

# UNA ESTIMACIÓN DEL NÚMERO DE SINIESTROS EN EL SEGURO DEL AUTOMÓVIL: COMPARACIÓN ENTRE DISTINTOS MODELOS

Melgar Hiraldo, María del Carmen

Ordaz Sanz, José Antonio

Guerrero Casas, Flor María

*Universidad Pablo de Olavide*

## RESUMEN

El seguro del automóvil constituye uno de los principales ramos del conjunto de la actividad aseguradora; en concreto, en el año 2003 representa en España el 25,65% del total de ésta, siendo así el más importante dentro del seguro de no vida. Una de las preocupaciones básicas de este sector es la estimación del número de siniestros que se producen. En el desarrollo de esta tarea, se emplean modelos econométricos tipo *count data*; en este sentido, suelen utilizarse habitualmente el modelo de Poisson o el binomial negativo. Sin embargo, modelos como los inflados de ceros pueden resultar más adecuados al tener en cuenta determinados aspectos relativos a los valores nulos de la variable endógena, que los otros no consideran.

El objetivo fundamental del presente trabajo es mostrar los factores más significativos en la ocurrencia de siniestros declarados por los conductores. A partir de los datos suministrados por cierta entidad aseguradora privada, se lleva a cabo la estimación del número de siniestros a través de cada uno de los modelos anteriormente mencionados y se comparan los resultados obtenidos.

**Palabras clave:** seguro del automóvil, siniestros, modelos *count data*.

## 1. INTRODUCCIÓN

La actividad aseguradora representa uno de los sectores más importantes en las economías desarrolladas actuales, tanto en su vertiente de vida como de no vida. En esta última, el ramo más destacado en España es el del seguro del automóvil, que recaudó durante el año 2003 más del 25% del total de las primas. Es, además, un ramo en el que con frecuencia se centran estudios empíricos encaminados a contrastar resultados teóricos sobre las asimetrías de información, para los que cobra una especial importancia el análisis del número de siniestros sufridos por los conductores. En este sentido, cabe destacar el estudio de Puelz y Snow (1994), referido a Georgia; los de Chiappori y Salanié (1997, 2000) y Richaudeau (1999), ambos realizados con datos de Francia; o el de Cohen (2002), elaborado con datos de Israel.

Al igual que los trabajos mencionados, el análisis que se presenta aquí se ocupa de la siniestralidad en el seguro del automóvil. El objetivo fundamental que se plantea radica en determinar los factores que resultan más significativos en la ocurrencia de los siniestros declarados por los conductores, comparando los resultados obtenidos a partir de distintos modelos econométricos, en concreto de tipo recuento o *count data*. Tras esta breve introducción, en el apartado 2 se presentan las variables que se utilizan en el análisis que posteriormente se muestra, definidas a partir de los datos cedidos por cierta entidad aseguradora española, así como la metodología adoptada, señalando las principales características de los modelos que se aplican. En el apartado 3, se exponen los resultados de la estimación realizada del número de siniestros declarados aplicando el modelo de regresión de Poisson, el binomial negativo y el binomial negativo inflado de ceros, y se analizan las similitudes y diferencias que se observan entre las distintas modelizaciones. El trabajo termina con las principales conclusiones obtenidas en su desarrollo y una relación de la bibliografía consultada en su elaboración.

## 2. METODOLOGÍA

Para el propósito ya señalado de este estudio, disponemos de 60.000 registros, correspondientes a otros tantos asegurados, que incluyen características del vehículo, del conductor y de la póliza, además de proporcionarnos el número de siniestros ocurridos entre junio de 2002 y junio de 2003, de los que tiene constancia la aseguradora privada que amablemente nos ha cedido los datos. Las estimaciones se

llevan a cabo con el software econométrico *Limdep v.7.0.*, usándose finalmente para ello, por motivos computacionales, una muestra aleatoria de 15.000 asegurados.

