



Acceso al sistema financiero de microempresas con actividad económica en situación de informalidad en plazas de mercado públicas en Bogotá D.C

Presentado por:

Beisner Elipson Arboleda Palacios

Maestría en Finanzas Corporativas

Colegio de Estudios Superiores de Administración-CESA

Bogotá D.C.

2023

Acceso al sistema financiero de microempresas con actividad económica en situación de informalidad en plazas de mercado públicas en Bogotá D.C

Presentado por:

Beisner Elipson Arboleda Palacios

Director

Humberto Omar Valverde Taborga

Maestría en Finanzas Corporativas

Colegio de Estudios Superiores de Administración-CESA

Bogotá D.C.

2023

Tabla de contenido

1. PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN	7
1.1 Planteamiento del problema	7
1.2 Justificación.	17
1.3 Pregunta de investigación.	21
1.3.1 Preguntas secundarias	21
2. HIPÓTESIS	22
3. OBJETIVOS	22
3.1 Objetivo General	22
3.2 Objetivos específicos.	23
4. ESTADO DEL ARTE	23
5. MARCO TEÓRICO.	26
5.1 Sistema financiero colombiano.	26
5.2 Crédito o préstamo.	26
5.3 Evaluación crediticia.	27
5.4 Machine Learning.	27
5.4.1 Regresión logística.	27
5.4.2 Support Vector Machine (SVM).	28
5.4.3 Redes neuronales.	28
5.4.4 Árboles de decisión.	28
5.5 Variable Dicotómica o Dummy.	29
6. METODOLOGÍA.	30
6.1 Score Crediticio.	31
6.2 Test de Chi-Cuadrado.	31
6.3 Weight of Evidence (WOE).	32
7. RESULTADOS ESPERADOS.	33

8. REALIZACIÓN DE LAS PREDICCIONES PARA EL OTORGAMIENTO DE CRÉDITOS.....	33
8.1 Determinación de tipos de clientes.....	33
8.2 validación de datos.	35
9. DETERMINACIÓN DE LA POSIBILIDAD DE OTORGAMIENTO DE CRÉDITOS A BENEFICIARIOS DE PLAZAS DE MERCADO EN BOGOTÁ.....	43
9.1 Técnicas de modelación Machine Learning-Árboles de decisión.	43
9.1.1 Análisis de los resultados del árbol de decisión.	52
9.2 Técnicas de modelación Machine Learning-Redes neuronales.	54
9.2.1 Análisis de los resultados de redes neuronales.....	61
10. Conclusiones.	62
11. Bibliografía	64

Índice de Ilustraciones

Ilustración 1 Tasa de empleo en situación de informalidad en el mundo con cierre en el 2021.	7
Ilustración 2 Porcentaje de informalidad en América Latina.....	8
Ilustración 3 Proporción de la población ocupada informal.....	9
Ilustración 4. Veces que se cruzan las variables tipología contrato o, de hecho, con las edades de la mora.....	40
Ilustración 5 Veces que se cruzan las variables centro con las edades de la mora	41
Ilustración 6 Veces que se cruzan las variables periodo con las edades de la mora	42
Ilustración 7 Árbol de decisión	46
Ilustración 8 Importancia normalizada.....	52
Ilustración 9 Redes neuronales.....	57
Ilustración 10 Variable dependiente.....	60

Índice de tablas

Tabla 1	Comportamiento de la cartera del Ipes con corte a 31 de julio 2022.....	15
Tabla 2	Situación financiera del Ipes con corte a 31 de julio 2022	16
Tabla 3	Método de amortización alemán	18
Tabla 4	Método de amortización alemán	19
Tabla 5	Método de amortización utilizado por Paga diarios	20
Tabla 6	Método de amortización utilizado por Paga diarios	20
Tabla 7	Clasificación de tipo de clientes	34
Tabla 8	Variables utilizadas para en la investigación	35
Tabla 9	Estadísticos	37
Tabla 10	Edades	38
Tabla 11	Resultados de validación de la base de datos en SPSS	38
Tabla 12	Análisis base de datos cuantitativos.....	39
Tabla 13	Análisis resultados del modelo	44
Tabla 14	Probabilidades previas	45
Tabla 15	Costes de clasificación errónea.....	46
Tabla 16	Riesgo	48
Tabla 17	Clasificación	49
Tabla 18	Clasificación pronostico.....	50
Tabla 19	Importancia de las variables independientes.....	51
Tabla 20	Resumen del procesamiento de los casos	55
Tabla 21	Información sobre la red	56
Tabla 22	Resumen del modelo.....	58
Tabla 23	Clasificación	59
Tabla 24	Área debajo de la curva.....	61

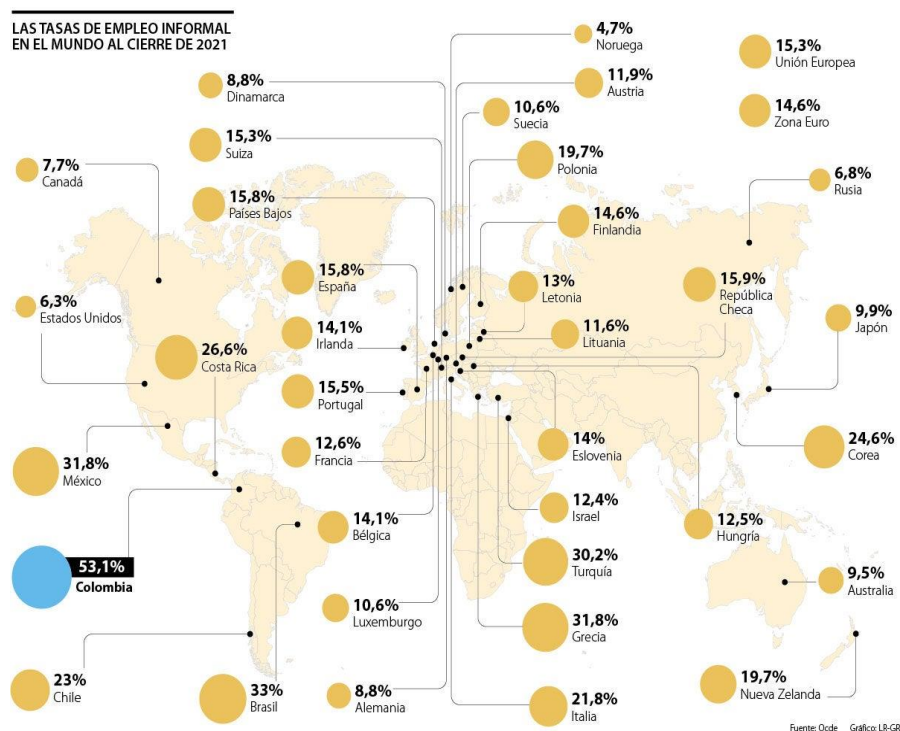
1. Problema de investigación

1.1 Planteamiento del problema

A finales de la vigencia 2021, Colombia resulta ser el país con la mayor tasa de empleo en situación de informalidad en el mundo, con el 53%, le sigue Brasil con una tasa del 33%, México con el 31,8% y Grecia con el 31,8% (La República, 2022). A continuación, se ilustra mediante imagen la tasa de empleo en situación de informalidad en el mundo con cierre en el 2021.

Ilustración 1

Tasa de empleo en situación de informalidad en el mundo con cierre en el 2021.

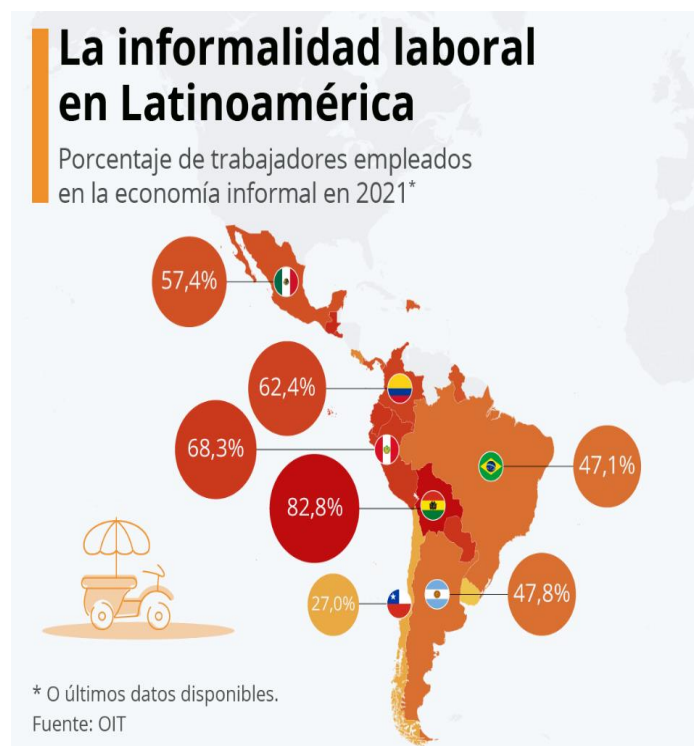


Nota. Imagen tomada de larepublica.co

En los países subdesarrollados, los trabajos en situación de informalidad corresponden a más del 70% de los empleos totales y en su conjunto representan un tercio del producto interno bruto, lo que imposibilita que estos países puedan disponer fiscalmente de los recursos necesarios para impulsar su economía en medio de la crisis que se padece, producto de la pandemia producida por el COVID 19; este fenómeno de informalidad repercute fuertemente en países como Guatemala y Honduras puesto que cuatro (4) de cada cinco (5) trabajadores realizan sus actividades en el sector informal (Banco Mundial, 2021).

Ilustración 2

Porcentaje de informalidad en América Latina



Nota. Imagen tomada del portal alemán de estadística Statista

Para realizar una adecuada medición sobre la proporcionalidad de trabajadores informales se deben tener en cuenta variables como el registro en cámara de comercio de las

empresas donde se labora, la determinación de que, si las empresas llevan contabilidad entre otras variables, en Colombia en el trimestre julio-septiembre 2022 la proporción de ocupación o de trabajadores informales ascendió al 58.3% para el total nacional (Departamento Administrativo Nacional de Estadística-DANE, 2022).

Ilustración 3

Proporción de la población ocupada informal

Proporción de población ocupada informal			
Dominio	Julio - septiembre 2022	Julio- septiembre 2021	Diferencia
Total nacional	58,3	59,9	-1,6
13 Ciudades y A.M.	44,0	45,3	-1,4
23 Ciudades y A.M.	45,3	46,8	-1,5

Nota. Imagen tomada de dane.gov.co

Colombia presenta un alto porcentaje de empresas que se encuentran en situación de informalidad “alrededor del 75% de las microempresas no están registradas y el nivel de cumplimiento de otras dimensiones de formalidad es aún menor, como por ejemplo la contratación laboral o la declaración y pago de impuestos” (Planeación, 2019).

Para la realización de esta investigación solicité información a la subdirección administrativa y financiera del Instituto para la economía social-IPES, sobre los microempresarios en situación de informalidad en plazas de mercado en Bogotá y por medio de ella pude analizar que según el Instituto, Bogotá D.C cuenta con 2.407 microempresarios debidamente identificados por la Entidad con actividad económica en situación de

informalidad; al encontrarse en situación de informalidad, presentan inconvenientes para el acceso al sector financiero como forma de apalancamiento debido a los requisitos actuales para el otorgamiento de créditos; las microempresas con actividad económica en situación de informalidad viven del día a día y por ende no cumplen con los requisitos establecidos por las entidades financieras, lo que ocasiona la obtención del apalancamiento informal.

La informalidad trae consigo un problema fiscal, además se crea la premisa de que las empresas informales son menos eficientes quizá por la falta de acceso al crédito (Scheinkman & Paula, 2007).

