

# AJUSTE DE LAS ESTANCIAS HOSPITALARIAS INADECUADAS MEDIANTE UN MODELO LINEAL GENERALIZADO MIXTO

*Alicia Quintana - Fernanda Villarreal*  
*María Virginia Pisani - Maria Eugenia Elorza*

**UNS**

**PGI:** Estudio e implementación de métodos cuantitativos para el monitoreo y análisis de la gestión de servicios hospitalarios y comunitarios en Argentina


# Estancia hospitalaria

*Es el insumo con mayor porcentaje en los costos totales de los egresos hospitalarios*

## Estancias hospitalarias inadecuadas (EHI)

*Estancias Hospitalarias que se prolongan por causas no médicas*

*Señalan una ineficiente asignación de recursos hospitalarios*

 *Reducir las EHI constituye una estrategia de interés para mejorar la calidad asistencial y la eficiencia hospitalaria*

*Es fundamental entonces:*

*Identificar factores asociados a la presencia de EHI y ponderar su relevancia*

*Para ello, la Estadística Multivariada cuenta con herramientas adecuadas:*

## ***Modelos de Regresión***



Numerosos estudios han modelado las **estancias hospitalarias**.

*No obstante, no muchos han modelado las **EHI***

# EHI

*Variable de conteo con distribución de probabilidad asimétrica a derecha*



Uso frecuente:  
*Regresión de Poisson*

*Presenta sobredispersión con frecuencia → los errores estándar resultan subestimados*



Alternativa de Uso frecuente:  
*Regresión Binomial Negativa*

Ambas regresiones son casos particulares de **Modelos Lineales Generalizados (MLG)**



*Función de enlace*

$$g(E(Y_x)) = X\beta \quad Y \sim F_{exp}$$

*Adecuados para trabajar en ambientes de heterocedasticidad*

## Objetivo de la presentación

*Para modelar las EHI en presencia de sobredispersión, se propone un Modelo Lineal Generalizado Mixto (MLGM) con distribuciones **Poisson** y **Binomial Negativa***

*Se trata de un trabajo en desarrollo*

## **DATOS**

115 pacientes con internaciones inadecuadas durante 2012 en un hospital público de Bahía Blanca

## **SOFTWARE**

Stata versión 14

### **V. de Respuesta: EHI**

#### **V. explicativas:**

- Servicio de internación
- Causa específica de internación inadecuada
- Patología primaria
- Sexo
- Edad
- Cobertura médica

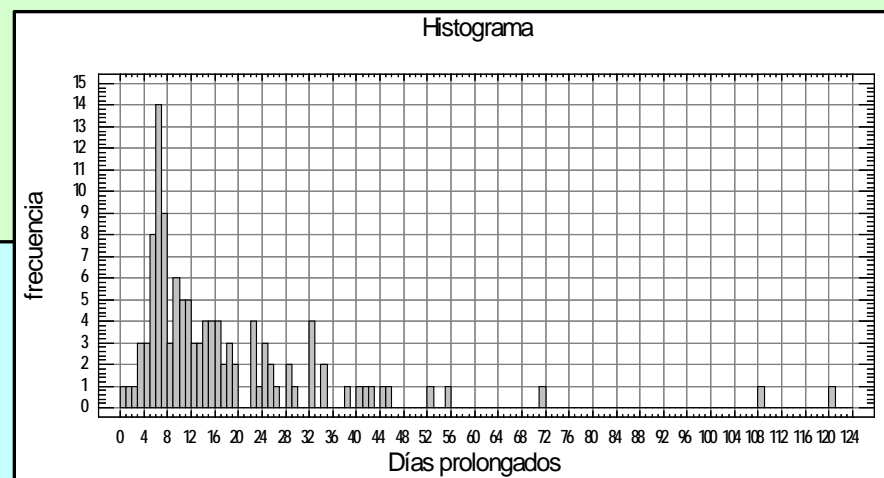
Ce	Causa específica de internación inadecuada	<p>Variable categórica:</p> <ol style="list-style-type: none"> <li>1: Falta de servicio con la complejidad necesaria</li> <li>2: Materiales no disponibles para la cirugía</li> <li>3: Demoras en las autorizaciones por parte de la obra social o prepagas</li> <li>4: Paciente sin familia</li> <li>5: Falta de familiares para atención del paciente en su domicilio</li> <li>6: Demora o inexistencia de un plan o tratamiento a seguir</li> <li>7: Resultados pendientes de pruebas diagnósticas</li> <li>8: Postergación de cita para pruebas diagnósticas, tratamientos o cirugía</li> </ol>
----	--	---



