



ESPE
UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS ESPE

CARRERA DE INGENIERÍA EN FINANZAS Y AUDITORÍA



AUTORES:

Araujo Robalino, Ana Alexandra

Mora Lema, Holger Ismael

DIRECTOR:

ECON. MARCO VELOZ JARAMILLO

2021



ESPE

UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA



TEMA:

“Modelización de Regresión Probabilística Logit en el Riesgo de Crédito. Caso aplicado a las cooperativas de ahorro y crédito de la provincia de Tungurahua, periodo 2019 - 2020”



ESPE

UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

AGENDA

Problema de Investigación

Marco Teórico

Metodología

Análisis de Resultados

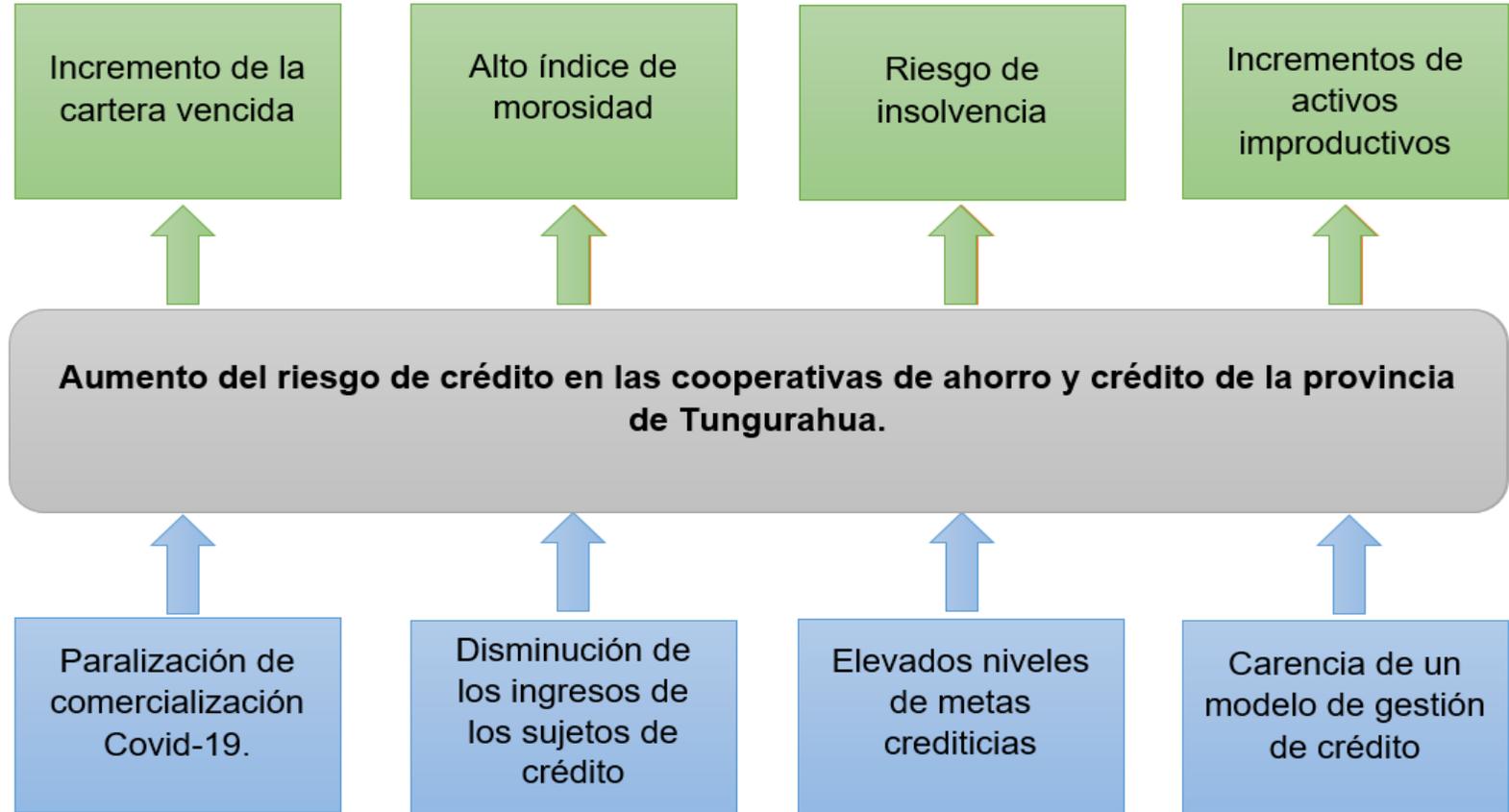
Modelo LOGIT

Propuesta Score de Crédito

Conclusiones y Recomendaciones

ÁRBOL DE PROBLEMAS

EFECTOS



CAUSAS

Formulación del problema



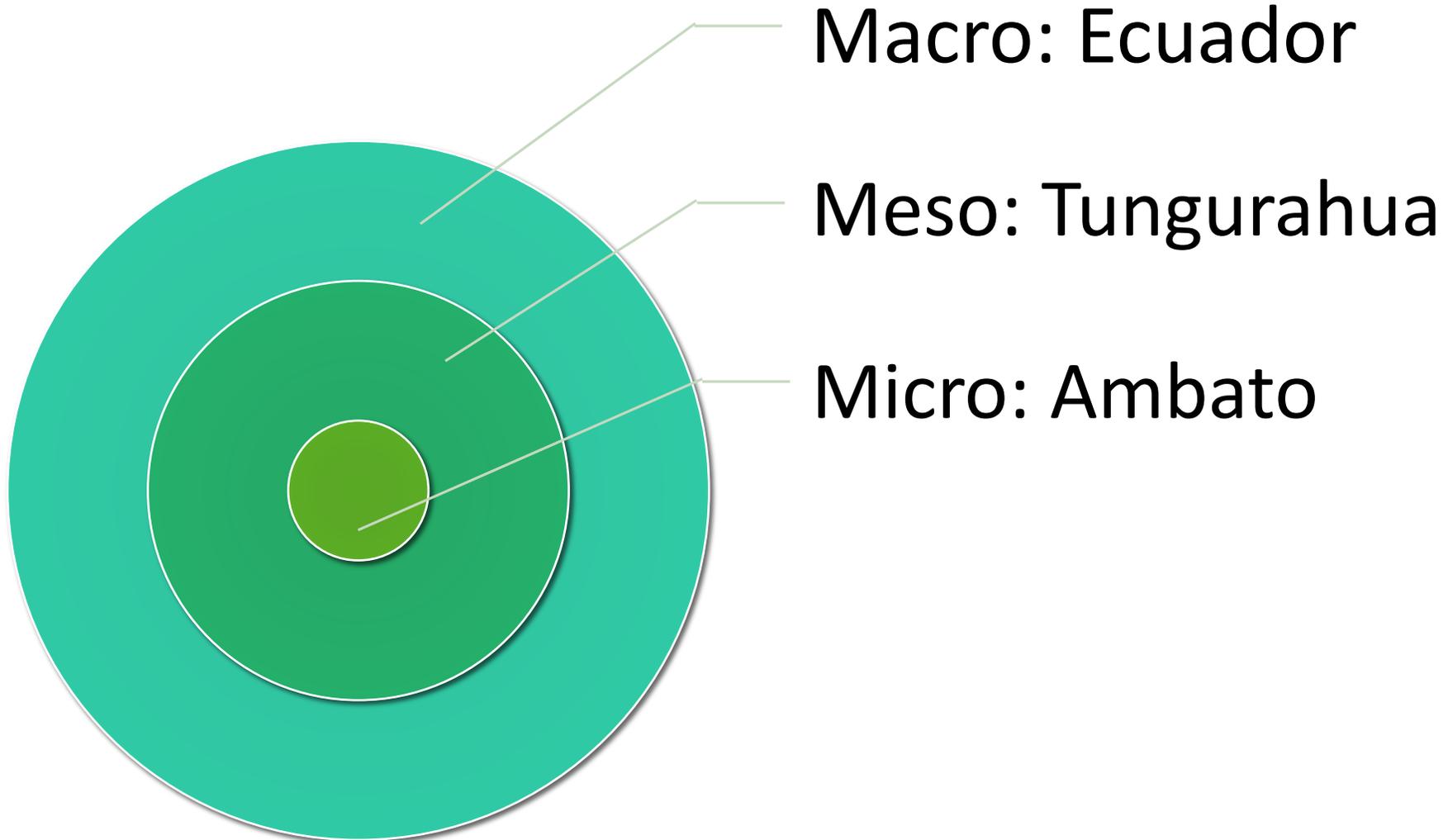
¿De qué manera la carencia de un modelo de gestión de crédito incide en el aumento de riesgo crediticio en las cooperativas de ahorro y crédito de la provincia de Tungurahua, durante el periodo 2019 - 2020?



ESPE

UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA





Establecer un modelo de gestión de crédito mediante herramientas probabilísticas LOGIT que permitan mitigar el riesgo crediticio en las cooperativas de ahorro y crédito del segmento 1 de la provincia de Tungurahua

Diagnosticar el estado actual y los efectos generados por los riesgos de crédito en las cooperativas de ahorro y crédito de Tungurahua.

Determinar las diferentes variables de carácter cualitativo y cuantitativo que inciden en el riesgo de crédito.

Diseñar un modelo probabilístico LOGIT para mitigar los riesgos crediticios.





ESPE

UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

Marco Teórico

Variable Independiente

Modelo Probabilístico LOGIT

Métodos Probabilísticos



Rincón (2014)

La teoría de la probabilidad ha resultado muy útil para modelar matemáticamente fenómenos de muy diversas disciplinas del conocimiento humano en donde es necesario incorporar la incertidumbre o el azar como un elemento esencial del modelo.



