

Tarea 1 Econometría

FRANCISCO FUENTES

April 2023

Todo el código se encuentra respaldado y
explicado en la siguiente página web

[GitHub](#)

Pregunta 1

Pregunta 1 a)

El algoritmo de optimización es un clásico Newton Raphson que estima la posición en la cual el gradiente de la función de verosimilitud indica que cualquier movimiento generará un cambio nulo en la función. Luego de identificar el punto crítico haciendo uso del Jacobiano, con el cual también se verifica si este es efectivamente un máximo, entonces el programa muestra en consola los coeficientes y las varianzas de los mismos. La tolerancia de mi programa considera como cero cualquier número inferior a 10^{-7} , puesto que para efectos de eficiencia cualquier número más pequeño es estadísticamente insignificante.

	municipal
cod_nivel	-0.0934 (-1.65)
prioridad_hermano	0.434 (0.49)
es_mujer	-0.240 (-0.84)
prioritario	0.0347 (0.12)
alto_rendimiento	0.348 (1.23)
_cons	0.916 (1.88)
<i>N</i>	222

Figure 1: Stata

	beta
cod_nivel	-0.09338
prioridad_hermano	0.43391
es_mujer	-0.23963
prioritario	0.034703
alto_rendimiento	0.34779
cons	0.9164

Figure 2: Matlab

e(V)	municipal					
	cod_nivel	prioridad_hermano	es_mujer	prioritario	alto_rendimiento	_cons
municipal						
cod_nivel	.00319698					
prioridad_hermano	.00715579	.77223296				
es_mujer	.00086893	.02803322	.08120942			
prioritario	-.00250514	-.03983509	-.00683886	.07983263		
alto_rendimiento	-.00333614	-.00692003	-.00986094	-.0001075	.07963947	
_cons	-.02311785	-.07274105	-.04966493	-.01001829	-.00477752	.23875137

Figure 3: VC matrix stata

	cod_nivel	prioridad_hermano	es_mujer	prioritario	alto_rendimiento	cons
cod_nivel	0.003197	0.0071558	0.00086893	-0.0025051	-0.0033361	-0.023118
prioridad_hermano	0.0071558	0.77223	0.028033	-0.039835	-0.00692	-0.072741
es_mujer	0.00086893	0.028033	0.081209	-0.0068389	-0.0098609	-0.049665
prioritario	-0.0025051	-0.039835	-0.0068389	0.079833	-0.0001075	-0.010018
alto_rendimiento	-0.0033361	-0.00692	-0.0098609	-0.0001075	0.079639	-0.0047775
cons	-0.023118	-0.072741	-0.049665	-0.010018	-0.0047775	0.23875

Figure 4: VC matrix matlab

Pregunta 1 b)

Hacer inferencia de estos resultados es bastante cuestionable puesto que ni siquiera uno resultó ser estadísticamente significativo. Por ende no podemos descartar la posibilidad de que de hecho ninguna de las variables estudiadas tenga efecto sobre la probabilidad de inscripción en un colegio municipal. Como se puede observar, cero es parte de todos los intervalos de confianza.

	Delta-method					
	dy/dx	std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
cod_nivel	-.0225283	.0133201	-1.69	0.091	-.0486353	.0035787
prioridad_hermano	.1046833	.2115998	0.49	0.621	-.3100447	.5194113
es_mujer	-.0578123	.0683294	-0.85	0.398	-.1917354	.0761109
prioritario	.0083722	.0681568	0.12	0.902	-.1252127	.1419572
alto_rendimiento	.083907	.0671593	1.25	0.212	-.0477227	.2155367

Figure 5: Margins

Pregunta 1 c)

Primero, si solo diferenciamos entre colegios municipales y no municipales entonces estamos dejando afuera aquellos que poseen el convenio de integración escolar "PIE". Esto claramente hace una gran diferencia puesto que programa

se basa en otorgar oportunidades inclusivas a estudiantes con necesidades especiales. Dependiendo de las condiciones en la que este cada potencial estudiante, los apoderados podrán diferenciar entre aquellos con convenio y aquellos que no, ensuciando los resultados obtenidos en base a la diferenciación única por tipo de administración.

	tipo				Total
	1	2	3	4	
CONVENIO_PIE					
0	52	82			134
1			46	42	88
Total	52	82	46	42	222

