LICENCIATURA EN ESTADÍSTICA

DETECCIÓN DE FRAUDE

Un análisis mediante modelos lineales generalizados

Autores: Franco Santini - Nicolas Gamboa - Andrés Roncaglia

Docentes: Boggio Gabriela - Harvey Guillermina - Costa Victorio

2024

Tabla de contenidos

Introducción

El fraude con tarjetas de crédito es una de las principales amenazas que sufren los bancos. Con el auge de la tecnología las transacciones digitales facilitaron los traspasos de dinero y los medios de pago electrónicos son algo de cada día, pero junto con las ventajas también vinieron las consecuencias, y es que los métodos de fraude se han vuelto más sofisticados, generando pérdidas significativas a los bancos y afectando la confianza de los usuarios. Actividades como el uso no autorizado de tarjetas, la clonación de datos y transacciones fraudulentas requieren el desarrollo de tecnologías avanzadas para la detección temprana y la prevención.

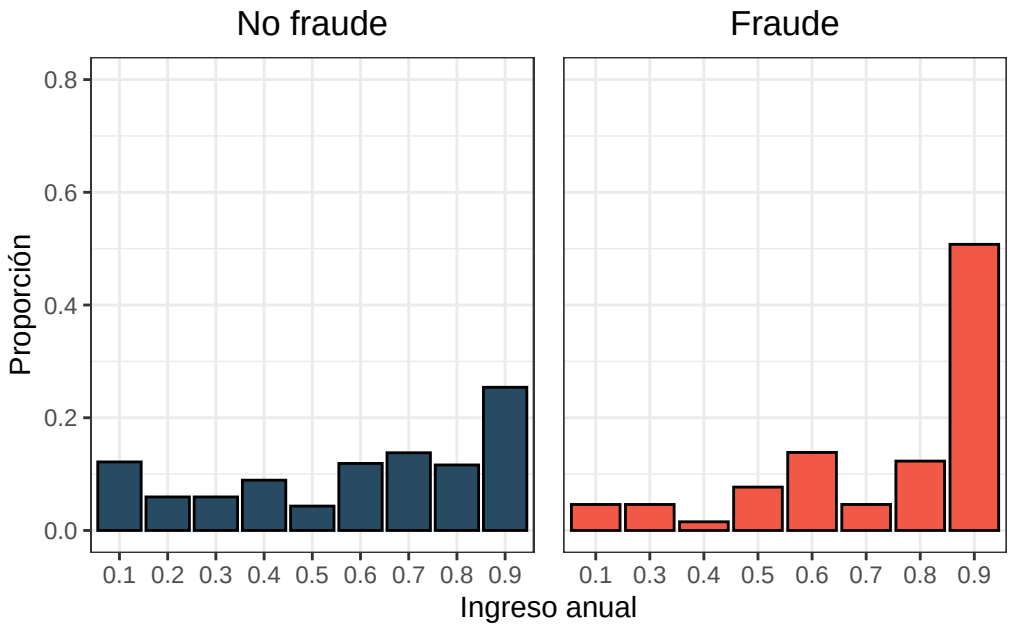
Variables:

- `fraud_bool`: Indicadora de si la transacción fue fraude o no
- `income`: Ingreso anual en cuantiles
- `name_email_similarity`: Similitud del nombre en el email y el nombre del solicitante
- `prev_address_months_count`: Es el número de meses que la persona estuvo viviendo en su locacion anterior
- `current_address_months_count`: Es el número de meses que la persona estuvo viviendo en su locacion actual
- `customer_age`: Edad del cliente en décadas
- `days_since_request`: Días desde la solicitud
- `intended_balcon_amount`: Valor de la transferecia inicial para aplicar al credito
- `payment_type`: Tipo del plan de pago
- `zip_count_4w`: Número de aplicaciónes con el mismo código postal en las últimas 4 semanas
- `velocity_6h`: Es la velocidad del total de solicitudes de transferencias de la tarjeta en las últimas 6 horas
- `velocity_24h`: Es la velocidad del total de solicitudes de transferencias de la tarjeta en las últimas 24 horas
- `velocity_4w`: Es la velocidad del total de solicitudes de transferencias de la tarjeta en las últimas 4 semanas
- `bank_branch_count_8w`: Número total de solicitudes en la seleccionada rama del banco en las últimas 8 semanas
- `date_of_birth_distinct_emails_4w`: Número de emails de aplicantes con la misma fecha de nacimiento en las últimas 4 semanas
- `employment_status`: Estado de empleo del solicitante
- `credit_risk_score`: Score de riesgo de la aplicación
- `email_is_free`: Tipo del dominio del email del aplicante (email pago o gratis)

- `housing_status`: Estado residencial del aplicante
- `phone_home_valid`: Validez del telefono fijo provisto
- `phone_mobile_valid`: Validez del telefono movil provisto
- `bank_months_count`: Antiguedad de la cuenta anterior en meses
- `has_other_cards`: Indicador de si la persona tiene otra tarjeta en el mismo banco
- `proposed_credit_limit`: Crédito limite propuesto por el aplicante
- `foreign_request`: Indicadora de si la solicitud fue hecha en el mismo pais que el banco
- `source`: Fuente online de la aplicación (Internet / app movil)
- `session_length_in_minutes`: Tiempo de la sesion en la pagina del banco en minutos
- `device_os`: Sistema operativo del dispositivo que hizo la solicitud
- `keep_alive_session`: Indicadora de si el solicitante decidió mantener la sesión iniciada al ingresar
- `device_distinct_emails_8w`: Número de emails distintos en la página del banco desde el mismo dispositivo usado en las últimas 8 semanas
- `device_fraud_count`: Número de solicitudes fraudulentas desde el dispositivo utilizado
- `month`: Mes en el que fue realizada la solicitud

