

Clasificador Naive como herramienta de decisión en la contratación de personal académico del TESCO.

Viveros-Rosas Leopoldo[#], Díaz-Téllez Rebeca^{*}; Pérez-Torres José Roberto[&];
Chew-Hernández Mario Luis[#] y Vega-González José Antonio[^];

[#]Subdirección de Estudios Profesionales “B” – TESCO, México.

^{*}División de Ingeniería en Gestión Empresarial – TESCO, México.

[^]División de Ingeniería Civil – TESCO, México.

[&] División de Ingeniería en Sistemas Computacionales – TESCO, México

Avenida 16 de Septiembre Número 54, Cabecera Municipal, Coacalco Estado de México C.P 55700

leopoldo@tesco.edu.mx, rebeca.sub.a@tesco.edu.mx, jose.roberto@tesco.edu.mx,

mario@tesco.edu.mx, a.vega@tesco.edu.mx,

Resumen - Se utiliza el modelo clasificador Naive como propuesta de herramienta para dar claridad en la decisión sobre las alternativas en la contratación de personal académico del Tecnológico de Estudios Superiores de Coacalco (TESCo). Se considera una base de datos de 232 personas como personal académico de las cuales se utilizan 180 para el cálculo de probabilidades, mismas que se prueban con el resto de la base de datos. Se calculan las probabilidades conjuntas y se utilizan para evaluar el clasificador. El modelo permite asignar probabilidades para cada uno de los nuevos prospectos de contratación de personal académico.

Palabras Clave - Bayes, Clasificador, Decisiones, Naive

Abstract - The Naive classifier model is used as a tool proposal to clarify the decision on the alternatives in the hiring of academic personnel of the Tecnológico de Estudios Superiores de Coacalco (TESCo). A database of 232 people is considered as academic personnel, of which 180 are used for the calculation of probabilities, which are tested with the rest of the database. The joint probabilities are calculated and used to evaluate the classifier. The model allows assigning probabilities for each of the new prospects for hiring academic staff.

Keywords – Bayes, Classifier, Decision, Naive.

Mathematical Subject Classification: 90B50.

I. INTRODUCCIÓN

El TESCO fue creado el 4 de septiembre de 1996, teniendo como objetivos [1]:

I. Formar profesionales e investigadores aptos para la aplicación y generación de conocimientos, con capacidad crítica y analítica en la solución de los problemas, con sentido innovador que incorpore los avances científicos y tecnológicos al ejercicio responsable de la profesión de acuerdo con los requerimientos del entorno, el estado y el país;

II. Realizar investigaciones científicas y tecnológicas que permitan el avance del conocimiento, el desarrollo de la enseñanza tecnológica y el mejor aprovechamiento social de los recursos naturales y materiales que contribuyan a la elevación de la calidad de vida comunitaria;

III. Colaborar con los sectores público, privado y social en la consolidación del desarrollo tecnológico y social de la comunidad;

IV. Realizar programas de vinculación con los sectores público, privado y social que contribuyan a la consolidación del desarrollo tecnológico y social del ser humano;

V. Realizar el proceso enseñanza-aprendizaje con actividades curriculares debidamente planeadas y ejecutadas;

VI. Promover la cultura nacional y universal especialmente la de carácter tecnológico.

De los objetivos de creación del TESCO, se desprende la necesidad de contar con personal académico que coadyuve a lograr los objetivos planteados.

De acuerdo con [2] los tres métodos más usados en aprendizaje automático en tareas de clasificación son redes bayesianas, árboles de decisión y redes neuronales artificiales, además, como lo menciona [3] el objetivo principal de las técnicas de reconocimiento de formas, aplicadas a un problema general de clasificación, consiste en asignar a un objeto o fenómeno físico una de las diversas categorías o clases previamente especificadas.

También [3] indica que las redes bayesianas modelan un fenómeno mediante un conjunto de variables y las relaciones de dependencia entre ellas, con el modelo creado se pueden hacer inferencias bayesianas estimando las probabilidades posteriores de las variables no conocidas, con base a las variables conocidas.

Por su parte [4] menciona que el clasificador Naive - Bayes, es un modelo efectivo de clasificación por su simplicidad, resistencia al ruido, poco tiempo de procesamiento y alto poder predictivo. Además, se menciona que la tarea del *clasificador* es etiquetar (clasificar) correctamente un conjunto de datos en uno de los grupos o clases previamente definidas, así, un clasificador bayesiano es una función que asigna a un objeto u observación en la clase con mayor probabilidad.