Figure 6: Frequency table

Pregunta 1 d)

En general, la gran mayoría de los coeficientes no tienen efectos estadísticamente distintos de cero, es por esto que analizarlos no vale la pena. Solo algunos poseen efectos apreciables y estadísticamente significativos al menos al 5% de significancia. Por ejemplo, ser un alumno prioritario parece tener un efecto significativo y positivo aumentando las probabilidades de escoger un colegio tipo 4 (municipal y con convenio PIE) en un 11.5% aproximadamente. Un hecho bastante intuitivo debido a las condiciones de un alumno prioritario. Por otro lado, la característica de ser mujer también parece tener influencia positiva en escoger un colegio de tipo 3 (posee convenio PIE pero no es municipal), lo que sinceramente no me explico intuitivamente la razón, pero puede deberse también a una casualidad de los datos.

Pregunta 1 e)

Ahora tenemos la ventaja de describir como otras variables basadas en a alternativa pueden explicar la decisión final del consumidor (Tabla pregunta 1 e y f). Es claro que a diferencia de un multinomial logit tradicional ahora estimaremos un coeficiente específico que influye en la decisión de un colegio por sobre otro. La distancia parece tener un efecto negativo claro, siempre que un colegio se encuentra más lejos entonces es menos preferido, lo que es lógico. Es más, una unidad adicional de distancia de un colegio tipo 1 disminuye las probabilidades de escoger este tipo en 0.79 puntos porcentuales aproximadamente mientras que aumenta las probabilidades de escoger cualquier otro, tal y como se muestra en la siguiente figura.

distancia	_outcome#tipo	
	mun & conv#mun & conv	-.0079018
	mun & conv#mun & no_conv	.0036017
	mun & conv#no_mun & conv	.002017
	mun & conv#no_mun & no_conv	.0022831

Figure 7: Efectos marginales de la distancia

En cuanto al resto de variables, los puntajes simce son extraños, al parecer el simce de lenguaje parece afectar negativamente mientras que el de matemática afecta positivamente a un colegio por sobre otro, entiendo que quizá un mayor puntaje simce de matemáticas pueda hacer más atractivo un colegio, pero la verdad no me explico porque los puntajes de lenguaje tienen el efecto contrario. Por último, el porcentaje de alumnos prioritarios parece no tener efecto alguno pues es estadísticamente insignificante.

Pregunta 1 f)

Los coeficientes para todas las variables alternativa-dependientes parecen ser prácticamente los mismos. En cuanto a las características de los individuos que escogen los colegios, todos parecen ser muy similares a lo encontrado en la letra "d)", es más todas las variables tienen la misma significancia estadística previamente encontrada, lo que puede ser una señal de que no se encuentran muy correlacionadas.

Pregunta 1 g)

En este caso no es posible identificar un ordered logit porque necesitamos saber el orden de las preferencias de los apoderados sobre los colegios, y este ni siquiera es orden común para todos los individuos en la muestra. En otras palabras no se puede estimar dicho modelo.

Pregunta 2

Pregunta 2 a)

En el paper "Names and Reputations: An Empirical Analysis" de Ryan C. McDevitt se enfrentan a responder la pregunta si el mal desempeño de las firmas puede llevarlas a ocultar sus errores cambiando su identidad. La teoría detrás es bastante simple y se basa en nuestra capacidad para obtener información a través de un experimento bayesiano. A medida que el tiempo transcurre un consumidor puede observar un número creciente de señales ruidosas con respecto a la calidad del servicio o bienes ofrecidos por una firma. Luego del tiempo suficiente es poco probable lograr cambiar la percepción del público si estos han construido una idea de la empresa basada en malas experiencias. Dicho efecto se

ve aumentado por las interacciones entre personas cuando cada consumidor es capaz de compartir información con sus pares. Con el objetivo de ocultar todo esto las empresas tienen el incentivo de cambiar su nombre para poder "limpiar" su historial de interacciones con el público vigente y aprovecharse de los nuevos consumidores parcialmente desinformados. En caso de no considerar dichas opción entonces las firmas pueden evaluar salir directamente del mercado.