Darbá (2006)

Los métodos probabilísticos consisten en representar cada uno de los parámetros del modelo mediante funciones de distribución probabilísticas en lugar de hacerlo mediante estimaciones puntuales, tal como se haría en un análisis determinístico.



ESPE

UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

Análisis de Regresión

Análisis de Regresión



Sánchez (2016)

El análisis de regresión es una herramienta de frecuente uso en estadística. La cual permite investigar las relaciones entre diferentes variables cuantitativas. Esto, mediante la formulación de ecuaciones matemáticas. Visto de otro modo, dicho análisis es un proceso o modelo que analiza el vínculo entre una variable dependiente y una o varias variables independientes.



Acuña (2008)

La regresión es el conjunto de técnicas que son usadas para establecer una relación entre una variable cuantitativa llamada variable dependiente y una o más variables independientes, llamadas predictoras. Estas deben ser por lo general cuantitativas, sin embargo usar predictoras que son cualitativas es permisible.



Modelos LOGIT



Brooks describe que los modelos de regresión logística permiten calcular la probabilidad que tiene un cliente para pertenecer a uno de los grupos establecidos a priori (no pagador o pagador).



El modelo Logit se ha utilizado para determinar la probabilidad de incumplimiento y el riesgo de crédito en general; uno de sus expositores es Lennox, que utilizó los modelos logit y probit para determinar la probabilidad de incumplimiento



ESPE

UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

Marco Teórico

Variable Dependiente

Riesgo de Crédito

Cooperativas de Ahorro y Crédito



Culqui (2013)

Las Cooperativas de Ahorro y Crédito son sociedades de derecho privado, formadas por personas naturales o jurídicas que, sin perseguir finalidades de lucro, tienen por objeto planificar y realizar actividades o trabajos de beneficio social y colectivo, a través de una empresa manejada en común y formada con la aportación económica, intelectual y moral de sus miembros o socios.



