

Examen 2

175904 - Jorge III Altamirano Astorga

161224 - Elizabeth Viveros Vergara

I. Introducción

Descripción del problema

La seguridad social en México está fraccionada en distintos institutos (IMSS, ISSSTE, ISFAM, Seguro Popular). Nuestro cliente: Seguro Popular tiene, al igual que cualquier dependencia recursos limitados y compromisos que cumplir: mejorar la salud a nivel nacional y que todos estemos cubiertos.

Contexto

Existe una problemática que afecta a estos institutos: la doble derechohabencia. Que principalmente ocurre por 2 razones:

1. Los institutos tardan hasta 6 meses en reportar las bajas.
2. Existe dolo en algunas personas: por ejemplo, dentro de las representaciones estatales del Seguro Populares, que buscan mantener un presupuesto sin revisar la derechohabencia existente en algún otro instituto de seguridad social.

Tenemos los datos de casi una década en la cual buscamos detectar patrones y tendencias para ofrecer cumplimiento legal –evitar doble derechohabencia–, y mejoramiento en el aprovechamiento de los recursos.

Objetivos a resolver

1. Detectar los Entidades Federativas donde existe una problemática mayor.
2. Revelar tendencias en dichas Entidades que permitan establecer controles «ad hoc» que permitan combatir esta práctica.

II. Descripción de la información:

Descripción las variables y Unidades de Medida

Tenemos 288 observaciones que comprenden las 32 entidades federativas a través de `length(seguro$Anno %>% as.factor() %>% levels)` (nueve) años.

Las variables de nuestros datos son como siguen:

- IDEntidad: Código INEGI para la entidad federativa, la cual es un número entero del 1 al 32
- Entidad: Texto libre del nombre del Estado (nombre corto)
- Y: doble derecho habiencia, en número de habitantes
- ETU: Empleo Temporal Urbano, en número de habitantes

- ETR: Empleo Temporal Rural, en número de habitantes
- Pobreza: Población en situación de pobreza, según la clasificación Oficial; en número de habitantes
- Desem: Población de 15 y más años no económicamente activa, en número de habitantes

** Tasa: pero Tasa de desocupación por entidad federativa como promedio móvil de tres con extremo superior, según definición Oficial

Fue necesario adecuar mínimamente los datos, como tomar los guiones como datos nulos y convertirlos a cero. Esto se dio particularmente en la Ciudad de México, que tenía datos nulos para el ETR, que realmente significa 0. Dado que no hay Empleo Temporal Rural de acuerdo a los datos oficiales.

```
##      IDEntidad      Entidad      Y      ETU
## Min.      : 1.00      Length:288      Min.      : 11354      Min.      : 9216
## 1st Qu.: 8.75      Class :character      1st Qu.: 78345      1st Qu.: 23608
## Median :16.50      Mode  :character      Median : 134403      Median : 42204
## Mean   :16.50                      Mean   : 179563      Mean   : 65639
## 3rd Qu.:24.25                      3rd Qu.: 219167      3rd Qu.: 72876
## Max.   :32.00                      Max.   :1093410      Max.   :445283
##      ETR      Pobr      Tasa      Desem
## Min.      : 0.0      Min.      : 150346      Min.      :1.537      Min.      : 146442
## 1st Qu.: 725.8      1st Qu.: 714539      1st Qu.:3.224      1st Qu.: 506468
## Median : 2793.0      Median :1022350      Median :4.180      Median : 839186
## Mean   : 5425.7      Mean   :1664352      Mean   :4.333      Mean   :1084598
## 3rd Qu.: 5094.8      3rd Qu.:2450919      3rd Qu.:5.505      3rd Qu.:1349383
## Max.   :52105.0      Max.   :8269852      Max.   :8.573      Max.   :5278859
##      Anno
## Min.      :2009
## 1st Qu.:2011
## Median :2013
## Mean   :2013
## 3rd Qu.:2015
## Max.   :2017
```