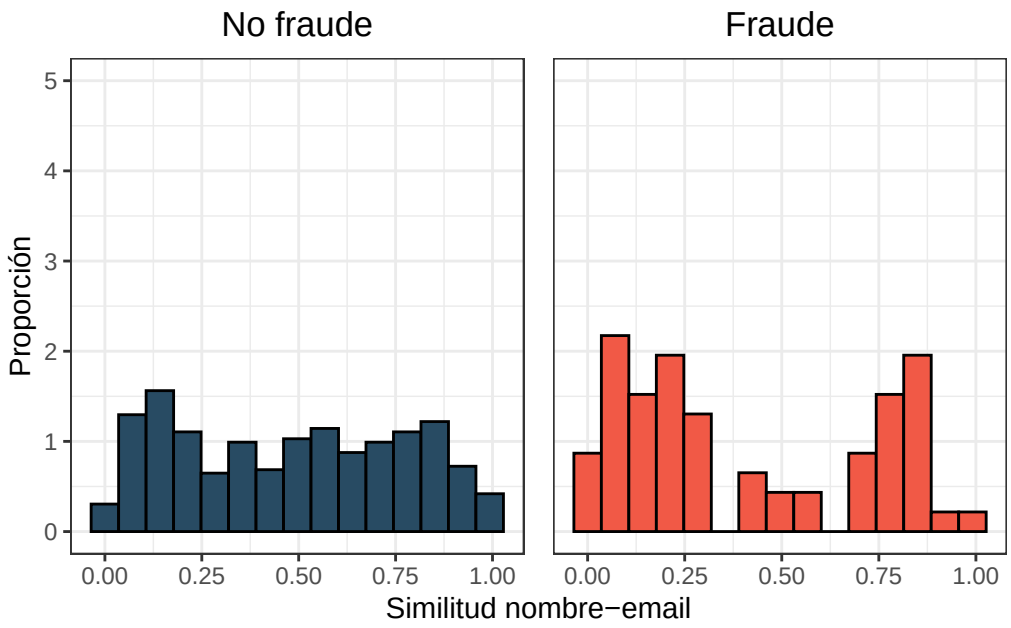
Análisis descriptivo

Figura 1: Distribución del ingreso anual según si la transacción es fraudulenta o no



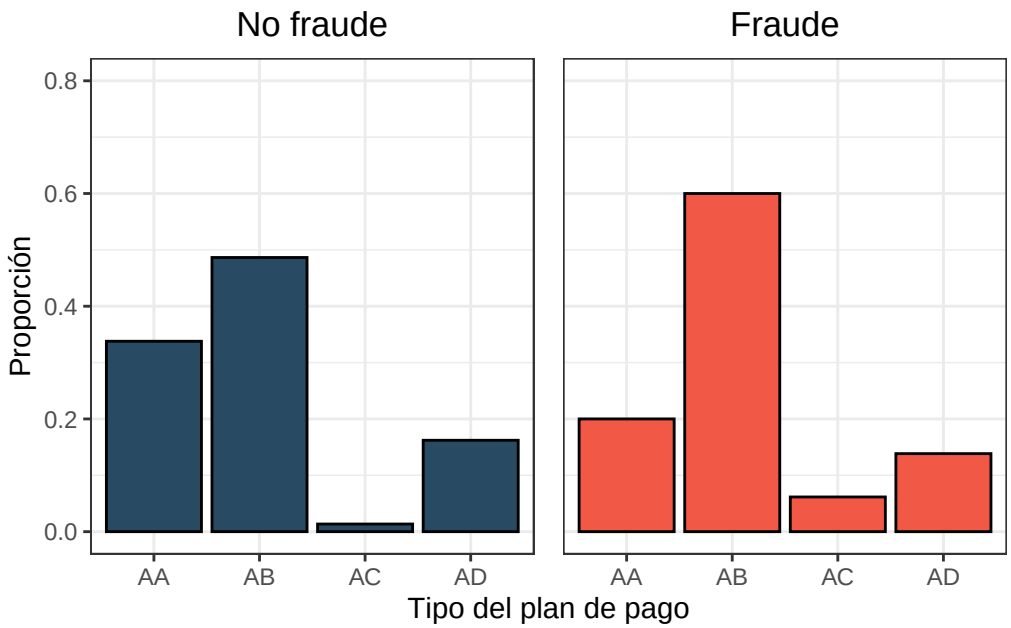
Se puede observar que las personas que cometieron fraude tienden a tener un ingreso anual registrado mayor. La distribución tiene una mayor asimetría a la izquierda.