Claramente es necesario tomar en cuenta variables directamente observables que correlacionen o expliquen de alguna manera medidas como la reputación de una firma o su desempeño. El autor utiliza el número de quejas para representar el desempeño de cada firma, y también considera como variables relevantes la antigüedad de la firma, el número de empleados (tamaño de la firma), el tamaño del mercado en que participa la firma (clasificándolos en mercados pequeños y grandes dependiendo de si están fuera del Metro Chicago o no) y la inversión en publicidad.

Las principales hipótesis que plantea la investigación son:

- Las quejas reducen la reputación de las firmas y por ende están correlacionadas con la decisión de cambiar de nombre o dejar el mercado.
- Firmas que llevan mayor tiempo en el mercado tienen menor probabilidad de cambiar su nombre o salir del mercado.
- Firmas en mercados más pequeños son menos probables a cambiar su nombre.
- Firmas en mercados más pequeños responden más a cambios en su reputación.
- Firmas con mayores inversiones en publicidad serán menos propensas a salir del mercado.

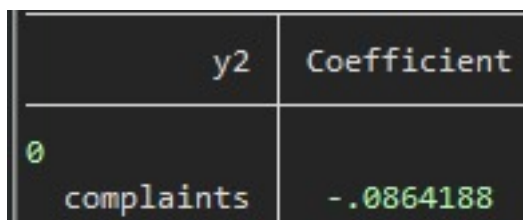
Pregunta 2 b)

Todos los resultados son consistentes con las hipótesis planteadas por el ([Tabla pregunta 2 b](#)). Las quejas parecen tener un efecto positivo en la probabilidad de que una firma cambie su nombre o simplemente salga del mercado. Además, la edad de la firma parece ser un importante factor, que reduce la probabilidad de que esta tome decisiones drásticas, un año adicional de experiencia en el mercado reduce dicha probabilidad en un 2.5% aproximadamente. Por otro lado, no hay evidencia significativa con respecto a los efectos del tamaño de la empresa y de las inversiones en publicidad. Pero, si tiene un efecto significativo estar dentro de la localidad del metro Chicago, dicha característica aumenta en un 6.4% la probabilidades de un cambio de nombre o escape del mercado.

En el texto se reporta la media de los efectos marginales de cada individuo, sin embargo, las diferencias entre dicha medida y el efecto marginal en la media de los individuos parecen no diferir en gran medida.

Pregunta 2 c)

El rol de la alternativa base es hacer estimable el modelo por medio de comparaciones con respecto a otra opción. Al final del día los coeficientes estimados son la diferencia entre los coeficientes que acompañan cada alternativa con respecto a otra que usualmente escogemos convenientemente. En este caso, los coeficientes estimados para el cambio de nombre o el abandono del mercado son en base a la opción de no tomar ninguna de las dos decisiones, claramente cada alternativa debe ser mutuamente excluyente, de otro modo el modelo no tendría sentido.



	y2	Coefficient
0	complaints	-.0864188

Figure 8: Complaints usando como outcome base la salida del mercado

Por ejemplo, en la figura anterior se aprecia que claramente si las quejas aumentan las probabilidades de salir del mercado con respecto a no tomar ninguna decisión (Tabla pregunta 2), entonces este mismo elemento debe afectar negativamente las probabilidades de abstenerse a tomar una decisión con respecto a salir del mercado.

Pregunta 2 d)

No es posible comparar directamente los coeficientes de ambos tipos de regresiones debido a que funcionan bajo supuestos diferentes y métodos distintos. Fuera de los tecnicismos bajo las suposiciones de las densidades detrás de los modelos, uno de las características más distintivas del probit es que este no asume que las alternativas son independientes entre si, mientras que el logit trabaja bajo el supuesto de alternativas irrelevantes. Si observamos los coeficientes de las tablas 5 y 6 del paper y los comparamos con sus contrapartes calculadas en logit (Tabla pregunta 2 d) nos podemos percatar que los signos de todos los coeficientes coinciden sin embargo las magnitudes no son comparables. Lo que si es comparable y bastante similar son los efectos marginales ya que intuitivamente representan el mismo fenómeno.

	dy/dx
complaints	.0425061
firm_age	-.0245723
emp_size	.001086
ad_spend_k	.0018283
chicago	.0639357
comp_sq	-.000836
age_sq	.0006873
emp_sq	-7.72e-06
ad_sq	-.0000301

