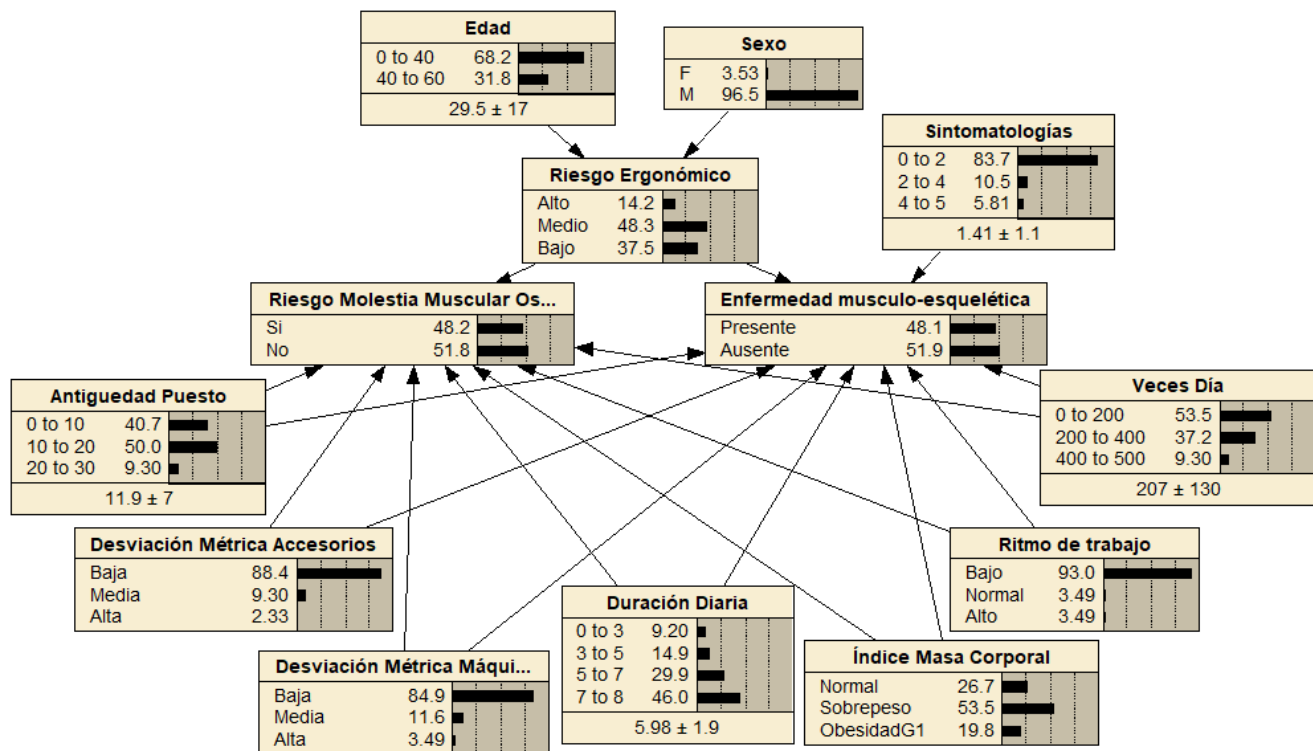
La figura 4 muestra el aprendizaje realizado por la red, fueron necesarias tres iteraciones para reducir la variación de las probabilidades, la primera iteración presenta un valor de 2.3691% sin embargo con los ajustes hechos en las dos iteraciones siguientes se redujo hasta el valor 0.0% finalizando el proceso de aprendizaje de la red.

Iteration	-Log Likelihood	Change %
0	8.02404	
1	7.83395	2.3691
2	7.83395	0.0000

**Figura 4.** Fase de aprendizaje de red Bayesiana

Fuente: Autoría propia.

La estimación marginal y condicional que es asociar valores a cada nodo, estos representan probabilidades marginales y condicionales dependiendo de si son nodos padres o no. Una vez finalizada la estimación se puede visualizar que cada nodo cuenta con una tabla de probabilidad expuesta en forma de barras, con una interfaz sencilla de interacción, permitiendo deducir variables no observadas ya sea mediante la inferencia o evidencia de los nodos raíz (Ver figura 5).



**Figura 5.** Asignación de probabilidad marginal y condicional

Fuente: Autoría propia.

La organización de las variables y sus registros se muestran en tablas adicionales por cada nodo (figura 6) dependiendo del valor que cada variable en análisis pueda tomar, en una sección adicional se muestra las combinaciones posibles por cada valor que tome la variable del nodo padre, afectando la probabilidad de los diferentes estados en relación.

Node: **RE** Apply OK

**Chance** % Probability Reset Close

Edad	Sexo	Alto	Medio	Bajo
0 to 40	F	25	50	25
0 to 40	M	13.559	49.153	37.288
40 to 60	F	25	50	25
40 to 60	M	14.286	46.429	39.286

**Figura 6.** Organización de variables y registros

Fuente: Autoría propia.

