GESTIÓN GLOBAL DEL RIESGO - SCORING 2023/24

PRÁCTICA DE CREDIT SCORING UN CASO DE ESTUDIO DE TELCO

MAI ANH VÕ

Contenidos

1.	. INTRODUCCIÓN	2
	1.1 Contexto	2
	1.2. Objetivos	2
	1.3. Recursos	2
	1.4. Fases principales del trabajo	2
2.	. EDA	4
	2.1. TrainCS	4
	2.2. CS_Rejected	9
	2.3. Scoring_CS	10
3.	B. TRANSFORMACIÓN DE DATOS	10
4.	SELECCIÓN DE DATOS	11
5.	5. ESTIMACIÓN DEL PRIMER MODELO Y EL SCORECARD PRELIMINAR	12
6.	5. INFERENCIA DE DENEGADOS	16
7.	Z. ESTIMACIÓN DEL MODELO Y EL SCORECARD DEFINITIVO	17
8.	8. VALIDACIÓN DEL SCORECARD DEFINITIVO Y CONCLUSIÓN	20

1. INTRODUCCIÓN

1.1 Contexto

Tras 5 años de irrupción en el mercado español la telco "MovilTV" dispone de una importante cartera conformada por casi un millón de clientes. El plan es seguir creciendo la base de clientes en España pero incrementando la rentabilidad de las nuevas altas, Para mantener el ritmo de crecimiento es necesario no perjudicar las condiciones contractuales que se ofrecen a los nuevas altas, por tanto sólo queda optimizar los procesos de negocio.

Entre los procesos de negocio destaca principalmente el que se ocupa de prever el comportamiento de pago de los clientes, ya que un cliente que te impaga exige a la compañía el afrontar un importante monto económico, MovilTV calcula que cada impago equivale al valor que generan 20 contrataciones nuevas.

Durante estos cinco años la política de movilTV de riesgos se ha fundamentado en la aplicación de reglas duras de parada en base a la experiencia del departamento de riesgo.

1.2. Objetivos

En esta tarea, desarrollamos una estrategia predictiva que permita realizar ofertas únicamente a los clientes que tengan una alta propensión a pagar, por lo cual, el documento se trata de cumplir 3 objetivos principales:

- Traducir el modelo a una tarjeta de puntuación para poder integrarlo en la fuerza de ventas.
- > Presentar la estrategia seguida y los resultados esperados, junto con los programas utilizados.
- Realizar una prueba ciego, puntuando un set de datos para decidir a quién otorgaríamos crédito antes de integrar la tarjeta de puntuación en producción la empresa.

Para el desarrollo de esta tarea vamos a utilizar el software SAS Enterprise Miner, utilizando la metodología de análisis SEMMA.

1.3. Recursos

El archivo de datos proporcionado por MovilTV se compone de 3 conjuntos de datos:

- **TrainCS**: Datos de líneas que se conoce su comportamiento de pago.
- **CS_Rejected**: Base de datos que cuenta con los usuarios a los que el departamento de riesgos no se les aprobó la entrada a la compañía.
- Scoring_CS: Datos ciegos que tienes que puntuar y seleccionar que observaciones son las seleccionadas.

Aparte de los datos, disponemos de un "Diccionario de variables" que explica el significado de las variables contenidas en el conjunto de datos.

1.4. Fases principales del trabajo

La finalidad de este trabajo es crear una tarjeta de puntuación para seleccionar los clientes que tengan una alta propensión a pagar, por lo cual, el trabajo se compone de los siguientes apartados principales:

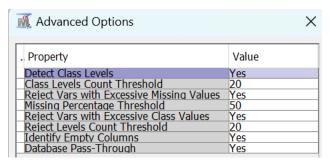
- Análisis descriptivo exploratorio de los datos: Realizar una exploración formal y gráfica para los 3 conjuntos de datos.
- Transformación de datos: Imputar los ausentes, tratar los atípicos.

• Selección de datos: Hacer el muestreo, tramificar los datos y seleccionar las variables importantes para construir el scorecard.

- Estimación del primer modelo y obtención del scorecard preliminar.
- Inferencia de denegados.
- Estimación del modelo definitivo y obtención del scorecard definitivo.
- Validación del scorecard definitivo y conclusión.

1. EDA

En el primer lugar, importamos los datos al SAS Miner y establecer correctamente los roles utilizando el asesor avanzado para facilitarnos el trabajo.

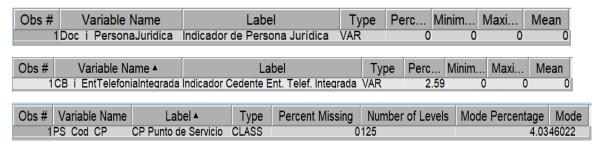


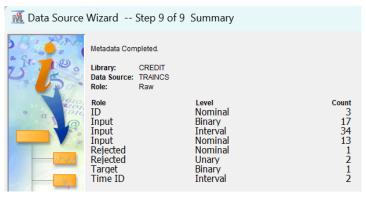
Vamos a realizar un análisis exploratorio de los tres ficheros de datos con el objetivo de entender mejor las variables de las que disponemos, y realizar una depuración de los mismos, si fuera necesario (detección de atípicos, ausentes, selección de variables, transformación, etc.) en el punto que se desarrolla a continuación.

2.1. TrainCS

El fichero TRAINS contiene los datos de líneas que se conoce su comportamiento de pago con 100,061 observaciones, 73 variables de tipo categórica, fecha y numérica. De las cuales, la variable objetivo es Target_i_ECInvol_12m que muestra la decisión de early churn involuntario en 12 meses.

Al importar el fichero "TrainCS" eliminamos 2 variables unarias: "Doc_i_PersonaJuridica", "CB_i_EntTelefoniaIntegrada", y la variable categórica "PS_Cod_CP" que tiene el más que 20 niveles (125 niveles en total). Al final quedamos con 70 variables con los roles de datos asignados automáticamente como se muestra en la pantalla de resumen.



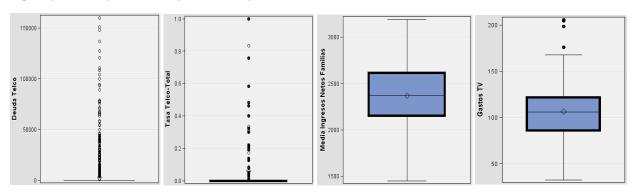


Utilizamos el nodo StatExplore in SAS Miner para sacar la tabla los estadísticos descriptivos para las variables numéricas y categóricas y obtenemos los siguientes resultados:

• Exploración de variables numéricas:

Interval Variable Summary S (maximum 500 observations p										
Data Role=TRAIN										
Variable	Role	Mean	Standard Deviation	Non Missing	Missing	Minimum	Median	Maximum	Skewness	Kurtos
CB Int DeudaDescubiertoCC	INPUT	1033.59	38668.8	97174	2826	0	0	9277854	165.0824	35854.
CB Int DeudaMedia	INPUT	35407.46	709549.3	97174	2826	0	0	1.5566E8	131.6433	25589.
CB Int DeudaNoTelco	INPUT	89303.56	1653681	97174	2826	0	0	2.5362E8	83.86757	10242.
CB Int DeudaPrestHipo	INPUT	39700.11	1388792	97174	2826	0	0	2.0544E8	96.70746	12039
CB Int DeudaPrestPerso	INPUT	17057.69	467013.5	97174	2826	0	0	70630097	81.06222	9068.9
CB Int DeudaPrestamos	INPUT	56757.8	1570940	97174	2826	0	0	2.5291E8	95.54696	12446.
CB_Int_DeudaFlescamos CB_Int_DeudaTarjetas	INPUT	7946.629	96383.45	97174	2826	0	0	11197778	37.49435	2730.5
CB Int DeudaTelco	INPUT	3802.755	20145.45	97174	2826	ō	o o	1277960	14.5108	448.50
CB Int DeudaTotal	INPUT	93106.32	1654938	97174	2826	ō	o o	2.5363E8	83.71385	10214.
CB Int MaxSaldoImpagado	INPUT	68671.63	1181067	97174	2826	ō	o o	1.9921E8	86.33556	11933.
CB Num Cedentes	INPUT	0.245786	0.918547	97174	2826	0	0	42	7.136097	104.26
CB Num DiasCB	INPUT	97.62521	319.0854	97174	2826	0	0	2040	3.504049	11.593
CB Num DiasDsdUltimaDeuda	INPUT	71.05232	254.3766	97174	2826	0	0	1963	4.137982	17.420
CB Num DiasEntreDeudas	INPUT	26.57289	149.162	97174	2826	0	0	1885	6.932336	52.59
CB Tasa TelcoTotal	INPUT	0.0668	0.243872	97174	2826	0	0	1	3.494447	10.349
Dda Int DeudaCli	INPUT	0.402447	91.35628	100000	0	-243.32	0	28743.52	311.5608	9799
Dda Int DeudaPS	INPUT	18.3028	129.5308	100000	0	-1531.72	0	14042.82	32.78849	2492.
PS Cod SecCensal	INPUT	2.5034E9	1.5771E9	99060	940	0	2.8079E9	5.0297E9	-0.14952	-1.21
SD Int GtoAlqTV	INPUT	70.14272	36.34809	73888	26112	1.034182	64.17216	531.2285	1.794179	9.16
SD Int GtoAzar	INPUT	2.219844	5.077483	73888	26112	8.869E-7	1.022521	133.4034	9.963254	168.50
SD Int GtoCineTeatro	INPUT	8.34919	10.74391	73888	26112	0.000308	5.323318	192.2175	4.938361	45.59
SD Int GtoEqTelefno	INPUT	12.49741	6.522398	73888	26112	1.163517	11.68273	189.2487	4.367368	76.68
SD Int GtoFiestas	INPUT	99.56489	46.2113	73888	26112	11.3576	92.55899	666.5952	1.462785	4.189
SD Int GtoLibrosText	INPUT	415.3077	203.3129	73888	26112	41.98216	373.6051	2783.062	1.132936	2.628
SD Int GtoMaterialInf	INPUT	91.36146	34.74441	73888	26112	5.218622	86.18784	501.4241	1.432793	5.3538
SD Int GtoRestoLibro	INPUT	38.79742	22.87558	73888	26112	1.945219	34.31812	377.1638	2.432997	12.91
SD Int GtoTV	INPUT	106.6581	32.56456	73888	26112	16.73346	102.6264	414.3101	1.176886	4.1122
SD Int GtoTelefMovil	INPUT	486.6218	93.33984	73888	26112	199.1691	474.6068	1055.017	0.928533	1.841
SD Int GtoVacacionT	INPUT	79.22354	48.81303	73888	26112	1.620914	69.61651	538.2929	1.860646	6.380
SD Int IngrActivos	INPUT	2469.457	411.2973	73888	26112	1288.808	2416.884	4833.343	0.797691	0.9112
SD_Int_IngrNetos	INPUT	2214.139	391.5988	73888	26112	1039.75	2172.044	4061.926	0.681862	0.632
SD Int IngrPensionistas	INPUT	1967.368	434.5524	73888	26112	690.7104	1912.426	5289.701	0.884485	1.815
SD Int IngrXPers	INPUT	1378.913	211.7965	73888	26112	582.2794	1369.664	2528.815	0.346907	0.4127
SD Tasa HabExtr	INPUT	0.116499	0.086206	73888	26112	0	0.094054	0.717263	1.22753	1.697

En la tabla de resumen, podemos ver que hay ausentes en casi todas las variables numéricas, por lo cual, es necesario imputar los datos antes de construir los modelos. Los valores grandes de curtosis nos indican que hay más datos en las colas de la distribución, combinado con la gran diferencia entre la media y la mediana sugiere la presencia de valores extremos o atípicos. Por lo tanto, vamos a sacar gráficos de caja y bigote para comprobar si hay valores atípicos en los datos de "TrainCS".

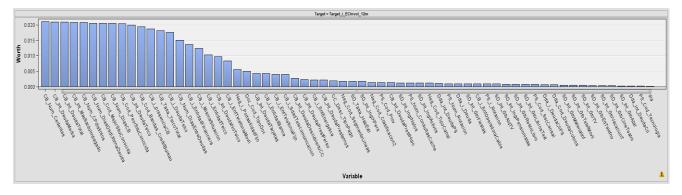


Comprobamos que existe valores muy extremos en algunas de las variables y necesitamos tratar los tratar los valores atípicos a continuación.

• Exploración de variables categóricas:

			Number					
Data			of			Mode		Mode2
Role	Variable Name	Role	Levels	Missing	Mode	Percentage	Mode2	Percentage
TRAIN	CB_Cod_Bandas_CreditBureau	INPUT	6	0	00_No_en_ASNEF	86.45	04_Mas_de_300	8.44
TRAIN	CB_Cod_MejorSituConocida	INPUT	8	2826	BL	86.00	01	8.08
TRAIN	CB_Cod_PeorSituConocida	INPUT	9	2826	BL	86.00	01	5.36
TRAIN	CB_Num_CPdistintos	INPUT	8	2826	0	86.00	1	8.89
TRAIN	CB_i_DeudaTelco	INPUT	3	2826	0	88.76	1	8.42
TRAIN	CB_i_EntEnergetica	INPUT	3	2826	0	96.74		2.83
TRAIN	CB_i_EntOperadoraCable	INPUT	3	2826	0	97.09		2.83
TRAIN	CB_i_EntTelefoniaFijo	INPUT	3	2826	0	96.06		2.83
TRAIN	CB_i_EntTelefoniaMovil	INPUT	3	2826	0	93.14	1	4.04
TRAIN	CB_i_EntidadBanca	INPUT	3	2826	0	94.34	1	2.84
TRAIN	CB_i_EntidadFinanciera	INPUT	3	2826	0	91.24	1	5.94
TRAIN	CB_i_EntidadTelco	INPUT	3	2826	0	92.09	1	5.08
TRAIN	CB_i_MismaSituacion	INPUT	3	2826	0	89.13	1	8.04
TRAIN	CB_i_SdadTelecomunicacion	INPUT	3	2826	0	95.84	•	2.83
TRAIN	CB_i_presenciaCB	INPUT	2	0	0	86.00	1	14.00
TRAIN	CC_Desc_TipoPago	INPUT	5	24981	DOMICILIADO	73.65		24.98
TRAIN	Dda_Cod_DeudaCobros	INPUT	3	0	No_Deuda_Cobros	95.27	Deuda_PS	4.63
TRAIN	Dda_i_Deuda	INPUT	2	0	0	88.21	1	11.79
TRAIN	Dda_i_DeudaCliPS	INPUT	2	0	0	91.43	1	8.57
TRAIN	Doc_Cod_TipoDoc	INPUT	3	0	NIF	83.78	NIE	15.25
TRAIN	Neg_Cod_Clasificacion2	INPUT	3	0	RESIDENCIAL	91.17	PYME	8.65
TRAIN	Neg Cod SegmentoLineas	INPUT	18	0	RES_SOHO_O	89.10	PYME_0	7.40
TRAIN	Neg Cod TipoCanal	INPUT	2	0	CFY	75.02	MOB	24.98
TRAIN	Neg_i_PortabilidadFijo	INPUT	2	0	0	59.79	1	40.21
TRAIN	PS_Cod_Prov	INPUT	45	0	28	21.03	08	12.48
TRAIN	PS_Cod_Tecnologia	INPUT	2	0	CABLE	91.56	ULL	8.44
TRAIN	PS_Num_ConsultasCache	INPUT	9	0	0	98.24	1	1.54
TRAIN	PS_Num_Rotacion	INPUT	10	0	0	55.85	1	29.96
TRAIN	PS_i_Rotacion	INPUT	2	0	0	55.85	1	44.15
TRAIN	dia	INPUT	7	0	4	20.26	5	19.27
TRAIN	Target i ECInvol 12m	TARGET	2	0	0	89.70	1	10.30