*Appropriateness Evaluation Protocol (1981, Gertmann P. and Restuccia J.)*

Ser	Servicio de Internación	<p>Variable categórica:</p> <ol style="list-style-type: none"> <li>1: Clínica Médica</li> <li>2: Clínica Quirúrgica</li> </ol>
Sex	Sexo	<p>Variable categórica:</p> <ol style="list-style-type: none"> <li>1: Femenino</li> <li>2: Masculino</li> </ol>

P	Patología Primaria por la cual el paciente fue internado	<p>Variable categórica:</p> <ol style="list-style-type: none"> <li>1: Causas externas (accidentes, homicidios, suicidios y otras formas de violencia)</li> <li>2: Enfermedades del sistema respiratorio</li> <li>3: Enfermedades del sistema circulatorio</li> <li>4: Enfermedades endocrinas, nutricionales y metabólicas</li> <li>5: Enfermedades del sistema nervioso y mentales</li> <li>6: Otras patologías</li> </ol>
Ea	Edad del paciente	<p>Variable ordinal:</p> <ol style="list-style-type: none"> <li>1: 15 a 44 años (jóvenes)</li> <li>2: 45 a 64 años (adultos)</li> <li>3: 65 o más años (mayores)</li> </ol>
C	Cobertura médica	<p>Variable categórica:</p> <ol style="list-style-type: none"> <li>1: sin cobertura</li> <li>2: PAMI</li> <li>3: otras</li> <li>4: ART</li> </ol>



# Regresión de Poisson con estimaciones robustas de los errores estándar

DiasProl	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
Ce					
2	.0839155	.3038859	0.28	0.782	-.51169 .6795209
3	-.0793503	.2283536	-0.35	0.728	-.5269151 .3682146
4	.3441231	.5726136	0.60	0.548	-.778179 1.466425
5	-.094044	.2489396	-0.38	0.706	-.5819566 .3938686
6	-.8976537	.5483161	-1.64	0.102	-1.972334 .1770262
7	-1.691958	.6349798	-2.66	0.008	-2.936496 -.4474206
8	-.8045282	.2884647	-2.79	0.005	-1.369909 -.2391479
Pp					
2	-.422305	.2470293	-1.71	0.087	-.9064735 .0618635
3	.3815008	.4588208	0.83	0.406	-.5177713 1.280773
4	-.4105889	.2802283	-1.47	0.143	-.9598263 .1386484
5	.4165754	.2776122	1.50	0.133	-.1275345 .9606853
6	.0957729	.2059901	0.46	0.642	-.3079602 .499506
Cob					
2	.6397818	.3392725	1.89	0.059	-.0251801 1.304744
3	.0811664	.2465154	0.33	0.742	-.4019949 .5643277
4	.1564602	.4175871	0.37	0.708	-.6619955 .9749158
EdadAgrup					
2	-.102798	.1997726	-0.51	0.607	-.4943452 .2887492
3	-.5370335	.2138842	-2.51	0.012	-.9562389 -.1178281
Sex	.1476449	.242948	0.61	0.543	-.3285244 .6238142
Ser	-.9003001	.2361069	-3.81	0.000	-1.363061 -.4375389
_cons	3.964176	.6891267	5.75	0.000	2.613512 5.314839



# Regresión de Poisson con estimaciones robustas de los errores estándar

```
Generalized linear models          No. of obs      =      115
Optimization      : ML             Residual df     =       98
Scale parameter   =                  1
(1/df) Deviance  =  8.807537
(1/df) Pearson   = 10.49353
```