Las variables que se han considerado hacen referencia al uso del vehículo asegurado; su categoría; la edad, a fecha 15-12-2002, del conductor; los años que lleva con carnet de conducir; el sexo; la zona habitual de circulación; la prima anual pagada; el grado de cobertura elegido y el número de siniestros declarados a la aseguradora. Buena parte de ellas se han incluido en el análisis de forma categórica a través de las correspondientes *dummies*. En la Tabla 1 (véase el anexo) se muestra la relación de estas variables.

Las categorías que surgen de las variables relativas a la zona de circulación y al grado de cobertura merecen unas aclaraciones adicionales. Partiendo de la clasificación con la que trabajan las aseguradoras, según la cual aplican tarifas distintas en función de la siniestralidad comprobada experimentalmente de la provincia de residencia del asegurado, hemos agrupado los vehículos en 3 zonas, siendo la zona 1 la más barata y la zona 3 la más cara. En cuanto a los distintos grados de cobertura, se han definido teniendo en cuenta las garantías contratadas en la póliza, desde el nivel más bajo que incluye únicamente las garantías obligatorias para el vehículo que se considere, hasta el más alto en el que están aseguradas todas las posibles contingencias.

La variable que se va a estimar, el número de siniestros declarados, es una variable discreta que toma valores no negativos y que responde por tanto a las características apropiadas de un modelo *count data*.

Entre los modelos de este tipo, el de regresión de Poisson y el binomial negativo son los que más se utilizan. Los modelos inflados de ceros podrían, sin embargo, resultar más adecuados, ya que tienen en cuenta determinados aspectos relativos a los valores nulos de la variable endógena, que los otros no consideran.<sup>1</sup>

El modelo de regresión de Poisson se caracteriza por estimar la probabilidad de que una variable aleatoria  $Y$  tome el valor  $y_i$  para el individuo  $i$ , de modo que:

$$P(Y = y_i) = \frac{e^{-\lambda_i} \lambda_i^{y_i}}{y_i!} \quad [1]$$

donde  $y_i = 0, 1, 2, \dots$  para cada individuo y el parámetro  $\lambda_i$  verifica que  $\ln \lambda_i = X_i \beta$  o, de modo equivalente,  $\lambda_i = e^{X_i \beta}$ , siendo  $X_i$  el vector de regresores de  $y_i$  y  $\beta$  el de los coeficientes de regresión que se desean estimar.

---

<sup>1</sup> Consultar Winkelmann (2003) para más detalles sobre los modelos *count data*.

Como consecuencia de esta formulación se deduce la característica fundamental de este modelo: la hipótesis de equi-dispersión. Esta restricción para la aplicación del modelo hace preciso su contraste; caso de rechazarse, será necesario emplear una distribución de probabilidad más flexible.

El modelo binomial negativo es la alternativa que normalmente se elige en esas circunstancias. Permite abordar situaciones de recuento de datos cuando éstos muestran una gran heterogeneidad. El elevado número de ceros de la variable dependiente puede ser una explicación de ello (Mullahy, 1997). La probabilidad se expresa en este caso de la forma:

$$P(Y = y_i) = \frac{\Gamma(y_i + \mathcal{G})}{\Gamma(y_i + 1) \cdot \Gamma(\mathcal{G})} \cdot \left( \frac{\mathcal{G}}{\mathcal{G} + \lambda_i} \right)^{\mathcal{G}} \left( \frac{\lambda_i}{\mathcal{G} + \lambda_i} \right)^{y_i} \quad [2]$$

donde  $\Gamma(\cdot)$  es la función de distribución gamma y  $\mathcal{G} > 0$ .<sup>2</sup>

Con esto, la varianza de la distribución condicional de la variable  $Y$  es una función cuadrática de su media condicional:  $Var(Y) = E(Y) + \alpha E(Y)^2$ , siendo  $\alpha = 1/\mathcal{G}$ .<sup>3</sup>