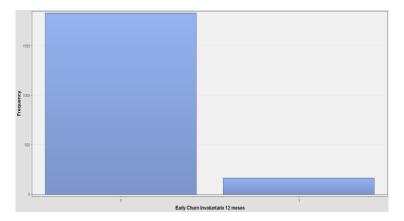
Mirando a los estadísticos básicos de las variables categóricas, vemos que también hay datos perdidos en estas variables. Con el mismo nodo de StatExplore, obtenemos gráficos en los que podemos observar cómo se comportan las variables en función de la variable objetivo. Observamos que las variables que tienen gran influencia en la variable objetivo son las variables del grupo bureau crédito, por ejemplo, "CB_Num_Cedentes", "CB_Int_DeudaMedia", "CB_Deuda_Total" y "CB_Int_MaxSaldoImpagado".



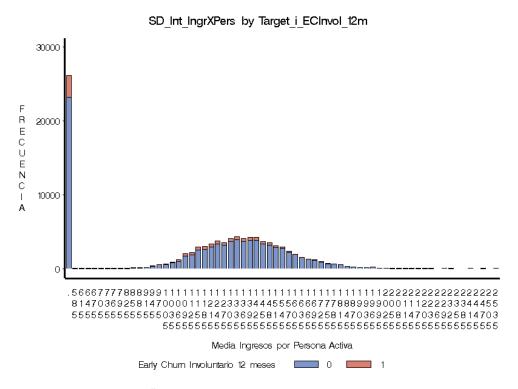
Si profundizamos en el análisis de la variable objetivo, vemos que en toda la muestra con 100,061 observaciones, la decisión anticipada de churn ocupa un 10.304% de los casos, según la tabla a continuación:

Data Role	Variable Name	Role	Level	Frequency Count	Percent
TRAIN	Target_i_ECInvol_12m	TARGET	0	89696	89.696
TRAIN	Target_i_ECInvol_12m	TARGET	1	10304	10.304

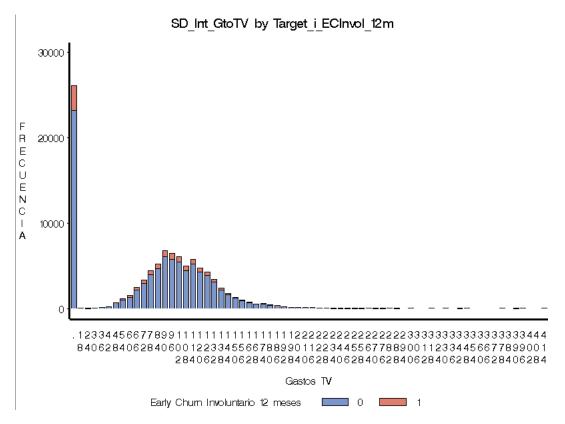
Por otro lado, podemos hacer histogramas para ver la distribución de las variables categóricas usando el nodo GraphExplore. Por ejemplo, obtenemos un histograma que nos represente como se distribuye la variable objetivo "Early Churn Involuntario 12 meses".



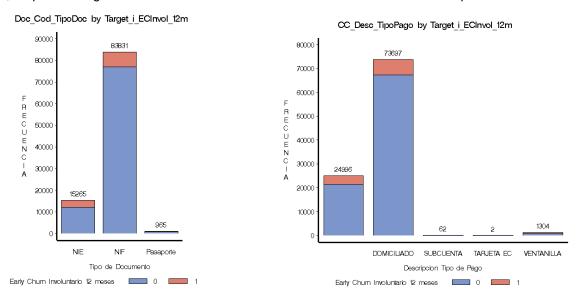
Con el nodo multigráfico, podemos analizar qué variables a priori influirán más en la predicción de la variable objetivo. Para ello, vamos a construir varios gráficos de barras para observar si existen diferencias significativas entre los niveles de la variable objetivo.



A primera vista, se observa que la "*Media Ingresos por Persona Activa*" influye a la decisión de cancelación anticipada, ya que el porcentaje de cancelación aumenta según va bajando el rango de ingreso medio.



La variable de "Gastos TV" tiene un comportamiento similar a la variable "Media Ingresos por Persona Activa", lo que nos sugiere una influencia inversa a la decisión de cancelación anticipada.



En cuanto al tipo de documento y la descripción tipo de pago de los clientes, encontramos diferencias entre los grupos distintos como se muestran en los gráficos.

2.2. CS Rejected

Este conjunto de datos contiene información de los usuarios a los que el departamento de riesgos no se les aprobó la entrada a la compañía. Es importante añadir esta información al modelo para evitar el sesgo de la muestra. Como característica principal de este conjunto de datos, la variable objetivo no existe, puesto que les hemos rechazado desde principio. Por lo tanto, lo hemos de importar con el rol de puntuación y quitamos la variable.

Al importar el fichero de datos, también eliminamos una variable unaria "Doc_i_PersonaJuridica" y 2 variables categóricas con más de 20 niveles: "PS_Cod_CP" y "PS_Cod_Prov"

Para este fichero, realizamos el análisis exploratorio con el nodo StatExplore en Sas EM y comprobamos que también tiene ausentes y valores atípicos, ya que las variables tienen el valor de curtosis grande y hay mucha diferencia entre la media y la mediana.