Deviance = 863.1386467  
Pearson = 1028.365951

*Se basa en la logverosimilitud*

**Parámetro de escala o dispersión  $\phi$  estimado**

**Mayores a 1:  
Sobredispersión!**

*Medidas de la bondad de ajuste del modelo*

AIC	BIC
1406.537	1453.201

*Cuanto menores sean los valores AIC y BIC, mejor será el ajuste*

# Regresión Binomial Negativa con estimaciones robustas de los errores estándar

DiasProl	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
Ce					
2	.153496	.2642198	0.58	0.561	-.3643652 .6713572
3	-.1100053	.2209583	-0.50	0.619	-.5430757 .3230651
4	.3732511	.6103925	0.61	0.541	-.8230963 1.569598
5	-.0638717	.2392067	-0.27	0.789	-.5327081 .4049648
6	-.6910217	.4291037	-1.61	0.107	-1.53205 .1500062
7	-1.799351	.4862597	-3.70	0.000	-2.752402 -.8462992
8	-.7112385	.2723378	-2.61	0.009	-1.245011 -.1774663
Pp					
2	-.3651758	.2517681	-1.45	0.147	-.8586323 .1282807
3	.5505529	.4342676	1.27	0.205	-.300596 1.401702
4	-.2423045	.2785149	-0.87	0.384	-.7881836 .3035746
5	.4050211	.2787935	1.45	0.146	-.1414042 .9514464
6	.1272601	.185938	0.68	0.494	-.2371716 .4916919
Cob					
2	.7163564	.2245836	3.19	0.001	.2761806 1.156532
3	.277575	.1814959	1.53	0.126	-.0781505 .6333005
4	.3100807	.4021874	0.77	0.441	-.478192 1.098353
EdadAgrup					
2	.0215703	.2125127	0.10	0.919	-.3949469 .4380875
3	-.4604078	.1959664	-2.35	0.019	-.8444948 -.0763208
Sex	.272427	.1376003	1.98	0.048	.0027354 .5421187
Ser	-.8359828	.2473902	-3.38	0.001	-1.320859 -.3511069
_cons	3.464266	.5186458	6.68	0.000	2.447739 4.480793
/lnalpha	-1.193243	.184408			-1.554676 -.8318105
alpha	.3032361	.0559192			.2112577 .4352605

**Hay  
sobredispersión**



## Regresión Binomial Negativa con estimaciones robustas de los errores estándar

AIC	BIC
907.6084	954.2722

	AIC	BIC
Regresión Poisson	1406.537	1453.201
<b>Regresión Binomial Negativa</b>	<b>907.6084</b>	<b>954.2722</b>

*La Regresión Binomial Negativa ajusta mejor, en consonancia con la literatura*

## UNA ALTERNATIVA DIFERENTE PARA MODELAR LAS EHI EN PRESENCIA DE SOBREDISPERSIÓN

*Teniendo en cuenta la gran diversidad de factores intrínsecos que pueden presentar los pacientes internados, muchos de los cuales son difíciles de identificar, y que los datos recogidos representan una muestra de la población de pacientes con internaciones inadecuadas se propone un **Modelo Lineal Generalizado Mixto (MLGM)** con distribución Poisson y Binomial Negativa incorporando a la variable paciente internado como efecto aleatorio*

# MLGM Poisson con estimaciones robustas de los errores estándar

DiasProl	Robust					
	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
Ce						
2	.090755	.2414247	0.38	0.707	-.3824287	.5639386
3	-.1588215	.213719	-0.74	0.457	-.577703	.26006
4	.321005	.764548	0.42	0.675	-1.177482	1.819492
5	.2435405	.2569481	0.95	0.343	-.2600686	.7471495
6	-.6640371	.4052232	-1.64	0.101	-1.45826	.1301859
7	-1.351444	.449492	-3.01	0.003	-2.232432	-.470456
8	-.7025636	.2393129	-2.94	0.003	-1.171608	-.2335191
Pp						
2	-.1169598	.2456974	-0.48	0.634	-.598518	.3645983
3	.4538422	.3688174	1.23	0.218	-.2690266	1.176711
4	-.0413623	.2569251	-0.16	0.872	-.5449261	.4622016
5	.6681301	.2945969	2.27	0.023	.0907308	1.245529
6	.202335	.1738144	1.16	0.244	-.1383351	.543005
Cob						
2	.6926024	.2341404	2.96	0.003	.2336957	1.151509
3	.2720048	.1777939	1.53	0.126	-.0764648	.6204744
4	.3876291	.4190907	0.92	0.355	-.4337736	1.209032
EdadAgrup						
2	-.1566871	.1899126	-0.83	0.409	-.528909	.2155348
3	-.483712	.1935123	-2.50	0.012	-.8629892	-.1044349
Sex						
Ser	.2139534	.1455347	1.47	0.142	-.0712894	.4991962
_cons	-.6946027	.2343704	-2.96	0.003	-1.15396	-.2352451
ID						
var(_cons)	.3008366	.0619124	<div style="border: 1px solid black; padding: 2px; display: inline-block;">                     La varianza del efecto aleatorio es significativa                 </div>		← .20098	.4503068

	<b>AIC</b>	<b>BIC</b>
<b>Regresión Poisson</b>	1406.537	1453.201
<b>Regresión Binomial Negativa</b>	907.6084	954.2722
<b>MLGM Poisson</b>	849.7984	899.2072
<b>MLGM Binomial Negativa</b>	857.7984	918.1869

*MLGM Poisson es el de mejor ajuste entre estos modelos*

*Sin embargo.....*

# MLGM Poisson con estimaciones robustas de los errores estándar

DiasProl	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z
Ce				
2	.090755	.2414247	0.38	0.707
3	-.1588215	.213719	-0.74	0.457
4	.321005	.764548	0.42	0.675
5	.2435405	.2569481	0.95	0.343
6	-.6640371	.4052232	-1.64	0.101
7	-1.351444	.449492	-3.01	0.003
8	-.7025636	.2393129	-2.94	0.003