Entre las funciones más importantes y conocidas que efectúan las cooperativas de ahorro y crédito, es la concesión de préstamos y créditos a los socios, es ahí donde nacen los riesgos de crédito



ESPE

UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

Riesgo Financiero

BBVA (2020)

Es la incertidumbre producida en el rendimiento de una inversión, debida a los cambios producidos en el sector en el que se opera, a la imposibilidad de devolución del capital por una de las partes y a la inestabilidad de los mercados financieros

Riesgo Financiero

Aravena & Cifuentes (2013)

El riesgo de crédito es la posibilidad de sufrir una pérdida originada por el incumplimiento de las obligaciones contractuales de pago. El incumplimiento suele estar motivado por una disminución en la solvencia de los agentes prestatarios por problemas de liquidez, pérdidas continuadas, quiebras, disminución de los ingresos, aumento de los tipos de interés y desempleo en el caso de las familias, aunque también puede producirse por falta de voluntad de pago.

Análisis de Crédito

García & Lozano (2014)

En el momento en que se otorga un crédito o un préstamo, las instituciones financieras necesitan realizar una evaluación del cliente para tomar la decisión de aprobar o negar el crédito, para conocer la capacidad de pago por parte del deudor a través del análisis de varios factores tanto cualitativos como cuantitativos.

Capacidad, Capital, Colateral, Carácter, Condiciones



ESPE

UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

Metodología



ESPE

UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

Enfoque



Cuantitativo



Cualitativo
(Modelo Logit)

Nivel



Investigación
Descriptiva



Investigación
Correlacional

Modalidad



Investigación
Bibliográfica -
Documental

Población



8 cooperativas de
ahorro y crédito
segmento 1



Tungurahua



ESPE
UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

Muestra

NOMBRE

Cooperativa de Ahorro y Crédito Oscus Ltda.

Cooperativa de Ahorro y Crédito San Francisco Ltda.

Cooperativa de Ahorro y Crédito El Sagrario Ltda.

Cooperativa de Ahorro y Crédito Cámara de Comercio de Ambato Ltda.

Cooperativa de Ahorro y Crédito Mushuc Runa Ltda.

Cooperativa de Ahorro y Crédito Ambato Ltda.

Cooperativa de Ahorro y Crédito Kullki Wasi Ltda.

Cooperativa de Ahorro y Crédito Chibuleo Ltda.

La población objeto de estudio en la investigación es el conjunto de 8 Cooperativas de Ahorro y Crédito del segmento 1 de la provincia de Tungurahua, las cuales se encuentran en Ambato, dicha información ha sido tomada del sitio web de la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria en un catastro realizado a las cooperativas actualizado al 03 de diciembre de 2020, las mismas que se utilizan como muestra.



ESPE

UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

Análisis de Resultados



Rendimiento del Patrimonio Segmento 1

No.	Cooperativa	nov-19	dic-19	ene-20	feb-20	mar-20	abr-20	may-20	jun-20	jul-20	ago-20	sep-20	oct-20
		ROE											
1	Coop. Oscus Ltda.	13,05%	12,02%	2,15%	7,46%	1,88%	2,55%	6,37%	6,29%	5,51%	6,51%	6,83%	6,90%
2	Coop. San Francisco Ltda.	13,20%	13,19%	14,06%	12,80%	12,72%	9,54%	9,39%	9,44%	8,09%	7,07%	6,28%	5,65%
3	Coop. El Sagrario Ltda.	10,78%	10,95%	9,76%	8,28%	8,05%	6,88%	6,65%	7,55%	8,29%	8,72%	8,69%	8,82%
4	Coop. Cámara de Comercio de Ambato Ltda.	5,69%	3,09%	4,27%	4,22%	3,68%	3,93%	4,19%	4,55%	7,86%	8,15%	8,48%	8,49%
5	Coop. Mushuc Runa Ltda.	8,20%	6,57%	4,55%	5,17%	3,51%	2,76%	3,15%	4,35%	3,76%	4,31%	3,35%	2,73%
6	Coop. Ambato Ltda.	13,53%	11,71%	11,69%	12,91%	10,41%	8,22%	7,93%	8,91%	8,16%	7,97%	9,06%	9,06%
7	Coop. Kullki Wasi Ltda.	11,12%	11,02%	17,47%	14,35%	10,43%	13,08%	13,67%	11,91%	10,73%	10,05%	10,04%	10,09%
8	Coop. Chibuleo Ltda.	11,39%	9,21%	8,04%	9,04%	7,99%	6,34%	6,30%	7,95%	8,68%	8,86%	8,65%	8,94%
PROMEDIOS		10,87%	9,72%	9,00%	9,28%	7,33%	6,66%	7,21%	7,62%	7,64%	7,71%	7,67%	7,59%

