

Árboles estadísticos en las microfinanzas: Haz tu propio scorecard en tu tiempo libre

Mark Schreiner

Microfinance Risk Management
www.microfinance.com/Castellano/indice.html

Tercer Seminario sobre la Banca y las Microfinanzas en América Latina

12-13 de noviembre de 2001

Banco Central de la República Dominicana
Santo Domingo, República Dominicana

Agenda

- ! Introducción: ¿Qué es scoring?
- ! Ejemplo de árboles estadísticos
- ! Comparación árboles y otros métodos
- ! Pautas para el uso de scoring

¡No sólo árboles estadísticos, sino scoring!

Introducción: ¿Qué es scoring?

Pronóstico de riesgo que supone que:

! Características cuantificables afectan riesgo:

- Prestatario (edad, actividad)
- Préstamo (monto, plazo)
- Prestamista (experiencia, analista)

! El futuro será como el pasado

Scoring vincula características con la mora.

¿Por qué usar scoring?

- ! Siempre se usa scoring:
 - Cualitativo (implícito, olfato)
 - Cuantificado (explícito, estadístico)

- ! Finanzas es el manejo de riesgo.
Scoring estadístico cuantifica riesgo y hace explícita y consistente su evaluación

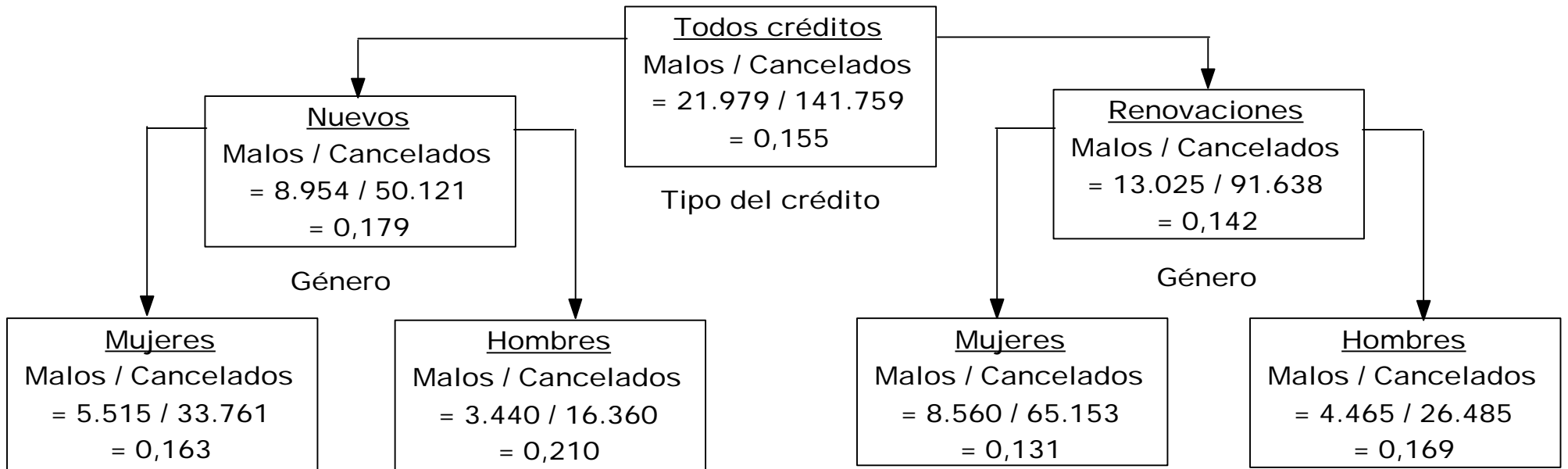
¿Por qué usar scoring? (cont.)

- ! Enfocar esfuerzo de evaluación y cobranza donde rinde más
- ! En las microfinanzas, scoring no reemplaza al analista y su evaluación subjetiva del negocio y hogar, sino los complementa

¿Qué es un árbol estadístico?