Figure 9: Marg. Ef. Probit

	dy/dx
complaints	.0414305
firm_age	-.0241299
emp_size	.0010933
ad_spend_k	.0017445
chicago	.0652228
comp_sq	-.0008095
age_sq	.0006747
emp_sq	-7.74e-06
ad_sq	-.0000288

Figure 10: Marg. Ef. Logit

Como se puede observar en las figuras anteriores, los efectos marginales son prácticamente iguales. En otras palabras, el supuesto de alternativas irrelevantes bajo el cual trabaja el algoritmo de Logit no parece ser una suposición que no represente los datos ya que la estimación por probit que no usa tal supuesto es muy similar.

Pregunta 2 e)

Tanto la tabla 7 como la tabla 8 no son más que especificaciones alternativas relacionadas con la primera hipótesis (Tabla pregunta 2 e). La tabla 7 busca estudiar como la probabilidad de abandonar un nombre esta correlacionada con las quejas respecto de una firma, mostrando así que incluso cuando el enfoque es diferente la hipótesis se sigue cumpliendo. Por otro lado, la tabla 8 tiene un enfoque sobre la cantidad de nombres añadidos por una misma firma, así si la firma es de baja calidad entonces en teoría esta es más probable de tener "múltiples nombres". Tal y como sucede con la situación estudiada en la tabla 7, esta situación es también coherente con la hipótesis primordial del paper. En resumen, todas estas verificaciones también se conocen como chequeo de robustez.

Pregunta 3

Pregunta 3 a)

Esta investigación se centra en estudiar los efectos de la reforma del Transantiago en la actividad criminal, es por esto que identifica el número de crímenes y es capaz de modelar dependiendo de si en dicha fecha se encontraba la reforma implementada, parcialmente implementada (transición) o sin implementar. En este contexto es posible utilizar un modelo de conteo sobre la evidente variable

discreta que cuantifica el número de crímenes reportados. Sin embargo, el autor opta por estudiar modelos alternativos como una "interrupted time series" y distintas especificaciones de diferencias en diferencias. La principal premisa es que efectivamente la innovación (eliminación de transacciones en efectivo en el sistema de transporte) disminuye la actividad criminal en el servicio.

Pregunta 3 b)

Para ser honesto, no encontré la manera de replicar los controles por mes tal y como lo hizo el autor, esto se hace evidente pues mis números son considerablemente distintos a los del paper, solo pude replicar perfectamente la primera columna. Sin embargo, no me explico cual pudo haber sido la diferencia entre mi procedimiento y el del autor puesto que hice exactamente lo que menciona, agregando efectos fijos mensuales desde enero hasta diciembre en cada semana incluida en la data.

En la [tabla 3b](#) se puede apreciar que la política implementada no tuvo un impacto significativo en los accidentes no relacionados al efectivo. Sin embargo, en el periodo de transición, las remuneraciones de los choferes no estaban reguladas por ningún sistema de incentivos puesto que eran fijas e independientes de los ingresos de la empresa de transporte. Es por esto que durante dicho periodo los accidente relacionados a efectivo aumentaron cerca de un 150% debido a que los empleados no tenían motivos para proteger dichos activos. Mientras que una vez implementada la reforma por completo, el efectivo dejó de ser el medio de pago de los servicios públicos de transporte y por esto los delitos relacionados disminuyeron en un 70 % aproximadamente.

Pregunta 3 c)

Notar que dado los coeficientes observados los cambios porcentuales de los crímenes serían:

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Noncash	Noncash	Noncash	Cash	Cash	Cash
pos	0.126	0.0819	0.0655	-0.699	-0.697	-0.668
trans	0.184	0.149	0.127	1.555	1.705	1.67
<i>N</i>	313	313	313	313	313	313
<i>Months</i>	NO	YES	YES	NO	YES	YES
<i>Rob_{street}</i>	NO	NO	YES	NO	NO	YES

Que básicamente corresponden tanto a los coeficientes de la versión binomial negativa como la regresión por Poisson ([Tabla pregunta 3 c](#)). Así que efectivamente, no importa como corramos la regresión y como la interpretemos, los resultados son los mismos. Esto tiene todo el sentido del mundo puesto que no importa como construyamos la inferencia sobre el experimento, si todos los métodos son consistentes entonces deberían converger a un único resultado, esto se debe a la ley de grandes números.