*Poca cantidad de categorías significativas de la variable **Ce** (Causa Específica de internación inadecuada)*

**Nos llevó a la reflexión!!**

*Estudios previos sobre las EHI recogidas (**Análisis de Correspondencias Múltiples y Análisis Clúster Bietápico**)*

*Existen diferencias significativas en las EHI de los pacientes internados en los servicios Clínica Médica y Clínica Quirúrgica*

Los dos tipos de servicios considerados en este estudio pueden pensarse como dos clúster



Los pacientes internados en un mismo tipo de servicio tienen un perfil más parecido que entre servicios diferentes



El supuesto de independencia entre las observaciones no es válido!!



Es probable que las observaciones dentro de un mismo tipo de servicio (clúster) estén correlacionadas



Estimar los errores estándar en presencia de correlación intraclase



Las observaciones son independientes entre clusters pero no necesariamente dentro de ellos



En conclusión: Se extrajo la variable Ser (Servicio) de MLGM Poisson y MLGM Bin Neg para incorporarla como variable clúster



	<b>AIC</b>	<b>BIC</b>
<b>Regresión Poisson</b>	1406.537	1453.201
<b>Regresión Binomial Negativa</b>	907.6084	954.2722
<b>MLGM Poisson</b>	849.7984	899.2072
<b>MLGM Binomial Negativa</b>	857.7984	918.1869
<b>MLGM Poisson con ajuste clúster</b>	823.0422	825.7872
<b>MLGM Bin Neg con ajuste clúster</b>	825.0422	830.5321

*MLGM Poisson es el de mejor ajuste entre estos modelos*

# Otros modelos alternativos considerados

Las EHI no tienen ceros!!



Modelos de Regresión  
Truncados: Poisson y Bin Neg

	AIC	BIC
Regresión Poisson	1406.537	1453.201
Regresión Binomial Negativa	907.6084	954.2722
MLGM Poisson	849.7984	899.2072
MLGM Binomial Negativa	857.7984	918.1869
MLGM Poisson con ajuste clúster	<b>823.0422</b>	<b>825.7872</b>
MLGM Bin Neg con ajuste clúster	825.0422	830.5321
Regresión Poisson Truncada c/aj cluster	1459.246	1461.991
Regresión Bin Neg Truncada c/aj cluster	829.3378	832.0827

# MLGM Poisson con ajuste clúster de los errores estándar

DiasPro1	Robust					
	IRR	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
Ce						
2	.8550996	.026039	-5.14	0.000	.8055572	.9076888
3	.7166634	.1077706	-2.22	0.027	.5337195	.9623153
4	1.474262	.0607342	9.42	0.000	1.359905	1.598237
5	1.374347	.0288639	15.14	0.000	1.318923	1.4321
6	.3386122	.0574283	-6.39	0.000	.242851	.4721342
7	.2382174	.0266621	-12.82	0.000	.1912951	.296649
8	.4073595	.0020701	-176.72	0.000	.4033223	.4114372
Pp						
2	1.427332	.2917067	1.74	0.082	.9562322	2.130526
3	2.604836	.6458355	3.86	0.000	1.60227	4.234721
4	1.611342	.0567245	13.55	0.000	1.503913	1.726446
5	2.969098	1.297773	2.49	0.013	1.260579	6.993248
6	1.732502	.5921406	1.61	0.108	.8866394	3.385325
Cob						
2	1.932024	.269425	4.72	0.000	1.469977	2.539302
3	1.314869	.0990845	3.63	0.000	1.134328	1.524145
4	1.231499	.0707022	3.63	0.000	1.100437	1.37817
EdadAgrup						
2	.8980945	.2635656	-0.37	0.714	.5052638	1.596342
3	.6647034	.1589355	-1.71	0.088	.4160057	1.062078
Sex						
_cons	1.330417	.2117609	1.79	0.073	.9738749	1.817492
ID						
var(_cons)	.3301133	.0715434			.2158675	.5048225

# Acciones Futuras

Con el objeto de contribuir a este campo poco explorado, investigaciones futuras profundizarán el estudio de la modelización de las EHI

*Los datos recogidos corresponden al año 2012. La disponibilidad de mayor información (las EHI de otros años) permitiría mejorar el ajuste al utilizar modelos de regresión adecuados para trabajar con datos combinados (datos de corte transversal , el paciente y datos longitudinales, el año)*

La utilidad de este tipo de análisis es generar información que permita a los gestores focalizar sus medidas de monitoreo en aquellos servicios que requieran minimizar las potenciales EHI

***Muchas Gracias!!***