Title of Deliverable	Activity Name
Algorithm to evaluate the risk associated with FONDESO's credit allocation (*Algoritmo para evaluar el riesgo asociado a la colocación de créditos de FONDESO*) 3 of 4	Local government SME support

Abstract	Counterpart
Context: FONDESO is a fund created by the Mexico City Government (GDF) that provides credit to SMEs and startups operating in Mexico City. FONDESO's beneficiary selection process was based on discretionary decisions resulting in inefficient fund allocation and high default rates. MEPP analyzed available data on microcredits to understand the relationship between beneficiary profile and microcredit characteristics to develop a credit scoring algorithm for SMEs. This document includes: • Credit scoring model for SMEs • Algorithm for SMEs credits and beneficiary selection • Additional variables proposal for SMEs credit selection criteria Keywords: credit scoring algorithm, microcredits, private sector development, SMEs.	Mexico City Secretariat for Economic Development (SEDECO) **MEPP Partner/ Author** Abt / PWC **Date** August, 2014

Algoritmo para evaluar el riesgo asociado para la colocación de créditos del FONDESO

25 de agosto de 2014

pwc

Modelo de credit scoring MyPEs

1

Modelo de credit scoring – Análisis multivariante
MyPEs

El análisis multivariante consiste en clasificar las variables categóricas y numéricas (continuas) en segmentos para:

- Identificar la relación de la variables y tasa de malos.
- Mejorar el poder predictivo de cada variable.
- Estimar los Wieghts Of Evidence (WoE) y los puntos del score de cada variable.

El estadístico Valor de Información (IV) ayuda en la determinación del número de tramos óptimo.

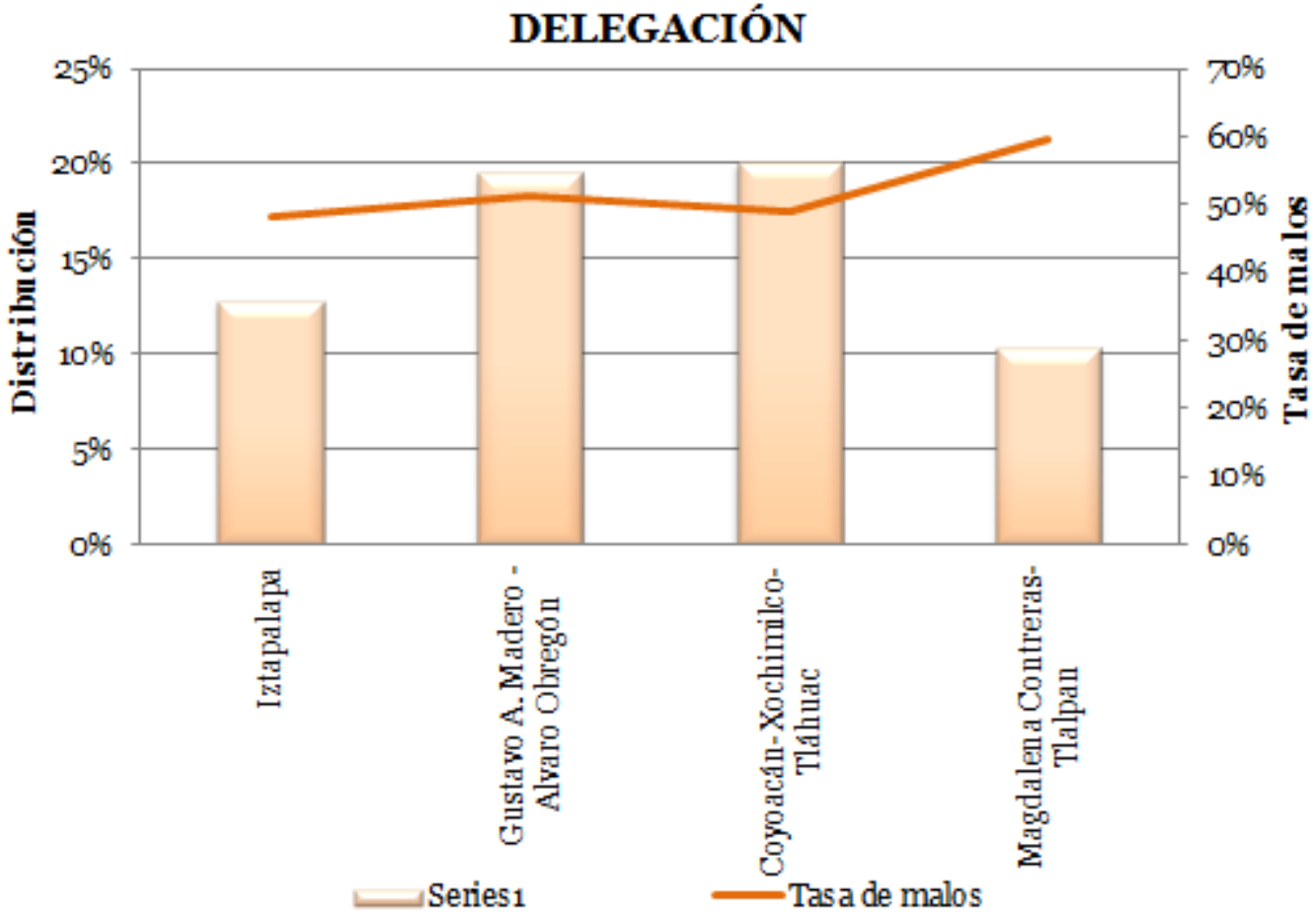
Modelo de credit scoring – Análisis bivariado