Análisis exploratorio de datos

Convertimos a dummies las variables categóricas: Año y Entidad

```
## Observations: 288
## Variables: 50
## $ IDEntidad      <int> 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11,...
## $ Entidad        <chr> "AGUASCALIENTES", "BAJA CALIFORNIA...
## $ Y              <int> 28691, 54833, 18552, 24413, 36884,...
## $ ETU            <int> 15161, 37806, 17156, 23367, 48936,...
## $ ETR            <int> 914, 8121, 4296, 647, 2585, 1881, ...
## $ Pobr           <int> 446083, 914758, 166751, 399183, 83...
## $ Tasa           <dbl> 6.7768, 6.5609, 5.6398, 3.4205, 7....
## $ Desem          <int> 350414, 877357, 146442, 232915, 76...
## $ Anno           <int> 2009, 2009, 2009, 2009, 2009, 2009...
## $ Entidad_AGUASCALIENTES <int> 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0...
## $ Entidad_BAJA_CALIFORNIA <int> 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0...
## $ Entidad_BAJA_CALIFORNIA_SUR <int> 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0...
## $ Entidad_CAMPECHE <int> 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0...
## $ Entidad_COAHUILA <int> 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0...
## $ Entidad_COLIMA <int> 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0...
```

```

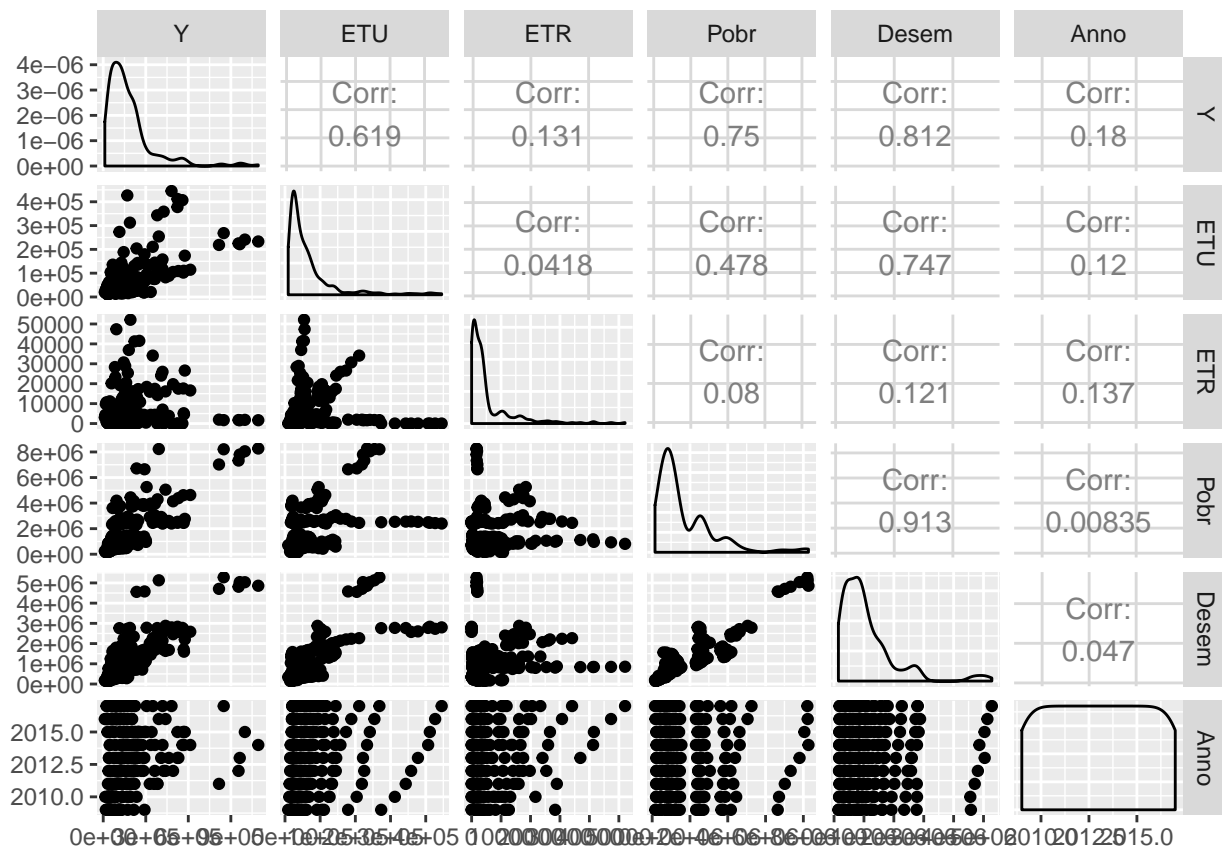
## $ Entidad_CHIAPAS      <int> 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0...
## $ Entidad_CHIHUAHUA    <int> 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0...
## $ Entidad_DISTRITO_FEDERAL <int> 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0...
## $ Entidad_DURANGO      <int> 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0...
## $ Entidad_GUANAJUATO    <int> 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0...
## $ Entidad_GUERRERO      <int> 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1...
## $ Entidad_HIDALGO      <int> 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0...
## $ Entidad_JALISCO      <int> 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0...
## $ Entidad_MEXICO        <int> 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0...
## $ Entidad_MICHOACAN    <int> 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0...
## $ Entidad_MORELOS      <int> 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0...
## $ Entidad_NAYARIT      <int> 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0...
## $ Entidad_NUEVO_LEON   <int> 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0...
## $ Entidad_OAXACA        <int> 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0...
## $ Entidad_PUEBLA        <int> 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0...
## $ Entidad_QUERETARO    <int> 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0...
## $ Entidad_QUINTANA_ROO  <int> 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0...
## $ Entidad_SAN_LUIS_POTOSI <int> 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0...
## $ Entidad_SINALOA      <int> 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0...
## $ Entidad_SONORA        <int> 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0...
## $ Entidad_TABASCO      <int> 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0...
## $ Entidad_TAMAULIPAS   <int> 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0...
## $ Entidad_TLAXCALA     <int> 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0...
## $ Entidad_VERACRUZ     <int> 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0...
## $ Entidad_YUCATAN      <int> 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0...
## $ Entidad_ZACATECAS    <int> 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0...
## $ Anno_2009            <int> 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1...
## $ Anno_2010            <int> 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0...
## $ Anno_2011            <int> 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0...
## $ Anno_2012            <int> 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0...
## $ Anno_2013            <int> 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0...
## $ Anno_2014            <int> 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0...
## $ Anno_2015            <int> 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0...
## $ Anno_2016            <int> 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0...
## $ Anno_2017            <int> 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0...