Figura 2: Distribución del índice de similitud entre en nombre del solicitante y el nombre en el email según si la transacción es fraudulenta o no



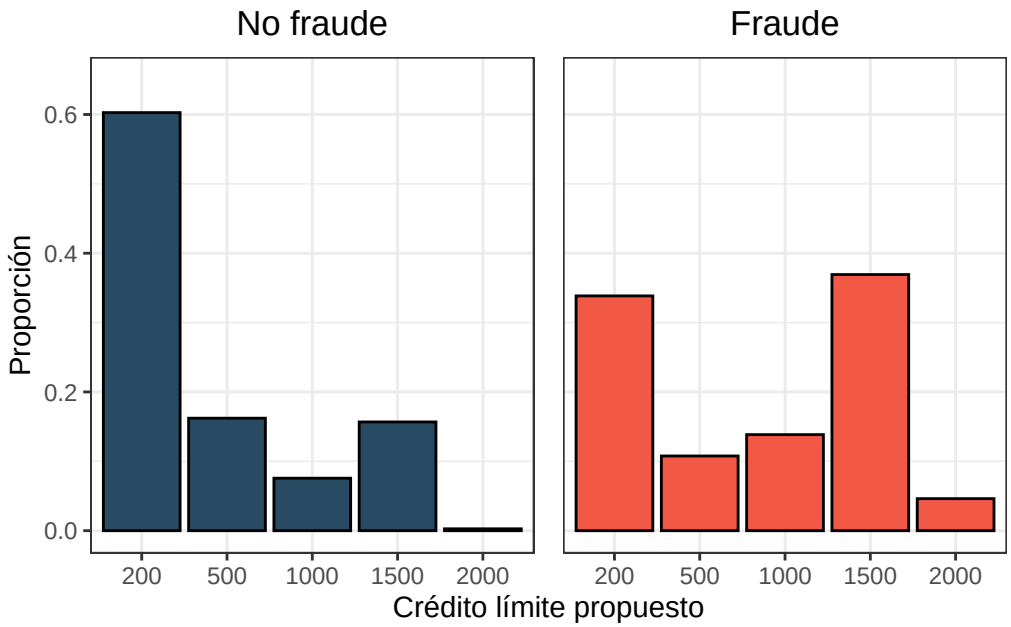
Las transacciones realizadas con emails no muy similares al nombre real de la persona parecen ser más propensas a ser fraudulentas.

Figura 3: Proporción del tipo de pago según si la transacción es fraudulenta o no



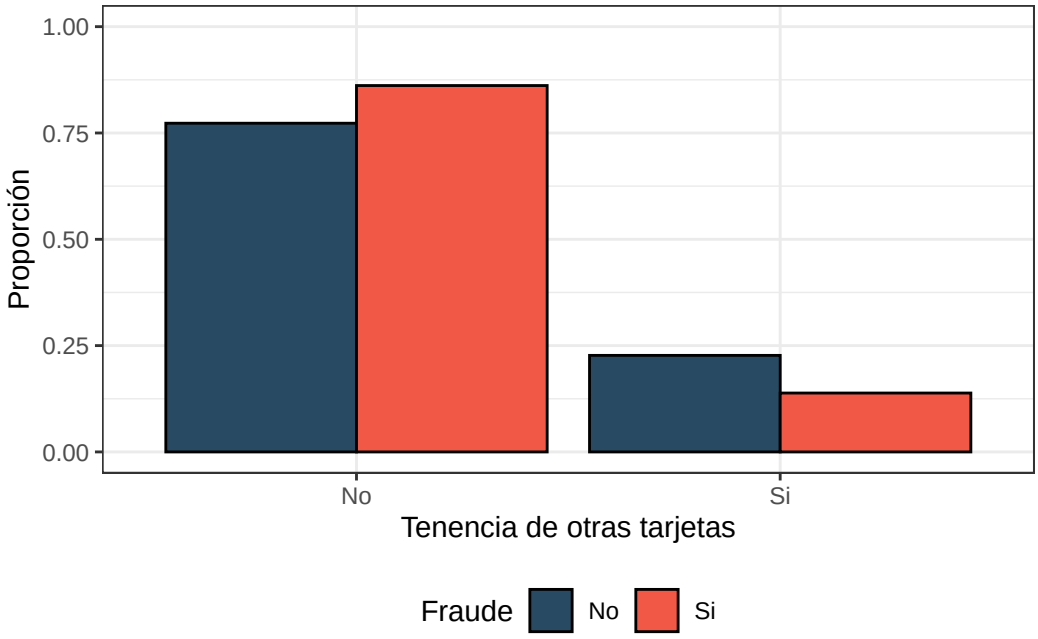
En general, las personas que cometen fraude parecen preferir los métodos de pago “AB” y “AC” por encima del resto, al contrario de las personas que operan de manera legítima que prefieren de igual manera los tipos de pago “AA”, “AB” y “AC”. Se puede notar también que la forma de pago “AE” no es muy popular.

Figura 4: Distribución del límite crediticio propuesto por el solicitante según si la transacción es fraudulenta o no



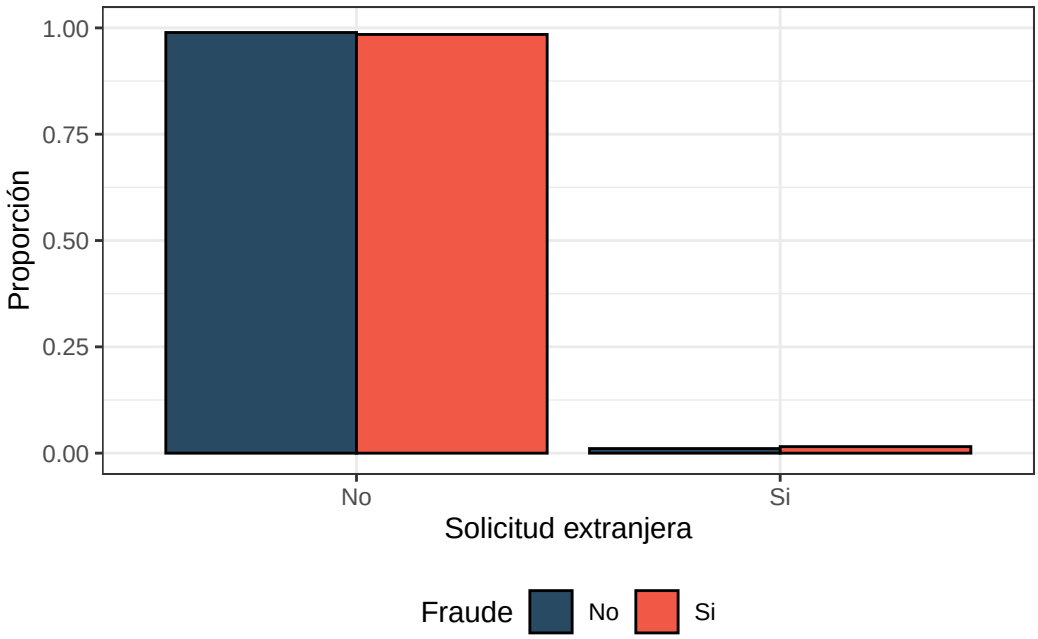
Se puede destacar en este gráfico que las personas que cometen fraude son ligeramente más propensas a pedir créditos más altos.