MyPEs

DELEGACIÓN	# de buenos	# de malos	Total	Distribución por categoría				WoE	IV
				% buenos	% malos	% total	Tasa de malos		
Iztapalapa	184	172	356	14%	12%	13%	48%	15.5	0.00
Gustavo A. Madero -Alvaro Obregón	264	279	543	20%	19%	20%	51%	3.2	0.00
Coyoacán-Xochimilco-Tláhuac	286	273	559	22%	19%	20%	49%	13.4	0.00
Magdalena Contreras-Tlalpan	116	171	287	9%	12%	10%	60%	-30.1	0.01
Cuajimalpa-Mipalta-Cuauhtemoc-Miguel Hidalgo-Venustiano Carranza	292	365	657	22%	25%	24%	56%	-13.6	0.00
Iztacalco-Benito Juárez-Azcapotzalco	183	186	369	14%	13%	13%	50%	7.1	0.00
TOTAL	**1,325**	**1,446**	**2,771**						**0.021**

Modelo de credit scoring – Análisis bivariado

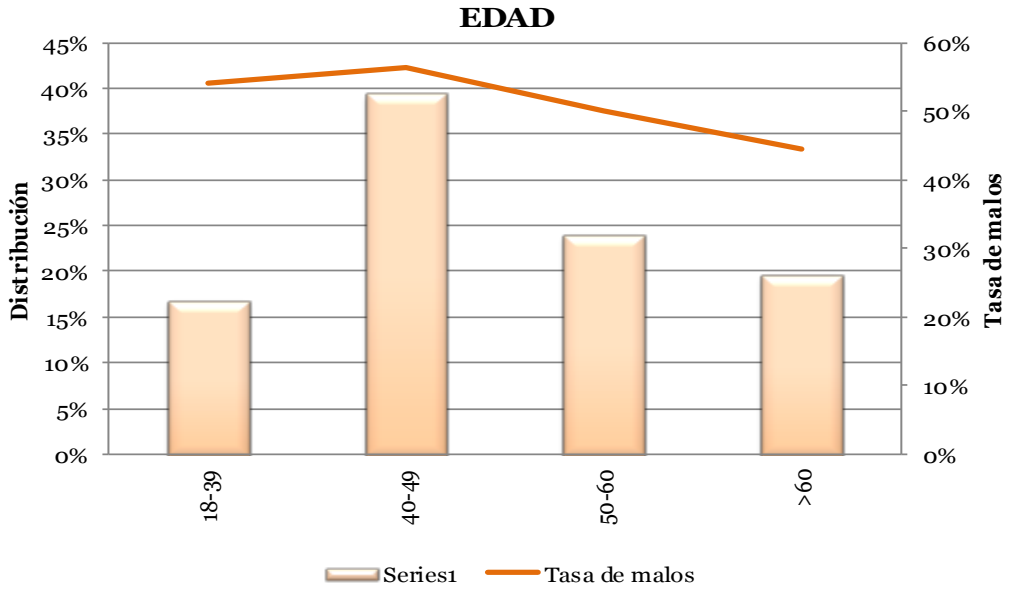
MyPEs



Modelo de credit scoring – Análisis bivariado

MyPEs

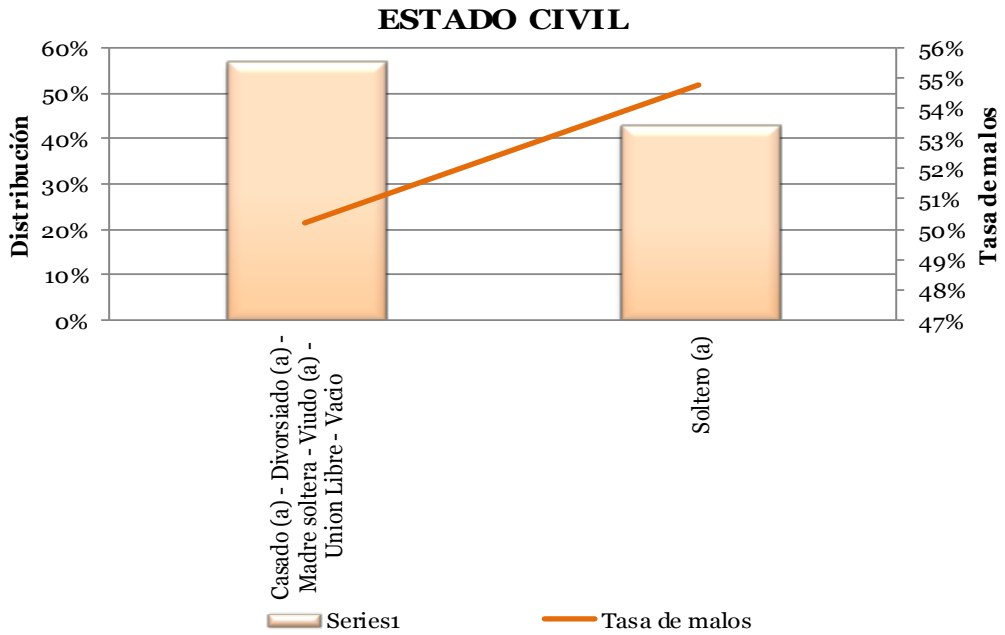