Pregunta 3 d)

Como mencioné anteriormente, no existe diferencia significativa entre ambos resultados, solo es necesario saber calcular los efectos de una variable dummy en ambas metodologías. Si bien, en la metodología utilizada por el paper la interpretación es directa pues viene del simple hecho de observar los coeficientes, una vez que calculamos $e^{\beta} - 1$ para los modelos de conteo, los cambios porcentuales coinciden.

Tablas

Tabla Pregunta 1 e) y f)

	Cond Logit	Mixed Logit
distancia	-0.0525* (-2.23)	-0.0557* (-2.34)
p-prioritario	2.415 (1.62)	2.645 (1.71)
simce_let	-0.0147*** (-3.52)	-0.0174*** (-3.93)
simce_mat	0.0137** (3.29)	0.0162*** (3.77)
mun.&.no_conv		
cod_nivel		0.146 (1.95)
prioridad_h		-0.648 (-0.60)
es_mujer		0.0840 (0.21)
prioritario		-1.020* (-2.44)
alto_rendimiento		-0.386 (-0.92)
_cons	0.538** (2.73)	0.0753 (0.13)
no_mun.&.no_conv		
cod_nivel		0.271** (2.69)
prioridad_h		-0.742 (-0.56)
es_mujer		1.144* (2.28)
prioritario		-0.369 (-0.80)
alto_rendimiento		-0.817 (-1.74)
_cons	-0.0734 (-0.32)	-2.365** (-2.61)
no_muni.&.no_conv		
cod_nivel		0.165* (2.06)
prioridad_h		-1.082 (-0.83)
es_mujer		-0.216 (-0.49)
prioritario		-0.974* (-2.14)
alto_rendimiento		-0.446 (-0.97)
_cons	0.0181 (0.08)	-0.422 (-0.64)
N	888	888

t statistics in parentheses

Tabla Pregunta 2 b)

Exit or Name Change	
complaints	0.162*** (5.89)
firm_age	-0.0938*** (-5.22)
emp_size	0.00414 (0.95)
ad_spend_k	.0069765 (0.75)
chicago	0.244*** (3.63)
comp_sq	-0.00319*** (-4.43)
age_sq	0.00262*** (4.08)
emp_sq	-0.0000294 (-1.17)
ad_sq	-0.000115 (-0.52)
_cons	-0.567*** (-5.79)
<i>N</i>	2293

t statistics in parentheses

* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

	dy/dx
complaints	.0425061
firm_age	-.0245723
emp_size	.001086
ad_spend_k	.0018283
chicago	.0639357
comp_sq	-.000836
age_sq	.0006873
emp_sq	-7.72e-06
ad_sq	-.0000301

Mean Marginal Effect

	dy/dx
complaints	.0434767
firm_age	-.0251334
emp_size	.0011108
ad_spend_k	.0018701
chicago	.0653956
comp_sq	-.0008551
age_sq	.000703
emp_sq	-7.89e-06
ad_sq	-.0000308

Marginal Effect at the mean

Tabla Pregunta 2 c)