			Standard	Non						
Variable	Role	Mean	Deviation	Missing	Missing	Minimum	Median	Maximum	Skewness	Kurtosis
CB_Int_DeudaDescubiertoCC	INPUT	1808.722	47157.07	27959	1150	0	0	4926337	88.14072	8829.03
CB_Int_DeudaMedia	INPUT	50206.45	523567.6	27959	1150	0	0	32622829	31.37087	1323.08
CB_Int_DeudaNoTelco	INPUT	125877	1365363	27959	1150	0	0	1.0265E8	32.75063	1678.927
CB_Int_DeudaPrestHipo	INPUT	51826.66	1058067	27959	1150	0	0	66791165	33.8751	1436.7
CB_Int_DeudaPrestPerso	INPUT	22042.98	409128.4	27959	1150	0	0	32884511	42.03906	2396.101
CB_Int_DeudaPrestamos	INPUT	73869.65	1157245	27959	1150	0	0	66791165	29.10992	1091.431
CB_Int_DeudaTarjetas	INPUT	11723.56	98557.33	27959	1150	0	0	6042476	20.655	754.3701
CB_Int_DeudaTelco	INPUT	7746.54	33060.73	27959	1150	0	0	2429983	22.07969	1203.851
CB_Int_DeudaTotal	INPUT	133623.5	1367613	27959	1150	0	0	1.0265E8	32.63273	1669.235
CB_Int_MaxSaldoImpagado	INPUT	101627.8	1045907	27959	1150	0	0	53267226	26.09382	892.6366
CB_Num_Cedentes	INPUT	0.446332	1.264408	27959	1150	0	0	48	7.147745	137.5036
CB_Num_DiasCB	INPUT	171.3357	412.9785	27959	1150	0	0	2045	2.427133	4.687171
CB_Num_DiasDsdUltimaDeuda	INPUT	121.5355	325.8096	27959	1150	0	0	1943	3.002189	8.468419
CB_Num_DiasEntreDeudas	INPUT	49.80017	201.8852	27959	1150	0	0	1855	4.945821	25.94975
CB_Tasa_TelcoTotal	INPUT	0.114091	0.308561	27959	1150	0	0	1	2.448127	4.103899
Dda_Int_DeudaCli	INPUT	0.118559	7.351173	29109	0	-420.67	0	515.94	29.9477	2892.694
Dda_Int_DeudaPS	INPUT	24.53801	147.4736	29109	0	-417.6	0	10241.35	21.5222	1009.098
NumAleat	INPUT	0.720554	0.095426	29109	0	0.630002	0.684987	0.999997	1.480963	1.027444
PS_Cod_SecCensal	INPUT	2.4945E9	1.5883E9	28853	256	0	2.8079E9	5.0297E9	-0.13997	-1.24293
SD_Int_GtoAlqTV	INPUT	68.63054	35.6798	21379	7730	1.034182	62.94084	514.386	1.621252	6.816122
SD_Int_GtoAzar	INPUT	2.28756	5.654173	21379	7730	8.869E-7	1.003254	133.4034	10.60227	176.8289
SD_Int_GtoCineTeatro	INPUT	8.104636	10.2723	21379	7730	0.000421	5.235306	192.2175	4.936845	46.92916
SD_Int_GtoEqTelefno	INPUT	12.38377	6.090992	21379	7730	1.163517	11.54605	104.9603	1.916603	11.36491
SD_Int_GtoFiestas	INPUT	97.87378	45.7853	21379	7730	14.13053	90.5444	666.5952	1.448443	4.279795
SD_Int_GtoLibrosText	INPUT	407.7138	202.0603	21379	7730	41.98216	365.4352	2392.748	1.193916	2.750437
SD_Int_GtoMaterialInf	INPUT	90.22103	33.83846	21379	7730	6.132817	85.28632	501.4241	1.33799	4.55045
SD_Int_GtoRestoLibro	INPUT	37.99693	22.33673	21379	7730	2.854787	33.48124	299.6282	2.394796	12.36581
SD_Int_GtoTV	INPUT	105.7196	32.22877	21379	7730	16.73346	101.7844	414.3101	1.215022	4.449948
SD_Int_GtoTelefMovil	INPUT	485.1578	92.62423	21379	7730	234.6248	473.5163	1055.017	0.886704	1.594909
SD_Int_GtoVacacionT	INPUT	79.01601	48.43275	21379	7730	1.620914	69.61651	538.2929	1.970037	7.614344
SD_Int_IngrActivos	INPUT	2449.636	409.0351	21379	7730	1288.808	2397.94	4915.61	0.795355	0.922145
SD_Int_IngrNetos	INPUT	2195.694	389.458	21379	7730	1107.258	2156.33	4061.926	0.667979	0.616536
SD_Int_IngrPensionistas	INPUT	1953.622	437.1663	21379	7730	690.7104	1893.809	5289.701	0.964294	2.325333
SD_Int_IngrXPers	INPUT	1364.876	211.5252	21379	7730	582.2794	1352.738	2422.049	0.346146	0.342689
SD_Tasa_HabExtr	INPUT	0.122284	0.089828	21379	7730	0	0.099046	0.717263	1.169763	1.459708

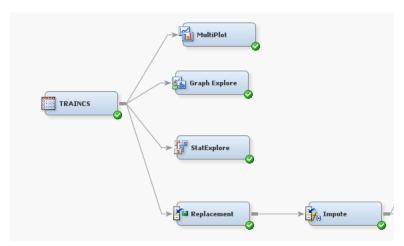
Data			Number of			Mode		Mode2
Role	Variable Name	Role	Levels	Missing	Mode	Percentage	Mode2	Percentag
TRAIN	CB_Cod_Bandas_CreditBureau	INPUT	6	0	00_No_en_ASNEF	78.10	04_Mas_de_300	14.26
TRAIN	CB_Cod_MejorSituConocida	INPUT	8	1150	BL	77.22	01	13.99
TRAIN	CB_Cod_PeorSituConocida	INPUT	9	1150	BL	77.22	01	8.90
TRAIN	CB_Num_CPdistintos	INPUT	7	1150	0	77.22	1	14.44
TRAIN	CB_i_DeudaTelco	INPUT	3	1150	0	81.52	1	14.52
TRAIN	CB_i_EntEnergetica	INPUT	3	1150	0	95.32		3.95
TRAIN	CB_i_EntOperadoraCable	INPUT	3	1150	0	95.88		3.95
TRAIN	CB_i_EntTelefoniaFijo	INPUT	3	1150	0	93.84		3.95
TRAIN	CB_i_EntTelefoniaIntegrada	INPUT	3	1150	0	96.05		3.95
TRAIN	CB i EntTelefoniaMovil	INPUT	3	1150	0	89.07	1	6.98
TRAIN	CB i EntidadBanca	INPUT	3	1150	0	91.42	1	4.63
TRAIN	CB i EntidadFinanciera	INPUT	3	1150	0	85.52	1	10.53
TRAIN	CB i EntidadTelco	INPUT	3	1150	0	87.28	1	8.77
TRAIN	CB i MismaSituacion	INPUT	3	1150	0	83.03	1	13.02
TRAIN	CB_i_SdadTelecomunicacion	INPUT	3	1150	0	93.51		3.95
TRAIN	CB i presenciaCB	INPUT	2	0	0	77.22	1	22.78
TRAIN	CC Desc TipoPago	INPUT	4	7984	DOMICILIADO	70.70		27.43
TRAIN	Dda Cod DeudaCobros	INPUT	3	0	No Deuda Cobros	94.04	Deuda PS	5.84
TRAIN	Dda i Deuda	INPUT	2	0	0	85.89	1	14.11
TRAIN	Dda i DeudaCliPS	INPUT	2	0	0	89.54	1	10.46
TRAIN	Doc Cod TipoDoc	INPUT	3	0	NIF	78.67	NIE	19.64
TRAIN	Neg Cod Clasificacion2	INPUT	3	0	RESIDENCIAL	89.26	PYME	10.50
TRAIN	Neg Cod SegmentoLineas	INPUT	12	0	RES SOHO O	87.40	PYME 0	9.32
TRAIN	Neg Cod TipoCanal	INPUT	2	0	CFY -	72.57	MOB	27.43
TRAIN	Neg i PortabilidadFijo	INPUT	2	0	0	67.08	1	32.92
TRAIN	PS Cod Tecnologia	INPUT	2	0	CABLE	90.83	ULL	9.17
TRAIN	PS Num ConsultasCache	INPUT	9	0	0	97.51	1	2.10
TRAIN	PS Num Rotacion	INPUT	9	0	0	52.51	1	31.71
TRAIN	PS i Rotacion	INPUT	2	0	0	52.51	1	47.49
TRAIN	dia	INPUT	7	0	4	20.03	5	19.22

2.3. Scoring_CS

El último conjunto de datos contiene 66647 observaciones, con las que vamos a hacer una prueba aplicando el modelo scorecard definitivo, y en función de los resultados decidiremos si conceder o no el crédito. Por eso, lo importamos con el rol de puntuación para sacar la predicción si ocurre el evento de "Early Churn Involuntario 12 meses" o no.