EDAD	# de buenos	# de malos	Total	Distribución por categoría				WoE	IV
				% buenos	% malos	% total	Tasa de malos		
18-39	213	252	465	16%	17%	17%	54%	-8.1	0.00
40-49	477	618	1,095	36%	43%	40%	56%	-17.2	0.01
50-60	332	334	666	25%	23%	24%	50%	8.1	0.00
>60	303	242	545	23%	17%	20%	44%	31.2	0.02
TOTAL	**1,325**	**1,446**	**2,771**						**0.0334**



Modelo de credit scoring – Análisis bivariado

MyPEs

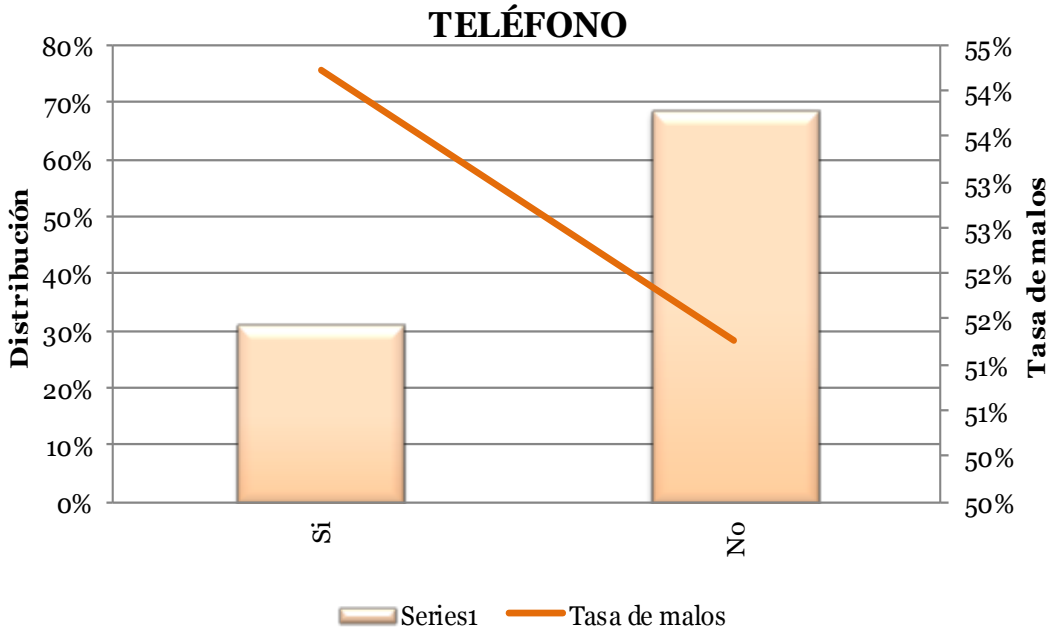
ESTADO CIVIL	# de buenos	# de malos	Total	Distribución por categoría				WoE	IV
				% buenos	% malos	% total	Tasa de malos		
Casado (a) - Divorsiado (a) - Madre soltera - Viudo (a) - Union Libre - Vacio	786	793	1,579	59%	55%	57%	50%	7.9	0.00
Soltero (a)	539	653	1,192	41%	45%	43%	55%	-10.4	0.00
TOTAL	**1,325**	**1,446**	**2,771**						**0.01**