- ! Igual que otros métodos, árboles vinculan características con la mora en el pasado y suponen que el futuro será como el pasado
- ! Árboles se parecen mucho a sistemas de expertos:
 - Árboles usan experiencia cuantitativa de una base de datos
 - Sistemas de expertos usan experiencia cualitativa de alguna(s) persona(s)

Ejemplo sencillo de un árbol estadístico



Pronostico por el árbol estadístico:

16,3%

21,0%

13,1%

16,9%

Resultado del sistema de expertos:

Normal

Riesgoso

No riesgoso

Normal

Ejemplo sencillo árbol/Colombia

Organización: BMM, con Hans Dellien

Malo: 7 días mora/cuota o 30 días corridos

<u>Base de datos</u>	<u>Año</u>	<u>Riesgo</u>	<u>Créditos</u>
Construcción:	1992-98	15,5%	141.759
Prueba:	1999	17,6%	68.759

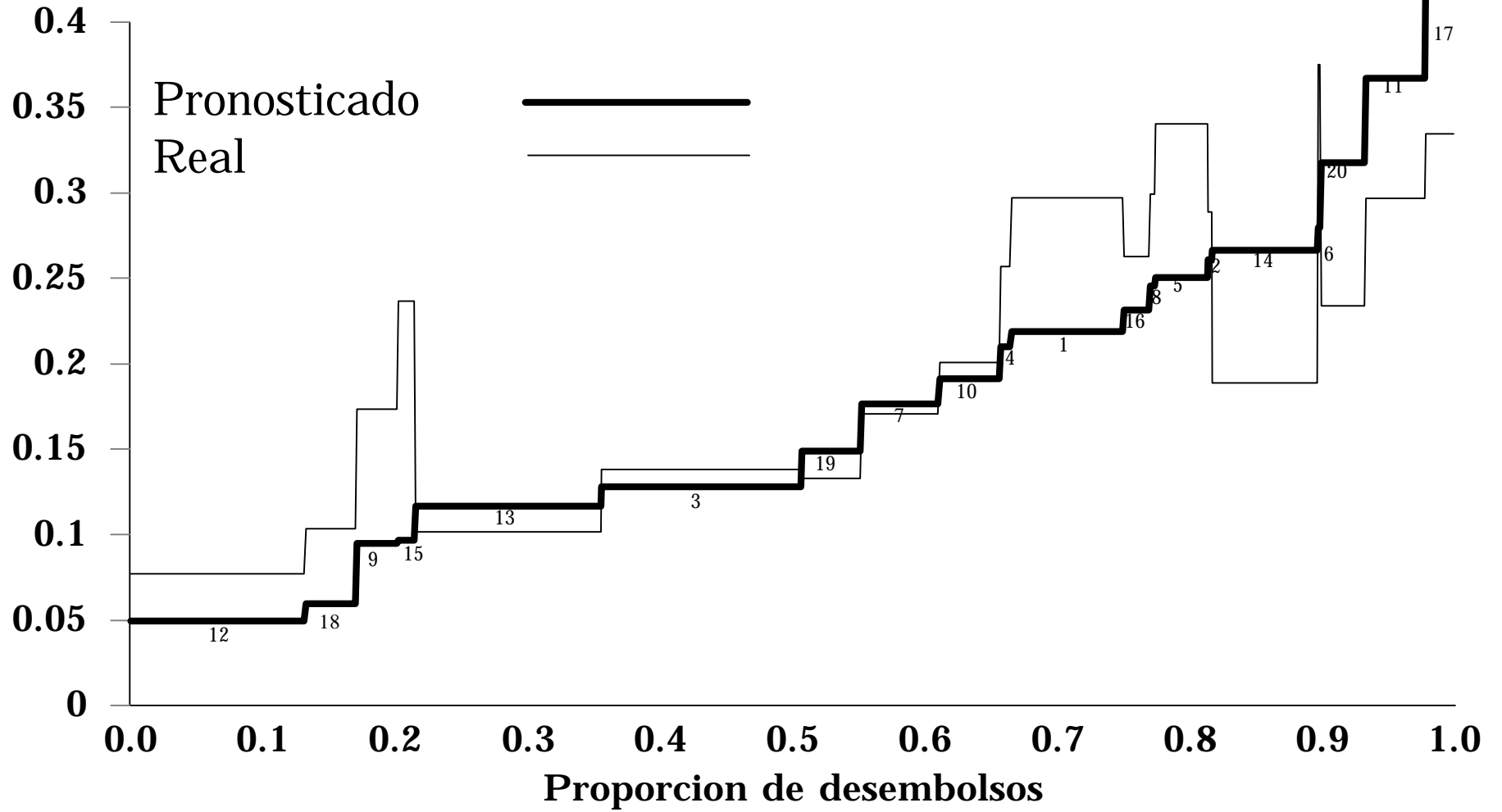
Prueba: Comparar riesgo pronosticado por árbol construido con datos hasta fines de 1998 con el riesgo real en 1999