Los desarrollos más recientes de los modelos *count data* admiten la posible doble interpretación de los valores nulos de la variable endógena, cosa que no ocurre con el modelo de Poisson o el binomial negativo. Concretamente, consideran que existe una decisión inicial de participación o no, asignando una probabilidad  $\tau$  a los no participantes y  $1 - \tau$  a los participantes.<sup>4</sup> El valor nulo de la variable puede deberse entonces a la no participación, o, por el contrario, darse después de la decisión de participar. El modelo binomial negativo inflado de ceros tiene esa perspectiva. Su distribución de probabilidades se expresa de la forma:

$$P(Y = y_i) = \tau(1 - \min\{y_i, 1\}) + (1 - \tau) \frac{\Gamma(y_i + \mathcal{G})}{\Gamma(y_i + 1) \cdot \Gamma(\mathcal{G})} \cdot \left( \frac{\mathcal{G}}{\mathcal{G} + \lambda_i} \right)^{\mathcal{G}} \left( \frac{\lambda_i}{\mathcal{G} + \lambda_i} \right)^{y_i} \quad [3]$$

Para la variable que nos ocupa (el número de siniestros declarados), el valor 0 puede indicar que el conductor no ha sufrido ningún siniestro o bien que, aún habiéndolo tenido, no ha informado a su aseguradora de ello. Esto, unido a que más del 77% de los asegurados no han declarado siniestro alguno, puede hacernos plantear que el modelo binomial negativo inflado de ceros sea tal vez el más conveniente para determinar los factores que se muestran significativos en la ocurrencia de siniestros.

<sup>2</sup> Según la terminología de Cameron y Trivedi (1986), este modelo es denominado binomial negativo II.

<sup>3</sup> Obsérvese cómo si  $\alpha = 0$ , el modelo binomial negativo coincide con el modelo de Poisson.

<sup>4</sup> De este modo, cuando  $\tau = 0$ , se obtendría el modelo binomial negativo.

### 3. PRINCIPALES RESULTADOS DE LAS ESTIMACIONES

Los principales resultados de las estimaciones que se han obtenido al aplicar el modelo de regresión de Poisson, el binomial negativo y el binomial negativo inflado de ceros, se muestran en las Tablas 2, 3 y 4, respectivamente, que aparecen en el anexo final del trabajo.

Entre las variables significativas comunes a los tres modelos, se encuentran algunas categorías de vehículos, la edad, la experiencia menor de 2 años en la conducción, así como todas las categorías de primas y niveles de cobertura. Las principales diferencias entre las tres modelizaciones radican en las distintas categorías de la variable “uso del vehículo” que resultan significativas. Podemos destacar también, como nota común a todas ellas, la ausencia de significatividad de las variables relativas al sexo del conductor y a la zona habitual de circulación.

En relación con las categorías de vehículos que muestran significatividad en todos los casos, éstas son las de “camión”, “remolque” y “ciclomotor o moto”. En los tres casos, la siniestralidad es menor que en la categoría base, “turismo o furgoneta”.

En cuanto a los usos de los vehículos, solo dos de ellos, “industrial” y “agrícola propio”, son factores determinantes comunes a las tres estimaciones. Para ambos, el número de siniestros aparece como menor que entre los vehículos destinados al uso “particular”. Esta relación es además más notable en el uso “agrícola propio” que en el “industrial”. En cambio, los usos de “transporte de mercancías” y “transporte escolar” aparecen como significativos en unas modelizaciones y no en otras. El primero, que solo se muestra relevante en el modelo de Poisson, es la variable con una menor significatividad de todas las determinantes. Eso explica, quizá, la pérdida de significatividad en los otros dos modelos. No es válida sin embargo esa explicación para el uso “transporte escolar”, cuya significatividad es elevada en el modelo de Poisson y a pesar de ello desaparece cuando se aplica el modelo binomial negativo. Observamos, no obstante, que dicho uso vuelve a mostrarse entre los factores determinantes en el modelo inflado de ceros, el más adecuado desde el punto de vista teórico ya que permite considerar la doble interpretación del valor nulo de la variable *NUMSIN*: inexistencia de siniestros o no declaración de los mismos. Cuando se muestra significativa, la variable uso “transporte escolar” señala una siniestralidad mayor que la que se da en el uso base (Tablas 2 y 4).