El apalancamiento informal trae consigo altos costos que retrasan el crecimiento y la competitividad de las empresas, lo que tiende a afectar a los hogares debido a que las empresas posiblemente se ven obligadas a prescindir de trabajadores, buscando equilibrar de alguna manera el déficit generado por los altos costos en consecuencia de la aceptación de créditos con tasas que superan la tasa de usura establecida por el gobierno nacional; en Colombia la economía del país es empujada en más de un 50% por las micros y pequeñas empresas, lo que traduce que la economía en cierta medida se encuentra ingresando a un grado de informalidad de la cual sólo se beneficia el capitalismo. (Naranjo, 2007)

Con la finalidad de mantener un buen funcionamiento en las empresas y adecuado crecimiento en términos de infraestructura y operación, una de las principales estrategias es la solicitud y obtención de créditos con tasas razonables en el sector financiero, sin embargo, acceder a esos créditos no resultada fácil para microempresarios debido a que no cuentan con las garantías ni documentos exigidos para acceder a ellos. (Alvarado, y otros, 2001). Lo enunciado con anterioridad es una de las causas por las cuales los microempresarios acceden a

créditos de prestamistas informales, arriesgándose a no tener cómo cumplir con la obligación debido a los altos costos que éstos generan.

En un entorno con mejores políticas para el acceso a créditos “el empresario elige al prestamista que cobra la tasa más baja”. (Cantillo & Wright, 2000). Sin embargo, debido a todas las barreras de acceso al sistema financiero para microempresarios, ellos no eligen al prestamista con la tasa de interés más baja, sino al que les toca conforme lo establecido con antelación.

Colombia es un país emprendedor, sin embargo, la falta de oportunidades de acceso al sistema financiero formal dilata la conformación de una estructura operativamente sólida. Sin importar el nivel de estudios que tengan los emprendedores, haciendo una comparativa entre los empresarios empíricos y los empresarios con estudios universitarios, sus principales problemas se presentan por las dificultades para acceder al mercado, es decir, la consecución de clientes y al financiamiento empresarial. (Matíz & Fracica, 2011).

Los créditos otorgados por prestamistas informales rayan en la ilegalidad, por lo tanto en la eventualidad en que los usuarios de estos créditos no cumplan en sus pagos, los prestamistas informales no pueden acudir a instancias legales para exigir el pago de las obligaciones por tratarse de créditos que no cumplen con las políticas establecidas por el gobierno, para ejercer presión en el pago los prestamistas informales optan por generar daño físico y amenazar a los usuarios; debido a la sanción social puesto que no es bien visto que se acuda a prestamistas informales, los usuarios optan por no identificar a las personas que se

dedican a ese negocio y por lo tanto no se tiene una estadística real de la cantidad otorgada de créditos informales para las empresas. (Raccanello, 2008).

Los prestamistas informales en cierta medida llevan una ventaja frente a los bancos en términos de inmediatez, debido a que ellos no requieren un estudio del historial crediticio de sus clientes y el desembolso suele realizarse de forma inmediata, esta es una de las situaciones que hace que muchas empresas decidan adquirir créditos con ese tipo de prestamistas. (Madestam, 2013).

En términos macroeconómicos el acceso a créditos en el sector financiero puede contribuir al desarrollo de los países y ayuda a la disminución en cierta medida de índices de desempleo puesto que las empresas pueden utilizar los recursos crediticios como un medio de crecimiento. (Cano, Esguerra, García, Rueda, & Velasco, 2014).

Al analizar la información suministrada por el Instituto para la economía social-IPES por medio de su página web, pude determinar que es Instituto en mención es la entidad distrital encargada de brindar alternativas productivas a la población de la economía informal, en aras de brindar alternativas, el IPES otorga la utilización del espacio público a vendedores informales, a cambio del pago de cuotas de sostenimiento por el uso y aprovechamiento económico del espacio público. Para el pago conforme con las cuotas de sostenimiento se establecieron unas tarifas determinadas mediante la resolución 294 de 2020, la cual establece lo siguiente:

Por la cual se modifica la resolución 391 de 2018 en lo relacionado con la metodología para la definición de tarifas de las plazas de mercado a cargo del Instituto para la Economía Social-IPES. 4.1.5. Modelo tarifario general para plazas de mercado. Teniendo en cuenta el análisis presentado en el anexo técnico, la ecuación propuesta para el cálculo de la tarifa que pagarán los puntos de venta en las plazas de mercado es la siguiente. (Instituto para la economía social-IPES, 2020, 18 de septiembre, pág. 14)

$$\text{VRM} = (\text{m}2 * \text{CMO}i * \text{SMMLV}) (1 + (\Sigma \beta o \text{Xi})).$$

VRM: Valor de la retribución mensual.

m2: Área que ocupa el punto de venta medida en metros cuadrados.

CMO_i: Valor del costo de mantenimiento y operación por metro cuadrado, diferenciado por categoría en plaza así:

- Plaza tipo AA: CMO igual a 0,058826 SMMLV
- Plaza tipo A: CMO igual a 0,037634 SMMLV
- Plaza tipo B: CMO igual a 0,022204 SMMLV
- Plaza tipo C: CMO igual a 0,013548 SMMLV
- Plaza tipo D: CMO igual a 0,005645 SMMLV

Xi: Matriz de variables.

- Ubicación.
- Actividad.
- Tipo de plaza.

- Tipo de espacio.

β_0 : Matriz de parámetros representados por:

- β_1 : Parámetro de variable “ubicación”
- β_2 : Parámetro de variable “actividad”
- β_3 : Parámetro de variable “tipo de plaza”
- β_4 : Parámetro de variable “tipo de espacio”

El valor de referencia CMO, está expresado en SMMLV. Los ajustes periódicos a estas tarifas, una vez calculadas, se realizarán de acuerdo con la variación del salario mínimo mensual legal vigente (SMMLV).

Teniendo en cuenta lo anterior, la cartera de la Entidad conforme con el pago de la cuota de sostenimiento por el uso del espacio público en las plazas de mercado, con corte a 31 de julio 2022 asciende a \$9.882.522.176 así:

Tabla 1

Comportamiento de la cartera del Ipes con corte a 31 de julio 2022

Plaza	LEGALIZADO				OCUPACIÓN INDEBIDA				Total
	<=900 días	901-1800 días	>1800 días	Total Legaliz	<=900 días	901-1800 días	>1800 días	Total Ocupa	
LAS CRUCES	35.524.346	49.121.439	43.475.724	128.121.509	8.777.190	8.812.936	16.163.804	33.753.930	161.875.439
LA PERSEVERANCIA	70.783.985	43.788.190	82.802.826	197.375.001	1.786.901			1.786.901	199.161.902
EL CARMEN	14.433.024	18.866.305	9.680.445	42.979.774	15.638.604	9.724.943	16.656.059	42.019.606	84.999.380
SAN CARLOS	45.683.765	31.741.594	12.727.129	90.152.488	3.182.736	5.229.230	603.844	9.015.810	99.168.298
SAN BENITO	13.924.494	11.045.749	65.124.928	90.095.171		750.217	5.151.015	5.901.232	95.996.403
KENNEDY	196.844.590	132.208.737	153.695.722	482.749.049	30.605.646	33.489.016	30.892.081	94.986.743	577.735.792
FONTIBON	313.091.707	281.678.752	1.025.648.470	1.620.418.929	20.337.163	19.319.861	70.778.623	110.435.647	1.730.854.576
LAS FERIAS	179.477.455	67.201.996	266.419.378	513.098.829	26.394.046	5.803.761	17.455.168	49.652.975	562.751.804
QUIRIGUA	121.614.327	48.966.793	30.780.525	201.361.645	251.185		90.488	341.673	201.703.318
BOYACA REAL	296.168	2.254.128	502.200	3.052.496	815.432	1.922.386	1.573.806	4.311.624	7.364.120
SIETE DE AGOSTO	412.473.303	205.092.802	356.311.071	973.877.176	110.139.517	94.473.034	126.433.136	331.045.687	1.304.922.863
DOCE DE OCTUBRE	115.904.152	104.511.345	152.804.977	373.220.474	22.397.829	3.808.359	9.308.572	35.514.760	408.735.234
SAMPER MENDOZA	141.356.049	87.572.813	45.846.308	274.775.170	21.113.559	311.709	310.210	21.735.478	296.510.648
CARLOS E.RESTREPO	438.889.842	128.453.682	391.392.952	958.736.476	397.987.376	337.223.881	899.335.173	1.634.546.430	2.593.282.906
SANTANDER	118.675.807	114.706.114	188.648.359	422.030.280	2.977.464	2.207.735	9.194.343	14.379.542	436.409.822
TRINIDAD GALAN	132.284.221	67.164.680	150.691.573	350.140.474	8.169.868		2.832.422	11.002.290	361.142.764
LA CONCORDIA	58.486.680	7.216.973	62.565.044	128.268.697			609.644	609.644	128.878.341
LOS LUCEROS	26.615.825	15.332.349	103.113.877	145.062.051			29.390	29.390	145.091.441
VEINTE DE JULIO	256.675.503	67.535.380	65.700.815	389.911.698	72.877.644	8.981.481	14.166.302	96.025.427	485.937.125
Totales	2.693.035.243	1.484.459.821	3.207.932.323	7.385.427.387	743.452.160	532.058.549	1.221.584.080	2.497.094.789	9.882.522.176

<=900 días	3.436.487.403	901-1800 días	2.016.518.370	>1800 días	4.429.516.403	TOTAL	9.882.522.176
----------------------	---------------	----------------------	---------------	----------------------	---------------	--------------	----------------------

Nota. Elaboración propia a través de la información de la cartera del Ipes con corte a 31 de julio 2022

Lo anterior demuestra la necesidad por parte de la Entidad de que vendedores informales puedan llegar a acceder a créditos para poder apalancar sus pequeñas empresas y dejar de depender de ella.

Al realizar una revisión y análisis de la situación financiera del IPES conforme con los gastos incurridos, con la finalidad de mantener en operabilidad las plazas de mercado públicas en Bogotá frente a los ingresos por su operación, se evidencia la siguiente situación:

Tabla 2

Situación financiera del Ipes con corte a 31 de julio 2022

PLAZAS DE MERCADO		INGRESOS OPERACIONALES Cuenta 41		GASTOS OPERACIONALES Cuenta 51		PÉRDIDA OPERACIONAL		Pérdida como % del Ingreso	PARTICIPACIÓN PÉRDIDA VIGENCIA 2022
NOMBRE	CODIGO	A JULIO 2022	%	A JULIO 2022	%	A JULIO 2022			
CARLOS E. RESTREPO	2414	\$ 594.025.352	27%	\$ 671.676.156	12%	-\$ 77.650.804	-13%		2%
FONTIBON	2407	\$ 151.042.132	7%	\$ 296.787.737	5%	-\$ 145.745.605	-96%		4%
VEINTE DE JULIO	2419	\$ 167.786.295	8%	\$ 532.778.242	10%	-\$ 364.991.947	-218%		11%
SIETE DE AGOSTO	2411	\$ 158.869.749	7%	\$ 350.290.575	6%	-\$ 191.420.826	-120%		6%
LAS FERIAS	2408	\$ 167.461.750	8%	\$ 416.050.188	7%	-\$ 248.588.438	-148%		7%
KENNEDY	2406	\$ 123.400.873	6%	\$ 330.583.128	6%	-\$ 207.182.255	-168%		6%
QUIRIGUA	2409	\$ 108.495.804	5%	\$ 324.519.373	6%	-\$ 216.023.569	-199%		6%
TRINIDAD GALAN	2416	\$ 117.932.329	5%	\$ 191.332.972	3%	-\$ 73.400.643	-62%		2%
SAMPER MENDOZA	2413	\$ 195.575.731	9%	\$ 377.174.355	7%	-\$ 181.598.624	-93%		5%
SANTANDER	2415	\$ 82.119.091	4%	\$ 335.201.417	6%	-\$ 253.082.326	-308%		7%
DOCE DE OCTUBRE	2412	\$ 78.609.217	4%	\$ 372.566.489	7%	-\$ 293.957.272	-374%		9%
LOS LUCEROS	2418	\$ 1.475.190	0%	\$ 81.544.359	1%	-\$ 80.069.169	-5428%		2%
SAN BENITO	2405	\$ 10.957.780	1%	\$ 92.083.183	2%	-\$ 81.125.403	-740%		2%
LA PERSEVERANCIA	2402	\$ 51.948.078	2%	\$ 334.086.008	6%	-\$ 282.137.930	-543%		8%
EL CARMEN	2403	\$ 4.514.858	0%	\$ 100.393.828	2%	-\$ 95.878.970	-2124%		3%
LAS CRUCES	2401	\$ 5.237.936	0%	\$ 291.089.950	5%	-\$ 285.852.014	-5457%		8%
SAN CARLOS	2404	\$ 6.333.730	0%	\$ 97.895.527	2%	-\$ 91.561.797	-1446%		3%
LA CONCORDIA	2417	\$ 150.821.502	7%	\$ 321.818.209	6%	-\$ 170.996.707	-113%		5%
BOYACA REAL	2410	\$ 746.392	0%	\$ 63.397.543	1%	-\$ 62.651.151	-8394%		2%
TOTALES		\$ 2.177.353.789	100%	\$ 5.581.269.238	100%	-\$ 3.403.915.449	-156%		100%

Nota. Elaboración propia a través de la información descargada del aplicativo GOOBI.