2. TRANSFORMACIÓN DE DATOS

Hemos comprobado en la fase exploratorio de los datos que existe ausentes y valores atípicos en el fichero de TrainCS. Por lo cual, usamos el nodo Reemplazo para recortar la distribución de las variables y imputamos los datos perdidos con el nodo Imputar utilizando el método de árbol.



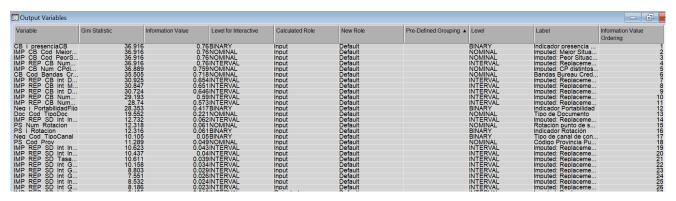
3. SELECCIÓN DE DATOS

Antes de seleccionar las variables importantes para el scorecard, es necesario hacer la partición de los datos en 70% - 30%, entrenamiento y validación sucesivamente con el nodo Data Partition para evitar el sobreajuste. El siguiente paso será utilizar el nodo de agrupación interactiva (Interactive Bining) con el objetivo de eliminar características débiles o aquellas que no se ajustan a una buena lógica empresarial y agrupar las características más fuertes (es decir, crear niveles de atributos) para producir un modelo en formato de cuadro de mando.

Para la construcción de una tarjeta de puntuación es necesario la tramificación de las variables de intervalo, puesto que tendríamos sino tantos niveles como valores distintos existieran en las observaciones de la variable. Con el nodo agrupación interactiva podemos tramificar las variables, configurándolo para que el número máximo de tramos o niveles sea 5. Como resultados, obtenemos cada variable de intervalo y de clase agrupada en 5 grupos como hemos especificado.

Siguiente se calcula y examina las métricas de evaluación importantes, WOE, Gini e IV. El valor WOE (Weights of evidence) se utiliza para evaluar el grado de discriminación de los atributos para cada característica y el valor IV (Information value) se utiliza para evaluar el poder predictivo global de una característica, es decir, su capacidad para separar los casos buenos de los malos. El estadístico de Gini es otro estadístico utilizado para evaluar el poder predictivo global de una variable. Puede utilizarse como alternativa a IV (la opción por defecto) para seleccionar variables variables para introducirlas en el cuadro de mando.

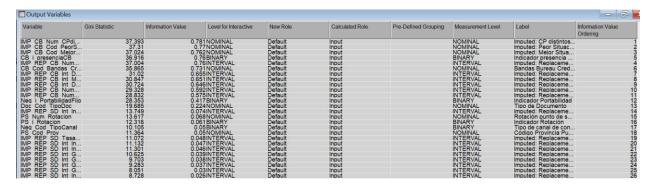
Obtenemos los siguientes resultados al ejecutar el nodo agrupación interactiva:



Seleccionamos 26 variables con el poder predictivo que tengan el criterio IV mayor que 0.02, puesto que un valor menor de 0.02 implica que la variable no tiene influencia en la variable objetivo.

En este paso, probamos la opción de retocar manualmente los tramos obtenidos en las variables con el nodo de agrupación interactiva basando en el valor de WOE para conseguir el mejor poder predictivo medido por el criterio Gini y IV.

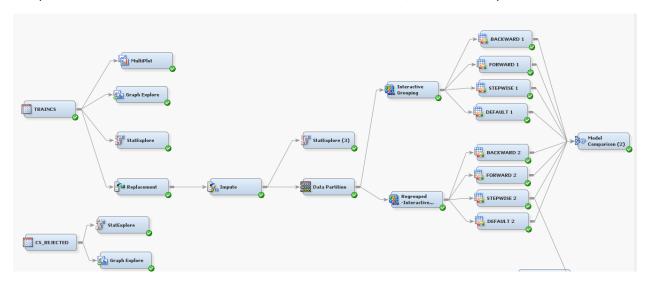




Después de retocar la agrupación, vemos que obtenemos los valores Gini y IV mayor que antes.

4. ESTIMACIÓN DEL PRIMER MODELO Y EL SCORECARD PRELIMINAR

Para obtener el scorecard preliminar, probamos diferentes modelos como "default", "stepwise", "forward", "backward" con los datos originales y retocados obtenidos del nodo agrupación interactiva y los comparamos entre ellos utilizando los criterios de AIC, SBIC, RMSE, el índice ROC y Gini.



Con el nodo comparación de modelos, obtenemos la siguiente tabla de resultados:

Modelo	Entrenar: AIC	Entrenar: SBIC	Entrenar: RMSE	Validar: RMSE	Train: Roc Index	Valid: Roc Index	Train: Gini Coefficient	Valid: Gini Coefficient
STEPWISE 2	37852.16331	38016.98661	0.279461151	0.28115419	0.805	0.798	0.611	0.597
BACKWARD 2	37852.16331	38016.98661	0.279461151	0.28115419	0.805	0.798	0.611	0.597
FORWARD 2	37854.04689	38028.02705	0.279462408	0.281140641	0.805	0.798	0.611	0.597
DEFAULT 2	37863.52983	38110.76478	0.279442349	0.281151583	0.805	0.798	0.611	0.596
BACKWARD 1	38088.228	38225.58076	0.28051683	0.281430102	0.803	0.798	0.605	0.595
FORWARD 1	38088.89573	38217.09164	0.280525266	0.281442086	0.803	0.798	0.605	0.595
STEPWISE 1	38088.89573	38217.09164	0.280525266	0.281442086	0.803	0.798	0.605	0.595
DEFAULT 1	38098.57317	38318.33758	0.280503918	0.281620426	0.803	0.797	0.605	0.594

⇒ Según la tabla, el mejor scorecard en esta fase se trata de un modelo "Stepwise" o "Backward" utilizando las variables retocadas manualmente en el paso anterior, puesto que estos dos modelos tienen la mayor área bajo la curva ROC, mayor Índice de Gini y menor AIC, menor SBIC

y menor RMSE. Por lo cual, elegimos el modelo STEPWISE 2 para construir el scorecard preliminar.

• El scorecard preliminar sacado con el modelo STEPWISE 2

El scorecard obtenido se compone de 18 variables significativas como se puede observar en la tabla de resumen:

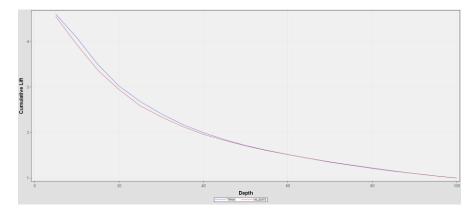
		Summary of Stepwise	Selecti	on				
								Criterio de
	Effec			Number	Score	Wald		información
Step	Entered	Removed	DF	In	Chi-Square	Chi-Square	Pr > ChiSq	de Akaike
1	WOE_IMP_CB_Num_CPdistintos		1	1	7648.1665		<.0001	40959.6
2	WOE_Neg_i_PortabilidadFijo		1	2	1436.2000		<.0001	39385.9
3	WOE_Doc_Cod_TipoDoc		1	3	814.8141		<.0001	38646.6
4	WOE_Neg_Cod_TipoCanal		1	4	231.2559		<.0001	38426.4
5	WOE_IMP_REP_SD_Int_IngrXPers		1	5	183.8435		<.0001	38239.2
6	WOE_IMP_REP_CB_Int_DeudaTotal		1	6	89.2194		<.0001	38149.8
7	WOE_PS_Cod_Prov		1	7	86.2008		<.0001	38067.2
8	WOE_IMP_REP_SD_Int_GtoAlqTV		1	8	48.9455		<.0001	38020.0
9	WOE_PS_Num_Rotacion		1	9	43.0302		<.0001	37979.2
10	WOE_IMP_REP_SD_Tasa_HabExtr		1	10	26.0634		<.0001	37955.4
11	WOE_IMP_REP_SD_Int_IngrPensionis		1	11	26.9256		<.0001	37930.2
12	WOE_IMP_REP_SD_Int_GtoLibrosText		1	12	16.8198		<.0001	37915.2
13	WOE_IMP_REP_SD_Int_GtoRestoLibro		1	13	7.7456		0.0054	37909.4
14	WOE_IMP_REP_CB_Num_DiasDsdUltima		1	14	4.9673		0.0258	37906.4
15	WOE_IMP_CB_Cod_PeorSituConocida		1	15	5.1862		0.0228	37903.2
16	WOE_CB_i_presenciaCB		1	16	6.8764		0.0087	37898.4
17	WOE_IMP_CB_Cod_MejorSituConocida		1	17	23.2375		<.0001	37876.6
18	WOE_IMP_REP_CB_Num_Cedentes		1	18	24.6209		<.0001	37854.0
19		WOE_IMP_REP_CB_Num_DiasDsdUltima	1	17		0.1165	0.7329	37852.2
20		WOE_IMP_CB_Cod_PeorSituConocida	1	16		3.4424	0.0635	37853.6

Los parámetros incluidos se detallan a continuación:

	A	nalysis of M	aximum Likel	ihood Estimate	S		
			Standard	Wald		Estimador	
Parameter	DF	Estimate	Error	Chi-Square	Pr > ChiSq	estandarizado	Exp(Est)
Intercept	1	-2.1668	0.0145	22276.37	<.0001		0.115
WOE_CB_i_presenciaCB	1	5.3981	0.7450	52.50	<.0001	2.1272	220.987
WOE_Doc_Cod_TipoDoc	1	-0.7064	0.0273	670.48	<.0001	-0.1620	0.493
WOE_IMP_CB_Cod_MejorSituConocida	1	-1.3648	0.2681	25.92	<.0001	-0.5381	0.255
WOE_IMP_CB_Cod_PeorSituConocida	1	-0.2453	0.1322	3.44	0.0635	-0.0969	0.782
WOE_IMP_CB_Num_CPdistintos	1	-0.5028	0.0940	28.62	<.0001	-0.1991	0.605
WOE_IMP_REP_SD_Int_IngrXPers	1	-0.2145	0.0648	10.97	0.0009	-0.0334	0.807
WOE_Neg_i_PortabilidadFijo	1	-0.7486	0.0247	921.98	<.0001	-0.2979	0.473
WOE_PS_Num_Rotacion	1	-0.3574	0.0526	46.16	<.0001	-0.0504	0.700
WOE_IMP_REP_CB_Int_DeudaTotal	1	-0.3187	0.0302	111.58	<.0001	-0.1115	0.727
WOE_IMP_REP_CB_Num_Cedentes	1	-3.9261	0.6993	31.52	<.0001	-1.5473	0.020
WOE_IMP_REP_SD_Int_GtoAlqTV	1	-0.4712	0.0787	35.81	<.0001	-0.0507	0.624
WOE_IMP_REP_SD_Int_GtoLibrosText	1	-0.2635	0.0896	8.64	0.0033	-0.0294	0.768
WOE_IMP_REP_SD_Int_GtoRestoLibro	1	-0.2621	0.0942	7.74	0.0054	-0.0264	0.769
WOE_IMP_REP_SD_Int_IngrPensionis	1	-0.3813	0.0935	16.62	<.0001	-0.0350	0.683
WOE_IMP_REP_SD_Tasa_HabExtr	1	-0.3688	0.0672	30.17	<.0001	-0.0426	0.692
WOE_Neg_Cod_TipoCanal	1	-0.7940	0.0599	175.53	<.0001	-0.0937	0.452
WOE_PS_Cod_Prov	1	-0.5050	0.0637	62.74	<.0001	-0.0596	0.604

La tarjeta de puntuación preliminar con un número total de 200 puntos se muestra en la tabla siguiente

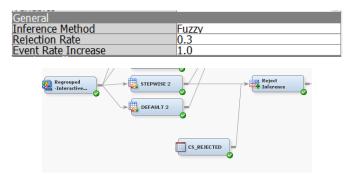
		Scorecard Points
ndicador presencia Bureau Credito	1	247
	0, _MISSING_, _UNKNOWN_	-74
po de Documento	NIF, _MISSING_, _UNKNOWN_	14
	NIE	
	PASAPORTE	-18
nputed: Mejor Situacion (Bureau Credito)	BL, _MISSING_, _UNKNOWN_	30
	03, 08	-31
	01, 02, 04	-51
	99	-63
nputed: Peor Situacion (Bureau Credito)	BL, _MISSING_, _UNKNOWN_	13
	01, 02, 03, 08	-1
	04, 99	-4
nputed: CP distintos en Bureau Credito	1	-12
	0, _MISSING_, _UNKNOWN_	16
	2, 3, 4	-22
	5	-46
nputed: Replacement: Deuda Total	IMP_REP_CB_int_DeudaTotal< 10543, _MISSING_	13
	10543<= IMP_REP_CB_Int_DeudaTotal< 74891	-6
	74891<= IMP_REP_CB_Int_DeudaTotal	-8
nputed: Replacement: Número Cedentes	IMP_REP_CB_Num_Cedentes< 1, _MISSING_	69
	1<= IMP_REP_CB_Num_Cedentes< 2.4	-161
	2.4<= IMP_REP_CB_Num_Cedentes	-169
nputed: Replacement: Gastos Alquiler TV	IMP_REP_SD_Int_GtoAlqTV< 35.84	4
	35.84<= IMP REP SD Int GtoAlgTV< 47.64	
	47.64<= IMP_REP_SD_Int_GtoAlqTV< 67.58, _MISSING_	
	67.58<= IMP_REP_SD_Int_GtoAiqTV< 103.85	10
	103.85<= IMP_REP_SD_Int_GtoAlqTV	16
nputed: Replacement: Gastos Libros Texto	IMP_REP_SD_Int_GtoLibrosText< 178.48, _MISSING_	(
	178.48<= IMP_REP_SD_Int_GtoLibrosText< 212.3	1
	212.3<= IMP_REP_SD_Int_GtoLibrosText< 295.58	
	295.58<= IMP_REP_SD_int_GtoLibrosText< 521.97	\$
	521.97<= IMP_REP_SD_Int_GtoLibrosText< 745.57	11
	745.67<= IMP_REP_SD_Int_GtoLibrosText	14
nputed: Replacement: Gastos Resto Libros	IMP_REP_SD_Int_GtoRestoLibro< 21.95	7
	21.95<= IMP_REP_SD_Int_GtoRestoLibro< 42.11	9
	42.11<= IMP_REP_SD_Int_GtoRestoLibro< 45.93, _MISSING_	8
	45.93<= IMP_REP_SD_Int_GtoRestoLibro< 58.81	10
	58.81<= IMP_REP_SD_Int_GtoRestoLibro	12
nputed: Replacement: Media Ingresos Netos Fam.Pensionistas	IMP_REP_SD_Int_ingrPensionistas< 1697.92	
	1697.92<= IMP_REP_SD_Int_IngrPensionistas< 1941.68	ç
	1941.68<= IMP_REP_SD_Int_IngrPensionistas< 2082.86, _MISSING_	8
	2082.86<= IMP REP SD Int IngrPensionistas< 2674.66	11
	2674.66<= IMP_REP_SD_Int_IngrPensionistas	14
nputed: Replacement: Media Ingresos por Persona Activa	IMP_REP_SD_Int_IngrXPers< 1150.75	
	1150.75<= IMP_REP_SD_Int_IngrXPers< 1231.54	8
	1231.54<= IMP_REP_SD_Int_IngrXPers< 1417.99	9
	1417.99<= IMP_REP_SD_Int_IngrXPers< 1455.73, _MISSING_	10
	1455.73<= IMP_REP_SD_Int_IngrXPers< 1604.53	11
	1604.53<= IMP_REP_SD_Int_IngrXPers	13
nputed: Replacement: Tasa Habitantes Extranjeros	IMP_REP_SD_Tasa_HabExtr< 0.05	11
	0.05<= IMP_REP_SD_Tasa_HabExtr< 0.09	11
	0.09<= IMP_REP_SD_Tasa_HabExtr< 0.16, _MISSING_	9
	0.16<= IMP_REP_SD_Tasa_HabExtr< 0.22	
	0.22<= IMP_REP_SD_Tasa_HabExtr	3
po de canal de contratación	мов	
	CFY, _MISSING_, _UNKNOWN_	12
dicador Portabilidad	1	32
	0, _MISSING_, _UNKNOWN_	(
ódigo Provincia Punto Servicio	02, 03, 12, 15, 17, 25, 27, 30, 32, 33, 35, 36, 38, 49	:
	00, 07, 08, 11, 19, 23, 24, 26, 37, 42, 43, 45, 46	9
	04, 05, 09, 13, 14, 16, 18, 21, 22, 28, 29, 31, 34, 39, 40, 41, 47, 50, _MISSING_, _UNKNOWN_	12
otación punto de servicio	0, 6, _MISSING_, _UNKNOWN_	11
otación punto de servicio	1, 4, 5	7