La edad es la variable menos significativa tanto en el modelo binomial negativo como en el inflado de ceros, mientras que en el modelo de Poisson su significatividad es mayor. En los tres casos, la conclusión es la misma: la edad se comporta como una variable beneficiosa, en el sentido de que a medida que avanza, menor es el número de siniestros que se observa.

En cuanto a la antigüedad en el carnet de conducir, el comportamiento de los conductores que llevan menos de 2 años haciéndolo es significativamente distinto del de aquellos otros que llevan más de 2 años conduciendo. Este comportamiento diferenciado se traduce en un mayor número de siniestros para los primeros.

El siguiente grupo de variables que se analizan son los tramos en los que se han agrupado las primas anuales pagadas por los asegurados. Todas estas categorías son plenamente significativas observándose un mayor número de siniestros, en relación con la categoría base, a medida que aumenta la prima anual: casi el doble para las superiores a 750 € con respecto a las primas entre 200 y 300 €, con incrementos entre tramos consecutivos del 15 al 25%, aproximadamente, en las tres estimaciones llevadas a cabo.

Nos centramos por último en los coeficientes asociados a los grados de cobertura. En el modelo binomial negativo inflado de ceros (Tabla 4), éstos siguen un orden creciente. Por tanto, a mayor cobertura elegida mayor siniestralidad, con respecto a la de aquellos asegurados que solo disfrutaban de la mínima cobertura. Esto concuerda con los resultados obtenidos por Cohen (2002) y Dionne, Gouriéroux y Vanasse (1999), aunque no así con los de Chiappori y Salanié (1997, 2000). Estos últimos, no obstante, solo contaban con datos de asegurados con poca experiencia en la conducción mientras que nosotros observamos todo tipo de antigüedad en el carnet de conducir de los asegurados. La secuencia creciente de los coeficientes no se tiene, sin embargo, cuando los modelos que se aplican son el de regresión de Poisson o el binomial negativo. Se puede observar en las Tablas 2 y 3 cómo el grado de cobertura más elevado destaca sobre los demás, y presenta por tanto una mayor siniestralidad que ellos, pero entre los grados intermedios (medio-bajo y medio-alto), a pesar de no existir grandes diferencias, sí es algo superior la siniestralidad para quienes disfrutaban de la cobertura medio-baja, a diferencia de lo que ocurre con el modelo binomial negativo inflado de ceros.

Destacamos para finalizar que los resultados obtenidos con *Limdep* confirman que el mejor modelo para la estimación que se ha llevado a cabo es el modelo inflado de ceros. La variable *Alpha* y las variables *Alpha* y *Tau* que se muestran muy significativas

en las Tablas 3 y 4, respectivamente, así lo corroboran<sup>5</sup>. En el primer caso, se rechaza la hipótesis nula  $Alpha=0$  y, por tanto, el modelo binomial negativo es preferible al de Poisson. En el caso de la Tabla 4, la significatividad de  $Alpha$  lleva de nuevo a rechazar el modelo de Poisson, mientras que la de  $Tau$  rechaza la hipótesis nula  $Tau=0$  y con ello el modelo binomial negativo.

#### 4. CONCLUSIONES

El trabajo que hemos presentado tiene como objetivo fundamental mostrar los principales factores determinantes de la siniestralidad declarada por los conductores asegurados a las compañías. A partir de los datos cedidos por cierta entidad aseguradora privada, se ha procedido a la estimación de este aspecto mediante la aplicación de distintos modelos econométricos. En concreto, se han utilizado el modelo de regresión de Poisson, el binomial negativo y el binomial negativo inflado de ceros, todos ellos modelos de tipo *count data*.