Figura 5: Proporción de la tenencia de otra tarjeta en el mismo banco según si la transacción es fraudulenta o no



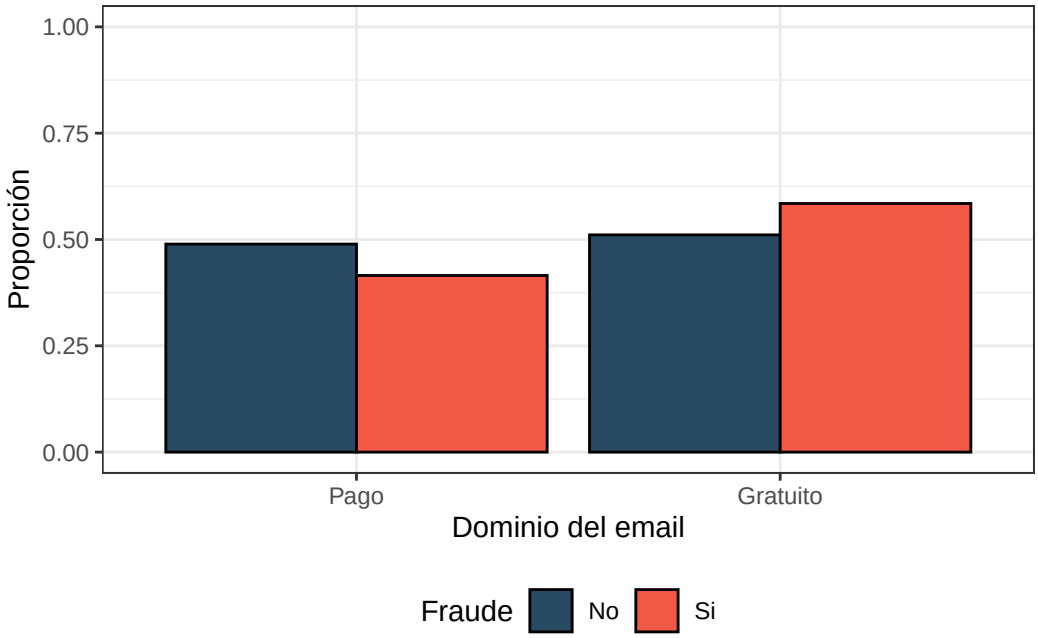
En cuanto a la tenencia de otra tarjeta en el mismo banco, suele ser común no poseer otra, sin embargo las personas que operan de forma legal se inclinan a tener más de una tarjeta un poco más que aquellos que cometen fraude.

Figura 6: Proporción de la locación de la solicitud según si la transacción es fraudulenta o no



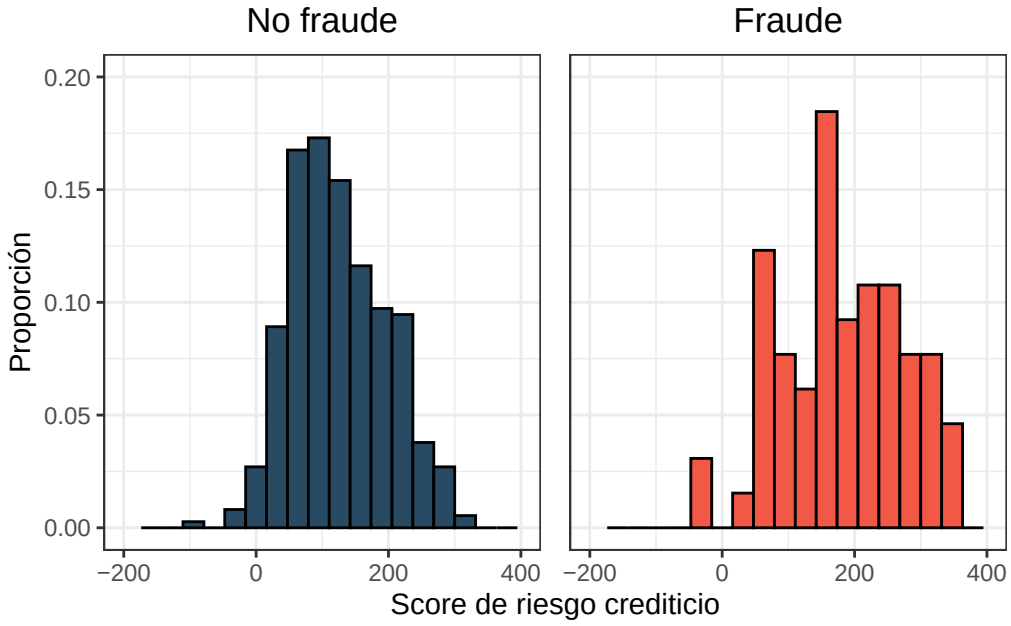
Se puede observar que las personas que cometen fraude, parecen hacer más solicitudes del exterior que las personas que no cometen fraude, aunque la diferencia parece ser sutil.