Modelo de credit scoring – Análisis bivariado

MyPEs

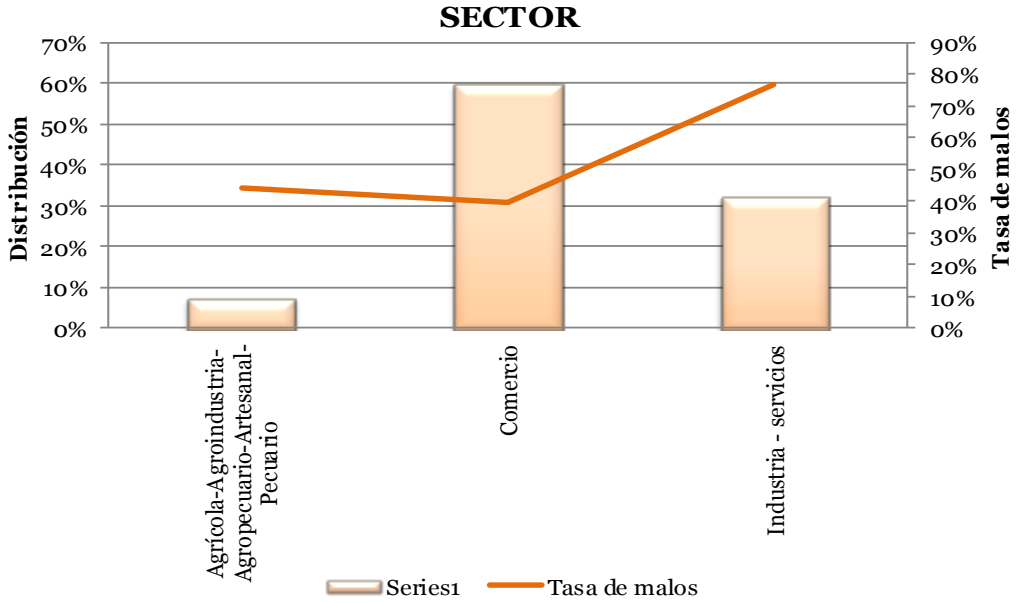
TELÉFONO	# de buenos	# de malos	Total	Distribución por categoría				WoE	IV
				% buenos	% malos	% total	Tasa de malos		
Si	395	468	863	30%	32%	31%	54%	-8.2	0.00
No	930	978	1,908	70%	68%	69%	51%	3.7	0.00
TOTAL	**1,325**	**1,446**	**2,771**						**0.00**



Modelo de credit scoring – Análisis bivariado

MyPEs

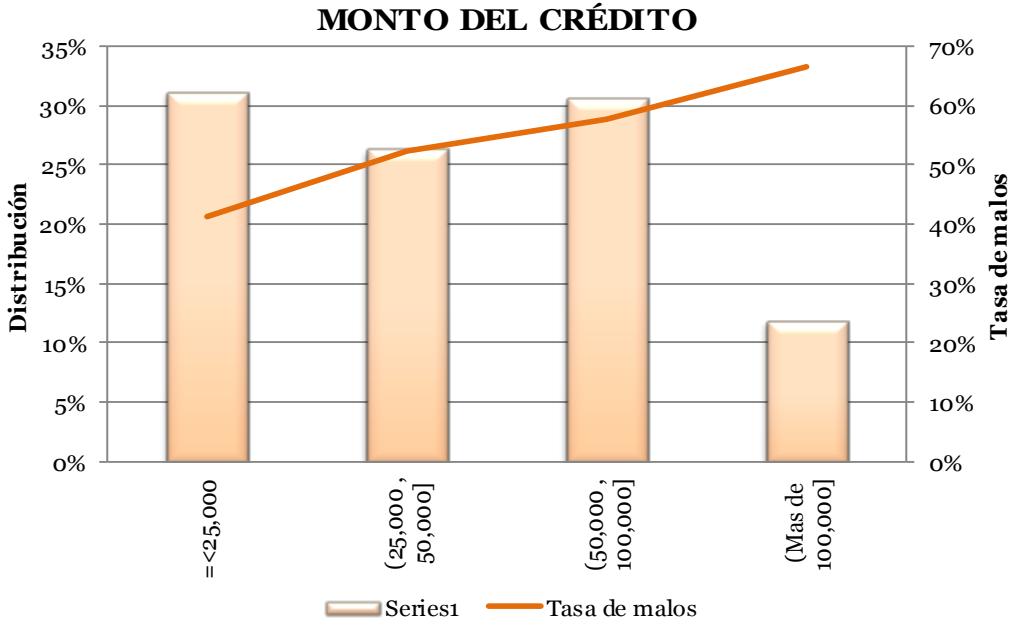
SECTOR	# de buenos	# de malos	Total	Distribución por categoría				WoE	IV
				% buenos	% malos	% total	Tasa de malos		
Agrícola-Agroindustria-Agropecuario-Artesanal-Pecuario	116	93	209	9%	6%	8%	44%	30.8	0.01
Comercio	1003	662	1,665	76%	46%	60%	40%	50.3	0.15
Industria - servicios	206	691	897	16%	48%	32%	77%	-112.3	0.36
TOTAL	**1,325**	**1,446**	**2,771**						**0.52**