Las variables que se han definido y utilizado en las estimaciones hacen referencia tanto a características del vehículo asegurado, como a características del conductor y de la póliza contratada. Las principales diferencias que se encuentran al aplicar los distintos modelos tienen relación con el uso del vehículo y el grado de cobertura de las pólizas. A excepción del sexo y de la zona de circulación habitual del conductor, que parecen no influir en la siniestralidad, las restantes variables sí resultan significativas en los tres casos planteados y tienen además comportamientos similares en ellos.

Desde el punto de vista teórico, el modelo binomial negativo inflado de ceros es el más propicio, dado que permite recoger la doble interpretación que se le puede asignar al valor 0 siniestros, pues éste puede corresponder a un conductor que no ha tenido en efecto ningún siniestro o bien que no ha querido declararlo. Esta idoneidad queda corroborada de forma empírica a la vista de los resultados finales de las estimaciones realizadas.

---

<sup>5</sup> Ver Greene (1995).

## 5. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- CAMERON, A. y TRIVEDI, P. (1986). "Econometric Models Based on Count Data: Comparison and Applications of Some Estimators and Tests". *Journal of Applied Econometrics*, 1, pp. 29-54.
- CHIAPPORI, P.A. y SALANIE, B. (1997). "Empirical Contract Theory: The Case of Insurance Data". *European Economic Review*, 41, pp. 943-950.
- CHIAPPORI, P.A. y SALANIE, B. (2000). "Testing for Asymmetric Information in Insurance Markets". *Journal of Political Economy*, 108, n° 1, pp. 56-78.
- COHEN, A. (2002). "Asymmetric Information and Learning: Evidence from the Automobile Insurance Market". Discussion Paper n°371, Harvard Law School, Cambridge.
- DIONNE, G.; GOURIÉROUX, C. y VANASSE, C. (1999). "Evidence of Adverse Selection in Automobile Insurance Markets". *Automobile Insurance: Road Safety, New Drivers, Risks, Insurance Fraud and Regulation*, Dionne, G. y C. Laberge-Nadeau (eds.), pp. 13-46.
- GREENE, W.H. (1995). *Limdep Version 7.0: User's Manual*. Bellport, NY: Econometric Software.
- MELGAR, M.C. (2004). *Análisis de las Componentes de la Demanda de Seguro. Aplicación al Seguro del Automóvil*. Tesis Doctoral. Universidad de Sevilla.
- MULLAHY, J. (1997). "Heterogeneity, excess Zeros, and the Structure of Count Data Models". *Journal of Applied Econometrics*, 12, pp. 337-350.
- PUELZ, R. Y SNOW, A. (1994). "Evidence on Adverse Selection: Equilibrium Signalling and Cross-Subsidization in the Insurance Market". *Journal of Political Economy*, 102, n° 2, pp. 236-257.
- RICHAUDEAU, D. (1999). "Automobile Insurance Contracts and Risk of Accident: An Empirical Test Using French Individual Data". *Geneva Papers on Risk and Insurance Theory*, 24, pp. 97-114.
- WINKELMANN, R. (2003): *Econometric Analysis of Count Data*. Springer.