Detalle del árbol estadístico/Colombia

#	Clase Tipo	Género	Teléfono o Garantía Mora anterior	1992-1998				1999			
				Malos Casos	% carter	% malo	Malos Casos	% carter	% mal		
1	Nuevo	Mujer	Personal Teléfono	2.519	11.520	8,1	21,9	1.748	5.880	8,6	29,7
2			Sin teléfono	96	368	0,3	26,1	67	232	0,3	28,9
3			Otro Teléfono	2.647	20.673	14,6	12,8	1.429	10.332	15,0	13,8
4			Sin teléfono	252	1.200	0,8	21,0	131	510	0,7	25,7
5		Hombre	Personal Teléfono	1.592	6.362	4,5	25,0	940	2.763	4,0	34,0
6			Sin teléfono	104	372	0,3	28,0	54	144	0,2	37,5
7			Otro Teléfono	1.585	8.978	6,3	17,7	683	4.003	5,8	17,1
8			Sin teléfono	159	648	0,5	24,5	73	244	0,4	29,9
9	Représtan	Mujer	Personal 0 días	517	5.448	3,8	9,5	374	2.156	3,1	17,3
10			hasta 2 días	1.453	7.600	5,4	19,1	645	3.213	4,7	20,1
11			>2 días	1.329	3.621	2,6	36,7	914	3.078	4,5	29,7
12			Otro 0 días	1.076	21.789	15,4	4,9	695	9.021	13,1	7,7
13			hasta 2 días	2.279	19.542	13,8	11,7	989	9.721	14,1	10,2
14			>2 días	1.906	7.153	5,0	26,6	1.031	5.458	7,9	18,9
15		Hombre	Personal 0 días	247	2.552	1,8	9,7	206	871	1,3	23,7
16			hasta 2 días	862	3.724	2,6	23,1	356	1.356	2,0	26,3
17			>2 días	813	1.902	1,3	42,7	525	1.570	2,3	33,4
18			Otro 0 días	452	7.614	5,4	5,9	279	2.702	3,9	10,3
19			hasta 2 días	1.150	7.729	5,5	14,9	417	3.135	4,6	13,3
20			>2 días	941	2.964	2,1	31,7	551	2.356	3,4	23,4

Fuente: Cálculos de Schreiner con datos de BMM/C

Pronosticado vs real, 1999



Lecciones del ejemplo sencillo

- ! Pronosticó bien: créditos con poco riesgo pronosticado tuvieron poco riesgo real

- ! Identificó atributos que disminuyen riesgo:
 - Ser mujer
 - Poseer teléfono
 - No requerir garantía personal
 - Tener poca mora anterior

- ! En algunos segmentos, no pronosticó bien

Efectos sobre la rentabilidad

- ! Se decide cómo usar scoring por las concesiones mutuas entre rentabilidad, tamaño de cartera, y esfuerzo/trabajo
- ! Se pueden estimar efectos en la rentabilidad y en el número de desembolsos
- ! Supuestos:
 - Beneficio de evitar un malo: \$250
 - Costo de perder un bueno: \$100

Efectos sobre la rentabilidad (cont.)

- ! Con el árbol en 1999, si BMM rechazara renovaciones con > 2 días de mora anterior:
 - Evitaría 1.439 malos (31% de rechazos)
32% de los malos totales
 - Otorgaría 16,9% menos créditos
 - Perdería 3.209 buenos (69% echazos)

 - Economizaría $\$250 \cdot 1.439 = \359.750
 - Perdería $\$100 \cdot 3.209 = \$320,900$

- ! Efecto: economiza \$38.850, tiempo, esfuerzo

Ejemplo sencillo modelo regresión

(Trabajo estadístico especializado)