```

Aquí observamos más claramente la relación entre variables. De la cual destacamos: ETU, Desem, Pobr por ser las más significativas de acuerdo a este Análisis Exploratorio.

También se observa como Año es categórica.

Esta gráfica particularmente nos gustó por mostrar las distribuciones y los diagramas de dispersión.

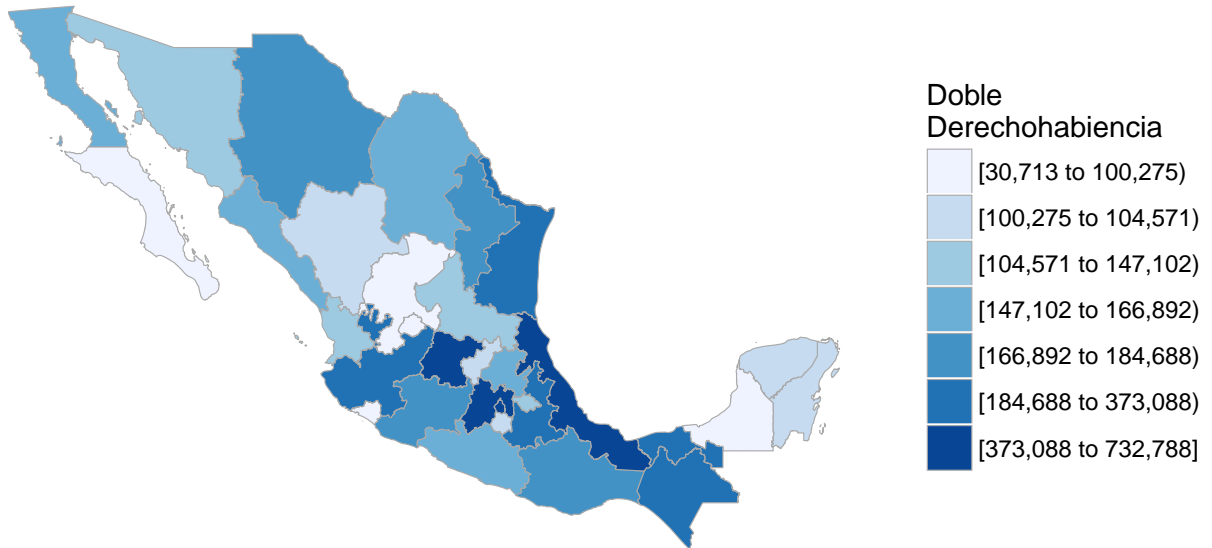


Saving 6.5 x 4.5 in image

GEDA

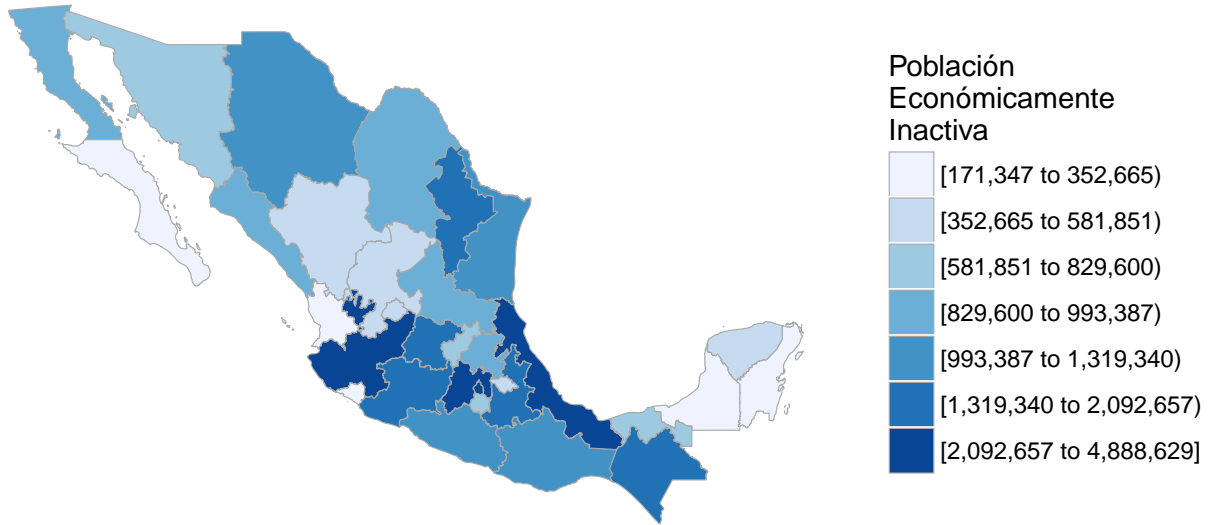
En esta sección se muestra cómo se distribuye nuestras variables en un mapa. Así podemos discernir más claramente regiones que pudieran surgir.