Modelo de credit scoring – Análisis bivariado

MyPEs

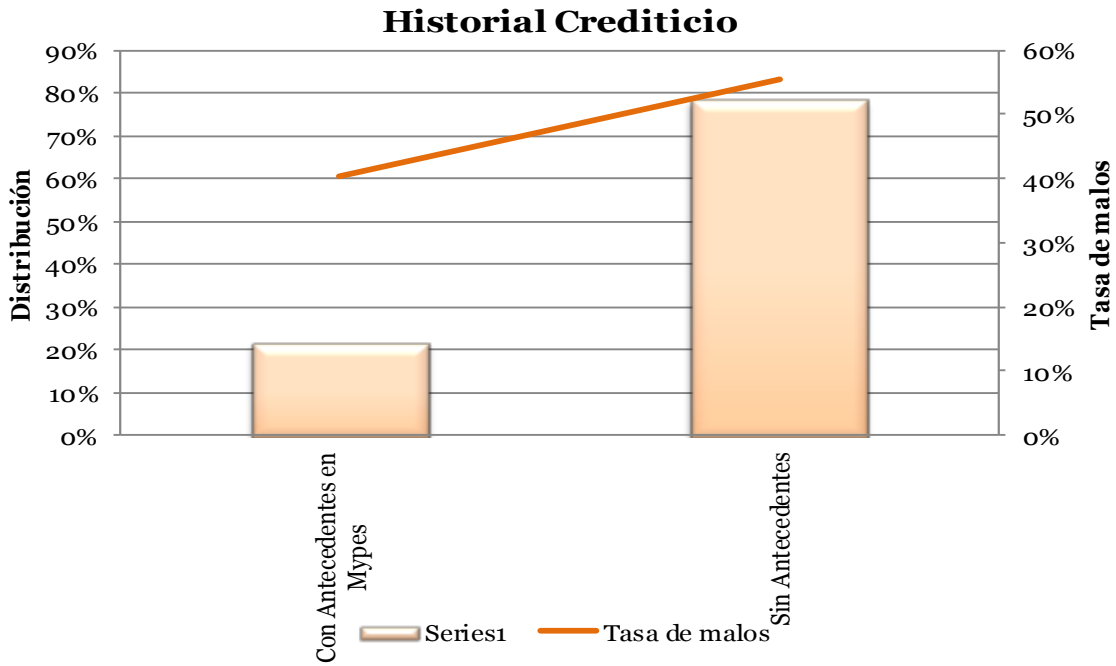
MONTO DEL CRÉDITO	# de buenos	# de malos	Total	Distribución por categoría				WoE	IV
				% buenos	% malos	% total	Tasa de malos		
=<25,000	508	355	863	38%	25%	31%	41%	44.6	0.06
(25,000 , 50,000]	348	382	730	26%	26%	26%	52%	-0.6	0.00
(50,000 , 100,000]	359	489	848	27%	34%	31%	58%	-22.2	0.01
(Mas de 100,000]	110	220	330	8%	15%	12%	67%	-60.6	0.04
TOTAL	**1,325**	**1,446**	**2,771**						**0.12**



Modelo de credit scoring – Análisis bivariado

MyPEs

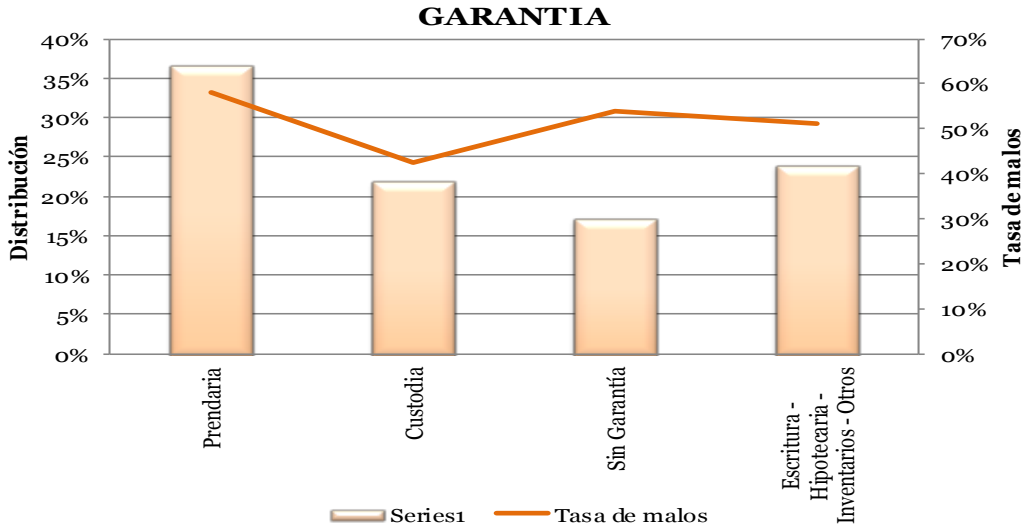
Historial Crediticio	# de buenos	# de malos	Total	Distribución por categoría				WoE	IV
				% buenos	% malos	% total	Tasa de malos		
Con Antecedentes	358	242	600	27%	17%	22%	40%	47.9	0.05
Sin Antecedentes	967	1204	2,171	73%	83%	78%	55%	-13.2	0.01
TOTAL	**1,325**	**1,446**	**2,771**						**0.0628**
	967	1204							