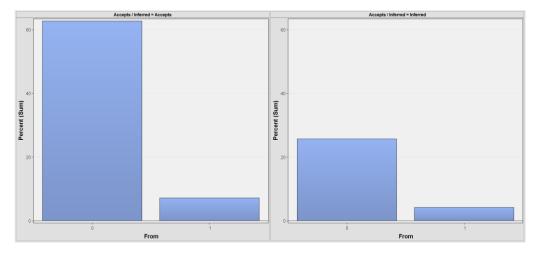
Observamos que las líneas lift acumulada de los datos del entrenamiento y validación son muy parecidas, lo que nos implica un buen modelo.

5. INFERENCIA DE DENEGADOS

En este apartado, utilizamos el nodo Inferencia de rechazados con el método Fuzzy, que nos ayuda incluir en el modelo la información sobre los clientes rechazados en el fichero "CS_Rejected".



Una vez ejecutamos este nodo, sacamos el siguiente gráfico de los resultados

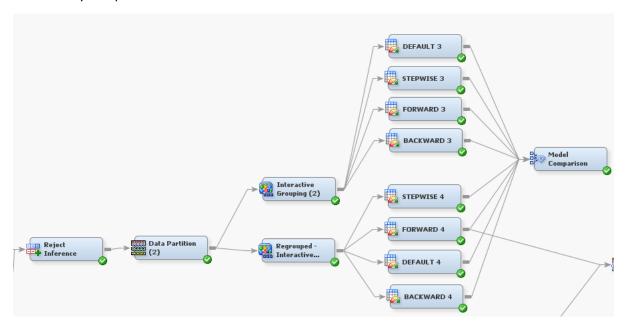


En el gráfico podemos observar el total de la muestra dividida en los dos conjuntos de datos: a la izquierda, los clientes que se le concedió el crédito de la empresa y, a la derecha, observamos como el nodo inferencia de rechazados ha asignado a los clientes que no se le concedió el crédito la probabilidad de

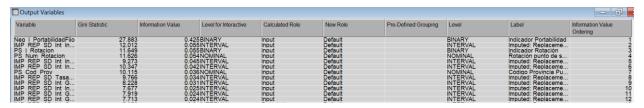
Early Churn Involuntario 12 meses o no. Se puede ver que hay un comportamiento similar en los dos gráficos.

6. ESTIMACIÓN DEL MODELO Y EL SCORECARD DEFINITIVO

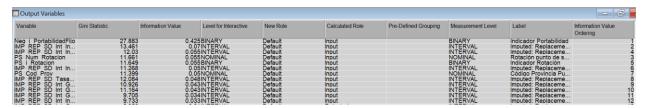
Para construir el scorecard definitivo repetimos los pasos anteriores de partición de datos, agrupación interactiva y comparación de distintos modelos.



Con el nodo agrupación interactivo conseguimos 12 variables con el poder predictivo según el criterio IV.



Volvemos a retocar el nodo para mejorar el poder predictivo de las variables cogidas:



Con el nodo comparación de modelos, sacamos esta tabla de resultados:

Modelo	Entrenar: AIC	Entrenar: SBIC	Entrenar: RMSE	Validar: RMSE	Train: Roc Index	Valid: Roc Index	Train: Gini Coefficient	Valid: Gini Coefficient
FORWARD 4	66121.23388	66197.3381	0.310703514	0.312687295	0.692	0.692	0.385	0.384
BACKWARD 4	66121.23388	66197.3381	0.310703514	0.312687295	0.692	0.692	0.385	0.384
STEPWISE 4	66121.23388	66197.3381	0.310703514	0.312687295	0.692	0.692	0.385	0.384
DEFAULT 4	66127.93872	66251.60808	0.310704173	0.312701335	0.692	0.692	0.385	0.384
BACKWARD 3	66292.38786	66378.0051	0.31104597	0.313035544	0.687	0.688	0.375	0.375
FORWARD 3	66294.11598	66370.2202	0.311049046	0.313034038	0.687	0.688	0.374	0.375
STEPWISE 3	66294.11598	66370.2202	0.311049046	0.313034038	0.687	0.688	0.374	0.375
DEFAULT 3	66298.43783	66422.10718	0.311047229	0.313037856	0.687	0.688	0.375	0.375

⇒ Al comparar los modelos, vemos que el mejor scorecard en esta fase se trata de un modelo "Forward", "Stepwise" o "Backward" utilizando las variables retocadas manualmente en el paso anterior, puesto que estos 3 modelos tienen la mayor área bajo la curva ROC, mayor Índice de Gini y menor AIC, menor SBIC y menor RMSE. Por lo cual, elegimos el modelo FORWARD 4 para construir el scorecard definitivo.