Riesgo = 0,100

+ 0,010 · Secuencia

– 0,001 · Edad

– 0,015 · Mujer

+ 0,001 · Monto

+ 0,020 · Máximo atraso anterior

– 0,045 · Presencia de teléfono

Uso de scorecard tipo regresión

Renovación de 100 para hombre de 30 años con teléfono y atrasos de 4 días:

$$\begin{aligned} \text{Riesgo} &= 0,100 \\ &+ 0,010 \cdot 2 \quad (\text{Secuencia}) \\ &- 0,001 \cdot 30 \quad (\text{Edad}) \\ &- 0,015 \cdot 0 \quad (\text{Hombre}) \\ &+ 0,001 \cdot 100 \quad (\text{Monto}) \\ &+ 0,020 \cdot 4 \quad (\text{Atrasos ant.}) \\ &- 0,045 \cdot 1 \quad (\text{Con teléfono}) \\ &= 0,225 = 22,5\% \end{aligned}$$

Árboles comparados con otros métodos

Criterio	Árboles	Modelos Regresión	Sistemas expertos
Multivariado	Sí	Sí	Sí
Estadístico	Sí	Sí	No
Revela causas de riesgo	No	Muy bien	No
Tolerancia datos erróneos	Alto	Bajo	Alto
Requerimientos datos	Medio	Mucho	Nada
Construcción	Fácil	Difícil	Fácil
Integración sistemas	Igual		
Sencillez / comprensión	Buena	Complejo	Mejor
Poder de pronóstico	Bueno	Mejor	Mediano

Etapas del cambio al scoring

1. Acumulación de datos
 2. Trabajo estadístico
 3. Integración en sistemas
 4. Uso diario en las agencias
- ∴ El uso diario es lo más difícil; se puede comprobar la eficacia de las otras etapas antes del uso