Se mencionan algunas aplicaciones encontradas de los algoritmos de clasificación.

En [5] se aplica el método Naive Bayes a textos en redes sociales para clasificar los sentimientos sobre las elecciones; las categorías fueron (positivo, negativo o neutral). Se utilizan 50 datos de entrenamiento y 10 datos de prueba.

También en [6] se implementa minería de texto y sentimientos basados en documentos en datos de Twitter que son reprocesados a través de técnicas de aprendizaje automático utilizando el método Naive Bayes.

Por su parte [7], describen el uso del clasificador Naive Bayes para asignar probabilidades de pertenencia a individuos fuentes, según la ubicación de la fuente, las

propiedades de rayos X y las propiedades visuales/infrarrojas.

Además, [8] utilizan el método Naive Bayes para la detección de intrusos en un sistema de Red Informático; el algoritmo implementado muestra una precisión del 84.42%.

Por último, en [9] se utiliza un enfoque propuesto llamado técnica Master-Slaves para mejorar la clasificación del texto árabe, se implementan cuatro clasificadores diferentes en el cuerpo recopilado; el clasificador Naive Bayes fue implementado como Maestro y los demás como Esclavos.

II. PROBLEMA

Por cuestiones de manejo de información, se desarrolla un cambio en el recuento de la base de datos del personal académico del TESCO. Se considera una plantilla de 232 trabajadores bajo la dirección académica. De acuerdo con [10], el personal docente se debe encontrar dentro de las categorías de:

- ✓ Profesor de Asignatura A
- ✓ Profesor de asignatura B
- ✓ Profesor de tiempo completo asociado A
- ✓ Profesor de tiempo completo asociado B
- ✓ Profesor de tiempo completo asociado C
- ✓ Profesor de tiempo completo Titular A

En la Tabla 1, se muestra la distribución del personal en cada una de las categorías.

Tabla I
Personal por categorías del personal académico.

Categoría	Porcentaje	Personal
Asignatura A	10%	23
Asignatura B	20%	46
Asociado A	30%	70
Asociado B	20%	46
Asociado C	15%	35
Titular A	5%	12

En la Tabla II se muestran las características curriculares del personal académico.

Tabla II
Características curriculares del personal académico.

Categoría	Características Curriculares
Experiencia profesional	Menos de 5 años
	Entre 5 y 10 años
	Mas de 10 años
Experiencia laboral	Menos de 5 años
	Entre 5 y 10 años
	Mas de 10 años
Título de licenciatura	Si
	No
Posgrado	Si
	No
Perfil deseable	Si
	No
SNI	Si

No

Debido al cambio constante de personal académico, se requiere una herramienta que permita dar claridad en la decisión sobre la contratación del nuevo personal académico que ayude en la asignación de la categoría correspondiente de acuerdo con las características curriculares del nuevo personal.

III. DESARROLLO

En la Figura 1 se muestra la estructura para el clasificador del problema planteado.

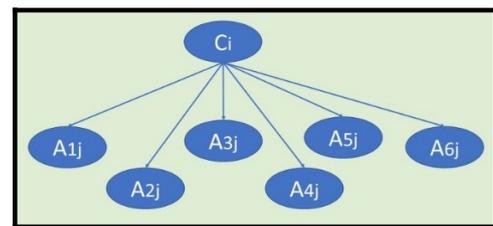


Fig. 1. Estructura para clasificador

Donde

C_i = Categorías
 $i = 1$, Asignatura A
 $i = 2$, Asignatura B
 $i = 3$, Asociado A
 $i = 4$, Asociado B
 $i = 5$, Asociado C
 $i = 6$, Titular A

a_{1j} = Experiencia Docente
 $j = 1$, Menos de 5 años
 $j = 2$, Entre 5 y 10 años
 $j = 3$, Mas de 10 años

a_{2j} = Experiencia Profesional
 $j = 1$, Menos de 5 años
 $j = 2$, Entre 5 y 10 años
 $j = 3$, Mas de 10 años

a_{3j} = Título de licenciatura
 $j = 1$, Si
 $j = 2$, No

a_{4j} = Posgrado
 $j = 1$, Si
 $j = 2$, No

a_{5j} = Perfil deseable
 $j = 1$, Si
 $j = 2$, No

a_{6j} = SNI
 $j = 1$, Si
 $j = 2$, No

De acuerdo con el Teorema de Bayes, la probabilidad de que una observación $(a_{1j}, a_{2j}, a_{3j}, a_{4j}, a_{5j}, a_{6j})$ pertenezca a la clase C_i se calcula con la ecuación 1.

$$P(C=c_i | a_{1i}, a_{2i}, a_{3i}, a_{4i}, a_{5i}, a_{6i}) = P(C=c) \cdot \hat{c} \cdot \hat{c} \quad (1)$$

Se consideran 180 elementos de la plantilla adscrita a la dirección académica para desarrollar las distribuciones de probabilidad, se estiman los parámetros de las distribuciones de probabilidad que se describen en la red de la Figura 1.