(GOOBI es el aplicativo administrativo y financiero del Ipes)

Como se muestra en los resultados con corte a 31 de julio 2022, el Instituto para la economía social-IPES, presenta una pérdida de más de 3 mil millones de pesos y resulta necesario establecer alternativas de financiación para vendedores informales, con la finalidad de que los recursos asignados a la Entidad no se destinen en su mayoría para el funcionamiento de las plazas de mercado y los vendedores informales puedan apalancarse para el crecimiento de sus negocios.

1.2 Justificación.

Esta investigación es de gran importancia, puesto que servirá para conocer las perspectivas que tienen los clientes o usuarios frente al sector financiero y prestamistas informales; además determinar el grado de crecimiento de empresas con acceso al sector financiero y empresas que no cuentan con créditos en el sistema financiero convencional para su apalancamiento. Con esta investigación se busca analizar los requisitos de acceso al sector financiero con la finalidad de establecer una propuesta que contribuya a desarrollar metodologías de evaluación para microempresarios, en las cuales de acuerdo a las condiciones de cada microempresario le aplique un sistema de evaluación para el acceso a créditos, con dicho acceso ser más competitivos frente al mercado y permita disminuir los costos generados por la obtención de créditos con prestamistas informales, conforme con las empresas que utilizan esos medios para apalancarse.

Dentro de la propuesta a realizar se tiene estipulado el establecimiento de mecanismos de calificación que incluya variables como el comportamiento del pago de la cuota de sostenimiento por el uso del espacio público, como herramienta de medición para el otorgamiento de créditos en el sistema financiero convencional, puesto que en la banca tradicional se presenta la calificación para el otorgamiento o no de créditos basada en la metodología denominada Scoring, sin embargo, esta metodología presenta algunas limitaciones puesto que en algunas ocasiones la información disponible no es completamente verás o resulta ser incompleta, lo que no permite el acceso al crédito y en muchas ocasiones el solicitante no presenta historial crediticio. (Rodríguez & Venegas, 2021).

A continuación, se ilustran las condiciones referentes a créditos otorgados con entidades financieras y con prestamistas informales.

Crédito otorgado por entidad financiera.

Tabla 3

Método de amortización alemán

Obligación	Tasa de interés mensual	Plazo	Forma de pago
\$3.000.000	1,2%	12 meses	Mensual Anticipado

Nota. Elaboración propia

Tabla de Amortización

Tabla 4

Método de amortización alemán

Plazo	Obligación	Capital	Interés	Capital + interés
0	3.000.000	-	36.000	36.000
1	2.750.000	250.000	33.000	283.000
2	2.500.000	250.000	30.000	280.000
3	2.250.000	250.000	27.000	277.000
4	2.000.000	250.000	24.000	274.000
5	1.750.000	250.000	21.000	271.000
6	1.500.000	250.000	18.000	268.000
7	1.250.000	250.000	15.000	265.000
8	1.000.000	250.000	12.000	262.000
9	750.000	250.000	9.000	259.000
10	500.000	250.000	6.000	256.000
11	250.000	250.000	3.000	253.000
12	-	250.000	-	250.000
TOTAL			234.000	3.234.000

Nota. Elaboración propia

Crédito otorgado por prestamistas informales.

Tabla 5

Método de amortización utilizado por Paga diarios

Obligación	Tasa de interés mensual	Plazo	Forma de pago
\$3.000.000	6%	12 meses	Mensual Anticipado

Nota. Elaboración propia

Tabla de Amortización

Tabla 6

Método de amortización utilizado por Paga diarios

Mes	Obligación	Abono	Capital	Interés	Totales
1	3.000.000	-	3.000.000	180.000	
2	3.000.000	-	3.000.000	180.000	
3	3.000.000	-	3.000.000	180.000	
4	3.000.000	-	3.000.000	180.000	
5	3.000.000	1.000.000	2.000.000	120.000	
6	2.000.000	500.000	1.500.000	90.000	
7	1.500.000	-	1.500.000	90.000	
8	1.500.000	700.000	800.000	48.000	

9	800.000	-	800.000	48.000	
10	800.000	400.000	400.000	24.000	
11	400.000	-	400.000	24.000	
12	400.000	400.000	-	24.000	
	Total	3.000.000		1.188.000	\$4.188.000

Nota. Elaboración propia

Teniendo en cuenta las anteriores tablas de amortización las cuales ilustran el comportamiento de créditos en las dos modalidades enunciadas en este proceso de investigación, se evidencia que con el acceso al sector financiero se podría pagar sólo el 20% del total pagado en intereses con respecto a la utilización de créditos con prestamistas informales. Lo anterior detalla en gran medida la necesidad de establecer mecanismos de acceso al sistema financiero, por parte de microempresarios y con ello dejar de lado los altos costos incurridos por empresas que utilizan los servicios de prestamistas informales para poder apalancarse y tratar de competir en el mercado.

1.3 Pregunta de investigación.

¿Cómo contribuir con la implementación de mecanismos que permitan el acceso al sistema financiero por parte de microempresarios en situación de informalidad en plazas de mercado en Bogotá?

1.3.1 Preguntas secundarias.

¿Cuáles son los requisitos de acceso al sistema financiero?

¿Qué mecanismos podrían implementarse para contribuir con el acceso al sistema financiero de microempresarios en situación de informalidad en plazas de mercado en Bogotá?

2. HIPÓTESIS.

Con el desarrollo de un nuevo mecanismo de análisis, como el comportamiento de pago de la cuota de sostenimiento por uso y aprovechamiento económico y con el establecimiento de propuestas de acuerdo con el análisis realizado conforme con los requisitos de acceso al sistema financiero, en las cuales se detalla que la inclusión financiera se realiza con la implementación de nuevos mecanismos de análisis, los microempresarios podrán acceder al sector financiero convencional.

3. OBJETIVOS

3.1 Objetivo General

Establecer una propuesta determinada por los resultados de los análisis realizados sobre el comportamiento de pago de la cuota de sostenimiento económico, que contribuya al acceso de microempresarios con actividad económica en situación de informalidad al sector financiero, que de acuerdo con las condiciones de cada microempresario aplique un sistema de evaluación para el otorgamiento de créditos.

3.2 Objetivos específicos.

- Identificar los requisitos para el otorgamiento de créditos en el sector financiero.
- Establecer un mecanismo de evaluación para el otorgamiento de créditos que aplique según las condiciones del solicitante.
- Determinar el impacto generado en las microempresas al no poder acceder al sector financiero.
- Comparar en términos de rentabilidad empresas con acceso al sector financiero y empresas sin créditos del sector financiero.
- Verificar el grado de crecimiento y competencia de microempresas sin acceso al sector financiero.
- Establecer una propuesta que contribuya al otorgamiento de créditos a microempresarios en situación de informalidad en las plazas de mercado públicas en Bogotá.

4. ESTADO DEL ARTE

Esta investigación se encuentra encaminada a determinar mecanismos que ayuden a la inclusión financiera por parte de microempresarios en situación de informalidad, dado que por regla general de riesgo y debido al no cumplimiento de los requisitos establecidos por las entidades financieras, se les dificulta el acceso a créditos.

Según Rodríguez y Venegas (2021) en su trabajo reducción de la brecha de crédito en México en un ambiente de incertidumbre generada por la pandemia COVID-19: Un enfoque de ciencia de datos (machine learning), se determina perfeccionar el target de entidades financieras con la elaboración de modelos de riesgo de crédito, aludiendo a que cuando se

obtiene una mayor rentabilidad, tiende a aumentar el apetito del riesgo y eso permitiría aumentar el grado de inclusión financiera.

Según Basulto (2018) en su trabajo denominado modelo de Credit Scoring para el otorgamiento de microcréditos en Guantánamo, desarrolló un modelo de riesgo de crédito basado en técnicas paramétricas de regresión logística múltiple y binaria.

Según Aceituno (2019) en su trabajo denominado modelo predictivo del análisis de riesgo crediticio usando Machine Learning en una entidad del sector micro financiero, se realiza una comparación conforme con los modelos Artificial Neural Network, Regresión Logística, Random Forest, Support Vector Machine, Decisión Tree y K-Nearest Neighbor para determinar cuál de ellos reduce el nivel de riesgo para el otorgamiento de crédito.

Dominguez y Morales (2017) en su investigación denominada predicción del riesgo de morosidad en microcréditos, mediante técnicas de simulación utilizando la metodología de regresión logística incluyen características de clientes y demuestra cómo dichas técnicas sirven de herramientas para la toma de decisiones para el otorgamiento de créditos.

Según Mésen y Garita (2012) en su trabajo denominado metodología para determinar el acceso a créditos de las microempresas, desarrollan técnicas las cuales arrojan información relevante, conforme con las características que presentan las microempresas y microempresarios que tienen alto grado de acceso al sector financiero.

Según Ramirez, Mungaray, & Guzman (2009) en su trabajo denominado restricciones de liquidez en microempresas y la importancia del financiamiento informal en baja California,

desarrollaron un modelo con la finalidad de comprobar la hipótesis de restricción de liquidez de las empresas en situación de informalidad lo que las aleja del sector financiero convencional, el modelo desarrollado acepta la hipótesis, sin embargo, existe un porcentaje de empresas que aunque presentan restricciones para el acceso al sistema financiero convencional rechazan la hipótesis, puesto que están supliendo sus necesidades empresariales con recursos externos.

Según Jimenez (2014) en su artículo denominado nuevas modalidades de financiación para microempresas, determina la existencia de fuentes de financiación diferentes al crédito bancario dentro de ellas se destacan el renting, los crowd ángel, los ordering etc.

Según Herrán (2009) en su trabajo evaluación crediticia aplicando un modelo de credit scoring en el ámbito microempresarial: Caso CMAC Paita, estimó la probabilidad de incumplimiento de pago utilizando la metodología credit scoring.

Según Mendizabal, Mitxeo, Olasolo, & Zubia (2000) en su trabajo denominado Reflexiones sobre el origen y las implicaciones de la exclusión financiera, determina que la exclusión financiera finalmente traduce una forma de exclusión social puesto que la obtención de productos bancarios se ha convertido en una necesidad social con la finalidad de llevar una vida normal, determinada a través de la interacción, el empleo y el consumo.