El scorecard obtenido con el modelo FORWARD 4 se compone de 7 variables significativas como se puede observar en la tabla de resumen:

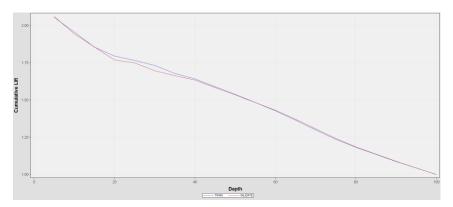
	Summary of	Forwar	d Selec	tion		
	Effect		Number	Score		Criterio de información
Step	Entered	DF	In	Chi-Square	Pr > ChiSq	de Akaike
1	WOE_Neg_i_PortabilidadFijo	1	1	3343.2393	<.0001	67213.1
2	WOE_IMP_REP_SD_Int_IngrXPers	1	2	532.6774	<.0001	66656.1
3	WOE_IMP_REP_SD_Tasa_HabExtr	1	3	189.4770	<.0001	66469.3
4	WOE_IMP_REP_SD_Int_GtoAlqTV	1	4	159.0073	<.0001	66309.8
5	WOE_PS_Num_Rotacion	1	5	88.0295	<.0001	66223.6
6	WOE_PS_Cod_Prov	1	6	75.7276	<.0001	66150.3
7	WOE_IMP_REP_SD_Int_IngrPensionis	1	7	30.6471	<.0001	66121.2

Los parámetros incluidos se detallan a continuación:

Analys	is o	f Maximum	Likelihood	Estimates		
			Standard	Wald		Estimador
Parameter	DF	Estimate	Error	Chi-Square	Pr > ChiSq	estandarizado
Intercept	1	-2.0516	0.0107	36691.07	<.0001	
WOE_Neg_i_PortabilidadFijo	1	-0.9424	0.0191	2442.60	<.0001	-0.3842
WOE_PS_Num_Rotacion	1	-0.4023	0.0444	81.93	<.0001	-0.0517
WOE_IMP_REP_SD_Int_GtoAlqTV	1	-0.4910	0.0553	78.83	<.0001	-0.0574
WOE_IMP_REP_SD_Int_IngrPensionis	1	-0.3470	0.0627	30.63	<.0001	-0.0361
WOE_IMP_REP_SD_Int_IngrXPers	1	-0.4967	0.0456	118.66	<.0001	-0.0759
WOE_IMP_REP_SD_Tasa_HabExtr	1	-0.6846	0.0490	195.33	<.0001	-0.0817
WOE_PS_Cod_Prov	1	-0.3852	0.0477	65.27	<.0001	-0.0466

La tarjeta de puntuación definitivo con un número total de 200 puntos se muestra en la tabla siguiente:

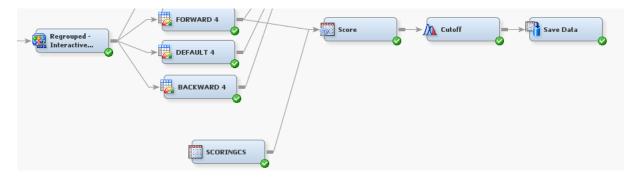
		Scorecard Points
mputed: Replacement: Gastos Alquiler TV	IMP_REP_SD_int_GtoAlqTV< 35.45	16
	35.45<= IMP_REP_SD_Int_GtoAlqTV< 55.02	21
	55.02<= IMP_REP_SD_Int_GtoAlqTV< 56.41	19
	56.41<= IMP_REP_SD_Int_GtoAlqTV< 67.23, _MISSING_	22
	67.23<= IMP_REP_SD_Int_GtoAlqTV< 103.43	23
	103.43<= IMP_REP_SD_int_GtoAiqTV	28
mputed: Replacement: Media Ingresos Netos Fam.Pensionistas	IMP_REP_SD_Int_IngrPensionistas< 1692.98	19
	1692.98<= IMP_REP_SD_Int_IngrPensionistas< 2008.12, _MISSING_	21
	2008.12<= IMP_REP_SD_Int_IngrPensionistas< 2012.28	20
	2012.28<= IMP_REP_SD_Int_IngrPensionistas< 2667.98	23
	2667.98<= IMP_REP_SD_Int_IngrPensionistas	26
mputed: Replacement: Media Ingresos por Persona Activa	IMP_REP_SD_Int_IngrXPers< 1147.74	15
	1147.74<= IMP_REP_SD_Int_IngrXPers< 1267.06	19
	1267.06<= IMP_REP_SD_Int_IngrXPers< 1413.86, _MISSING_	20
	1413.86<= IMP_REP_SD_Int_ingrXPers< 1601.52	25
	1601.52<= IMP_REP_SD_Int_IngrXPers	30
mputed: Replacement: Tasa Habitantes Extranjeros	IMP_REP_SD_Tasa_HabExtr< 0.03	24
	0.03<= IMP_REP_SD_Tasa_HabExtr< 0.09	27
	0.09<= IMP_REP_SD_Tasa_HabExtr< 0.1, _MISSING_	19
	0.1<= IMP_REP_SD_Tasa_HabExtr< 0.18	22
	0.18<= IMP_REP_SD_Tasa_HabExtr	14
ndicador Portabilidad	0, _MISSING_, _UNKNOWN_	10
	1	52
Código Provincia Punto Servicio	15, 27, 32, 36	8
	00, 02, 03, 07, 12, 17, 25, 30, 33, 35, 38, 42, 49	17
	05, 08, 11, 19, 23, 24, 37, 45, 46, _MISSING_, _UNKNOWN_	21
	04, 09, 14, 18, 21, 26, 28, 29, 39, 41, 43, 47, 50	23
	13, 16, 22, 31, 34, 40	27
Rotación punto de servicio	0, 11, 8, _MISSING_, _UNKNOWN_	24
	1, 2, 3, 4, 5, 6	18



Observamos que las líneas lift acumulada de los datos del entrenamiento y validación son muy parecidas, lo que nos implica un buen modelo.

7. VALIDACIÓN DEL SCORECARD DEFINITIVO Y CONCLUSIÓN.

El último paso antes de integrar la tarjeta de puntuación en producción la empresa sería realizar una prueba ciego para puntuar 66647 clientes en el fichero Scoring_CS usando el nodo puntuación para sacar la puntuación total de cada cliente y el nodo corte para sacar la predicción del evento "Early Churn Involuntario 12 meses".



Para el nodo corte, utilizamos el método de Máximo KS Estadístico para elegir el punto de corte automáticamente. Guardamos la tabla de resultados en el formato Excel, que contiene las siguientes columnas creadas:

Variables	Descripción	
SCORECARD_POINTS	La puntuación total del cliente	
SCORECARD_BIN	Es el bin de la scorecard en el que se encuentra cada cliente basado en sus puntos totales.	
EM_PROBABILITY	Probabilidad de impago del cliente	
EM_CUTOFF	La Decisión final que establecerá el criterio: '1' - impago, por tanto, no se admite '0' – Buen pagador, solicitud aprobada	

La tabla de resultados obtenida al final sería como muestra en continuación:

id_cli	SCORECARD_POINTS	SCORECARD_BIN	EM_EVENTPROBABILITY	EM_CUTOFF_DECISIÓN
00000280305	188	21	0.0304002	0
00004810104	148	11	0.11129363	1
00008190204	148	11	0.11129363	1
00008280202	190	22	0.0289092	0
00008960201	190	22	0.0289092	0
00009290102	190	22	0.0289092	0
00011050205	164	15	0.066674312	0
00012030103	194	23	0.0253176	0
00014430104	185	21	0.0340246	0
00014650601	137	9	0.151715157	1
00014930201	179	19	0.040782	0

En la tabla, podemos observar en cada fila los clientes a evaluar, con su puntos obtenidos en total según el scorecard, la probabilidad de impago y la decisión final. Los clientes que tienen asignado un uno en la columna EM_CUTOFF, corresponden a los que tiene alta probabilidad de impago, por lo cual, no se los

admite. Al contrario, aprobamos la solicitud de los clientes marcados con 0 en la columna EM_CUTOFF_DECISIÓN, puesto que un valor de 0 nos implica que el cliente es un buen pagador.

Por ejemplo, aprobamos el primer cliente en la tabla tiene el valor de EM_Cutoff igual que 0 y rechazamos el segundo cliente con el valor de EM_Cutoff igual que 1.