En la Tabla III se muestran los resultados de los datos curriculares observados.

Tabla III
Datos curriculares observados

Experiencia Docente	ASIGNATURA A	ASIGNATURA B	ASOCIADO A	ASOCIADO B	ASOCIADO C	TITULAR A
menos de 5 años	7	19	23	5	29	4
entre 5 y 10 años	5	7	19	6	21	3
mas de 10 años	1	9	10	4	4	4
	13	35	52	15	54	11
Experiencia Profesional	ASIGNATURA A	ASIGNATURA B	ASOCIADO A	ASOCIADO B	ASOCIADO C	TITULAR A
menos de 5 años	5	20	31	8	28	6
entre 5 y 10 años	5	11	19	4	17	3
mas de 10 años	3	4	2	3	9	2
TITULO LICENCIATURA	ASIGNATURA A	ASIGNATURA B	ASOCIADO A	ASOCIADO B	ASOCIADO C	TITULAR A
SI	13	35	52	15	54	11
NO	0	0	0	0	0	0
POSGRADO	ASIGNATURA A	ASIGNATURA B	ASOCIADO A	ASOCIADO B	ASOCIADO C	TITULAR A
SI	0	0	40	11	45	8
NO	13	35	12	4	9	3
PERFIL DESEABLE	ASIGNATURA A	ASIGNATURA B	ASOCIADO A	ASOCIADO B	ASOCIADO C	TITULAR A
SI	0	0	44	9	43	7
NO	13	35	8	6	11	4
SNI	ASIGNATURA A	ASIGNATURA B	ASOCIADO A	ASOCIADO B	ASOCIADO C	TITULAR A
SI	0	0	0	0	0	4
NO	13	35	52	15	54	7
TOTALES	ASIGNATURA A	ASIGNATURA B	ASOCIADO A	ASOCIADO B	ASOCIADO C	TITULAR A
	13	35	52	15	54	11

Considerando que la estimación de la distribución de probabilidad de la categoría $P(C_i)$ y de la distribución condicional $P(a_{ij} / C_i)$ se basa en la frecuencia relativa de ocurrencia de los correspondientes sucesos, el valor para las probabilidades estimadas será:

$$P(a_{ij} | C_i) = \frac{n(a_{ij}, C=c)}{n(C=c)} \quad (2)$$

De la Tabla III se puede observar que todos los casos de la característica curricular a_{32} (Título de licenciatura = no) no cuenta con ningún elemento motivo por el cual se decide eliminar dicha categoría. También se observa que algunas

características curriculares no cuentan con elementos, pero no en todos los casos, por lo que se aplica el corrector de Laplace [11], el cual evita que se asigne una probabilidad nula para que no se elimine por completo la probabilidad final.

Aplicando el corrector de Laplace y la ecuación 2 a la Tabla III, se tienen los resultados de las probabilidades conjuntas, que se muestran en la Tabla IV.

Tabla IV.
Probabilidades Conjuntas

P(A1 C _i) Categoría i	P(Requisito Experiencia Docente)		
	menos de 5 años	entre 5 y 10 años	más de 10 años
Asignatura A	1/2	3/8	1/8
Asignatura B	10/19	4/19	5/19
Asociado A	24/55	4/11	1/5
Asociado B	1/3	7/18	5/18
Asociado C	10/19	22/57	5/57
Titular A	4/11	3/11	4/11

P(A2 C _i) Categoría i	P(Requisito Experiencia Profesional)		
	menos de 5 años	entre 5 y 10 años	más de 10 años
Asignatura A	3/8	3/8	1/4
Asignatura B	21/38	6/19	5/38
Asociado A	32/55	4/11	3/55
Asociado B	1/2	5/18	2/9
Asociado C	29/57	6/19	10/57
Titular A	6/11	3/11	2/11