## ANEXO

**Tabla 1. Descripción de las variables**

USO_PART*	Variable artificial. 1 si el uso es particular
USO_SP	Variable artificial. 1 si el uso es de servicio público
USO_ALQU	Variable artificial. 1 si el uso es de alquiler
USO_ESCU	Variable artificial. 1 si el uso es escuela de conductores
USO_COMP	Variable artificial. 1 si el uso es de compra-venta
USO_INDU	Variable artificial. 1 si el uso es industrial
USO_TMER	Variable artificial. 1 si el uso es el transporte de mercancías
USO_TESC	Variable artificial. 1 si el uso es el transporte escolar
USO_TGV	Variable artificial. 1 si el uso es el transporte general de viajeros
USO_AGRI	Variable artificial. 1 si el uso es agrícola
USO_RPC	Variable artificial. 1 si el uso es retirada de permiso de conducir
TUR_FUR*	Variable artificial. 1 si el vehículo es un turismo o una furgoneta
CAMION	Variable artificial. 1 si el vehículo es un camión
REMOLQUE	Variable artificial. 1 si el vehículo es un remolque
AUTOCAR	Variable artificial. 1 si el vehículo es un autocar
TRACT_MA	Variable artificial. 1 si el vehículo es un tractor o una maquinaria agrícola
VEH_IND	Variable artificial. 1 si el vehículo es un vehículo industrial
CICL_MOT	Variable artificial. 1 si el vehículo es un ciclomotor o una moto
EDAD	Edad del asegurado a 15-12-2002
ANTIG_2A	Variable artificial. 1 si el asegurado tiene menos de 2 años de carnet a 15-12-2002
MUJER	Variable artificial. 1 si el asegurado es mujer
ZONA_1*	Variable artificial. 1 si el vehículo circula por la zona 1
ZONA_2	Variable artificial. 1 si el vehículo circula por la zona 2
ZONA_3	Variable artificial. 1 si el vehículo circula por la zona 3
P0_200*	Variable artificial. 1 si la prima no supera los 200 €
P200_300	Variable artificial. 1 si la prima es mayor de 200 €y no supera los 300 €
P300_400	Variable artificial. 1 si la prima es mayor de 300 €y no supera los 400 €
P400_500	Variable artificial. 1 si la prima es mayor de 400 €y no supera los 500 €
P500_750	Variable artificial. 1 si la prima es mayor de 500 €y no supera los 750 €
P750_	Variable artificial. 1 si la prima es mayor de 750 euros
GR_BAJA*	Variable artificial. 1 si el grado de cobertura es bajo
GR_MBAJA	Variable artificial. 1 si el grado de cobertura es medio-bajo
GR_MALTA	Variable artificial. 1 si el grado de cobertura es medio-alto
GR_ALTA	Variable artificial. 1 si el grado de cobertura es alto
NUMSIN	Número de siniestros declarados por el asegurado

\* Categoría base de la variable

**Tabla 2. Estimación del número de siniestros con el modelo de Poisson**

Poisson Regresión		Dependent variable		NUMSIN
Maximum Likelihood Estimate		Number of observations		15000
Weighting variable	ONE	Log likelihood function		-10973.33
Iterations completed	10	Restricted log likelihood		-11862.83
Chi-squared	1779.015	Significance level		0.0000000
Degrees of freedom	17	G-squared=14234.82135		RsqD= 0.1111
Chi-squared=21001.48021	RsqP=0.1164			
Variable	Coefficient	Std. Error	b/St.Er.	P[ Z >z]
Constant	-2.331274360	0.17527834	-13.300	0.0000
CAMION	-0.499494085	0.13726493	-3.639	0.0003
REMOLQUE	-1.806385611	0.45029189	-4.012	0.0001
CICL_MOT	-1.199356149	0.10862541	-11.041	0.0000
USO_INDU	-0.836173771	0.20595820	-4.060	0.0000
USO_TMER	-0.104964458	0.05219151	-2.011	0.0443
USO_TESC	0.606691792	0.22316673	2.719	0.0066
USO_AGRI	-1.245518619	0.20275007	-6.143	0.0000
EDAD	-0.002670004	0.00116219	-2.297	0.0216
ANTIG_2A	0.297772081	0.14289907	2.084	0.0372
P200_300	0.984455455	0.16797545	5.861	0.0000
P300_400	1.259722409	0.16617719	7.581	0.0000
P400_500	1.435261946	0.16726723	8.581	0.0000
P500_750	1.651876780	0.16717462	9.881	0.0000
P750_	1.827625188	0.17037010	10.727	0.0000
GR_MBAJA	0.209422558	0.03613824	5.795	0.0000
GR_MALTA	0.191822331	0.04773766	4.018	0.0001
GR_ALTA	0.250438747	0.05889440	4.252	0.0000