Name Change				Exit Market			
	(1)	(2)	(3)		(1)	(2)	(3)
complaints	0.288*** (6.82)	0.502*** (4.62)	0.812*** (4.37)	complaints	0.0864 (1.71)	-0.0118 (-0.06)	0.439 (1.47)
firm_age	-0.0653* (-2.04)	-0.0829* (-2.44)	-0.104* (-2.44)	firm_age	-0.155*** (-5.39)	-0.145*** (-4.70)	-0.154*** (-4.95)
emp_size	0.00993 (1.40)	0.00438 (0.38)	0.00441 (0.38)	emp_size	0.0000361 (0.00)	-0.00238 (-0.22)	-0.00152 (-0.14)
ad_spend_k	0.025319 (1.64)	0.0047575 (0.28)	0.0170461 (0.71)	ad_spending	-0.0036037 (-0.23)	-0.0010215 (-0.06)	-0.0499833 (-1.42)
chicago	0.489*** (3.95)	0.253 (1.17)	0.354 (1.46)	chicago	0.212* (2.00)	0.307 (1.79)	0.138 (0.73)
comp_sq	-0.00594*** (-4.82)	-0.00484*** (-4.59)	-0.00495*** (-4.17)	comp_sq	-0.00178 (-1.45)	-0.00185 (-1.27)	-0.00197 (-1.17)
age_sq	0.00210 (1.86)	0.00166 (1.42)	0.00173 (1.48)	age_sq	0.00403*** (3.88)	0.00386*** (3.61)	0.00382*** (3.56)
emp_sq	-0.0000566 (-1.35)	-0.0000529 (-1.12)	-0.0000524 (-1.11)	emp_sq	-0.0000227 (-0.42)	-0.0000274 (-0.45)	-0.0000227 (-0.38)
ad_sq	-0.000406 (-1.13)	-0.000385 (-1.04)	-0.000257 (-0.68)	ad_sq	0.0000128 (0.03)	-0.0000610 (-0.16)	-0.000192 (-0.45)
comp_chicago		-0.232* (-2.08)	-0.549** (-2.87)	comp_chicago		0.0934 (0.45)	-0.361 (-1.18)
age_chicago		0.0245 (1.76)	0.0245 (1.51)	age_chicago		-0.0102 (-0.85)	0.00670 (0.49)
comp_ad		-0.000818 (-0.82)	-0.0157* (-2.38)	comp_ad		0.000499 (0.31)	-0.116 (-1.00)
age_ad		0.00152** (3.01)	0.00141 (1.28)	age_ad		-0.000162 (-0.26)	0.00365* (2.16)
comp_emp		0.0000694 (0.13)	0.0000286 (0.05)	comp_emp		-0.000411 (-0.16)	-0.000315 (-0.11)
age_emp		0.000192 (0.33)	0.000194 (0.33)	age_emp		0.000206 (0.34)	0.000103 (0.18)
ad_chicago			-0.0197 (-0.90)	ad_chicago			0.0625 (1.75)
comp_ad_chicago			0.0153* (2.28)	comp_ad_chicago			0.117 (1.01)
age_ad_chicago			0.000140 (0.11)	age_ad_chicago			-0.00513** (-2.58)
_cons	-2.068*** (-11.18)	-1.790*** (-7.87)	-1.862*** (-7.61)	_cons	-0.786*** (-5.21)	-0.854*** (-4.63)	-0.743*** (-3.83)
N	2293	2293	2293	N	2293	2293	2293

t statistics in parentheses

* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Tablas Pregunta 2 d)

Exit Market or Name Change	Probit	Logit
complaints	0.162*** (5.89)	0.277*** (5.55)
firm_age	-0.0938*** (-5.22)	-0.161*** (-5.09)
emp_size	0.00414 (0.95)	0.00731 (0.95)
ad_spending	0.0069765 (0.75)	0.0116699 (0.72)
chicago	0.244*** (3.63)	0.436*** (3.61)
comp_sq	-0.00319*** (-4.43)	-0.00542*** (-4.31)
age_sq	0.00262*** (4.08)	0.00451*** (3.95)
emp_sq	-0.0000294 (-1.17)	-0.0000518 (-1.16)
ad_sq	-0.000115 (-0.52)	-0.000193 (-0.50)
_cons	-0.567*** (-5.79)	-0.934*** (-5.48)
<i>N</i>	2293	2293