P(A3 C _i) Categoría i	P(Posgrado)	
	Si	No
Asignatura A	1/8	7/8
Asignatura B	1/19	18/19
Asociado A	10/13	3/13
Asociado B	11/15	4/15
Asociado C	5/6	1/6
Titular A	8/11	3/11

P(A4 C _i) Categoría i	P(Perfil Deseable)	
	Si	No
Asignatura A	1/8	7/8
Asignatura B	1/37	36/37
Asociado A	11/13	2/13
Asociado B	3/5	2/5
Asociado C	43/54	11/54
Titular A	7/11	4/11

P(A5 C _i) Categoría i	P(SNI)	
	Si	No
Asignatura A	1/8	7/8
Asignatura B	1/19	18/19
Asociado A	2/55	53/55
Asociado B	1/9	8/9
Asociado C	2/57	55/57
Titular A	4/11	7/11

De igual forma, de la misma Tabla III se obtienen la distribución de probabilidad para cada una de las categorías que se muestran en la Tabla V.

Tabla V
Probabilidades por Categoría

P(CATEGORIA _i)	ASIGNATURA A	ASIGNATURA B	ASOCIADO A	ASOCIADO B	ASOCIADO C	TITULAR A
	A	B	A	B	C	A
	16	38	55	18	57	11
	16/195	38/195	11/39	6/65	19/65	11/195

En la Tabla VI se muestran las 72 combinaciones posibles para las características curriculares del personal académico del TESCO.

IV. RESULTADOS

Con los resultados de las probabilidades conjuntas que se muestran en la Tabla IV se prueba el clasificador, evaluando las probabilidades para los 52 elementos de la base de datos que no se ocuparon para el desarrollo de este.

Se ilustra el cálculo para la alternativa

$$P(C_i | a_{11}, a_{21}, a_{41}, a_{51}, a_{61}) = \alpha$$

$$\propto P(C_i) P(a_{11} | C_i) P(a_{21} | C_i) P(a_{41} | C_i) P(a_{51} | C_i) P(a_{61} | C_i) \quad (3)$$

Donde α es la constancia de proporcionalidad.

Sustituyendo la ecuación (3) para cada una de las alternativas se obtiene

$$\propto \left(\frac{16}{195}\right) \left(\frac{1}{2}\right) \left(\frac{3}{8}\right) \left(\frac{1}{8}\right) \left(\frac{1}{8}\right) \left(\frac{1}{8}\right) = \frac{1}{33280} \propto \quad (4)$$

Asignatura A

$$\propto \left(\frac{38}{195}\right) \left(\frac{10}{19}\right) \left(\frac{21}{38}\right) \left(\frac{1}{19}\right) \left(\frac{1}{37}\right) \left(\frac{1}{19}\right) = \frac{14}{3299179} \propto \quad (5)$$

Asignatura B

$$\propto \left(\frac{11}{39}\right) \left(\frac{24}{55}\right) \left(\frac{32}{55}\right) \left(\frac{10}{13}\right) \left(\frac{11}{13}\right) \left(\frac{2}{55}\right) = 0.0017 \propto \quad (6)$$

Asociado A

$$\propto \left(\frac{6}{65}\right) \left(\frac{1}{3}\right) \left(\frac{1}{2}\right) \left(\frac{11}{15}\right) \left(\frac{3}{5}\right) \left(\frac{1}{9}\right) = \frac{11}{14625} \propto \quad (7)$$

Asociado B

$$\propto \left(\frac{19}{65}\right) \left(\frac{10}{19}\right) \left(\frac{29}{57}\right) \left(\frac{5}{6}\right) \left(\frac{43}{54}\right) \left(\frac{2}{57}\right) = 0.0018 \propto \quad (8)$$

Asociado C

$$\propto \left(\frac{11}{195}\right) \left(\frac{4}{11}\right) \left(\frac{6}{11}\right) \left(\frac{8}{11}\right) \left(\frac{7}{11}\right) \left(\frac{4}{11}\right) = 0.0019 \propto \quad (9)$$

Titular A

Normalizando las ecuaciones anteriores.

$$\propto \left(\frac{1}{33280} + \frac{14}{3299179} + 0.0017 + \frac{11}{14625} + 0.0018 + 0.0019 \right) = \alpha \quad (10)$$

Por lo tanto

$$\alpha = 161.644 \quad (11)$$

Donde α es el valor necesario para que se cumpla la ecuación (10).