Modelo de credit scoring – Análisis bivariado

MyPEs

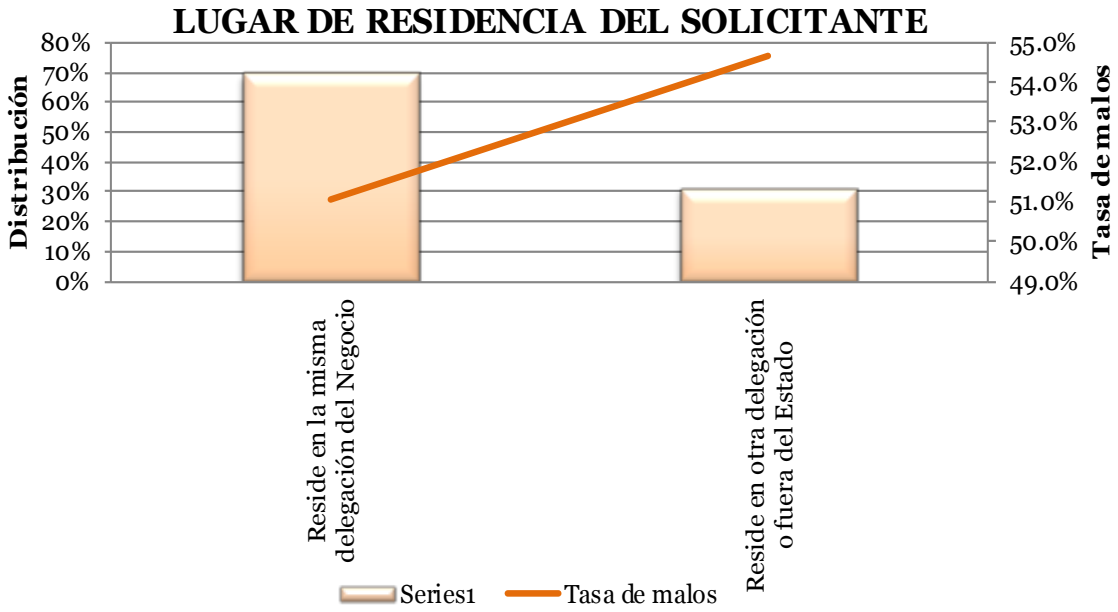
GARANTIA	# de buenos	# de malos	Total	Distribución por categoría				WoE	IV
				% buenos	% malos	% total	Tasa de malos		
Prendaria	427	589	1,016	32%	41%	37%	58%	-23.4	0.02
Custodia	351	259	610	26%	18%	22%	42%	39.1	0.03
Sin Garantía	221	259	480	17%	18%	17%	54%	-7.1	0.00
Escritura - Hipotecaria - Inventarios - Otros	326	339	665	25%	23%	24%	51%	4.8	0.00
TOTAL	**1,325**	**1,446**	**2,771**						**0.0549**



Modelo de credit scoring – Análisis bivariado

MyPEs

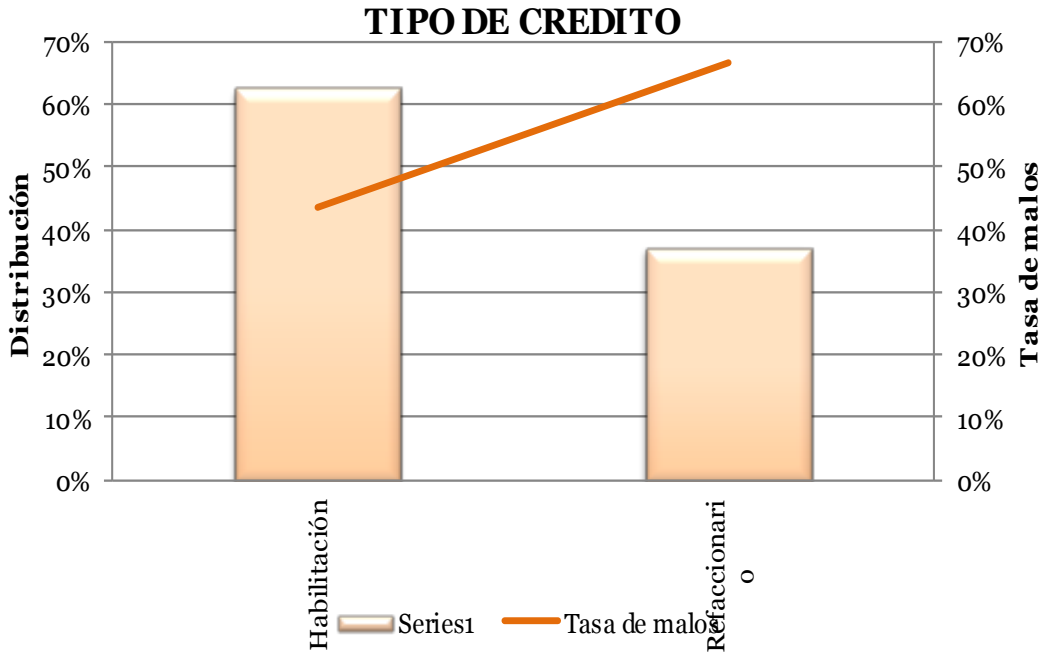
LUGAR DE RESIDENCIA DEL SOLICITANTE	# de buenos	# de malos	Total	Distribución por categoría				WoE	IV
				% buenos	% malos	% total	Tasa de malos		
Reside en la misma delegación de	936	977	1,913	71%	68%	69%	51.1%	4.5	0.00
Reside en otra delegación o fuera	389	469	858	29%	32%	31%	54.7%	-10.0	0.00
TOTAL	**1,325**	**1,446**	**2,771**						**0.00**