**Tabla 3. Estimación del número de siniestros con el modelo binomial negativo**

Negative Binomial Model		Dependent variable		NUMSIN
Maximum Likelihood Estimate		Number of observations		15000
Weighting variable	ONE	Log likelihood function		-10567.96
Iterations completed	22	Restricted log likelihood		-10978.61
Chi-squared	821.3055	Significance level		0.0000000
Degrees of freedom	1			
Variable	Coefficient	Std. Error	b/St.Er.	P[ Z >z]
Constant	-2.316729434	0.17996220	-12.873	0.0000
CAMION	-0.593730999	0.15757478	-3.768	0.0002
REMOLQUE	-1.876563748	0.48343084	-3.882	0.0001
CICL_MOT	-1.218441300	0.11669946	-10.441	0.0000
USO_INDU	-0.811924444	0.26764260	-3.034	0.0024
USO_AGRI	-1.242707708	0.20903781	-5.945	0.0000
EDAD	-0.002968410	0.00145526	-2.040	0.0414
ANTIG_2A	0.472073480	0.19904058	2.372	0.0177
P200_300	0.970897871	0.16782230	5.785	0.0000
P300_400	1.248782853	0.16600098	7.523	0.0000
P400_500	1.419439441	0.16894228	8.402	0.0000
P500_750	1.631494652	0.16835337	9.691	0.0000
P750_	1.814438397	0.17459892	10.392	0.0000
GR_MBAJA	0.213097334	0.04307454	4.947	0.0000
GR_MALTA	0.211052137	0.05716204	3.692	0.0002
GR_ALTA	0.261571012	0.07709611	3.393	0.0007
Overdispersion parameter for negative binomial model				
Alpha	1.189956205	0.065644457	18.127	0.0000

**Tabla 4. Estimación del número de siniestros con el modelo binomial negativo inflado de ceros**

Zero Altered Neg.Binomial Regression Model				
Logistic distribution used for splitting model				
Comparison of estimated models				
	Pr[0 means]	Number of zeros		Log-likelihood
Poisson	0.77621	Act.= 11558	Prd.=11643.2	-10975.40389
Neg. Bin.	0.80153	Act.= 11558	Prd.=12023.0	-10566.32717
Z.I.Neg\ Bin	0.80914	Act.= 11558	Prd.=12137.1	-10602.78682
Note, the ZIP log-likelihood is not directly comparable				
Variable	Coefficient	Std. Error	b/St.Er.	P[ Z >z]
Constant	-1.28440599	0.17655471	-7.275	0.0000
CAMION	-0.44590356	0.12996288	-3.431	0.0006
REMOLQUE	-1.44735847	0.40273782	-3.594	0.0003
CICL_MOT	-0.96146994	0.12097544	-7.948	0.0000
USO_INDU	-0.62899615	0.23138352	-2.718	0.0066
USO_TESC	0.54887892	0.21092137	2.602	0.0093
USO_AGRI	-0.96731043	0.19198964	-5.038	0.0000
EDAD	-0.00234278	0.00118028	-1.985	0.0472
ANTIG_2A	0.34755214	0.15420227	2.254	0.0242
P200_300	0.75314203	0.15211197	4.951	0.0000
P300_400	0.97798477	0.15747760	6.210	0.0000
P400_500	1.10971377	0.16368736	6.779	0.0000
P500_750	1.28133158	0.16793417	7.630	0.0000
P750_	1.40035194	0.17378581	8.058	0.0000
GR_MBAJA	0.16411052	0.03634207	4.516	0.0000
GR_MALTA	0.17065633	0.04626868	3.688	0.0002
GR_ALTA	0.21886105	0.06141913	3.563	0.0004
Overdispersion parameter				
Alpha	0.05179639	0.02204607	2.349	0.0188
Zero inflation model				
Tau	-0.44048315	0.14566054	-3.024	0.0025