Tabla VI
Características Curriculares

	Experiencia Docente	Experiencia Profesional	Posgrado	Perfil Deseable	SNI
1	x < 5	x < 5	S	S	S
2	5 < x < 10	x < 5	S	S	S
3	x > 10	x < 5	S	S	S
4	x < 5	5 < x < 10	S	S	S
5	5 < x < 10	5 < x < 10	S	S	S
6	x > 10	5 < x < 10	S	S	S
7	x < 5	x > 10	S	S	S
8	5 < x < 10	x > 10	S	S	S
9	x > 10	x > 10	S	S	S
10	x < 5	x < 5	NO	S	NO
11	5 < x < 10	x < 5	NO	S	NO
12	x > 10	x < 5	NO	S	NO
13	x < 5	5 < x < 10	NO	S	NO
14	5 < x < 10	5 < x < 10	NO	S	NO
15	x > 10	5 < x < 10	NO	S	NO
16	x < 5	x > 10	NO	S	NO
17	5 < x < 10	x > 10	NO	S	NO
18	x > 10	x > 10	NO	S	NO
19	x < 5	x < 5	S	NO	S
20	5 < x < 10	x < 5	S	NO	S
21	x > 10	x < 5	S	NO	S
22	x < 5	5 < x < 10	S	NO	S
23	5 < x < 10	5 < x < 10	S	NO	S
24	x > 10	5 < x < 10	S	NO	S
25	x < 5	x > 10	S	NO	S
26	5 < x < 10	x > 10	S	NO	S
27	x > 10	x > 10	S	NO	S
28	x < 5	x < 5	NO	NO	NO
29	5 < x < 10	x < 5	NO	NO	NO
30	x > 10	x < 5	NO	NO	NO
31	x < 5	5 < x < 10	NO	NO	NO
32	5 < x < 10	5 < x < 10	NO	NO	NO
33	x > 10	5 < x < 10	NO	NO	NO
34	x < 5	x > 10	NO	NO	NO
35	5 < x < 10	x > 10	NO	NO	NO
36	x > 10	x > 10	NO	NO	NO
37	x < 5	x < 5	S	S	S
38	5 < x < 10	x < 5	S	S	S
39	x > 10	x < 5	S	S	S
40	x < 5	5 < x < 10	S	S	S
41	5 < x < 10	5 < x < 10	S	S	S
42	x > 10	5 < x < 10	S	S	S
43	x < 5	x > 10	S	S	S
44	5 < x < 10	x > 10	S	S	S
45	x > 10	x > 10	S	S	S
46	x < 5	x < 5	NO	S	NO
47	5 < x < 10	x < 5	NO	S	NO
48	x > 10	x < 5	NO	S	NO
49	x < 5	5 < x < 10	NO	S	NO
50	5 < x < 10	5 < x < 10	NO	S	NO
51	x > 10	5 < x < 10	NO	S	NO
52	x < 5	x > 10	NO	S	NO
53	5 < x < 10	x > 10	NO	S	NO
54	x > 10	x > 10	NO	S	NO
55	x < 5	x < 5	S	NO	S
56	5 < x < 10	x < 5	S	NO	S
57	x > 10	x < 5	S	NO	S
58	x < 5	5 < x < 10	S	NO	S
59	5 < x < 10	5 < x < 10	S	NO	S
60	x > 10	5 < x < 10	S	NO	S
61	x < 5	x > 10	S	NO	S
62	5 < x < 10	x > 10	S	NO	S
63	x > 10	x > 10	S	NO	S
64	x < 5	x < 5	NO	NO	NO
65	5 < x < 10	x < 5	NO	NO	NO
66	x > 10	x < 5	NO	NO	NO
67	x < 5	5 < x < 10	NO	NO	NO
68	5 < x < 10	5 < x < 10	NO	NO	NO
69	x > 10	5 < x < 10	NO	NO	NO
70	x < 5	x > 10	NO	NO	NO
71	5 < x < 10	x > 10	NO	NO	NO
72	x > 10	x > 10	NO	NO	NO

Con el valor de α mostrado en la ecuación 11 se obtienen las siguientes probabilidades para cada una de las categorías dependiendo de las características curriculares de la ecuación 3

$$P(\text{Asignatura A} | a_{i1}) \hat{c} = 0.006 \quad (12)$$

$$P(\text{Asignatura B} | a_{i1}) \hat{c} = 0.002 \quad (13)$$

$$P(\text{Asociado A} | a_{i1}) \hat{c} = 0.274 \quad (14)$$

$$P(\text{Asociado B} | a_{i1}) \hat{c} = 0.122 \quad (15)$$

$$P(\text{Asociado C} | a_{i1}) \hat{c} = 0.290 \quad (15)$$

$$P(\text{Titular A} | a_{i1}) \hat{c} = 0.306 \quad (16)$$

Con el procedimiento descrito en la ecuación. 3 a la 16 se aplica a los 52 datos de prueba, obteniendo los resultados que se muestran en la Tabla VII.