Según Comisión económica para América Latina y el Caribe (1996) en su publicación denominada Equidad y Transformación Productiva: Un enfoque integrado, determina que resulta fundamental apoyar a las microempresas o empresas informales de una forma permanente en temas de capacitación con la finalidad de en algún momento puedan llegar a tener las mismas capacidades que las grandes empresas y por ende tener una mayor equidad.

5. MARCO TEÓRICO.

5.1 Sistema financiero colombiano.

El sistema financiero colombiano se encuentra estructurado o conformado mediante la existencia de establecimientos crediticios, Entidades de servicios financieros y financiamiento, además existen otras Entidades financieras, las cuales se agrupan con la finalidad de formar la figura de conglomerados, después de la crisis financiera de los años noventa, las Entidades financieras se han fortalecido debido a las políticas restrictivas del sistema financiero y con la ayuda de las políticas del gobierno nacional y la superintendencia financiera de Colombia, las cuales han contribuido o reflejan unos mejores indicadores de rentabilidad, riesgo y solvencia; el sistema financiero funciona realizando las actividades de captación, colocación y servicio. (Banco de la República de Colombia, 2021 s.f.).

5.2 Crédito o préstamo.

Conforme con el diccionario de la real academia española, préstamo es la acción de entregar algo de valor para alguno de los intervinientes para que sea utilizado y luego devuelto; normalmente se conocen dos tipos de préstamos: el de uso, que consiste en transferir el uso del artículo entregado existiendo la obligación de devolución de dicho artículo una vez se ha utilizado, y el préstamo de consumo en el cual la transferencia se da de la propiedad del artículo o bien, el cual es entregado para ser consumido con la condición de devolver un artículo con las mismas calidades y normalmente cantidades del artículo entregado a modo de préstamo. (Huertas, 2016).

Según Guajardo (1991) el crédito es una herramienta o estrategia la cual presenta un determinado valor actual, el cual puede ser determinado en dinero, producto o servicio, que se valora partiendo de la premisa de que haya confianza y con la condición de devolver un valor equivalente en el futuro y la posibilidad de establecer un interés.

5.3 Evaluación crediticia.

Según Chaves (2017) la evaluación crediticia consiste en el establecimiento de procedimientos que tiene por objetivo validar la capacidad de pago del solicitante del crédito; con la finalidad de establecer la capacidad de pago se analizan los historiales crediticios en centrales de riesgos, realizan análisis de estados financieros y se estudian las garantías presentadas por el solicitante del crédito para su otorgamiento. La evaluación consiste en la metodología establecida para el estudio de las matrices DOFA en las empresas, con esta se evalúa el entorno de ellas, incluyendo su base legal, políticas, estructura organizacional y controles que pueden servir de referencia para el otorgamiento o negación de la solicitud de créditos. (Fleiman, 2007 citado en Chaves, 2017).

5.4 Machine Learning.

5.4.1 Regresión logística.

La regresión logística resulta ser un algoritmo de clasificación de aprendizaje supervisado en la cual se establece o se determina una relación entre variables independientes representadas por el conjunto $X = \{x(1), x(2), x(3), \dots, x(i), \dots, x(m)\}$ y una variable dependiente conocida con Y , la regresión logística resulta ser uno de los modelos de

clasificación existentes más reconocidos y utilizados conforme con los análisis realizados relacionados con el riesgo de crédito. (Ng, 2018 citado en Aceituno, 2019).

5.4.2 Support Vector Machine (SVM).

Este algoritmo de aprendizaje supervisado se encuentra clasificado como binario, esto quiere decir que las etiquetas utilizadas para su clasificación deben ser 0 ó 1, verdadero o falso, amarillo o rojo, se determina que este algoritmo utiliza enfoques diferentes al probabilístico, que le permite establecer su razonamiento de una forma geométrica basadas en productos internos y proyecciones. (Deisenroth et al., 2019 citado en Aceituno, 2019).

5.4.3 Redes neuronales.

Las redes neuronales presentan la habilidad de analizar bases de datos que pueden presentar ruido o que posiblemente estén incompletas, funcionan a través de la emisión de señales por medio de nodos, las señales que emite son de entrada, salida y la función de aprendizaje a través del cual se realiza su retroalimentación sistemática (Rodríguez & Venegas, 2021).

5.4.4 Árboles de decisión.

Los árboles de decisión pueden llegar a establecerse a través de hojas, nodos y ramas, son utilizados como algoritmos para clasificar, fraccionando conjuntos de datos con la finalidad de maximizar las diferencias existentes de la variable dependientes; el primer elemento del

árbol decisión se denomina nodo y en este se establece la variable de mayor importancia en el proceso clasificatorio (Rodríguez & Venegas, 2021).

5.5 Variable Dicotómica o Dummy.

En modelos econométricos eventualmente se evidencia la incorporación de algunas características de los individuos con la finalidad de medir el efecto que produce dentro de la muestra; el mecanismo utilizado con la finalidad de determinar el comportamiento de dicha característica dentro de la muestra, se conoce como variable dicotómica o dummy. (Alonso & Muñoz, 2014,p.4).

La variable Dummy se expresa de la siguiente forma:

(*X O i s*) Son variables explicativas continuas.

(*D O j s*) Son variables dummy

El modelo que antecede es denominado log-lin debido a que la variable dependiente se expresa como un logaritmo y las variables explicativas son expresadas de forma lineal. (Alonso & Muñoz, 2014, p.4).

Los aspectos teóricos enunciados con antelación son sumamente importantes en el desarrollo del proyecto de investigación planteado, puesto que establecen las formas determinantes en los cuales se basa el sistema financiero para el estudio y otorgamiento de créditos, al igual que se establece una herramienta econométrica la cual puede ayudar a la consecución del fin último de la investigación, el cual es establecer propuestas que contribuyan al acceso al sistema financiero por parte de microempresarios y vendedores informales que por no presentar

historial crediticio y otras alternativas relevantes para el acceso, se puede realizar el estudio utilizando metodologías que incluyan aspectos cualitativos, como lo es el establecimiento de variables Dummy y otros aspectos cuantitativos como se establecen en los modelos Machine Learning.

6. METODOLOGÍA.

La investigación se desarrollará utilizando un enfoque mixto conforme con el análisis de situaciones que consistan en la utilización de componentes cuantitativos como cualitativos, se estimará un enfoque deductivo, utilizando información formal conforme con los procesos de otorgamiento de créditos y los modelos existentes, realizando un análisis minucioso y con ello establecer resultados.

Se definirá conforme con la normatividad interna del Instituto para la economía social-IPES, los criterios para establecer la situación de clientes, es decir, se determinará cuando un cliente resulta ser bueno, intermedio o malo.

Se realizará la validación y análisis de la base de datos con la finalidad de establecer cuales y cuantos clientes se pueden establecer dentro la clasificación enunciada con antelación

Se seleccionarán variables dependientes y con la ayuda del software SPSS de IBM se realizarán predicciones con la finalidad de establecer las posibilidades que tienen los vendedores informales en plazas de mercado de ser sujetos de crédito teniendo en cuenta el proceso de clasificación establecido.

Establecimiento y análisis de resultados conforme con la inclusión de factores normalmente no recurrentes para el establecimiento del comportamiento de pago de la cuota de sostenimiento por el uso del espacio público en plazas de mercado.

6.1 Score Crediticio.

Un modelo de score crediticio en su utilidad conforma una herramienta consistente en la evaluación del riesgo de crédito tanto para personas nuevas solicitantes como para personas a las cuales ya se les ha otorgado un crédito, y con relación a lo enunciado con antelación se estarían midiendo los requisitos para el otorgamiento y el comportamiento conforme con los créditos ya otorgados; la idea es determinar las características existentes de la persona solicitante del crédito, con relación a su probabilidad de impago. (Dassatti, 2019, p.3).

Lo enunciado con antelación se puede resumir mediante la siguiente expresión:

(PD) es la probabilidad de default.

(X_i) son los atributos del aplicante.

$f(x)$ es la forma funcional que describe la relación entre ambas variables.

(ϵ) es el error aleatorio.

6.2 Test de Chi-Cuadrado.

Con esta prueba lo que se busca es determinar si dos criterios de evaluación conforme con el mismo conjunto de individuos son independientes o no; en credit scoring es utilizado

como referente para seleccionar los puntos de corte o determinantes que puedan separar mejor la muestra conforme con la distribución atribuida a si son buenos o malos, se basa en la elaboración de una tabla de contingencia por medio de la cual la muestra tiende a separarse a partir de un punto de corte en una variable. (Dassatti, 2019, p.5).

X/Y	Y=0	Y=1	n_y
X_1C	n_{11}	n_{12}	n_{1*}
X_2C	n_{21}	n_{22}	n_{2*}
n_x	n_{*1}	n_{*2}	n

El estadístico por lo general se encarga de medir cuanto se parecen las frecuencias observadas conforme con las esperadas, en cuanto mayor es el valor del estadístico, resulta menos creíble determinar que ambas frecuencias se parecen, la realización del test chi-cuadrado busca determinar una idea de cuales son los puntos específicos que diferencian a la población en función de la tasa establecida para la mora o la probabilidad existente de incumplimiento. (Dassatti, 2019, p.6).

6.3 Weight of Evidence (WOE).

El indicador WOE es utilizado con la finalidad de mostrar el poder predictivo, al establecer la diferencia entre buenos y malos dentro de las categorías o unidades de medida que pueden tomar las variables independientes, es decir que este indicador partiendo de las categorías de medición puede establecer si algún cliente puede llegar a ser bueno o malo. (Dassatti, 2019, p.7).

Conforme con la interpretación del indicador se debe tener en cuenta aspectos tales como: Si al aplicar la fórmula resulta un indicador con valores negativos quiere decir que posiblemente existe una elevada proporción de malos sobre buenos, para que el WOE presente una definición adecuada, se deben incluir ambos aspectos conforme con clientes, es decir que se deben incluir tanto buenos como malos; para que el indicador sea significativo se debe establecer por lo menos el 5% de los datos de cada grupo y en cuanto mayor sea la diferencia entre el WOE de los grupos, más elevada será la capacidad predictiva asociada a este grupo por parte del indicador.

7. RESULTADOS ESPERADOS.

Se espera tener una estrategia numérica que sea determinante para el análisis de las solicitudes de créditos en el sector financiero en la cual no sólo se incluyan aspectos cuantitativos, sino también, aspectos cualitativos. Con el desarrollo de dicha propuesta para la implementación de la estrategia, se espera una inclusión financiera que beneficie a los vendedores informales o microempresarios y con ello contribuir a su crecimiento económico y a mejorar su competitividad.

8. REALIZACIÓN DE LAS PREDICCIONES PARA EL OTORGAMIENTO DE CRÉDITOS.

8.1 Determinación de tipos de clientes.

Para realizar las predicciones concernientes a la inclusión financiera de los vendedores informales en plazas de mercado, teniendo en cuenta que ninguno de los vendedores informales en plazas de mercado tiene historial crediticio no es posible establecer decisiones de otorgamiento conforme con el scoring, sin embargo, para el desarrollo de este trabajo debemos determinar si un cliente sería bueno o malo y esto lo definimos teniendo en cuenta lo que establece el **PA06-MN-001 Manual de recaudo y gestión de cartera v2- Instituto para la economía social-IPES**; en dicho manual se establecen tiempos con los cuales se determina la etapa de cobro así:

Tabla 7

Clasificación de tipo de clientes

DÍAS DE MORA	CLASIFICACIÓN	ETAPA
0-60 días	Bueno	Recaudo
61-180 días	Indeterminado	Cobro persuasivo
180 días en adelante	Malo	Cobro coactivo

Nota. Elaboración propia

Es menester hacer mención de que esta clasificación de clientes como buenos, indeterminados y malos no necesariamente debe ser válida para la determinación de scoring debido a que se depende principalmente del tipo de crédito y las condiciones de la institución financiera.