Uso de scoring en el proceso de evaluación

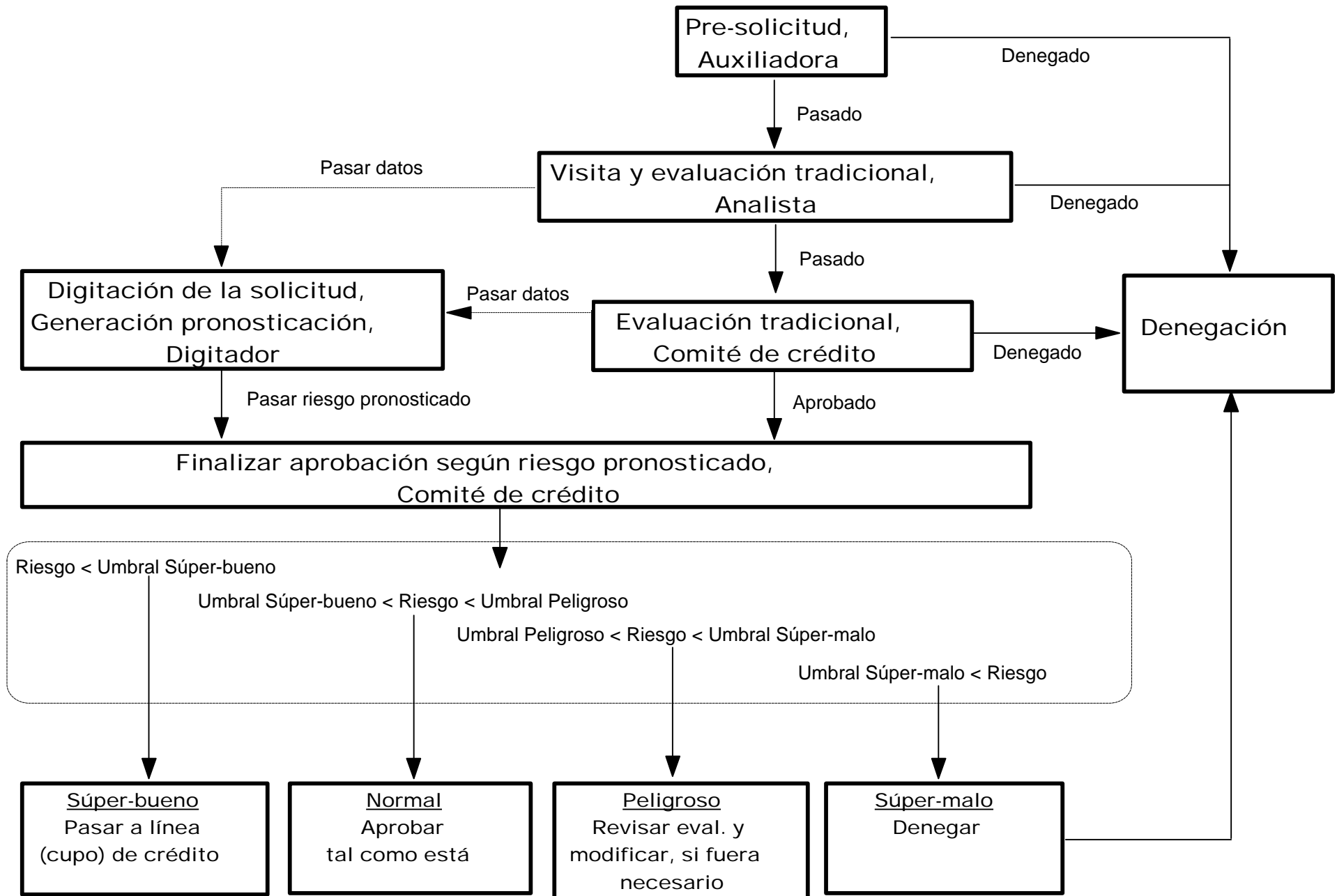


Tabla de seguimiento

- Reporte central del sistema de scoring
- Indica si scoring pronostica bien o no
- Muestra distribución de riesgo en la cartera para fijar umbrales de política
- Indica si las excepciones tenían razón

Tabla de seguimiento, riesgo de 4 días, Colombia

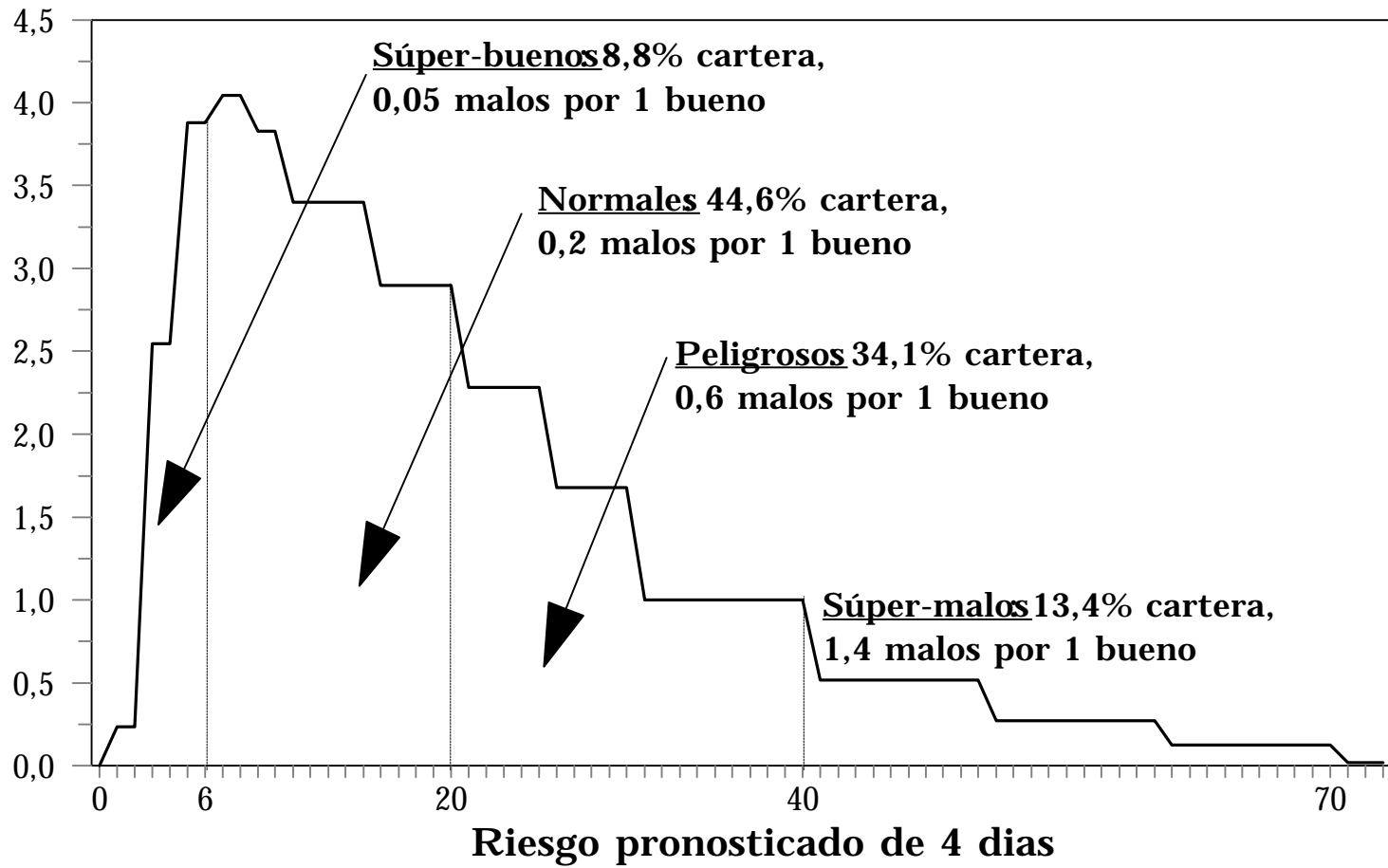
Regresión multivariado con cancelados hasta 31-7-2001