Doble Derechohabiencia por Estado



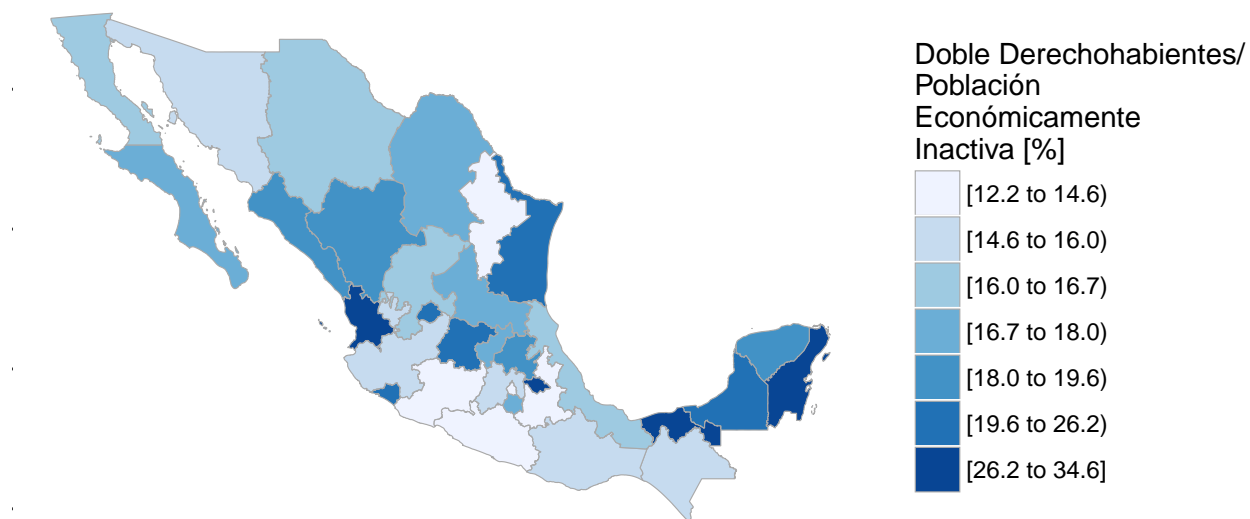
Saving 6.5 x 4.5 in image

Población Inactiva Económicamente (15 años o más) por Estado



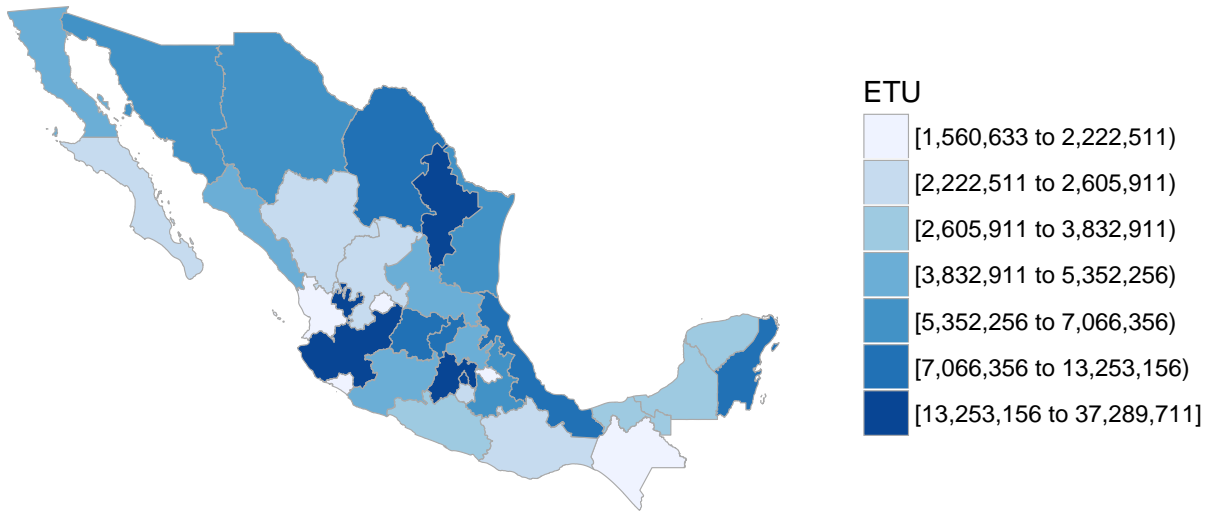
Saving 6.5 x 4.5 in image

Porcentaje de
Doble Derechohabientes /
Población Inactiva Económicamente (15 años o más)
por Estado