Figura 7: Proporción del tipo de dominio del email según si la transacción es fraudulenta o no



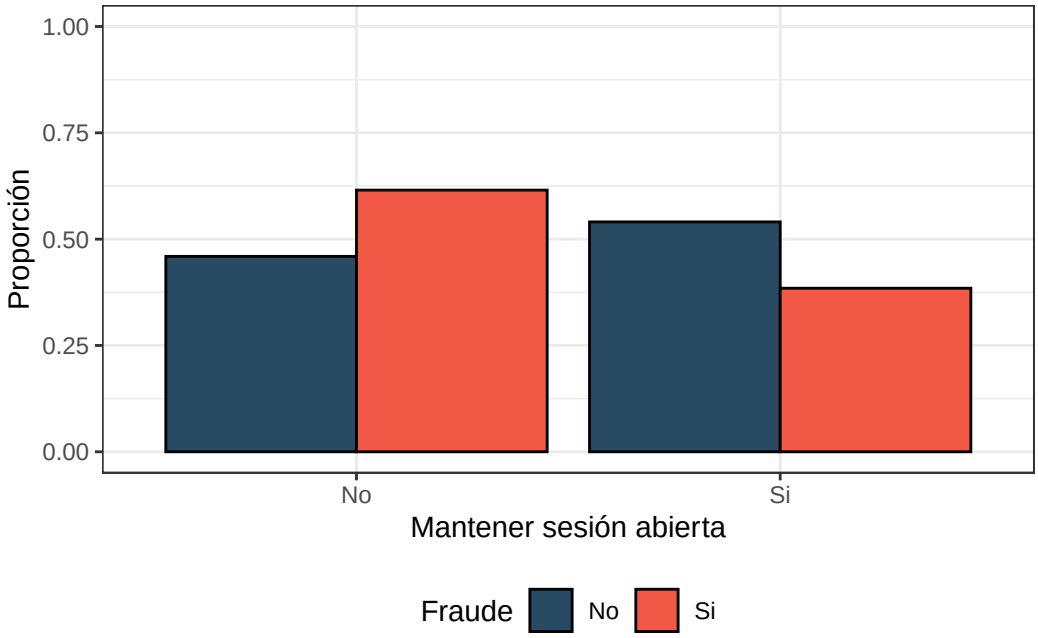
También se puede destacar que las operaciones fraudulentas parecen ser más comunes cuando el dominio del email del solicitante es gratuito que cuando es pago.

Figura 8: Distribución del score de riesgo interno según si la transacción es fraudulenta o no



La distribución del score de riesgo para las personas que cometen fraude es simétrica y centrada alrededor de 200, mientras que la distribución del score de riesgo para las personas que no cometen fraude parece ser más asimétrica y tener una media menor.

Figura 9: Proporción de opciones de inicio de sesión según si la transacción es fraudulenta o no



Por lo general, cuando las transacciones son fraudulentas la persona decide no mantener la sesión abierta en la cuenta del banco en mayor proporción que cuando las transacciones son legítimas.