Probado con vigentes al 31-7-2001

Riesgo Pronosticado (rango, %)	Créditos vigentes en rango (%)	Riesgo real (%) según días de vigencia transcurridos			
		0-90	90-180	180-270	270+
0-2	0,5	1,4	2,0	0,0	4,0
2-4	5,1	2,8	2,8	2,1	3,5
4-6	7,8	3,0	4,0	4,0	5,1
6-8	8,1	3,9	4,8	5,5	8,1
8-10	7,7	5,1	6,7	6,4	11,5
10-15	17,0	5,5	8,1	11,6	18,1
15-20	14,5	6,8	12,1	17,9	27,6
20-25	11,4	9,0	16,9	23,8	33,1
25-30	8,4	11,4	19,4	30,4	37,8
30-40	10,0	14,6	25,0	37,3	45,8
40-50	5,1	18,4	30,4	50,9	53,6
50-60	2,7	23,0	42,3	57,2	60,4
60-70	1,2	32,4	42,6	65,2	70,5
70+	0,5	34,3	62,9	65,5	77,9

Mark Schreiner, BMM, 16 octubre 2001

Se fija umbrales de política según las metas



Cali, riesgo de 30 días, vigentes 270-360 días, peore

Código	Cliente	Días vig.	Atraso máx.	Atraso prom.	Riesgo pronost.	¿Malo?	# malo
E 13786	Javela, Maria Aurora	308	77	42,5	0,896	Sí	1
C 49935	Vargas Posada, Maria Dioselina	334	36	21,1	0,814	Sí	2
B 56517	Arboleda Montoya, Maria Nivelly	336	25	14,8	0,801	No	2
C 50632	Beltran De Marin, Dioselina	304	42	14,8	0,796	Sí	3
A 48576	Núñez Montealegre, Dolly	337	28	22,7	0,720	No	3
C 50630	De La Cruz Andrade, Leonor	304	101	45,5	0,714	Sí	4
E 13940	Aguirre Rivera, Maria Amelia	304	39	22,2	0,677	Sí	5
A 48571	Agudelo De Marin, Graciela	337	25	14,5	0,618	No	5
C 50656	Morales Muñoz, Marco Tulio	304	67	25,7	0,595	Sí	6
F 16889	Bedoya Silva, Oswaldo	304	86	36,0	0,593	Sí	7
D 17610	Desconocido	308	58	24,7	0,593	Sí	8
E 13355	Hernandez De Cardona, Graciela	334	18	11,9	0,591	No	8
A 48801	Desconocido	285	2	0,3	0,584	No	8
B 57642	Gonzalez De Castillo, Rosa Elvira	293	15	6,1	0,583	No	8
B 56265	Ocampo Tabarez, Jose Libardo	348	2	0,4	0,581	No	8
A 48934	Marroquin Ocampo, Libia	334	22	11,1	0,580	No	8
E 13361	Rivera De Palma, Maria Melida	334	191	82,7	0,569	Sí	9
A 49552	Marulanda, Pablo Enrique	304	54	25,8	0,562	Sí	10
B 55982	Valencia, Claudia Patricia	356	14	5,5	0,554	No	10
I 3447	Suarez Chala, Yolanda	335	2	0,5	0,548	No	10
C 50535	Marin Simos, Jorge Julio	308	20	7,7	0,548	No	10
G 10961	Lozano Arce, Nevalia	292	93	52,0	0,544	Sí	11
B 55991	Berrio De Giraldo, Fanny	318	15	4,4	0,543	No	11
A 49400	Gomez Martinez, Diofanor	306	12	4,5	0,539	No	11
H 7078	Mendoza De Calderon, Editha Maria	319	14	7,0	0,536	No	11
E 13873	Campiño Marulanda, Maria Nelcy	306	131	61,6	0,532	Sí	12
G 10209	Castillo, Hermenegilda	279	3	0,9	0,521	No	12
C 49921	Laverde Ortiz, Maria Nubia	334	39	15,5	0,521	Sí	13
C 51069	Montoya Gomez, Jose Javier	281	36	12,6	0,519	Sí	14
G 10826	Chachinoy, Justo Peregrino	304	177	68,9	0,514	Sí	15
Mark Schreiner, www.microfinance.com/Castellano/indice.html					Prom. riesgo pronost.=0,610	Real=0,50	