8.2 validación de datos.

A continuación, se podrá evidenciar la descripción de las variables que se van a utilizar o se revisarán; el proceso se realizará de manera automática a través del software SPSS versión 21 de IBM.

Para la realización de este trabajo se tiene variables de tipo numéricas o cuantitativas y categóricas.

Las variables numéricas son números que tienden a representar mediciones sobre las observaciones.

Las variables categóricas tienden a representar las categorías o atributos cualitativos que pueden llegar a tener las observaciones.

Tabla 8

Variables utilizadas para en la investigación

VARIABLE	CLASE	DEFINICIÓN
Valor saldo	Numérica	Saldo de cartera por beneficiario con corte a 31 de julio 2022.
Beneficiario	Categórica	Persona con espacio en plazas de mercado por el cual pago por el uso y aprovechamiento del espacio público.
Centro	Categórica	Plaza de mercado donde realiza la actividad comercial.

Tipología contrato	Categoría	Se establece si el contrato para la utilización del espacio en la plaza de mercado para realizar su actividad comercial se encuentra legalizado o tiene una ocupación indebida del espacio público.
Días Mora	Numérica	Días que deja pasar el beneficiario para realizar el respectivo pago por la cuota de sostenimiento por el uso del espacio público en las plazas de mercado.
Edades	Numérica	Establece el rango de días de mora en las que se encuentra el beneficiario para saber cuál es el trámite para seguir de acuerdo con las etapas manejadas (Recaudo, cobro persuasivo o cobro coactivo)
Ingresos mensuales	Numérica	Son los ingresos generados de forma mensual por cada uno de los beneficiarios por la realización de sus actividades comerciales
Tipo de vivienda	Categoría	Tipo de vivienda que el beneficiario informó o acreditó al momento de requerir el espacio en las plazas de mercado para realizar su actividad comercial.
Módulo	Categoría	Establece la ubicación del beneficiario dentro de la plaza de mercado.
Fecha de recibo	Numérica	Establece el tiempo transcurrido desde el momento del cobro por uso del espacio público.
Fecha de vencimiento	Numérica	Establece el tiempo transcurrido desde el vencimiento de la fecha establecida para el pago por el uso del espacio público.
Valor anticipos	Numérica	Establece los valores pagados por anticipado por parte de los beneficiarios por el uso del espacio público.
Valor acuerdos de pago	Numérica	Los valores por acuerdos de pago generados por parte de los beneficiarios

Valor cuentas de cobro	Numérica	Valores por cuentas de cobro generados por el uso y aprovechamiento económico del espacio público.
------------------------	----------	--

Nota. Elaboración propia

Es importante resaltar que la base de datos evaluada corresponde a beneficiarios de plazas de mercado, los cuales no cumplen con las características para ser calificados bajo un modelo de score, es decir que no presentan experiencia crediticia previa.

Tabla 9

Estadísticos

Edades

N	Válidos	58556
	Perdidos	0

Nota. Tomado de SPSS de IBM

Tabla 10*Edades*

	Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
>181 DÍAS	51662	88,2	88,2	88,2
N/A	4624	7,9	7,9	96,1
	1336	2,3	2,3	98,4
<=60 DÍAS	617	1,1	1,1	99,5
61-180 DÍAS	316	,5	,5	100,0
EDADES 1	1	,0	,0	100,0
Total	58556	100,0	100,0	

Nota. Tomado de SPSS de IBM

Teniendo en cuenta los resultados estadísticos arrojados, conforme con el número de beneficiarios por el uso y aprovechamiento del espacio público y teniendo en cuenta el criterio establecido para determinar si serían buenos, intermedios o malos clientes tenemos lo siguiente:

Tabla 11

Resultados de validación de la base de datos en SPSS

Buenos	Malos	Indeterminados	Total
A	B	C	A+B+C
617	51.662	316	58.556

Nota. Elaboración propia.

Tabla 12

Análisis base de datos cuantitativos

Estadísticos descriptivos

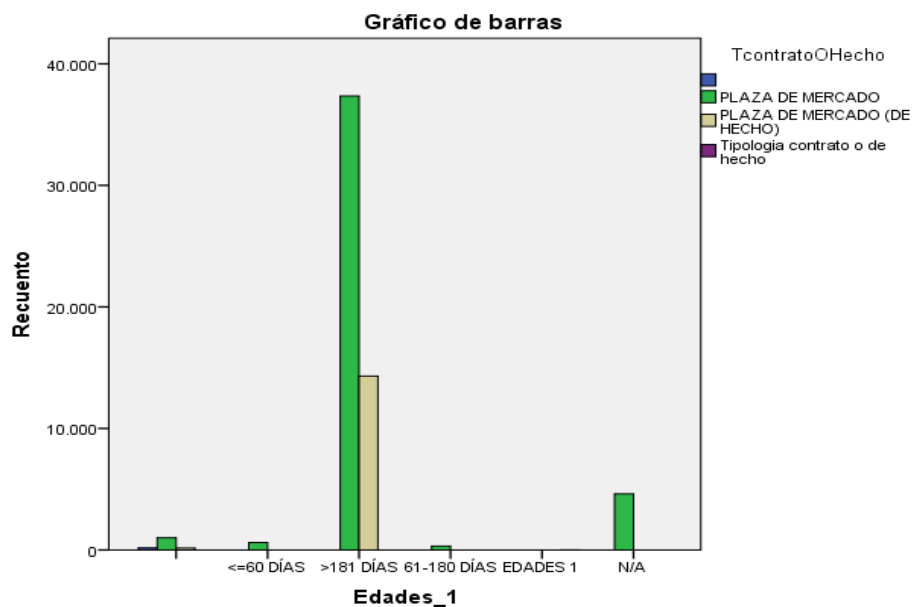
	N	Mínimo	Máximo	Media	Desv. típ.
Días Mora	57205	-1538	44773	1825,06	1432,530
Valor Saldo	58386	-284137,00	9882522176,00	338523,6932	40899363,84204
Ingresos_mensuales_por_Ventas	58385	1200015	3400591	2298603,20	635291,722
Menor_O_igual_A_60_días	58386	-284137,0	2622578456,0	89835,867	10854565,8363
Entre_61_y_180_días	58387	-97406,00000	2016518370,0000000000	69074,22439	8346630,0937377205000
Mayor_A_181_días	58386	0,0000000000	4429516403,0000	151732,141	18332639,9004
N válido (según lista)	57204				

Nota. Tomado de SPSS de IBM

Una vez que se ha establecido el universo de variables con las cuales se realizó este trabajo, es menester establecer el número de veces en que se cruzan los buenos y malos clientes de acuerdo a la clasificación establecida en las variables, debido a que en eso se pueden establecer si cada una de las variables analizadas siguen de alguna manera la tendencia de mora. Sólo se tienen en cuenta variables que a mi juicio se encuentran visiblemente aceptables dado a que en algunas variables se presenta una cantidad considerable de errores.

Ilustración 4.

Veces que se cruzan las variables tipología contrato o, de hecho, con las edades de la mora

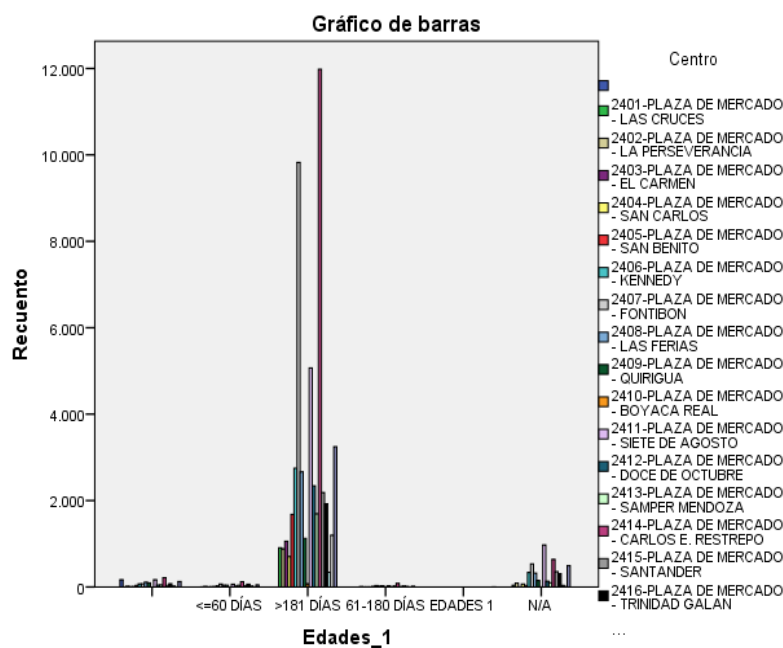


Nota. Tomado de SPSS de IBM

Según la gráfica que antecede se puede validar que el 72% de los vendedores en plazas de mercado o beneficiarios por el uso del espacio público en las plazas de mercado, presenta una mora que supera los 180 días y estos presentan contrato de uso y aprovechamiento es decir que se encuentran legalizados, el 27% de los vendedores conforme con los mismos días de mora se encuentran en ocupación indebida del espacio, es decir que no presentan contratos ni se han legalizado y sólo el 1,4% de los vendedores se encuentra dentro de la clasificación ≤ 60 DÍAS.

Ilustración 5

Veces que se cruzan las variables centro con las edades de la mora



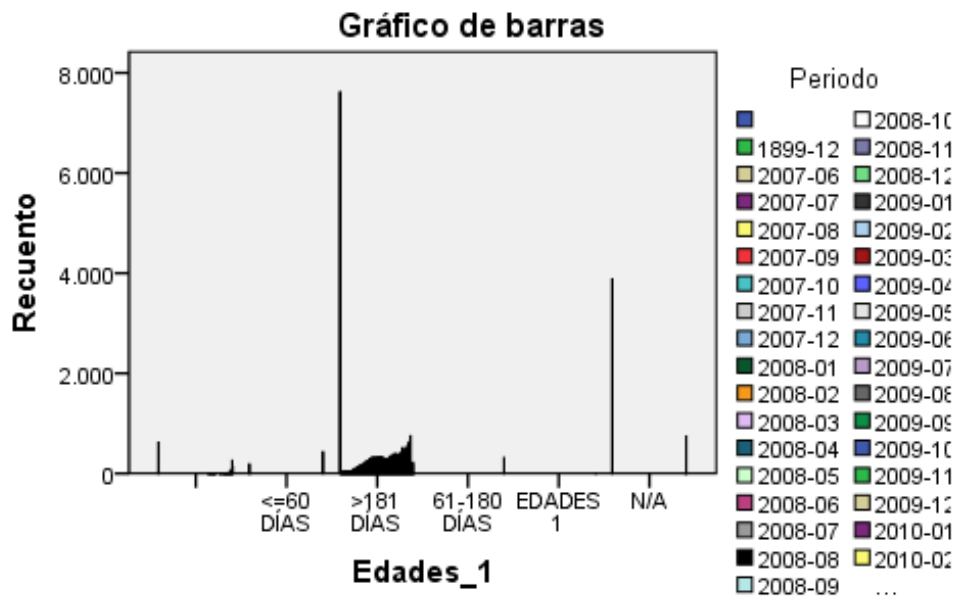
Nota. Tomado de SPSS de IBM

La mayor cartera superior a 180 días se encuentra en la plaza de mercado Carlos E. Restrepo, le sigue la plaza de mercado siete de agosto y la perseverancia, teniendo en cuenta

los días de mora ≤ 60 DÍAS, que según lo establecido serían los vendedores que posiblemente podrían acceder a algún crédito se establece la plaza de mercado Quirigua y Samper Mendoza, es decir, que en estas plazas de mercado se pueden encontrar a la mayor parte de vendedores que posiblemente podrían acceder a algún crédito.