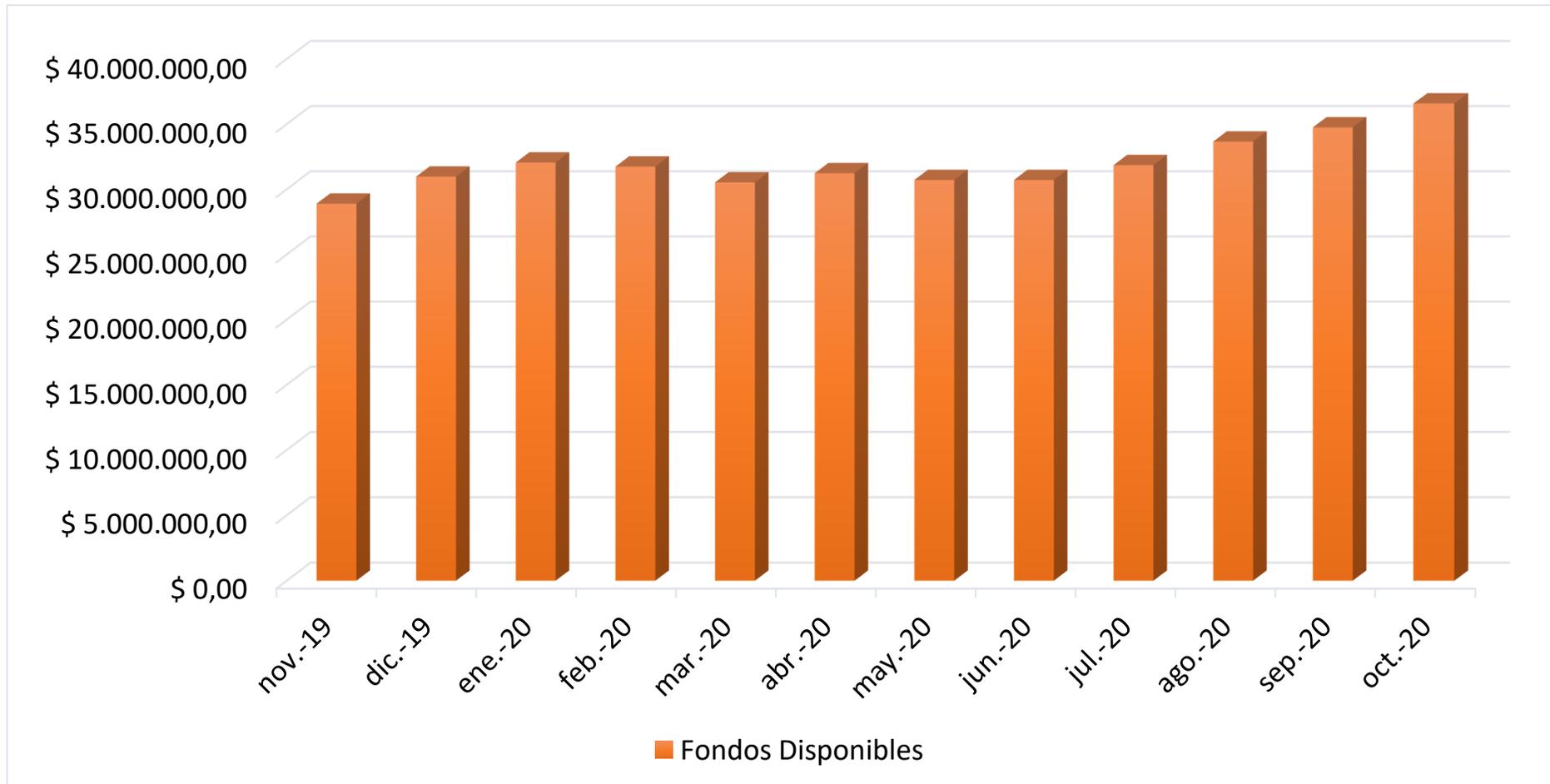


Rendimiento del Activo Segmento 1

No.	Cooperativa	nov-19	dic-19	ene-20	feb-20	mar-20	abr-20	may-20	jun-20	jul-20	ago-20	sep-20	oct-20
		ROA											
1	Coop. Oscus Ltda.	1,59%	1,38%	0,27%	0,95%	0,24%	0,32%	0,81%	0,80%	0,71%	0,83%	0,87%	0,88%
2	Coop. San Francisco Ltda.	2,31%	2,15%	2,57%	2,32%	2,30%	1,73%	1,71%	1,71%	1,46%	1,27%	1,13%	1,01%
3	Coop. El Sagrario Ltda.	1,85%	1,73%	1,71%	1,44%	1,41%	1,21%	1,18%	1,33%	1,47%	1,54%	1,53%	1,54%
4	Coop. Cámara de Comercio de Ambato Ltda.	0,64%	0,34%	0,48%	0,48%	0,42%	0,45%	0,48%	0,52%	0,89%	0,91%	0,95%	0,94%
5	Coop. Mushuc Runa Ltda.	1,49%	1,08%	0,80%	0,90%	0,61%	0,48%	0,55%	0,75%	0,65%	0,75%	0,58%	0,47%
6	Coop. Ambato Ltda.	1,70%	1,41%	1,56%	1,71%	1,38%	1,09%	1,05%	1,18%	1,08%	1,05%	1,19%	1,18%
7	Coop. Kullki Wasi Ltda.	1,35%	1,31%	2,29%	1,88%	1,37%	1,72%	1,79%	1,55%	1,40%	1,31%	1,30%	1,30%
8	Coop. Chibuleo Ltda.	1,24%	1,00%	0,94%	1,06%	0,94%	0,75%	0,74%	0,94%	1,03%	1,05%	1,02%	1,05%
PROMEDIOS		1,52%	1,30%	1,33%	1,34%	1,08%	0,97%	1,04%	1,10%	1,09%	1,09%	1,07%	1,05%