t statistics in parentheses

* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

	Name Change							Exit Market					
	Probit	Logit	Probit	Logit	Probit	Logit		Probit	Logit	Probit	Logit	Probit	Logit
complaints	0.288*** (6.82)	0.363*** (6.24)	0.502*** (4.62)	0.633*** (4.46)	0.812*** (4.37)	1.049*** (3.99)	complaints	0.0864 (1.71)	0.0939 (1.16)	-0.0118 (-0.06)	-0.0225 (-0.08)	0.439 (1.47)	0.572 (1.46)
firm_age	-0.0653* (-2.04)	-0.0756 (-1.58)	-0.0829* (-2.44)	-0.103* (-2.03)	-0.0849* (-2.44)	-0.108* (-1.99)	firm_age	-0.155*** (-5.39)	-0.198*** (-5.00)	-0.145*** (-4.70)	-0.183*** (-4.28)	-0.154*** (-4.95)	-0.196*** (-4.56)
emp_size	0.00993 (1.40)	0.0144 (1.48)	0.00438 (0.38)	0.00691 (0.42)	0.00441 (0.38)	0.00612 (0.37)	emp_size	0.0000361 (0.00)	-0.00192 (-0.16)	-0.00238 (-0.22)	-0.00381 (-0.24)	-0.00152 (-0.14)	-0.00211 (-0.13)
ad_spending	0.0253 (1.64)	0.0382 (1.78)	0.00476 (0.28)	0.0125 (0.54)	0.0170 (0.71)	0.0348 (1.06)	ad_spending	-0.00360 (-0.23)	-0.00697 (-0.32)	-0.00102 (-0.06)	-0.00118 (-0.05)	-0.0500 (-1.42)	-0.00749 (-1.44)
chicago	0.489*** (3.95)	0.734*** (3.82)	0.253 (1.17)	0.349 (1.04)	0.354 (1.46)	0.526 (1.37)	chicago	0.212* (2.00)	0.264 (1.80)	0.307 (1.79)	0.402 (1.78)	0.138 (0.73)	0.164 (0.66)
comp_sq	-0.00594*** (-4.82)	-0.00737*** (-4.70)	-0.00484*** (-4.59)	-0.00610*** (-4.30)	-0.00495*** (-4.17)	-0.00635*** (-3.69)	comp_sq	-0.00178 (-1.45)	-0.00204 (-1.10)	-0.00185 (-0.97)	-0.00202 (-0.97)	-0.00197 (-1.17)	-0.00203 (-0.86)
age_sq	0.00210 (1.86)	0.00263 (1.57)	0.00166 (1.42)	0.00185 (1.07)	0.00173 (1.48)	0.00189 (1.09)	age_sq	0.00403*** (3.88)	0.00497*** (3.40)	0.00386*** (3.61)	0.00479** (3.19)	0.00382*** (3.56)	0.00472** (3.13)
emp_sq	-0.0000566 (-1.35)	-0.0000805 (-1.37)	-0.0000529 (-1.12)	-0.0000732 (-1.10)	-0.0000524 (-1.11)	-0.0000715 (-1.08)	emp_sq	-0.0000227 (-0.42)	-0.0000238 (-0.29)	-0.0000274 (-0.45)	-0.0000329 (-0.36)	-0.0000227 (-0.38)	-0.0000262 (-0.29)
ad_sq	-0.000406 (-1.13)	-0.000610 (-1.22)	-0.000385 (-1.04)	-0.000699 (-1.34)	-0.000257 (-0.68)	-0.000490 (-0.92)	ad_sq	0.0000128 (0.03)	0.0000587 (0.11)	-0.0000610 (-0.16)	-0.0000196 (-0.04)	-0.000192 (-0.45)	-0.000211 (-0.36)
comp_chicago			-0.232* (-2.08)	-0.292* (-2.00)	-0.549** (-2.87)	-0.711** (-2.65)	comp_chicago			0.0934 (0.45)	0.109 (0.36)	-0.361 (-1.18)	-0.496 (-1.23)
age_chicago			0.0245 (1.76)	0.0390 (1.81)	0.0245 (1.51)	0.0398* (1.54)	age_chicago			-0.0102 (-0.85)	-0.0160 (-0.92)	0.00670 (0.49)	0.00830 (0.43)
comp_ad			-0.000818 (-0.82)	-0.000882 (-0.67)	-0.0157* (-2.38)	-0.0200* (-2.34)	comp_ad			0.000499 (0.31)	0.000650 (0.27)	-0.116 (-1.00)	-0.166 (-1.01)
age_ad			0.00152** (3.01)	0.00212** (2.94)	0.00141 (1.28)	0.00185** (1.25)	age_ad			-0.000162 (-0.26)	-0.000593 (-0.59)	0.00365* (2.16)	-0.00518* (-2.11)
comp_emp			0.0000694 (0.13)	0.00000266 (0.00)	0.0000286 (0.05)	-0.0000477 (-0.07)	comp_emp			-0.000411 (-0.16)	-0.000574 (-0.15)	-0.000315 (-0.11)	-0.000646 (-0.14)
age_emp			0.000192 (0.33)	0.000253 (0.31)	0.000194 (0.33)	0.000281 (0.33)	age_emp			0.000206 (0.34)	0.000263 (0.29)	0.000103 (0.18)	0.0934 (1.76)
ad_chicago					-0.0197 (-0.90)	-0.0338 (-1.10)	ad_chicago					0.0625 (1.75)	0.0934 (1.76)
comp_ad_chicago					0.0153* (2.28)	0.0196* (2.27)	comp_ad_chicago					0.117 (1.01)	0.167 (1.02)
age_ad_chicago					0.000140 (0.11)	0.000294 (0.18)	age_ad_chicago					-0.00513** (-2.58)	-0.00789** (-2.64)
_cons	-2.068*** (-11.18)	-2.856*** (-10.03)	-1.790*** (-7.87)	-2.405*** (-6.90)	-1.862*** (-7.61)	-2.506*** (-7.00)	_cons	-0.786*** (-5.21)	-0.904*** (-4.53)	-0.854*** (-4.63)	-1.016*** (-4.18)	-0.743*** (-3.83)	-0.857*** (-3.38)
N	2293	2293	2293	2293	2293	2293	N	2293	2293	2293	2293	2293	2293