Ilustración 6

Veces que se cruzan las variables periodo con las edades de la mora



Nota. Tomado de SPSS de IBM

Esta gráfica establece que los saldos cobrados por el uso y aprovechamiento económico del espacio público se establecieron desde el año 1899 hasta la fecha, es decir que posiblemente la deuda que supera los 1800 días, el instituto para la economía social-IPES ya no tenga herramientas que contribuyan a su recuperación, teniendo en cuenta lo que establece el Estatuto Tributario artículo 817.

9. Determinación de la posibilidad de otorgamiento de créditos a beneficiarios de plazas de mercado en Bogotá.

9.1 Técnicas de modelación Machine Learning-Árboles de decisión.

Mediante la metodología conforme con los árboles de decisión de Machine Learning se realizará un modelo determinado con la información relacionada en la base de datos analizada y con relación a los criterios de clasificación establecidos con antelación sobre si un cliente resulta ser bueno, intermedio o malo, se validará la posibilidad del otorgamiento de créditos a beneficiarios de plazas de mercado y se validarán las variables más determinantes para la clasificación del tipo de cliente según el tiempo que se encuentra en mora o que tarda para realizar los pagos establecidos por el uso y aprovechamiento económico del espacio público.

Los resultados del modelo realizado mediante el software SPSS versión 21 de IBM son los siguientes.

Tabla 13

Análisis resultados del modelo

Resumen del modelo

	Método de crecimiento	CRT
	Variable dependiente	Edades_1
	Variables independientes	Ingresos_mensuales_por_Ventas, Tipo_de_Vivienda, T_contrato_ O_ Hecho, Valor_Saldo, Centro
Especificaciones	Validación	Ninguna
	Máxima profundidad de árbol	5
	Mínimo de casos en un nodo filial	100
	Mínimo de casos en un nodo parental	50
	Variables independientes incluidas	Valor_Saldo, T_contrato_O_Hecho, Centro, Tipo_de_Vivienda, Ingresos_mensuales_por_Ventas
Resultados	Número de nodos	13
	Número de nodos terminales	7
	Profundidad	5

Nota. Tomado de SPSS de IBM

Tabla 14

Probabilidades previas

Edades_1	Probabilidad previa
	,023
61-180 DÍAS	,005
<=60 DÍAS	,011
>181 DÍAS	,882
EDADES 1	1,708E-005
N/A	,079

Nota. Tomado de SPSS de IBM

Las probabilidades previas
se obtienen de la muestra de
entrenamiento

Tabla 15*Costes de clasificación errónea*

Observado	Pronosticado					
		61-180 DÍAS	<=60 DÍAS	>181 DÍAS	EDADES 1	N/A
	,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000
61-180 DÍAS	1,000	,000	1,000	1,000	1,000	1,000
<=60 DÍAS	1,000	1,000	,000	1,000	1,000	1,000
>181 DÍAS	1,000	1,000	1,000	,000	1,000	1,000
EDADES 1	1,000	1,000	1,000	1,000	,000	1,000
N/A	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	,000

Nota. Tomado de SPSS de IBM

Variable dependiente: Edades_1

Ilustración 7*Árbol de decisión*

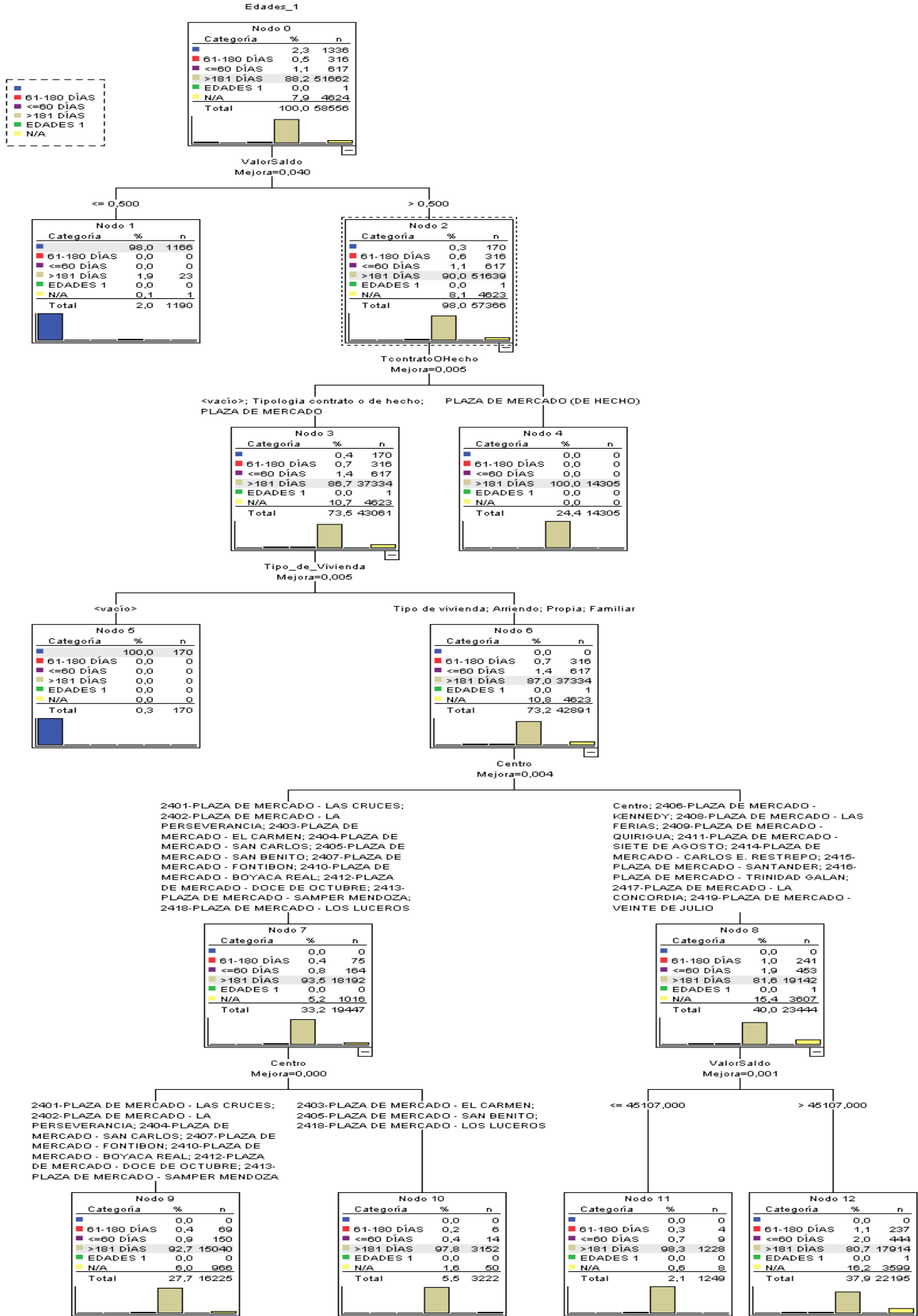


Tabla 16

Riesgo

Estimación	Típ. Error
,095	,001

Nota. Tomado de SPSS de IBM

Métodos de crecimiento:

CRT

Variable dependiente:

Edades_1

Tabla 17*Clasificación*

Observado	Pronosticado					
		61-180 DÍAS	<=60 DÍAS	>181 DÍAS	EDADES 1	N/A
	1336	0	0	0	0	0
61-180 DÍAS	0	0	0	316	0	0
<=60 DÍAS	0	0	0	617	0	0
>181 DÍAS	23	0	0	51639	0	0
EDADES 1	0	0	0	1	0	0
N/A	1	0	0	4623	0	0
Porcentaje global	2,3%	0,0%	0,0%	97,7%	0,0%	0,0%

Nota. Tomado de SPSS de IBM

Tabla 18

Clasificación pronostico

Observado	Pronosticado
	Porcentaje correcto
	100,0%
61-180 DÍAS	0,0%
<=60 DÍAS	0,0%
>181 DÍAS	100,0%
EDADES 1	0,0%
N/A	0,0%
Porcentaje global	90,5%

Nota. Tomado de SPSS de IBM

Métodos de crecimiento: CRT

Variable dependiente: Edades_1

Tabla 19

Importancia de las variables independientes

Variable independiente	Importancia	Importancia normalizada
Valor_Saldo	,042	100,0%
Centro	,011	25,2%
T_contrato_O_Hecho	,011	24,9%
Tipo_de_Vivienda	,005	12,3%
Ingresos_mensuales_por_Ventas	1,049E-006	0,0%

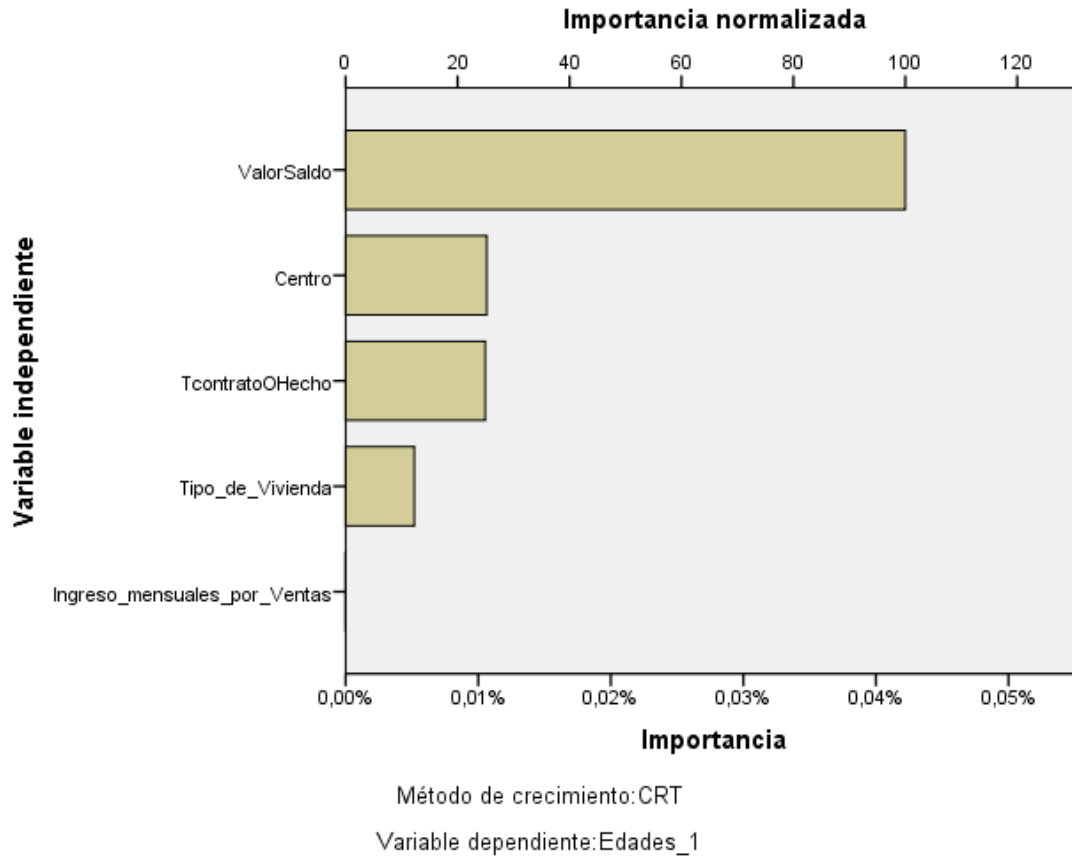
Nota. Tomado de SPSS de IBM

Métodos de crecimiento: CRT

Variable dependiente: Edades_1

Ilustración 8

Importancia normalizada



Nota. Tomado de SPSS de IBM

9.1.1 Análisis de los resultados del árbol de decisión.

Conforme con los resultados del árbol de decisión evidenciados con antelación se puede determinar que la variable más importante o la variable con mayor relación con los días de mora establecidos en la base de datos analizada corresponde a los valores de saldos adeudados, el nodo número 1 establece que saldos menores a \$500 mil corresponden al 1,9% del valor

total de los datos analizados y corresponden a 23 beneficiarios y se establecen en el rango de clasificación de >182 días de mora, es decir que conforme con la clasificación dada no sería un buen cliente para el otorgamiento de créditos.