Modelo de credit scoring – Análisis bivariado

MyPEs

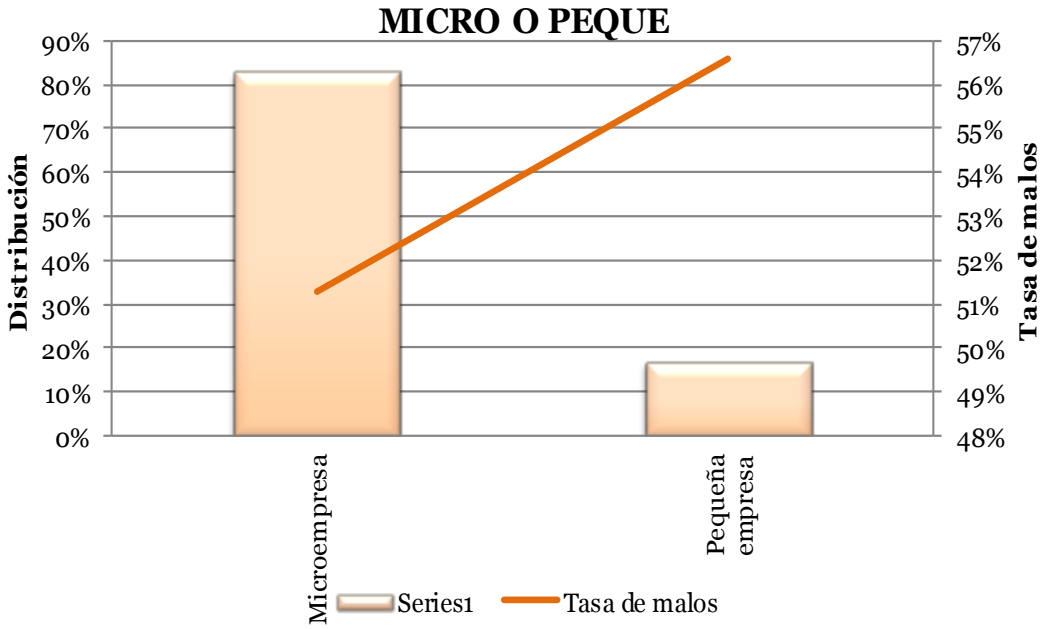
TIPO DE CREDITO	# de buenos	# de malos	Total	Distribución por categoría				WoE	IV
				% buenos	% malos	% total	Tasa de malos		
Habilitación	980	758	1,738	74%	52%	63%	44%	34.4	0.07
Refaccionario	345	688	1,033	26%	48%	37%	67%	-60.3	0.13
TOTAL	**1,325**	**1,446**	**2,771**						**0.20**