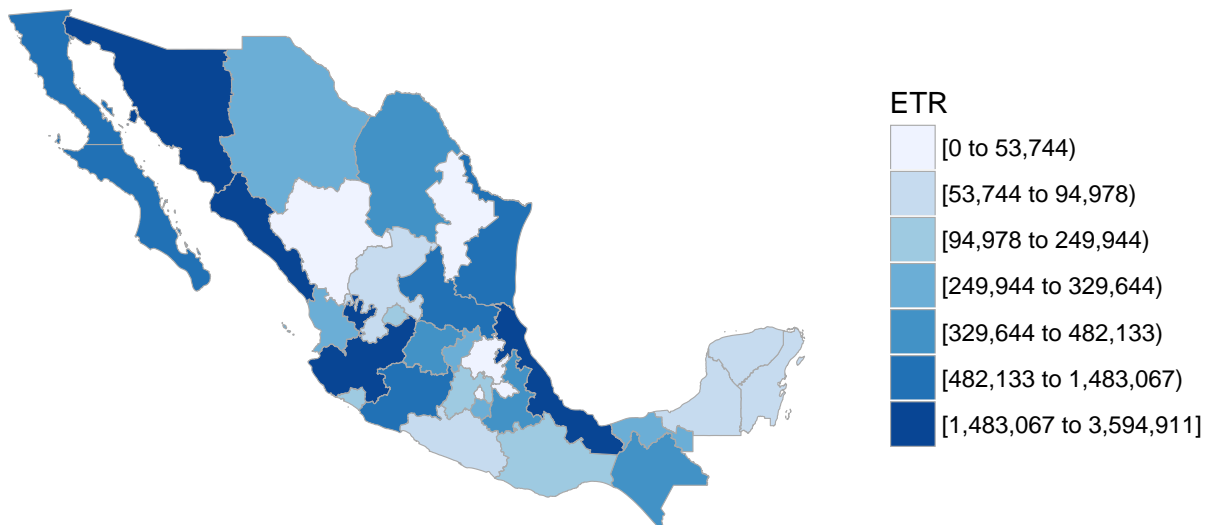
Saving 6.5 x 4.5 in image

Empleo Temporal Urbano por Estado



Saving 6.5 x 4.5 in image

Empleo Temporal Rural por Estado



Saving 6.5 x 4.5 in image

Modelado e Implementación

De manera general, gracias a la guía del Doctor Nieto realizamos nuestra exploración de modelos lineales generalizados por pasos; por nivel de complejidad de menor a mayor:

1. Nacional, Estático
2. Por Entidad Federativa, Estático
3. Por Entidad Federativa, Dinámico
4. Por Entidad Federativa, Dinámico y Jerárquico

En la siguiente sección vamos describan con detalle de cada uno de los modelos creados con sus respectivas especificaciones. Se utilizó Jags por ser más rápido y paralelizable.

Como aprendimos en clase: utilizamos el DIC para comparar los distintos modelos, también considerando que si hay una diferencia no significativa entre los valores DIC: se puede compensar con mayor interpretabilidad.

a. Modelo Lineal Generalizado Estático

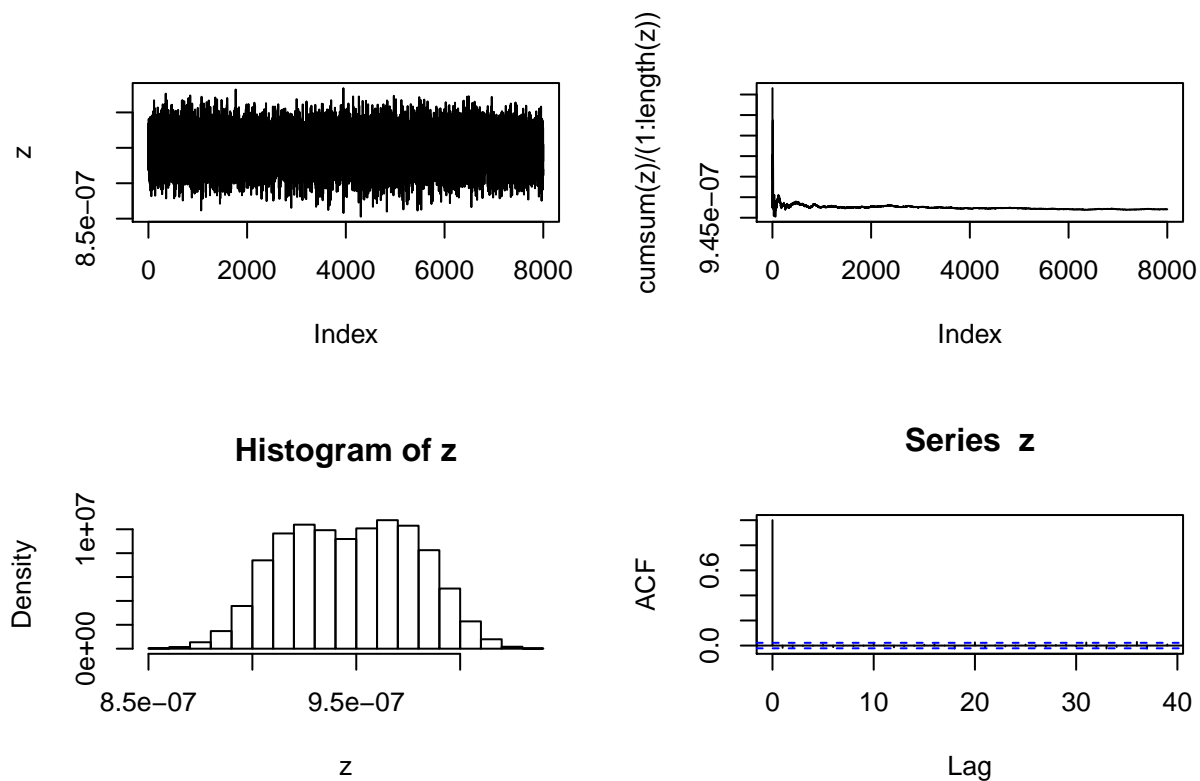
Modelo Nacional

$$Y \sim \text{Poisson}(\mu) \mu = \theta * \text{Desemcloglog}(\theta) = \alpha + \beta_1 \cdot ETU + \beta_2 \cdot ETR + \beta_4 \cdot Pobr + \beta_5 \cdot \text{Año} \alpha \sim \text{Normal}(0, 0.001) \beta \sim \text{Normal}(0, 0.001)$$

module glm loaded

```
## Compiling model graph
##   Resolving undeclared variables
##   Allocating nodes
## Graph information:
##   Observed stochastic nodes: 288
##   Unobserved stochastic nodes: 294
##   Total graph size: 3761
##
## Initializing model
```