Cali, riesgo de 30 días, vigentes 270-360 días, mejor

Código	Cliente	Días vig.	Atraso máx.	Atraso prom.	Riesgo pronost.	¿Malo?	# malo
F 16979	Tulande Valencia, Carmen Lucero	292	0	0,0	0,005	No	0
G 10788	Echeverry Betancourt, Fabio Jose	305	1	0,1	0,005	No	0
H 7644	Valencia Artunduaga, Juan Carlos	279	0	0,0	0,005	No	0
G 11080	Y Cia. S En Cs, Zorrilla Ramirez	281	0	0,0	0,005	No	0
B 57484	Sanchez Osorio, Carlos Hernan	290	0	0,0	0,005	No	0
G 10529	Escobar Balanta, Patricia	316	13	7,0	0,005	No	0
F 16289	Angel Echandia, Henry	322	0	0,0	0,006	No	0
G 10968	Soto Jaramillo, Emma Stella	285	1	0,1	0,006	No	0
F 16900	Guevara Collazos, Julio Cesar	295	0	0,0	0,006	No	0
H 6648	Paz Burbano, Maria Fernanda	336	5	0,8	0,006	No	0
F 17202	Escobar Mayorquin, Monica	284	0	0,0	0,006	No	0
F 17165	Motato Palomino, Diego De Jesus	287	0	0,0	0,007	No	0
F 16738	Garcia E Hijos Ltda, Tulio Alberto	308	0	0,0	0,007	No	0
G 10782	Desconocido	305	5	1,0	0,007	No	0
F 16603	Rivera Contreras, Maria Elena	318	1	0,1	0,007	No	0
F 16273	Sanchez Rojas, Gonzalo	323	5	1,4	0,007	No	0
D 17852	Bonilla Lopez, Flor Emilsen	295	0	0,0	0,007	No	0
G 11140	Torres Vanegas, Maria Elena	280	0	0,0	0,007	No	0
G 10871	Alegria Chacon, Lucelli Emilsa	293	20	4,0	0,007	No	0
F 15695	Gutierrez Rodriguez, Lucila	356	0	0,0	0,007	No	0
F 17061	Carvajal Lopez, Wilson Alejandro	291	1	0,1	0,007	No	0
F 16272	Cardona Castaño, Alvaro	323	0	0,0	0,007	No	0
A 49799	Franco Duque, Martha Lucia	287	0	0,0	0,007	No	0
F 16893	Polanco Carvajal, Gerardo	294	1	0,1	0,007	No	0
E 13037	Desconocido	349	0	0,0	0,007	No	0
G 11073	Agudelo Aristizabal, Maria Eduviges	287	0	0,0	0,007	No	0
F 16593	Ceballos Mejia, Luis Janert	314	0	0,0	0,007	No	0
D 17156	Escobar Micolta, Olice Jose	323	0	0,0	0,008	No	0
F 17270	Muñoz Cometa, Edinson	283	0	0,0	0,008	No	0
F 16105	Tabarez Ramirez, Weimar De Jesus	341	1	0,2	0,008	No	0
Mark Schreiner, www.microfinance.com/Castellano/indice.html							

Repaso de puntos claves

- Haz tu propio árbol: es sencillo, rápido, fácil, y suele ser poderoso
- Pruebe tu scorecard con datos históricos
- Use scoring sólo con créditos aprobados provisionalmente bajo las normas de evaluación tradicional
- Dé seguimiento constante al sistema