El nodo 2 establece valores de saldos mayores a \$500 mil, correspondientes a 57.366 usuarios de los cuales 617 se encuentran establecidos en la clasificación de ≤ 60 días de mora, con un porcentaje del 1,1%, es decir, que posiblemente y conforme con la clasificación establecida, estos beneficiarios podrían ser tenidos en cuenta para el otorgamiento de créditos; en este nodo analizado también se establecen los que definitivamente no serían sujeto de créditos que son los que superan los 180 días de mora y en su totalidad para esta variable ascienden a 51.339 que corresponden al 90% de los datos analizados para dicha variable.

Es importante hacer mención que la situación descrita con antelación posiblemente se deba a que los saldos en mora se establecen por módulo dentro de los plazas de mercado y algunos módulos han sido heredados, en tal sentido puede que algunos de los beneficiarios que no clasifican para el otorgamiento de créditos no sea algo que dependa directamente de ellos, si no del comportamiento que en su momento tuvo la persona titular del módulo en la plaza de mercado que normalmente resulta ser un familiar cercano, cabe aclarar que según la base de datos analizada existen saldos que han sido arrastrados desde el año 1.889 hasta la fecha del informe de cartera 31 de julio 2022.

El tipo de contrato resultó ser la segunda variable más representativa conforme con los tiempos de mora establecidos en la base de datos analizada, en esta variable se establecen los nodos número 3 y 4 donde se puede evidenciar que los beneficiarios con contrato legalizado representan el 1,4% y corresponden a la clasificación ≤ 60 días de mora, es decir, que a dicho

porcentaje se le podría otorgar un crédito teniendo en cuenta la escala de decisión o clasificación establecida conforme a los días de mora, sin embargo, el 87% corresponde a beneficiarios que no clasifican para el otorgamiento de créditos, al igual que el tipo de vivienda.

9.2 Técnicas de modelación Machine Learning-Redes neuronales.

Mediante la metodología conforme con las redes neuronales de Machine Learning se realizará un modelo determinado con la información relacionada en la base de datos analizada y con relación a los criterios de clasificación establecidos con antelación sobre si un cliente resulta ser bueno, intermedio o malo, se validará la posibilidad del otorgamiento de créditos a beneficiarios de plazas de mercado y se validarán las variables más determinantes para la clasificación del tipo de cliente según el tiempo que se encuentra en mora o que tarda para realizar los pagos establecidos por el uso y aprovechamiento económico del espacio público.

Los resultados del modelo realizado mediante el software SPSS versión 21 de IBM son los siguientes.

Tabla 20

Resumen del procesamiento de los casos

	N	Porcentaje
Entrenamien	40160	99,4%
Muestra o		
Prueba	247	0,6%
Válidos	40407	100,0%
Excluidos	18149	
Total	58556	

Nota. Tomado de SPSS de IBM

Tabla 21

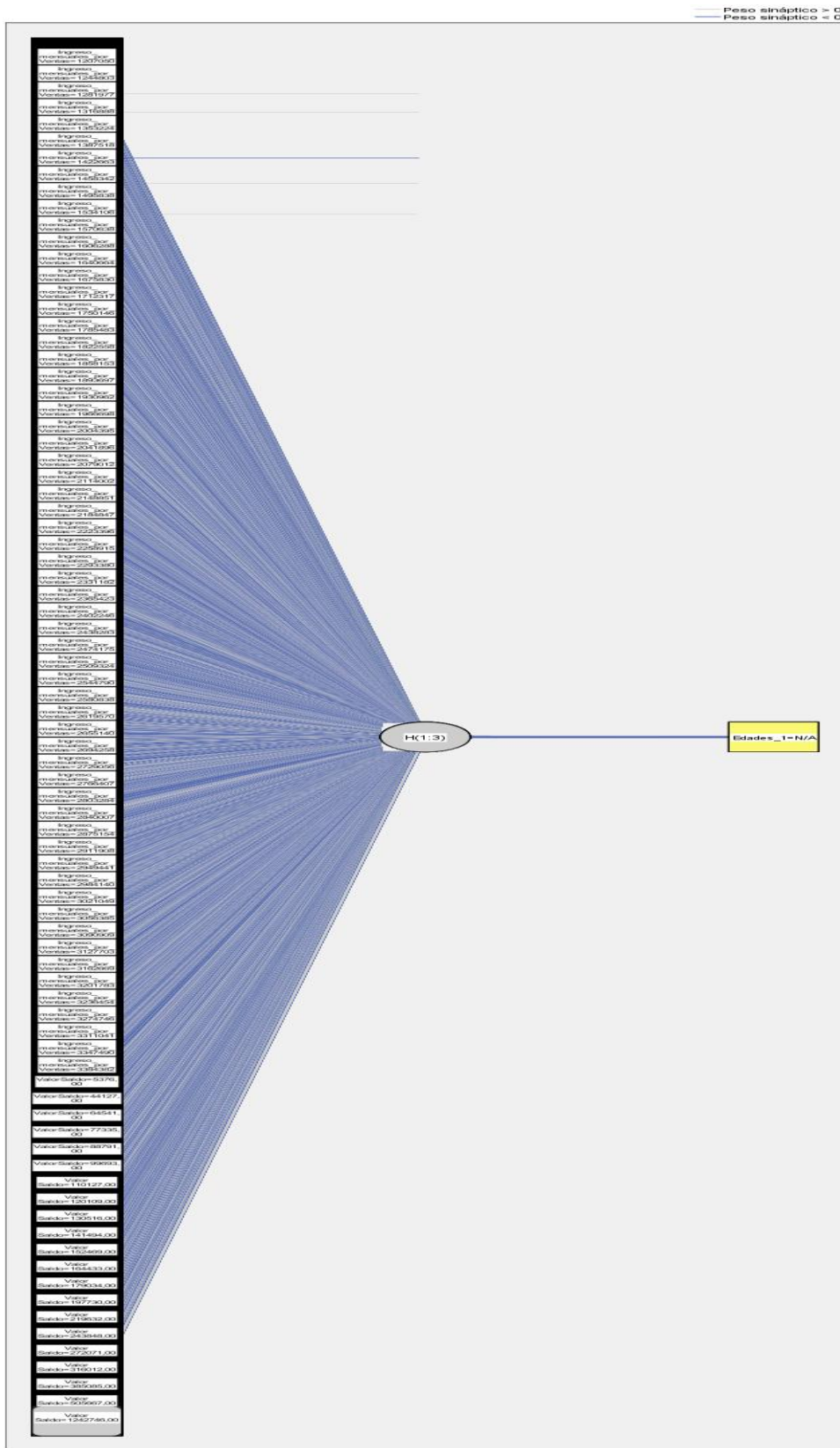
Información sobre la red

	1	Ingresos_mensuales_por_Ventas
	2	Tipo_de_Vivienda
	3	T_contrato_O_Hecho
Capa de entrada	4	Valor_Saldo
	1	Días Mora
		Número de unidades ^a
		53489
		Método de cambio de escala para las covariables
		Tipificados
		Número de capas ocultas
		1
Capas ocultas		Número de unidades de la capa oculta 1 ^a
		12
		Función de activación
		Tangente hiperbólica
		Variables dependientes
	1	Edades_1
Capa de salida		Número de unidades
		4
		Función de activación
		Softmax
		Función de error
		Entropía cruzada

a. Sin incluir la unidad de sesgo

Nota. Tomado de SPSS de IBM

Ilustración 9
Redes neuronales



Nota. Tomado de SPSS de IBM

Tabla 22

Resumen del modelo

Entrenamiento	Error de entropía cruzada	5078,067
	Porcentaje de pronósticos incorrectos	3,9%
	Regla de parada utilizada	1 pasos consecutivos sin disminución del error ^a
	Tiempo de entrenamiento	0:05:03,63
Prueba	Error de entropía cruzada	12,490
	Porcentaje de pronósticos incorrectos	0,8%

Variable dependiente: Edades_1

a. Los cálculos del error se basan en la muestra de prueba.

Nota. Tomado de SPSS de IBM

Tabla 23

Clasificación

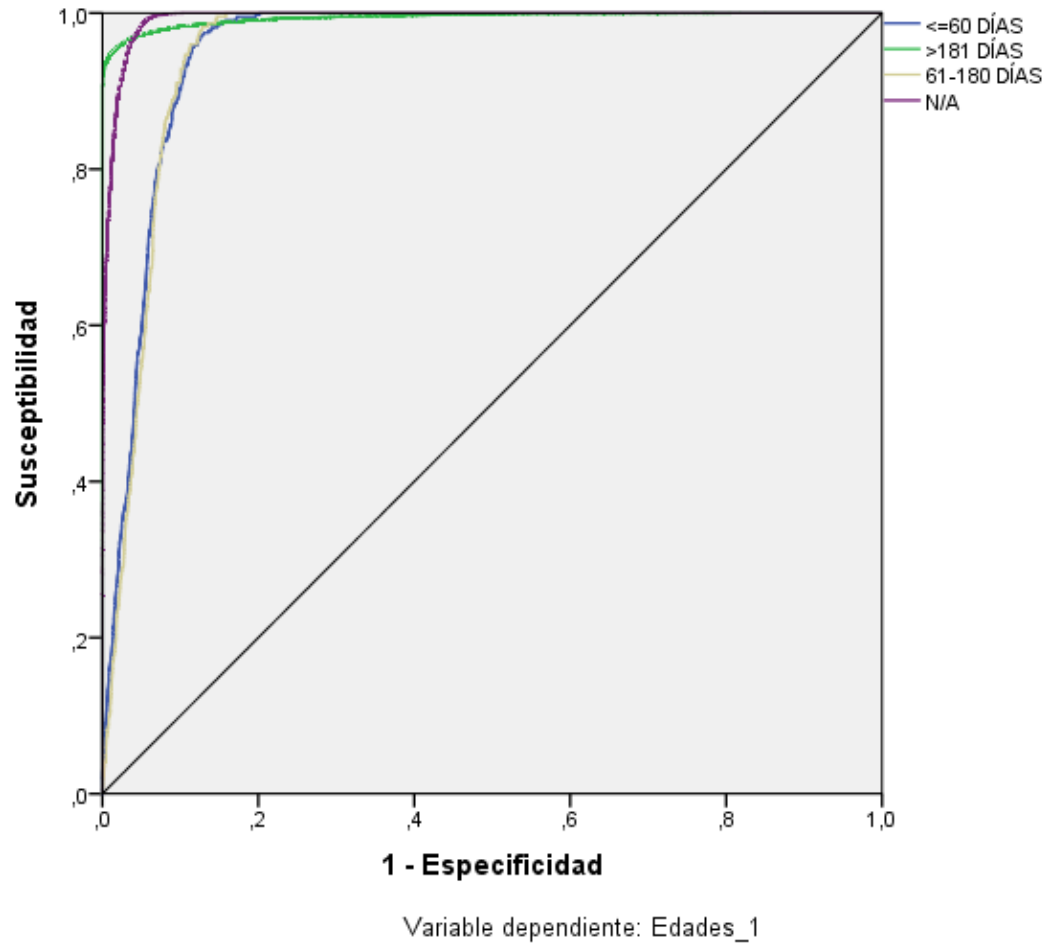
Muestra	Observado	Pronosticado				
		<=60 DÍAS	>181 DÍAS	61-180 DÍAS	N/A	Porcentaje correcto
Entrenamien o	<=60 DÍAS	74	127	6	223	17,2%
	>181 DÍAS	214	35614	9	392	98,3%
	61-180 DÍAS	36	79	2	105	0,9%
	N/A	158	217	8	2896	88,3%
	Porcentaje global	1,2%	89,7%	0,1%	9,0%	96,1%
Prueba	<=60 DÍAS	2	0	0	0	100,0%
	>181 DÍAS	0	222	0	0	100,0%
	61-180 DÍAS	0	1	0	1	0,0%
	N/A	0	0	0	21	100,0%
	Porcentaje global	0,8%	90,3%	0,0%	8,9%	99,2%