t statistics in parentheses

* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Tablas Pregunta 2 e)

	Table 7	Table 8
	drop_name	multiple_names
complaints	0.212*** (6.91)	0.337*** (9.69)
firm_age	-0.00795 (-0.33)	0.00427 (0.19)
emp_size	0.00848 (1.65)	0.0141* (2.51)
ad_spending	0.0250* (2.19)	0.0362*** (3.36)
chicago	0.323*** (3.45)	0.388*** (4.39)
comp_sq	-0.00482*** (-5.05)	-0.00694*** (-6.62)
age_sq	0.000392 (0.46)	-0.0000636 (-0.08)
emp_sq	-0.0000416 (-1.48)	-0.0000897 (-1.67)
ad_sq	-0.000465 (-1.74)	-0.000661** (-2.59)
_cons	-1.881*** (-13.22)	-1.922*** (-14.19)
<i>N</i>	2293	2293

t statistics in parentheses

* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Tablas Pregunta 3 b)

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Noncash	Noncash	Noncash	Cash	Cash	Cash
pos	0.126 (1.87)	0.0828 (1.40)	0.0629 (1.01)	-0.699*** (-7.65)	-0.692*** (-8.07)	-0.609*** (-6.93)
trans	0.184* (2.37)	0.151* (2.19)	0.129 (1.79)	1.555*** (14.70)	1.613*** (16.08)	1.619*** (16.43)
<i>N</i>	313	313	313	313	313	313
<i>Months</i>	NO	YES	YES	NO	YES	YES
<i>Rob_{street}</i>	NO	NO	YES	NO	NO	YES

t statistics in parentheses
* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Tablas Pregunta 3 c)

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Noncash	Noncash	Noncash	Cash	Cash	Cash
Poisson						
pos	0.119* (2.46)	0.0799 (1.64)	0.0635 (1.24)	-1.200*** (-19.68)	-1.194*** (-19.43)	-1.102*** (-17.29)
trans	0.169** (3.09)	0.139* (2.49)	0.120* (2.06)	0.938*** (17.94)	0.995*** (18.53)	0.982*** (18.30)
<i>N</i>	313	313	313	313	313	313
<i>Months</i>	NO	YES	YES	NO	YES	YES
<i>Rob_{street}</i>	NO	NO	YES	NO	NO	YES

t statistics in parentheses
* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Noncash	Noncash	Noncash	Cash	Cash	Cash
Neg Binomial						
pos	0.119 (1.94)	0.0825 (1.55)	0.0665 (1.19)	-1.200*** (-14.54)	-1.204*** (-16.44)	-1.107*** (-14.89)
trans	0.169* (2.42)	0.143* (2.33)	0.124 (1.94)	0.938*** (11.31)	0.969*** (13.62)	0.965*** (14.05)
<i>N</i>	313	313	313	313	313	313
<i>Months</i>	NO	YES	YES	NO	YES	YES
<i>Rob_{street}</i>	NO	NO	YES	NO	NO	YES

t statistics in parentheses
* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$