Fondos Disponibles Segmento 1



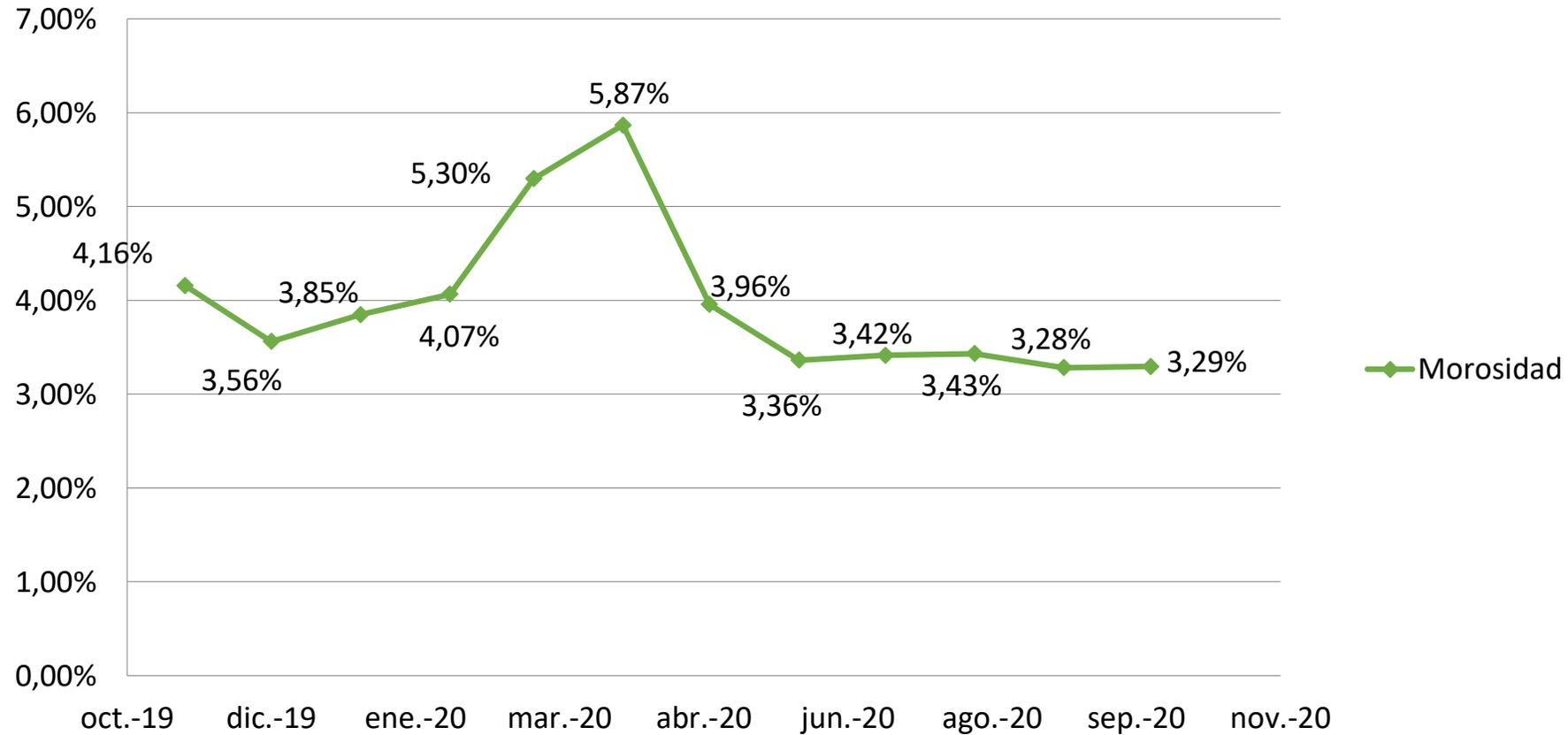


Morosidad Segmento 1

No.	Cooperativa	nov-19	dic-19	ene-20	feb-20	mar-20	abr-20	may-20	jun-20	jul-20	ago-20	sep-20	oct-20
1	Coop. Oscus Ltda.	3,92%	3,46%	3,76%	3,91%	4,83%	5,11%	3,77%	3,26%	3,39%	3,29%	3,27%	3,28%
2	Coop. San Francisco Ltda.	2,95%	2,65%	2,90%	2,98%	4,77%	6,19%	2,98%	2,61%	2,50%	3,73%	3,73%	3,72%
3	Coop. El Sagrario Ltda.	2,32%	2,08%	2,10%	2,20%	3,59%	3,44%	3,05%	2,63%	2,21%	2,36%	2,21%	2,39%
4	Coop. Cámara de Comercio de Ambato Ltda.	6,21%	4,28%	4,59%	5,13%	6,03%	4,70%	2,98%	2,60%	4,11%	2,23%	2,33%	2,46%
5	Coop. Mushuc Runa Ltda.	6,20%	5,50%	6,06%	6,21%	9,13%	11,61%	6,54%	5,50%	5,61%	6,42%	5,55%	5,97%
6	Coop. Ambato Ltda.	2,73%	2,73%	2,68%	2,88%	3,77%	7,34%	3,76%	2,95%	2,72%	2,62%	2,48%	2,26%
7	Coop. Kullki Wasi Ltda.	6,29%	5,31%	5,83%	6,16%	6,72%	6,02%	5,98%	4,94%	4,51%	4,43%	4,25%	4,04%
8	Coop. Chibuleo Ltda.	2,65%	2,49%	2,87%	3,05%	3,54%	2,53%	2,58%	2,40%	2,27%	2,37%	2,44%	2,23%
PROMEDIOS		4,16%	3,56%	3,85%	4,07%	5,30%	5,87%	3,96%	3,36%	3,42%	3,43%	3,28%	3,29%