Cadenas y Convergencia



Sumario

```
##           mean      2.5%      97.5%
## alpha  -1.113370e+00 -2.344501e+00  1.275933e-01
## beta[1] -2.902121e-07 -2.950994e-07 -2.851946e-07
## beta[2]  9.470478e-07  8.911069e-07  1.002594e-06
## beta[3] -2.866185e-08 -2.883281e-08 -2.848078e-08
## beta[4]  7.435224e-01 -6.097740e+01  6.387507e+01
## beta[5] -2.430112e-04 -8.596501e-04  3.686386e-04
```

DIC

```
## [1] 13594588
```

R^2

```
## [1] 0.6453824
```

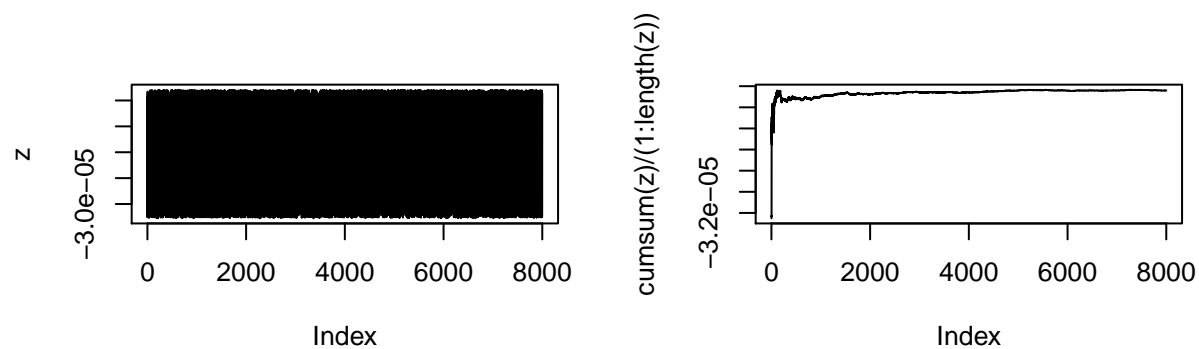
Modelos Estatales

$Y \sim \text{Poisson}(\mu)$ $\mu = \theta * \text{Desemcloglog}(\theta) = \alpha + \beta_1 \cdot ETU + \beta_2 \cdot ETR + \beta_3 \cdot Pobr + \beta_4 \cdot \text{Año} + \delta_1 \cdot I_{\text{Aguascalientes}} + \delta_2 \cdot I_{\text{BajaCalifornia}} + \delta_3 \cdot I_{\text{BajaVeracruz}} + \delta_4 \cdot I_{\text{Campeche}} + \delta_5 \cdot I_{\text{Coahuila}} + \delta_6 \cdot I_{\text{Colima}} + \delta_7 \cdot I_{\text{Durango}} + \delta_8 \cdot I_{\text{Guanajuato}} + \delta_9 \cdot I_{\text{Hidalgo}} + \delta_{10} \cdot I_{\text{Jalisco}} + \delta_{11} \cdot I_{\text{Mexico}} + \delta_{12} \cdot I_{\text{Michoacan}} + \delta_{13} \cdot I_{\text{Morelos}} + \delta_{14} \cdot I_{\text{Nayarit}} + \delta_{15} \cdot I_{\text{Oaxaca}} + \delta_{16} \cdot I_{\text{Puebla}} + \delta_{17} \cdot I_{\text{Queretaro}} + \delta_{18} \cdot I_{\text{SanLuisPotosi}} + \delta_{19} \cdot I_{\text{Sinaloa}} + \delta_{20} \cdot I_{\text{Tamaulipas}} + \delta_{21} \cdot I_{\text{Tlaxcala}} + \delta_{22} \cdot I_{\text{Veracruz}} + \delta_{23} \cdot I_{\text{Zacatecas}}$