Tabla VII
Evaluación del Clasificador

Categoría	Elementos de Prueba	Clasificados Correctamente	Porcentaje
Asignatura A	4	2	50%
Asignatura B	10	4	40%
Asociado A	15	9	60%
Asociado B	4	3	75%
Asociado C	15	8	53%
Titular A	4	2	50%

V. CONCLUSIONES

Se puede observar que el clasificador cuenta con una eficacia promedio superior al 50%, sobre todo en las categorías de Asociado A, B y C. Para que mejore la eficacia del clasificador se debe pedir que se analicen otras características curriculares que permitan dar mayor claridad en la evaluación de prospectos de personal académico para el TESCO.

REFERENCIAS

- [1] Gobierno del Estado de México, "Gaceta de Gobierno", México, 1996. Consultado: oct. 03, 2022. [En línea]. Disponible en: https://legislacion.edomex.gob.mx/ve_periodico_oficial
- [2] C. Malagón Luque, "Clasificadores bayesianos. El algoritmo Naïve Bayes". Consultado: oct. 03, 2022. [En línea]. Disponible http://www.nebrija.es/~cmalagon/inco/Apuntes/bayesian_learning.pdf
- [3] B. Sierra Araujo, "Aprendizaje automático: conceptos básicos y avanzados", Primera., vol. 1. España: Pearson - Prentice Hall, 2006.
- [4] F. de, C. Matemáticas, U. de Posgrado, A. Carlos, y A. Jaimes, "Optimización del clasificador 'Naive Bayes' usando árbol de decisión c4.5" tesis para optar el grado académico de magister en estadística, Universidad Nacional Mayor de San Marcos. 2015.
- [5] D. Nurcahyono, W. P. Putra, A. Najib, y T. R. Tulili, "Analysis sentiment in social media against election using the method naive Bayes", en Journal of Physics: Conference Series, jun. 2020, vol. 1511, núm. 1. doi: 10.1088/1742-6596/1511/1/012003.
- [6] Samsir et al., "Naives Bayes Algorithm for Twitter Sentiment Analysis", en Journal of Physics: Conference Series, jun. 2021, vol. 1933, núm. 1. doi: 10.1088/1742-6596/1933/1/012019.
- [7] P. S. Broos, K. v. Getman, M. S. Povich, L. K. Townsley, E. D. Feigelson, y G. P. Garmire, "A naive bayes source classifier for X-ray

- sources”, *Astrophysical Journal, Supplement Series*, vol. 194, núm. 1, may 2011, doi: 10.1088/0067-0049/194/1/4.
- [8] P. A. Rahayuningsih, R. Maulana, W. Irmayani, D. Saputra, y D. Purwaningtias, “*Feature Dependent Naïve Bayes for Network Intrusion Detection System*”, en *Journal of Physics: Conference Series*, nov. 2020, vol. 1641, núm. 1. doi: 10.1088/1742-6596/1641/1/012023.
- [9] Z. A. Abutiheen, A. H. Aliwy, y K. B. S. Aljanabi, “*Arabic text classification using master-slaves technique*”, en *Journal of Physics: Conference Series*, jun. 2018, vol. 1032, núm. 1. doi: 10.1088/1742-6596/1032/1/012052.
- [10] Tecnológico nacional de México, “*Lineamientos que establecen los requisitos y condiciones que debe reunir el personal académico que imparte planes y programas de estudio en los institutos tecnológicos descentralizados*”, Consultado: oct. 03, 2022. [En línea]. Disponible en: <http://www.dgest.gob.mx/itd/academica-ditd>.
- [11] TeamUNO blog A project from a data scientists team, “*Naive Bayes como herramienta contra la agregación y segregación de datos*”, Consultado: oct. 03, 2022. [En línea]. Disponible en: <http://teamuno.github.io/2015/07/12/uso-naive-bayes/#:~:text=Recorde mos%20que%20la%20correcci%C3%B3n%20de,por%20completo%20la%20probabilidad%20final,> nov. 02, 2022.