Modelado

Teniendo todo esto en cuenta buscamos un modelo que ajuste bien a nuestros datos, para esto primero realizamos una seleccion de variables paso a paso, obteniendo el siguiente modelo:

```
Call:  glm(formula = fraud_bool ~ income + customer_age + housing_status +
    phone_home_valid + phone_mobile_valid + has_other_cards +
    device_os + device_distinct_emails_8w + proposed_credit_limit_cat,
    family = binomial(link = "logit"), data = data, na.action = na.omit)

Coefficients:
                  (Intercept)                      income0.2
                     -6.41801                      -14.96080
                    income0.3                      income0.4
                      0.12022                       -0.67524
                    income0.5                      income0.6
```

```
                    1.49373                       0.58133
                  income0.7                     income0.8
                   -0.30468                       1.13962
                  income0.9                  customer_age
                    1.50709                       0.02969
            housing_statusBB              housing_statusBC
                   -0.96459                      -1.37565
            housing_statusBD              housing_statusBE
                  -17.39331                      -1.96381
            housing_statusBF             phone_home_valid1
                  -16.38542                      -1.39200
         phone_mobile_valid1              has_other_cards1
                   -0.83981                      -1.19154
          device_osmacintosh                device_osother
                    1.07758                      -0.79738
            device_oswindows                  device_osx11
                    0.76089                     -16.19908
    device_distinct_emails_8w   proposed_credit_limit_cat500
                    4.23761                      -0.27256
proposed_credit_limit_cat1000  proposed_credit_limit_cat1500
                    1.31513                       1.11132
proposed_credit_limit_cat2000
                    3.41638

Degrees of Freedom: 434 Total (i.e. Null);  408 Residual
Null Deviance:      366.9
Residual Deviance: 226.2    AIC: 280.2


Call:
glm(formula = fraud_bool ~ income + housing_status + phone_home_valid +
    phone_mobile_valid + has_other_cards + proposed_credit_limit_cat +
    device_os + device_distinct_emails_8w, family = binomial(link = "logit"),
    data = data, na.action = na.omit)

Deviance Residuals:
     Min        1Q    Median        3Q       Max
-1.88538  -0.44638  -0.22239  -0.05847   2.94083

Coefficients:
                             Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)                   -5.2595     1.3811  -3.808 0.000140 ***
income0.2                    -15.0770  1270.3069  -0.012 0.990530
income0.3                      0.1086     1.0413   0.104 0.916962
income0.4                     -0.5542     1.2671  -0.437 0.661876
income0.5                      1.5185     1.0481   1.449 0.147377
income0.6                      0.6439     0.8506   0.757 0.449065
income0.7                     -0.3238     1.0025  -0.323 0.746706
```

```
income0.8                       1.2991     0.8432   1.541 0.123393
income0.9                       1.5979     0.7363   2.170 0.029993 *
housing_statusBB               -1.0958     0.4930  -2.223 0.026223 *
housing_statusBC               -1.5991     0.4445  -3.598 0.000321 ***
housing_statusBD              -17.9029  1624.7479  -0.011 0.991208
housing_statusBE               -2.4476     0.7678  -3.188 0.001433 **
housing_statusBF              -17.1950  4390.1860  -0.004 0.996875
phone_home_valid1              -1.2150     0.4202  -2.892 0.003832 **
phone_mobile_valid1            -0.8868     0.5036  -1.761 0.078261 .
has_other_cards1               -1.2152     0.5013  -2.424 0.015356 *
proposed_credit_limit_cat500   -0.2293     0.5509  -0.416 0.677291
proposed_credit_limit_cat1000   1.2763     0.5748   2.220 0.026387 *
proposed_credit_limit_cat1500   1.0929     0.4403   2.482 0.013052 *
proposed_credit_limit_cat2000   3.4409     1.4713   2.339 0.019355 *
device_osmacintosh              1.1927     0.6765   1.763 0.077886 .
device_osother                 -0.9154     0.5223  -1.753 0.079649 .
device_oswindows                0.7807     0.4343   1.797 0.072264 .
device_osx11                  -16.3382  3604.6664  -0.005 0.996384
device_distinct_emails_8w       4.2669     1.0295   4.145  3.4e-05 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 366.89  on 434  degrees of freedom
Residual deviance: 229.89  on 409  degrees of freedom
AIC: 281.89

Number of Fisher Scoring iterations: 17
```

$Logit(_i) = _0 $

Se procede a comprobar el enlace:

```
Analysis of Deviance Table

Model 1: fraud_bool ~ income + housing_status + phone_home_valid + phone_mobile_valid +
    has_other_cards + proposed_credit_limit_cat + device_os +
    device_distinct_emails_8w
Model 2: fraud_bool ~ income + housing_status + phone_home_valid + phone_mobile_valid +
    has_other_cards + proposed_credit_limit_cat + device_os +
    device_distinct_emails_8w + pred.2.logit
  Resid. Df Resid. Dev Df Deviance Pr(>Chi)
1       409     229.89
2       408     229.60  1  0.28314   0.5947

Analysis of Deviance Table
```

```
Model 1: fraud_bool ~ income + housing_status + phone_home_valid + phone_mobile_valid +
    has_other_cards + proposed_credit_limit_cat + device_os +
    device_distinct_emails_8w
Model 2: fraud_bool ~ income + housing_status + phone_home_valid + phone_mobile_valid +
    has_other_cards + proposed_credit_limit_cat + device_os +
    device_distinct_emails_8w + pred.2.probit
  Resid. Df Resid. Dev Df Deviance Pr(>Chi)
1       409     230.04
2       408     229.54  1  0.49868   0.4801
```

```
Analysis of Deviance Table

Model 1: fraud_bool ~ income + housing_status + phone_home_valid + phone_mobile_valid +
    has_other_cards + proposed_credit_limit_cat + device_os +
    device_distinct_emails_8w
Model 2: fraud_bool ~ income + housing_status + phone_home_valid + phone_mobile_valid +
    has_other_cards + proposed_credit_limit_cat + device_os +
    device_distinct_emails_8w + pred.2.cloglog
  Resid. Df Resid. Dev Df Deviance Pr(>Chi)
1       409     228.43
2       408     228.42  1 0.011481   0.9147
```

Los tres enlaces son apropiados, por lo tanto nos quedamos con el enlace logit por su facilidad en la interpretación.