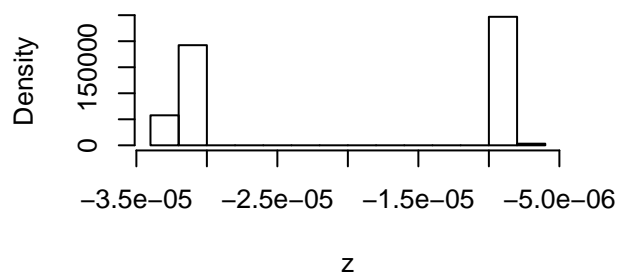
Valores de Inicialización

```
data<-list("n"=n,"y"=seguro2$Y,
           "x1"=seguro2$ETU, "x2"=seguro2$ETR, "x3"=seguro2$Pobr, "t"=seguro2$Anno, "ne"=seguro2$Desem,
           "s1" =seguro2$Entidad_AGUASCALIENTES, "s2" =seguro2$Entidad_BAJA_CALIFORNIA, "s3" =seguro2$Entidad_BAJA_VERACRUZ,
           "s4" =seguro2$Entidad_CAMPECHE, "s5" =seguro2$Entidad_COAHUILA, "s6" =seguro2$Entidad_COLIMA, "s7" =seguro2$Entidad_DURANGO,
           "s8" =seguro2$Entidad_CHIHUAHUA, "s9" =seguro2$Entidad_DISTRITO_FEDERAL, "s10" =seguro2$Entidad_GUANAJUATO,
           "s12" =seguro2$Entidad_GUERRERO, "s13" =seguro2$Entidad_HIDALGO, "s14" =seguro2$Entidad_JALISCO, "s15" =seguro2$Entidad_MEXICO,
           "s16" =seguro2$Entidad_MICHOACAN, "s17" =seguro2$Entidad_MORELOS, "s18" =seguro2$Entidad_NAYARIT, "s19" =seguro2$Entidad_OAXACA,
           "s20" =seguro2$Entidad_OAXACA, "s21" =seguro2$Entidad_PUEBLA, "s22" =seguro2$Entidad_QUERETARO, "s23" =seguro2$Entidad_SAN_LUIS_POTOSI,
           "s24" =seguro2$Entidad_SAN_LUIS_POTOSI, "s25" =seguro2$Entidad_SINALOA, "s26" =seguro2$Entidad_SINALOA, "s27" =seguro2$Entidad_TAMAULIPAS,
           "s28" =seguro2$Entidad_TAMAULIPAS, "s29" =seguro2$Entidad_TLAXCALA, "s30" =seguro2$Entidad_VERACRUZ, "s31" =seguro2$Entidad_ZACATECAS,
           "s32" =seguro2$Entidad_ZACATECAS)
inits<-function(){list(alpha=0,beta=rep(0,5),yf=rep(1,n))}
parameters<-c("alpha","beta","delta.mean","yf")
modelo.a <-jags.parallel(data,inits,parameters,model.file="modelo-a-estatal.txt",
                        n.iter=5000,n.chains=2,n.burnin=1000,n.thin=1)
```

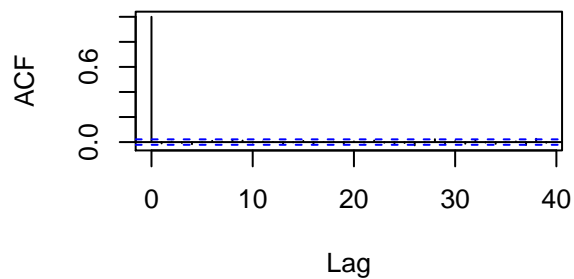
Cadenas y Convergencia



Histogram of z



Series z



Sumario

##	mean	2.5%	97.5%
## alpha	-2.3333	-3.5028	-1.1638
## beta[1]	0.0000	0.0000	0.0000
## beta[2]	0.0000	0.0000	0.0000
## beta[3]	0.0000	0.0000	0.0000
## beta[4]	0.0005	0.0000	0.0010
## beta[5]	-0.2255	-62.0963	62.5118
## delta.mean[1]	-0.0279	-3.7010	3.5670
## delta.mean[2]	0.0236	-3.5545	3.5714
## delta.mean[3]	-0.0069	-3.7177	3.6401
## delta.mean[4]	-0.0334	-3.6955	3.5575
## delta.mean[5]	-0.0215	-3.5965	3.5992
## delta.mean[6]	0.0353	-3.5528	3.6085
## delta.mean[7]	0.0338	-3.5901	3.5569
## delta.mean[8]	-0.0095	-3.5959	3.6643
## delta.mean[9]	0.0037	-3.5937	3.6467
## delta.mean[10]	-0.0052	-3.5492	3.6071
## delta.mean[11]	-0.0057	-3.5775	3.6074
## delta.mean[12]	0.0333	-3.5248	3.5878
## delta.mean[13]	0.0084	-3.6167	3.6781
## delta.mean[14]	0.0371	-3.6164	3.5447
## delta.mean[15]	0.0173	-3.5648	3.6919
## delta.mean[16]	-0.0201	-3.6136	3.5633
## delta.mean[17]	0.0034	-3.5389	3.6176

```
## delta.mean[18]  0.0335 -3.5695  3.6142
## delta.mean[19] -0.0380 -3.5763  3.5652
## delta.mean[20]  0.0306 -3.5824  3.6118
## delta.mean[21] -0.0388 -3.6254  3.5265
## delta.mean[22] -0.0283 -3.6517  3.6018
## delta.mean[23]  0.0074 -3.5409  3.5171
## delta.mean[24]  0.0047 -3.6323  3.6465
## delta.mean[25]  0.0154 -3.5493  3.6116
## delta.mean[26]  0.0386 -3.5312  3.7110
## delta.mean[27] -0.0029 -3.5911  3.7000
## delta.mean[28] -0.0103 -3.6376  3.6615
## delta.mean[29]  0.0046 -3.5704  3.6148
## delta.mean[30] -0.0084 -3.5279  3.4866
## delta.mean[31]  0.0087 -3.5020  3.6212
## delta.mean[32] -0.0342 -3.6691  3.5481
```