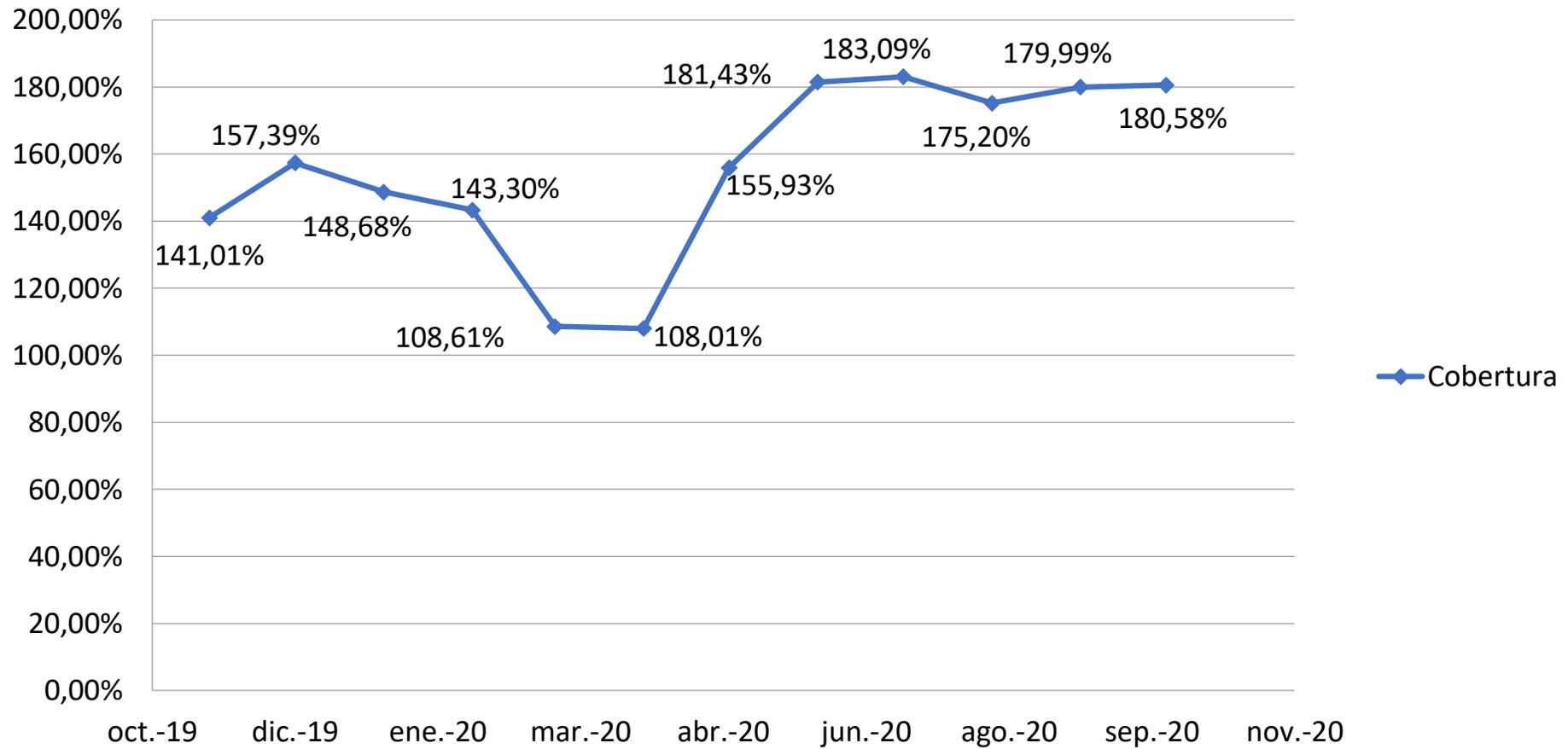


Morosidad Segmento 1





Cobertura Segmento 1





ESPE

UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

Modelo LOGIT

1

Especificación

$$z = B_0 + B_1(x_1) + B_2(x_2) + B_n(x_n) + \mu$$

$$Inc = B_0 + B_1(Ed) + B_2(DGen) + B_3(DNe) + B_4(DEC) + B_5(Ing) + \mu$$

$$p = \frac{e^z}{1 + e^z}$$

2

Estimación

$$Inc = B_0 + B_1(Ed) + B_2(DGen) + B_3(DNe) + B_4(DEC) + B_5(Ing) + \mu$$

Cliente	Calificación de Riesgo	Inc	Edad	Género	DGEN	Nivel Educativo	DNE	Estado civil	DEC	Ingresos Mensuales
1	C	1	30	2	0	2	1	5	0	400
2	D	1	49	1	1	3	0	2	1	300
3	D	1	26	1	1	1	1	1	0	300
4	C	1	45	1	1	2	1	5	0	300
5	C	1	34	2	0	2	1	5	0	300
6	C	1	26	2	0	1	1	5	0	300
7	C	1	39	2	0	5	0	5	0	300
8	D	1	50	1	1	3	0	3	0	300
9	D	1	37	1	1	3	0	1	0	300
10	D	1	46	1	1	4	0	3	0	300
.
.
.
.
.
.
.
.
2498	C2	1	36	1	1	2	1	4	0	350
2499	A2	0	48	2	0	2	1	2	1	146
2500	A3	0	48	2	0	4	0	2	1	136

Dependent Variable: INC
 Method: ML - Binary Logit (Newton-Raphson / Marquardt steps)
 Date: 01/28/21 Time: 20:31
 Sample: 1 2500
 Included observations: 2500
 Convergence achieved after 6 iterations
 Coefficient covariance computed using observed Hessian

2

Estimación

B0	B1	B2	B3	B4	B5
-6,8051	0,2079	3,0511	-0,4192	-0,5101	-0,0007

Inc
 $= -6,8051 + 0,2079 (30) + 3,0511 (0) - 0,4192 (1) - 0,5101 (0) - 0,0007 (400)$

$Inc = z = -1,2835$

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-6.805105	0.362180	-18.78931	0.0000
EDAD	0.207893	0.010261	20.26080	0.0000
DGEN	3.051072	0.195085	15.63972	0.0000
DNE	-0.419231	0.141187	-2.969333	0.0030
DEC	-0.510102	0.172987	-2.948794	0.0032
ING	-0.000740	0.000180	-4.105721	0.0000

McFadden R-squared	0.510206	Mean dependent var	0.746800
S.D. dependent var	0.434932	S.E. of regression	0.296439
Akaike info criterion	0.559074	Sum squared resid	219.1636
Schwarz criterion	0.573052	Log likelihood	-692.8426
Hannan-Quinn criter.	0.564149	Deviance	1385.685
Restr. deviance	2829.117	Restr. log likelihood	-1414.559
LR statistic	1443.432	Avg. log likelihood	-0.277137
Prob(LR statistic)	0.000000		