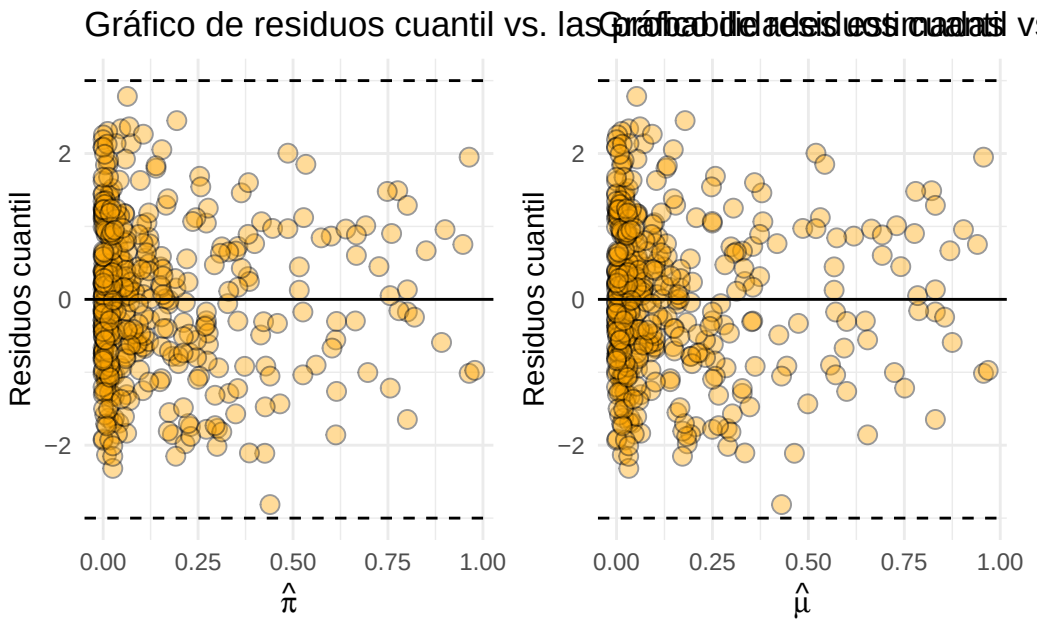
```
   The Hosmer-Lemeshow goodness-of-fit test

 Group Size Observed     Expected
     1   44        0  0.006753789
     2   44        0  0.207370063
     3   44        1  0.593732358
     4   45        0  1.127851542
     5   45        3  1.858645408
     6   44        3  3.020927674
     7   44        8  5.382100961
     8   44        7  9.149775769
     9   44       16 16.283726011
    10   37       27 27.369116838

         Statistic =  4.5005
degrees of freedom =  8
           p-value =  0.80938
```

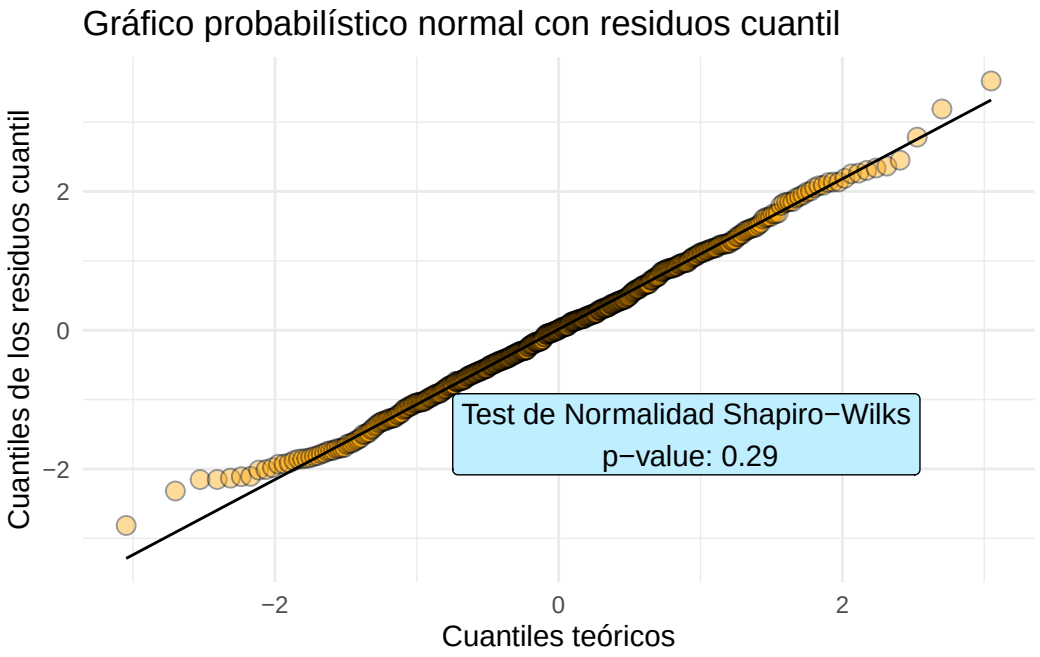
Analisis de residuos

Evaluación de la componente sistemática



Dado que no se ve ningún patrón y ningun punto se escapa de las bandas se puede decir que la componente sistematica seleccionada es adecuada.

Comprobación de la distribución propuesta



Viendo el gráfico y el test de Shapiro-Wilks para la normalidad de los errores, se puede concluir que la elección de la distribución de la variable es correcta.

Interpretaciones

La chance de que un cliente comita fraude dado que tiene otra tarjeta en el mismo banco es un 68% menor que un cliente que no tiene, cuando el resto de las variables permanecen constantes.

Del mismo modo, un cliente que proporciono un telefono fijo válido tiene una chance de cometer fraude un 71% menor que uno que proporciono uno no válido, cuando el resto de las variables permanecen constantes.

A medida que el crédito límite propuesto aumenta en mil unidades monetarias, la chance de que un cliente cometa fraude aumenta un 191%, manteniendo el resto de variables fijas. VARIFICAR SI ES LINEAL O NO

Las características de las personas más propensas a cometer fraude (con una probabilidad estimada del 99% aproximadamente) son:

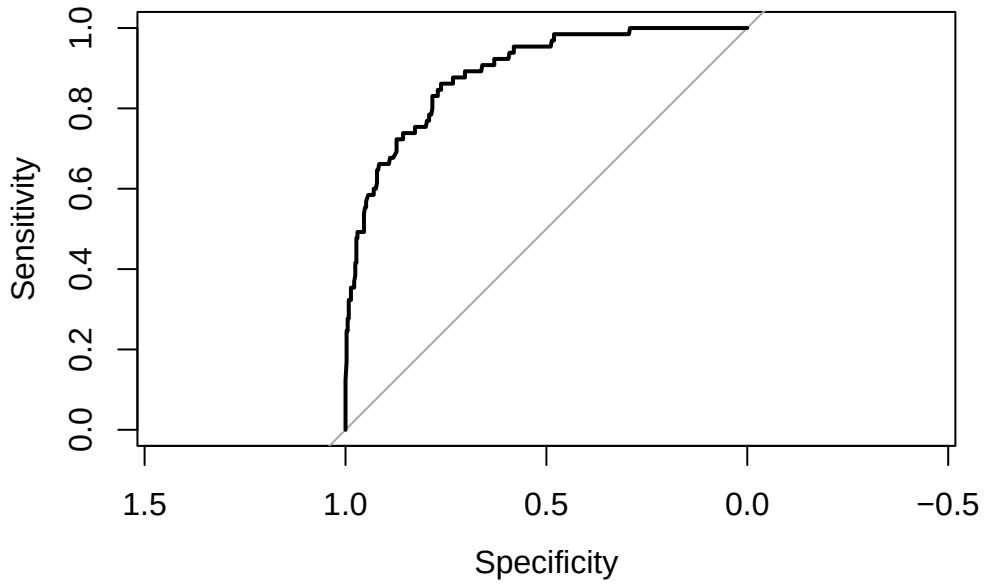
- Ingreso en el decil más alto
- El estado residencial del aplicante es “BA”
- El número de teléfono fijo proporcionado no es válido
- El número de celular proporcionado no es válido
- No tiene otra tarjeta en el mismo banco

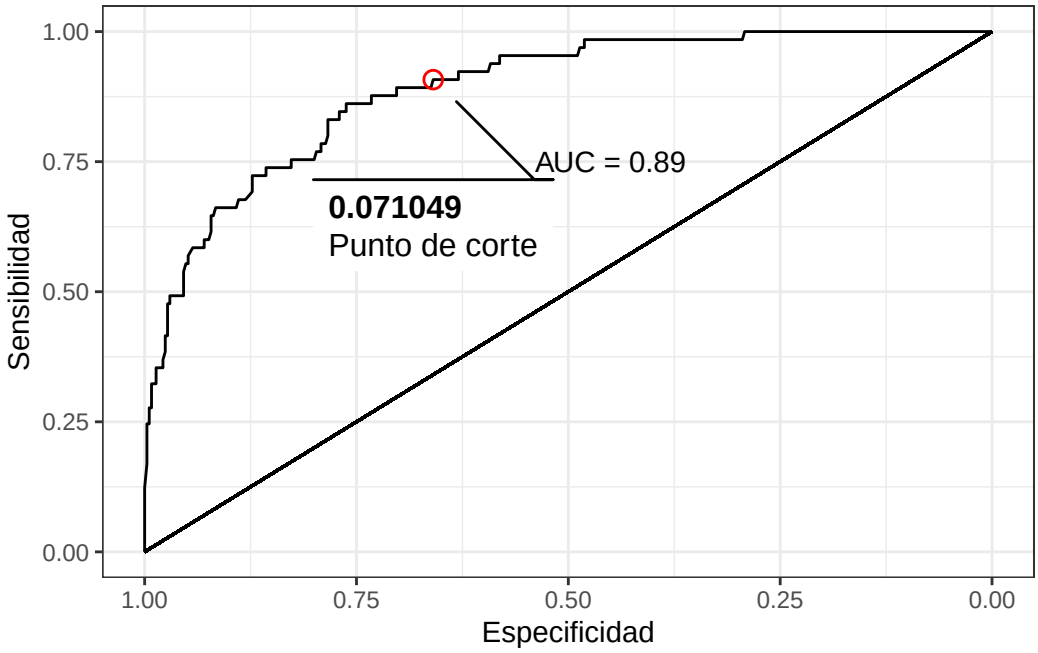
- El límite del crédito propuesto fue 2000 euros
- El sistema operativo usado fue macOS
- Se registraron 2 emails distintos en la página del banco desde el mismo dispositivo, en las últimas 8 semanas

Las características de las personas menos propensas a cometer fraude (con una probabilidad estimada de aproximadamente 0%) son:

- Ingreso en el segundo decil
- El estado residencial del aplicante es "BD"
- El número de teléfono fijo proporcionado es válido
- El número de celular proporcionado es válido
- Tiene otra tarjeta en el mismo banco
- El límite del crédito propuesto fue 500 euros
- El sistema operativo usado fue X11
- Se registró un solo email en la página del banco desde dispositivo utilizado, en las últimas 8 semanas

Capacidad predictiva





Se decidió utilizar el mejor punto de corte que maximice la especificidad garantizando una sensibilidad de al menos un 90%, esto para evitar el máximo número de fraudes posibles sin afectar a los clientes legítimos.

```
Confusion Matrix and Statistics

          Reference
Prediction   0   1
         0 132  22
         1  66  84

               Accuracy : 0.7105
                 95% CI : (0.656, 0.7609)
    No Information Rate : 0.6513
    P-Value [Acc > NIR] : 0.01659

                  Kappa : 0.4187

 Mcnemar's Test P-Value : 4.566e-06

            Sensitivity : 0.7925
            Specificity : 0.6667
         Pos Pred Value : 0.5600
         Neg Pred Value : 0.8571
             Prevalence : 0.3487
         Detection Rate : 0.2763
   Detection Prevalence : 0.4934
```

```
Balanced Accuracy : 0.7296

 'Positive' Class : 1
```