Variable dependiente: Edades_1

Nota. Tomado de SPSS de IBM

Ilustración 10

Variable dependiente



Nota. Tomado de SPSS de IBM

Tabla 24

Área debajo de la curva

	Área
<=60 DÍAS	,953
>181 DÍAS	,994
Edades_1 61-180 DÍAS	,951
N/A	,993

Nota. Tomado de SPSS de IBM

9.2.1 Análisis de los resultados de redes neuronales.

Teniendo en cuenta que requerimos saber los números conforme con la cantidad de vendedores informales que estarían entre <=60 DÍAS y >181 DÍAS de mora con la finalidad de saber en qué grupo de clasificación estaría, con la predicción por medio de redes neuronales se puede establecer que, sólo el 8% del total de los vendedores informales de la base analizada estarían clasificados dentro del rango <=60 DÍAS, conforme con lo anterior sería posible el otorgamiento de créditos a este grupo de vendedores informales, sin embargo, la mayor parte de los vendedores no clasificarían para el otorgamiento de créditos toda vez que se encuentran el rango >181 DÍAS y equivale al 90%.

10. Conclusiones.

Al analizar los resultados arrojados conforme con el árbol de decisión se puede establecer que sólo el 1,5% del total de los usuarios establecidos en la base de datos analizada cumple con los criterios clasificatorios establecidos para el otorgamiento de un crédito, toda vez que se evidencia que su mora o comportamiento de pago se establece ≤ 60 días.

No es posible establecer variables que ayudarían al otorgamiento de créditos por el cumplimiento de lo establecido en la clasificación, toda vez que en todos y cada una de las variables analizadas aunque existen usuarios que aplican para el otorgamiento de créditos, en su mayoría son morosos que superan los 180 días de mora y conforme con la clasificación, serían clientes malos.

Independientemente del bajo porcentaje de vendedores informales que cumplen con las características establecidas para ser buen cliente teniendo en cuenta lo determinado por el **PA06-MN-001 Manual de recaudo y gestión de cartera v2- Instituto para la economía social-IPES**; existen 617 vendedores en las plazas de mercado de podrían acceder a un crédito conforme con las condiciones establecidas en cada Entidad Financiera.

Con el resultado establecido por medio de redes neuronales se puede establecer un mayor porcentaje de vendedores informales que posiblemente podrían ser tenidos en cuenta para el otorgamiento de créditos, sin embargo, el porcentaje sigue

siendo muy bajo 8% con respecto a los vendedores que serían malos clientes financieros.

Bibliografía

- Aceituno, M. (2019). *Modelo Predictivo de Análisis de Riesgo Crediticio Usando Machine Learning en una Entidad del Sector Microfinanciero*. Obtenido de http://repositorio.unap.edu.pe/bitstream/handle/UNAP/14481/Miguel_Romilio_Aceituno_Rojo.pdf?sequence=1&isAllowed=y
- Alonso, J., & Muñoz, A. (Enero de 2014). *Interpretacion de variables Dummy en modelos log-lin*. Obtenido de https://www.researchgate.net/profile/Julio-Alonso-6/publication/303298212_Interpretacion_de_variables_Dummy_en_modelos_log-lin/links/573b78e708ae9f741b2d848e/Interpretacion-de-variables-Dummy-en-modelos-log-lin.pdf
- Alvarado, Portocarrero, Trivelli, Gonzalez, Galarza, & Venero. (20 de Enero de 2001). *El Financiamiento informal en el Perú*. Obtenido de https://repositorio.iep.org.pe/bitstream/IEP/541/2/alvarado_elfinanciamientoinformal.pdf
- Banco de la República de Colombia. (s.f.). *El sistema financiero colombiano, estructura y evolución reciente*. Recuperado el 20 de Noviembre de 2021, de https://www.banrep.gov.co/sites/default/files/publicaciones/archivos/rbr_nota_1023.pdf
- Banco Mundial. (12 de agosto de 2021). *Formalizar la informalidad tras la pandemia en América Latina*. Obtenido de <https://www.bancomundial.org/es/news/feature/2022/01/10/informalidad-tras-pandemia-america-latina>
- Basulto, T. (2018). Modelo de Credit Scoring para el otorgamiento de microcréditos en Guantánamo. *REVISTA CUBANA DE FINANZAS Y PRECIOS*, 70-81.
- Cano, C., Esguerra, M., García, N., Rueda, L., & Velasco, A. (2 de Mayo de 2014). *Inclusión financiera en Colombia*. Obtenido de https://www.banrep.gov.co/sites/default/files/eventos/archivos/sem_357.pdf
- Cantillo, M., & Wright, J. (2000). *¿Cómo eligen las empresas a sus prestamistas?* Obtenido de <http://www.jstor.org/stable/2646084>
- Chaves, E. (2017). *Propuesta de mejora del proceso de crédito y cobranzas para optimizar la liquidez en la empresa Hellman Worldwinde Logistics S.A.C.* Recuperado el 21 de Noviembre de 2021, de http://repositorio.usil.edu.pe/bitstream/USIL/3506/1/2017_Chavez-Moreno.pdf
- Comisión económica para América Latina y el Caribe. (Febrero de 1996). *Equidad y Transformación productiva: Un enfoque integrado*. Obtenido de https://repositorio.cepal.org/bitstream/handle/11362/2352/1/S9200160_es.pdf
- Dassatti, C. (Agosto de 2019). *Modelos de score crediticio: revisión metodológica de análisis a partir de los datos de encuesta*. Obtenido de <file:///C:/Users/LENOVO/Downloads/SSRN-id3443515.pdf>
- Departamento Administrativo Nacional de Estadística-DANE. (10 de Noviembre de 2022). *Boletín técnico Gran encuesta integrada de hogares*. Obtenido de Ocupación informal: https://www.dane.gov.co/files/investigaciones/boletines/ech/ech_informalidad/bol_geih_informalidad_jul22_sep22.pdf

- Dominguez, A., & Morales, R. (2017). *Predicción del riesgo de morosidad en microcréditos, mediante técnicas de simulación*. Obtenido de https://www.researchgate.net/profile/Muhammad-Naveed-77/publication/348807172_CUSTOMIZED_MODEL_SELECTION_AND_SECTORAL_ANALYSIS_OF_STOCK_RETURN_NESTED_TESTING_MODELLING_OF_LISTED_FIRMS_ACROSS_SECTORS/links/601155fd299bf1b33e297509/CUSTOMIZED-MODEL-SELECTIO
- Guajardo, J. (1991). *Estrategias y técnicas para optimizar el crédito y la cobranza*. Recuperado el 21 de Noviembre de 2021, de Universidad Autonoma de Nuevo León: <http://eprints.uanl.mx/6972/1/1020073594.PDF>
- Herrán, L. (24 de Julio de 2009). *Evaluación Crediticia Aplicando un Modelo de Credit Scoring en el Ámbito Microempresarial: Caso CMAC Paita*. Obtenido de https://pirhua.udep.edu.pe/bitstream/handle/11042/1325/ECO_030.pdf?sequence=1&isAllowed=y
- Huertas, J. (2016). *Dinero, créditos bancarios y ciclos económicos*. Recuperado el 20 de Noviembre de 2021, de http://www.jesushuertadesoto.com/wp-content/uploads/2016/07/JHS_DCB_6A.pdf
- Instituto para la economía social-IPES. (2020, 18 de septiembre). *Resolución 294*. Normograma del Instituto para la economía social.
- Jimenez, J. (4 de Septiembre de 2014). *Nuevas Modalidades de Financiación para Microempresas*. Obtenido de <https://repository.upb.edu.co/bitstream/handle/20.500.11912/7293/NUEVAS%20MODALIDADES%20DE%20FINANCIACION.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- La República. (19 de agosto de 2022). *Colombia tiene una tasa de empleo informal del 53, es de las más altas del mundo*. Obtenido de Globo economía: <https://www.larepublica.co/globoeconomia/colombia-tiene-una-tasa-de-empleo-informal-de-53-1-es-de-las-mas-altas-en-el-mundo-3428202>
- Madestam, A. (2013). *Finanzas informales: una teoría de los prestamistas*. Obtenido de <file:///C:/Users/hym/Downloads/1-s2.0-S0304387813001636-main.pdf>
- Matíz, F., & Fracica, G. (2011). *Financiación de nuevas empresas en Colombia, una mirada desde la demanda*. Obtenido de file:///C:/Users/hym/Downloads/La_financiacion_de_nuevas_empresas_en_Colombia_una.pdf
- Mendizabal, A., Mitxeo, J., Olasolo, A., & Zubia, M. (2000). *Reflexiones sobre el origen y la exclusión financiera*. Obtenido de <file:///C:/Users/LENOVO/Downloads/Dialnet-ReflexionesSobreElOrigenYLasImplicacionesDeLaExclu-2751715.pdf>
- Mésén, J., & Garita, J. (2012). Metodología para determinar el acceso al crédito de las microempresas. *Economía y Sociedad, No42*, 1-13.
- Naranjo, G. (19 de Junio de 2007). *La informalidad en la economía, algo incuestionable*. Obtenido de http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0120-63462007000100004

Planeación, D. N. (9 de Enero de 2019). *Gobierno aprueba política para formalización empresarial*.

Obtenido de [https://www.dnp.gov.co/Paginas/Gobierno-aprueba-politica-para-impulsar-
empleo-formal.aspx](https://www.dnp.gov.co/Paginas/Gobierno-aprueba-politica-para-impulsar-empleo-formal.aspx)

Raccanello, K. (2008). *Usura, créditos predatorios y educación financiera*. Obtenido de [https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/3440589/LF-30__Raccanello_.pdf?response-content-
disposition=inline%3B+filename%3DUsura_Creditos_Pred](https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/3440589/LF-30__Raccanello_.pdf?response-content-disposition=inline%3B+filename%3DUsura_Creditos_Pred)

Ramirez, M., Mungaray, A., & Guzman, N. (2009). *Restricciones de liquidez en microempresas y la importancia del financiamiento informal en Baja California*. Obtenido de <http://www.scielo.org.mx/pdf/regsoc/v21n44/v21n44a3.pdf>

Rodríguez, J., & Venegas, F. (2021). Reducción de la brecha del crédito en México en un ambiente de incertidumbre generada por la pandemia COVID 19: Un enfoque de ciencia de datos(Machine learning). *Munich Personal RePEc Archive*, 3-14.

Scheinkman, & Paula, D. (25 de Octubre de 2007). *El Sector Informal*. Obtenido de Oficina Nacional de Investigación Económica NBER Working Paper No. 13486: <file:///C:/Users/LENOVO/Downloads/De%20Paula.en.es.pdf>