Obs with Dep=0 633 Total obs 2500

2

Estimación

$$p = \frac{e^z}{1 + e^z}$$

$$p = \frac{e^{-1,2835}}{1 + e^{-1,2835}}$$

z	e	p
-1,2835	0,27705313	21,69%

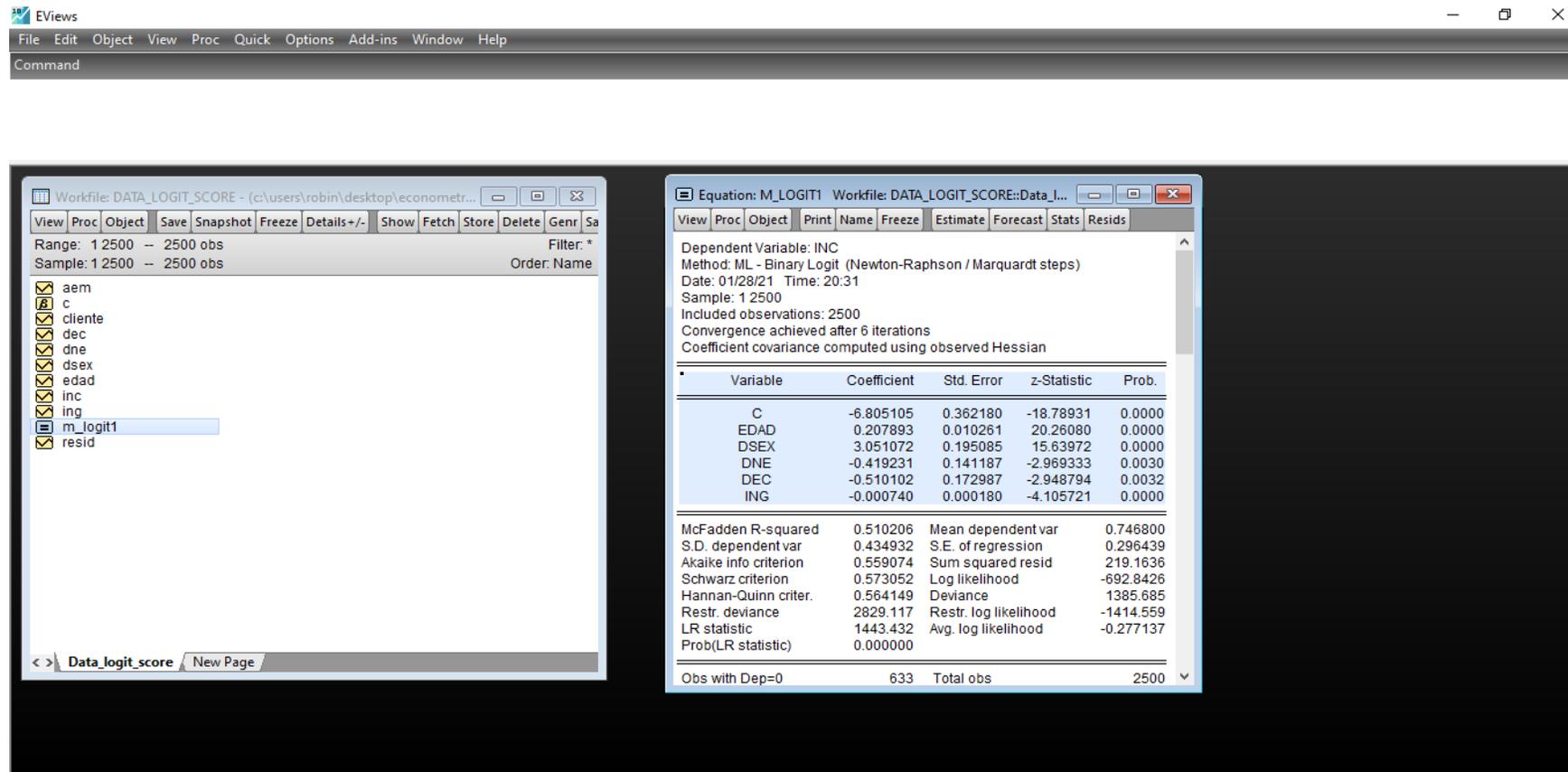
3

Comprobación

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Probabilidades
C	-6.805105	0.362180	-18.78931	0.0000
EDAD	0.207893	0.010261	20.26080	0.0000
DGEN	3.051072	0.195085	15.63972	0.0000
DNE	-0.419231	0.141187	-2.969333	0.0030
DEC	-0.510102	0.172987	-2.948794	0.0032
ING	-0.000740	0.000180	-4.105721	0.0000

4

Explotación



The screenshot displays the EViews software interface. The main window shows the 'Equation: M_LOGIT1' results for a binary logit model. The dependent variable is 'INC'. The model was estimated using Maximum Likelihood (ML) with Newton-Raphson / Marquardt steps. The estimation date is 01/28/21 at 20:31, and the sample size is 12500 observations. The model includes variables C, EDAD, DSEX, DNE, DEC, and ING. The coefficient estimates and their standard errors, z-statistics, and probabilities are shown in the table below.

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-6.805105	0.362180	-18.78931	0.0000
EDAD	0.207893	0.010261	20.26080	0.0000
DSEX	3.051072	0.195085	15.63972	0.0000
DNE	-0.419231	0.141187	-2.969333	0.0030
DEC	-0.510102	0.172987	-2.948794	0.0032
ING	-0.000740	0.000180	-4.105721	0.0000

Additional statistics shown in the results window:

- McFadden R-squared: 0.510206
- S.D. dependent var: 0.434932
- Akaike info criterion: 0.559074
- Schwarz criterion: 0.573052
- Hannan-Quinn criter.: 0.564149
- Restr. deviance: 2829.117
- LR statistic: 1443.432
- Prob(LR statistic): 0.000000

Summary statistics at the bottom of the results window:

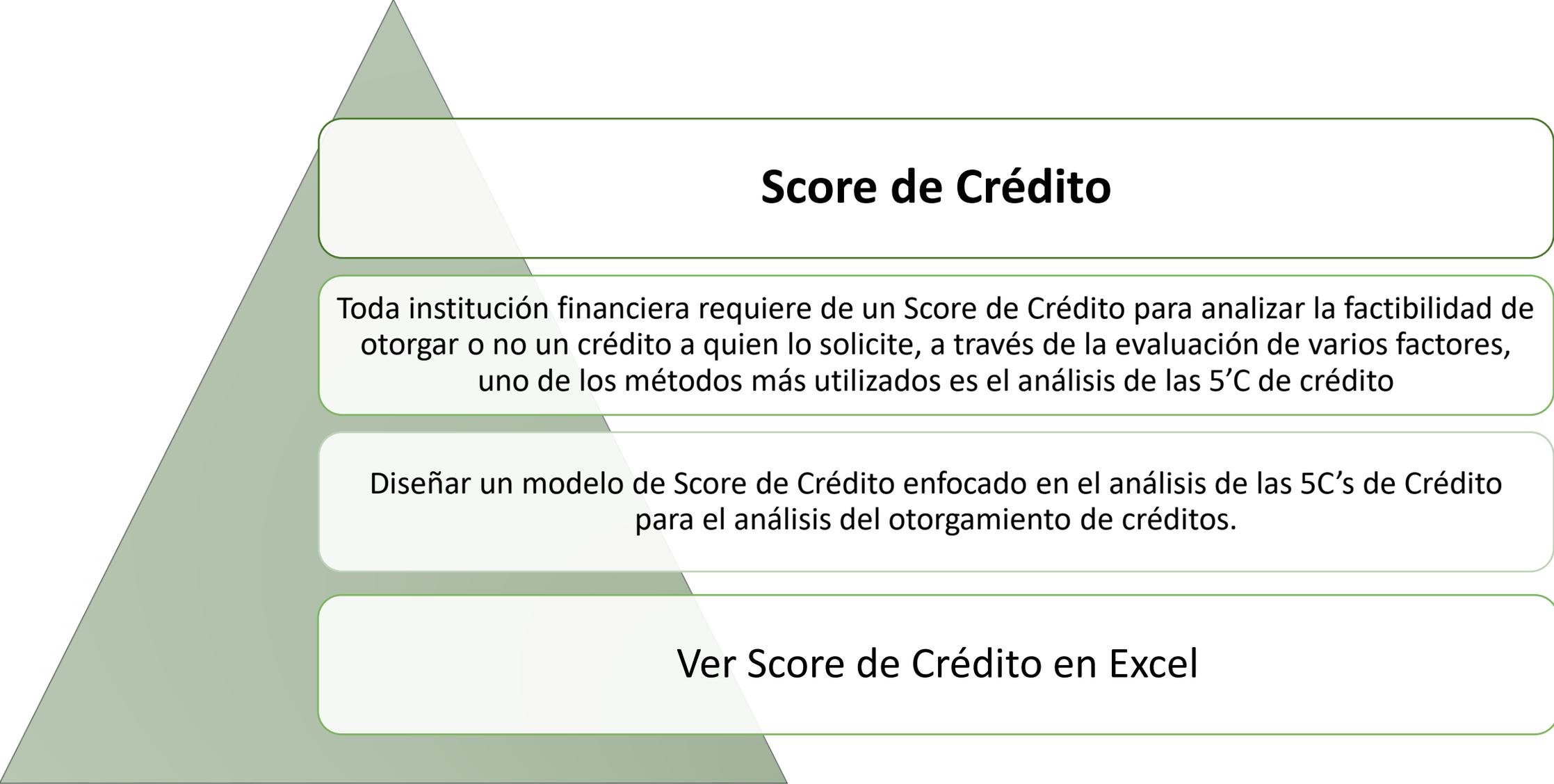
Obs with Dep=0	633	Total obs	2500
----------------	-----	-----------	------



ESPE

UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

Propuesta



Score de Crédito

Toda institución financiera requiere de un Score de Crédito para analizar la factibilidad de otorgar o no un crédito a quien lo solicite, a través de la evaluación de varios factores, uno de los métodos más utilizados es el análisis de las 5'C de crédito

Diseñar un modelo de Score de Crédito enfocado en el análisis de las 5C's de Crédito para el análisis del otorgamiento de créditos.

Ver Score de Crédito en Excel

- ✓ Las cooperativas de ahorro y crédito del segmento 1 de la provincia de Tungurahua han enfrentado situaciones de riesgo de crédito, es decir, la pérdida originada por el incumplimiento de pago de sus clientes, presentándose la morosidad. En el período analizado, la morosidad más alta se dio en el mes de Abril de 2020 con un 5,87% y en Marzo de 2020 con un 5,30%; evidentemente, los resultados se dan en los meses de emergencia sanitaria en el país.
- ✓ En el riesgo de crédito inciden variables cualitativas y cuantitativas, por ello es necesario hacer una evaluación completa al momento de otorgar un crédito. Las variables cualitativas que influyen se encuentran la edad, el género, el nivel educativo, el estado civil, las referencias personales y comerciales y entre las variables cuantitativas se encuentran el nivel de ingresos, endeudamiento, solvencia, liquidez.
- ✓ A través del diseño del modelo probabilístico LOGIT, se puede realizar la relación de las variables cuantitativas y cualitativas que influyen en el riesgo crediticio de las personas, de tal forma que se conozca la incidencia de unas con otras.

- ✓ Es recomendable que las cooperativas de ahorro y crédito mantengan un análisis actual de sus indicadores financieros y en especial de la morosidad, de modo que se puedan anticipar a situaciones externas ajenas a su voluntad y que pongan en riesgo sus niveles de recuperación de cartera; planteando previamente estrategias y distintas formas de pago.
- ✓ Se recomienda a las instituciones financieras recopilar la información de cada cliente de manera detallada, considerando variables cualitativas y cuantitativas, mientras más datos se analicen, se puede conocer a profundidad el perfil del cliente y su carácter crediticio para conocer la posibilidad de otorgamiento de créditos.
- ✓ El modelo probabilístico LOGIT, es recomendable ser utilizado para relacionar variables cuantitativas y cualitativas que influyen en las tasas de morosidad y se traducen en un riesgo de crédito para las instituciones financieras. Al mismo tiempo, se recomienda que las entidades posean una Evaluación de Score de Crédito para mejorar el proceso crediticio.



**GRACIAS POR SU
ATENCIÓN**