La herramienta Netica analizó 83 casos de 112, (74% del total) lo que permitió obtener indicativos del probabilísticos de la propuesta, para ello lo primero fue compilar la red, por consiguiente, se seleccionó una variable objetivo en este caso Riesgo Ergonómico, la cual permitió evaluar la situación deseada.

De las 83 personas, 63 se clasificaron de manera correcta obteniendo una tasa de éxito del 75.9% ~ 76%, de las cuales 3 mostraron riesgo ergonómico alto, 47 riesgo ergonómico medio y 13 riesgo ergonómico bajo.

Las 20 personas restantes no se clasificaron de forma correcta representando un 24.1% de margen de error (figura 7) debido al faltante de información en algunos de los campos de estudio ocasionando el crecimiento de la incertidumbre.

Confusion:			
.....Predicted.....			
Alto	Medio	Bajo	Actual
-----	-----	-----	-----
1	6	1	Alto
0	57	1	Medio
0	12	5	Bajo
Error rate = 24.1%			

**Figura 7.** Margen de error en predicción de riesgo ergonómico

Fuente: Autoría propia.

Para las iteraciones de prueba se insertó la variable Riesgo Ergonómico con la intención de que el sistema aprenda tanto del resultado final como de las condiciones antecedentes, para el aprendizaje se utilizó el algoritmo de propagación de creencias (Belief propagation) el cual arrojó dos valores de interpretación (figura 8) el coeficiente de Gini y el Área bajo la curva (ROC), 0.64 y 0.65 respectivamente, detallando que el coeficiente de Gini puede tomar valores que van desde -1 a 1 y con el valor obtenido 0.64 se dice que el modelo es consistente, de igual manera para el valor del área bajo la curva (ROC) que varía de 0 a 1, representando el 100% de clasificación correcta, dado que el ROC es 0.65 se dice que el modelo es confiable y de buen rendimiento.

```
Quality of Test for state '(null)':  
Gini coeff = 0.64  
Area under ROC = 0.65
```

**Figura 8.** Coeficiente de Gini – Área bajo la curva (ROC)

Fuente: Autoría propia.

La consistencia de la red permitió analizar probabilidades de cada variable, proporcionando indicios de rendimiento en cada ingreso de nuevos datos, adicional la metodología de red Bayes se mostró transparente en el proceso de inferencia lo que hizo que se pueda actuar frente a la incertidumbre en variables visibles. En cierto modo el objetivo de diseñar un sistema asertivo y confiable para la toma de decisiones ha sido corroborado, abriendo puertas a muchos análisis y aplicaciones a distintas instancias.



## 5 Conclusiones.

Se concluye que, a partir de una estructura de red y un sistema Bayesiano se pudo catalogar el riesgo ergonómico por movimientos repetitivos a distintos niveles de exposición, arrojando probabilidades que deberían manejarse con la supervisión de un experto en salud y seguridad ocupacional ya que el sistema se muestra en ocasiones variante debido a condiciones del entorno similares, pero comportamientos humanos diferentes. La implementación del modelo representa un costo computacional por el manejo de árboles de decisión y la recursividad, ya que, a medida que aumentan las variables de estudio aumenta el procesamiento de estas. Cabe recalcar que, a pesar de que los resultados no son los anhelados es un avance para la inteligencia artificial ya que se plasman las bases para modelos futuros, dejando abierta la posibilidad de adaptar el sistema Bayesiano, cambiando la línea de investigación pudiendo experimentar con indefinida cantidad de variables y datos.



## **6 Agradecimiento.**

Agradezco a mi tutor, Ing. Franklin Guamán Ortiz por la guía y el apoyo para realizar el presente trabajo de titulación; así mismo, a los docentes de la carrera por prepararme a través de los años de estudios universitarios.

Y de manera especial a las personas de admirable empresa quienes siempre estuvieron dispuestos a mostrar su conocimiento haciendo que se consume este proyecto.