Modelo de credit scoring – Análisis bivariado

MyPEs

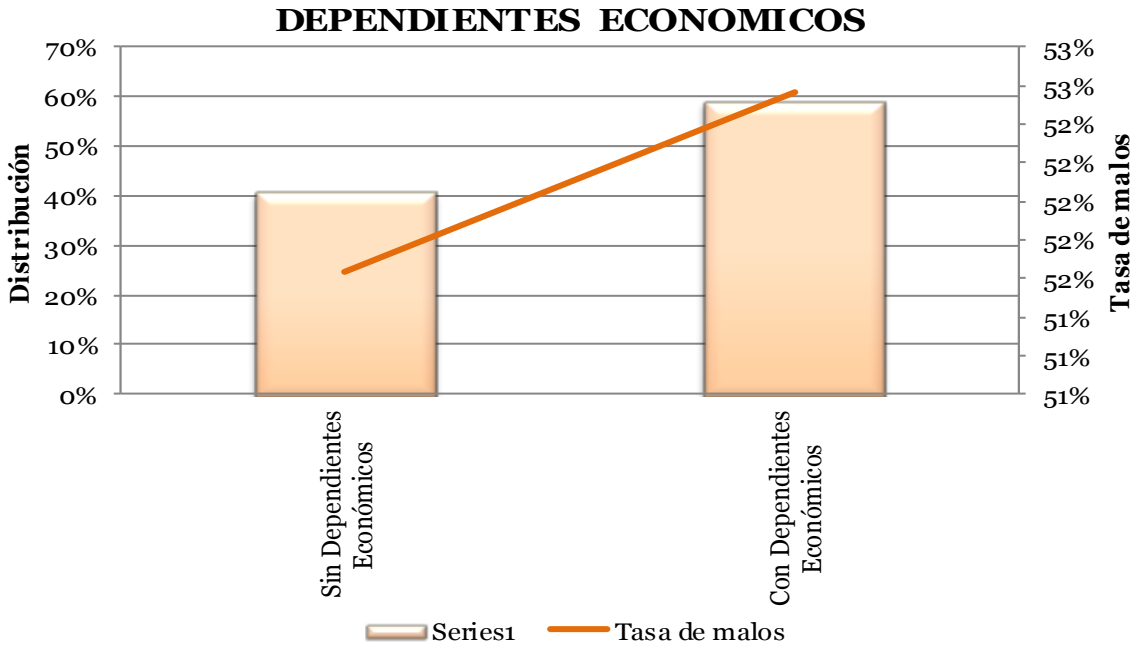
MICRO O PEQUE	# de buenos	# de malos	Total	Distribución por categoría				WoE	IV
				% buenos	% malos	% total	Tasa de malos		
Microempresa	1120	1179	2,299	85%	82%	83%	51%	3.6	0.00
Pequeña empresa	205	267	472	15%	18%	17%	57%	-17.7	0.01
TOTAL	**1,325**	**1,446**	**2,771**						**0.01**



Modelo de credit scoring – Análisis bivariado

MyPEs

DEPENDIENTES ECONOMICOS	# de buenos	# de malos	Total	Distribución por categoría				WoE	IV
				% buenos	% malos	% total	Tasa de malos		
Sin Dependientes	548	585	1,133	41%	40%	41%	52%	2.2	0.00
Con Dependientes	777	861	1,638	59%	60%	59%	53%	-1.5	0.00
TOTAL	**1,325**	**1,446**	**2,771**						**0.0003**



Modelo de credit scoring – Logit

MyPEs

Una vez realizado el análisis univariante para cada variable se generó una regresión logística

Variables

Edad
Sexo
Estado Civil
Teléfono
Delegación
Monto del crédito
Historial
Tamaño
...

Default = {0,1}
woe.edad
woe.sexo
woe.edocivil
woe.teléfono
woe.delegación
woe.crédito
woe.actividad
woe.proyecto

$$P(Y = Default) = \frac{1}{1 + e^{(-\beta_0 + \beta_1 WOEVar_1 + \ldots + \beta_n WOEVar_n)}}$$

Modelo de credit scoring – Transformación
MyPEs

Una vez obtenidos los coeficientes de la regresión logística se realiza la transformación de los parámetros a puntajes, asumiendo:

Regresión Logística

Coeficientes (β)	Estimador
Constante	1.7026094
woe.edad	0.0088512
woe.sexo	0.0082531
woe.edocivil	-0.0002108
woe.tel	-0.0068697
woe.deleg	0.0089749
woe.cred	0.0080556
woe.actividad	0.0083166
woe.proyecto	0.0069741
N	8

Supuestos	
Score	600
Odds	50
pdm	20
n- odds	2

Factor	28.85
Offset	487.12

Modelo de credit scoring – Transformación
MyPEs

Finalmente, la construcción de score está en función de los WOE´s y los coeficientes de la logit.

$$Score = \ln(odds) = \sum_{i=1}^{n} (-(woe_i * \beta_i + \frac{\beta_o}{n}))$$

Variable	Categoría	Score
EDAD	18-24	52
	25-29	54
	30-35	57
	36-40	59
	41-45	60
	46-50	64
	51-59	69
	>60	67
SEXO	Hombre	56
	Mujer	61

Modelo de credit scoring – Score final
MyPEs

Variable	Score mínimo	Score máximo
Edad	52	69
Sexo	56	61
Estado Civil	59	60
Teléfono	59	66
Delegación	56	68
Monto del crédito	57	70
Actividad	57	62
Tipo de proyecto	54	61

Algoritmo

Microcréditos y MyPES

2

Propuesta de variables adicionales - MyPEs

3

Propuesta de variables adicionales
MyPEs

Con el objetivo de calibrar el modelo basado en la experiencia del FONDESO, consideramos integrar la siguientes información a las bases de datos:

- Información de los solicitantes rechazados
- Administración (contabilidad) formal
- Tipo de residencia – Propia o Rentada
- Tipo de teléfono del solicitante -celular, fijo, ambos