## 7 Bibliografía.

- Álvarez, J., Pardos, M. d., & Hueso, R. (2012). *Manual de ergonomía y psicología social*. Madrid: Fundación MAPFRE, Instituto de Prevención, Salud y Medio Ambiente.
- Álvarez, S., & Riaño, M. (2018). La política pública de seguridad y salud en el trabajo: el caso colombiano. *Gerencia y Políticas de Salud*, 17, 11.
- Céleri, A., & Peñaloza, P. (2018). *Detección del riesgo ergonómico de trastornos músculo-esqueléticos en los trabajadores de la empresa pública municipal de telecomunicaciones, agua potable, alcantarillado y saneamiento de cuenca, cuenca 2017*. Cuenca: Universidad de Cuenca.
- Dimate, A., Rodríguez, D., & Rocha, I. (2017). Percepción de desórdenes musculoesqueléticos y aplicación del método RULA en diferentes sectores productivos: una revisión sistemática de la literatura. *Revista de la Universidad Industrial de Santander*, 57-74.
- Dussan, C. M. A., Peñuela, R. F. E., & Pacheco, M. D. M. (2017). *Factores de riesgos biomecánicos asociados a movimientos repetitivos evaluados con el método JSI en los trabajadores del área administrativa de la empresa "C&M construcciones S.A.S.", en el periodo comprendido de mayo a agosto de 2017*. December. [http://digitk.areandina.edu.co/repositorio/bitstream/123456789/671/1/Factores de riesgos biomecánicos.pdf](http://digitk.areandina.edu.co/repositorio/bitstream/123456789/671/1/Factores%20de%20riesgos%20biomec%C3%A1nicos.pdf)
- Ibargüengoytia, G. P. H., Reyes, B. A., Borunda, P. M., & García, L. U. A. (2018). Predicción de potencia eólica utilizando técnicas modernas de Inteligencia Artificial. *Ingeniería Investigación y Tecnología*, 19(4), 1–11. <https://doi.org/10.22201/fi.25940732e.2018.19n4.033>
- Kroon, A., De Schipper, M., Den Heijer, K., Aarninkhof, S., & Van Gelder, P. (2017). UNCERTAINTY ASSESSMENT IN COASTAL MORPHOLOGY PREDICTION WITH A BAYESIAN NETWORK. *Coastal Dynamics*, 254, 1909–1920.
- Lopez, J. (2017). *Modelización de la probabilidad de accidente laboral en función de las condiciones de trabajo mediante técnicas "Machine Learning."* 242.
- Mappe, R. K. A. (2019). *Evaluación del desempeño de tres algoritmos de inferencia bayesiana, implementados como sistema experto para la identificación de modos de falla en ejes*.
- Martínez, M. L. H. (2014). *Una red bayesiana como herramienta para la toma de decisiones en puentes vehiculares*. Universidad Autónoma del Estado de México, UAEM.
- Ministerio de Trabajo. (2016). *Reglamento de Seguridad y Salud de los trabajadores y Mejoramiento del Medio Ambiente de Trabajo*. 27.
- Mondy, R. W. (2010). *Administración de recursos humanos Con la colaboración especial de Prentice Hall*. [www.pearsoneducacion.net](http://www.pearsoneducacion.net)





- Ordoñez , C., Gómez, E., & Calvo, A. (2016). Desórdenes músculo esqueléticos relacionados con el trabajo. *Revista Colombiana de Salud ocupacional*, 27-32.
- Oribe, E. R. (2017). *Estudio ergonómico de puestos de producción en una cooperativa hortofrutícola*. 1–205.
- Pearl, J. (2008). *Probabilistic reasoning in intelligent systems: networks of plausible inference*. San Francisco, California: Kaufmann.
- Puza, B. (2015). *Bayesian Methods for Statistical Analysis*. ANU eView. <https://doi.org/10.22459/BMSA.10.2015>
- Ramos, K. (2018). *Relación entre molestias musculoesqueléticas y riesgo ergonómico en estudiantes de computación del centro de Educación Técnica Productiva (CETPRO) Betania - Chulucanas*. Piura: Universidad Católica Sedes Sapientiae.
- Reguero, A. J. (2011). *Aplicación de las redes bayesianas dinámicas a la predicción de series de datos y a la detección de anomalías*.
- Rueda, M. M. J., Toapanta, M., Andino, X., & Rueda, M. L. (2018). Enfermedades ocupacionales del personal de enfermería por desempeño de labores en turnos rotativos y la importancia de los protocolos ergonómicos de prevención. *Revista Científica Ciencia y Tecnología*, 1(18), 1–16.  
<http://cienciaytecnologia.uteg.edu.ec/revista/index.php/cienciaytecnologia/article/view/499/html>
- Seguro General de Riesgos del Trabajo. (2018). *Boletín estadístico de Accidentes de Trabajo y Enfermedades Ocupacionales de noviembre y diciembre de 2018*. 1–34.  
[https://www.iess.gob.ec/documents/10162/51889/Boletin\\_estadistico\\_2018\\_nov\\_dic.pdf](https://www.iess.gob.ec/documents/10162/51889/Boletin_estadistico_2018_nov_dic.pdf)
- Tacuri, P. (2018). *Análisis de factores de riesgo ergonómico y su influencia en la aparición de trastornos músculo esqueléticos (TME) en trabajadores de una empresa de ingeniería y construcción en el oriente ecuatoriano*. Cuenca: Universidad de Cuenca.
- Tirado, R. N., Triana, L. F., & Saa, S. J. (2016). Optimización de Redes Bayesianas basado en técnicas de aprendizaje por inducción. *Revista Publicando*, 3(9), 41–60.  
<https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=5833529>
- Triana, D., Torres, A. L. M., Alba, M. Á., & Pineda, R. W. (2018). Estimación Bayesiana para el cálculo del Valor en Riesgo (VaR) en modelos de series financieras con relaciones de dependencia no lineal en Colombia. *Comunicaciones En Estadística*, 11(2), 171–189.