DIC

```
## [1] 4502.97
```

R^2

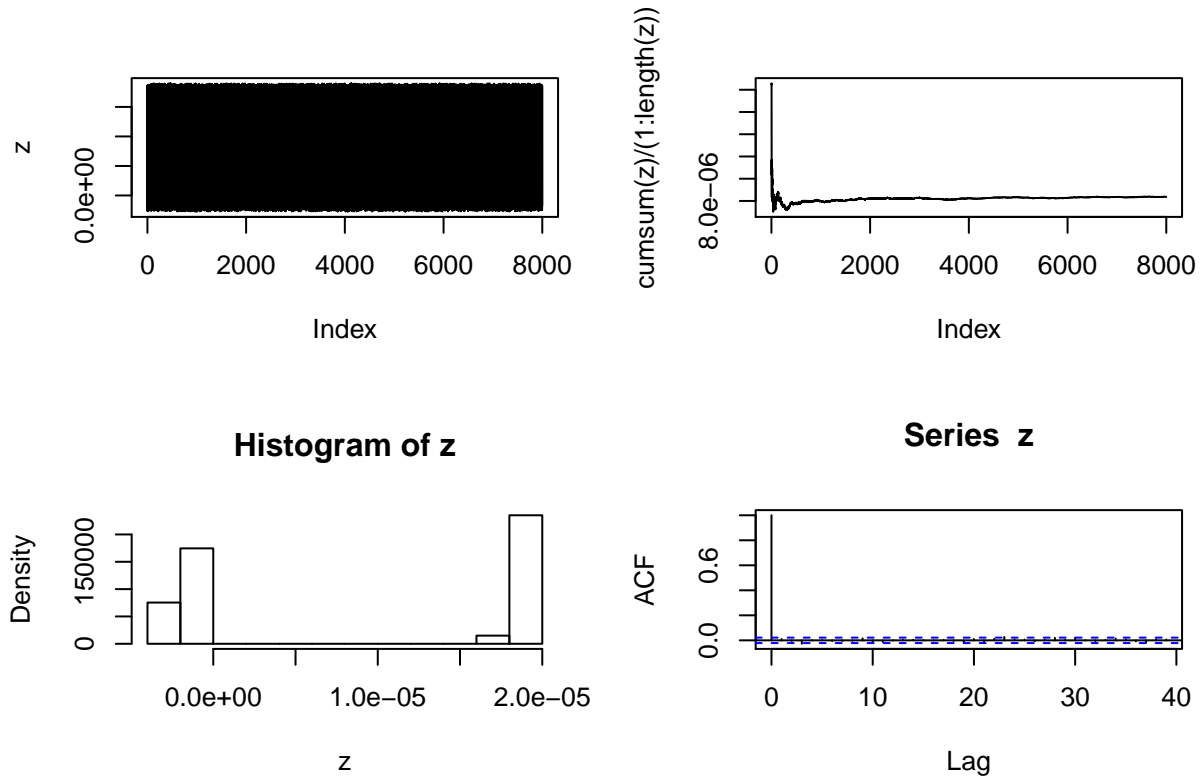
```
## [1] 1
```

b. Modelo Dinámico

$Y \sim \text{Poisson}(\mu) \mu = \theta * \text{Desemcloglog}(\theta) = \alpha + \beta_1 \cdot ETU + \beta_2 \cdot ETR + \beta_3 \cdot Pobr + \delta_1 \cdot I_{Aguascalientes} + \delta_2 \cdot I_{BajaCalifornia} + \delta_3 \cdot I_{BCS} + \dots$

Valores de Inicialización

Cadenas y Convergencia



Sumario

##	mean	2.5%	97.5%
## alpha	-2.28665684	-3.47442022	-1.09324859
## beta[1]	-0.00000022	-0.00000054	0.00000011
## beta[2]	0.00000838	-0.00000255	0.00001888
## beta[3]	0.00000002	-0.00000002	0.00000007
## beta[4]	0.02204980	-61.04540049	60.32343570
## beta[5]	0.09958396	-61.12171756	60.66952518
## delta.mean[1]	0.00653509	-3.50490798	3.67953330
## delta.mean[2]	0.05363374	-3.54128283	3.55509522
## delta.mean[3]	-0.05036619	-3.62047205	3.50666654
## delta.mean[4]	-0.02069895	-3.56410989	3.59863437
## delta.mean[5]	-0.00378945	-3.65138962	3.61919889
## delta.mean[6]	0.00242064	-3.54465943	3.52736813
## delta.mean[7]	0.00084763	-3.58569848	3.54837731
## delta.mean[8]	0.00561531	-3.56856985	3.57969812
## delta.mean[9]	0.02146114	-3.62110392	3.60628820
## delta.mean[10]	-0.02010564	-3.58685136	3.57525404
## delta.mean[11]	0.03680990	-3.44617069	3.65167460
## delta.mean[12]	0.02602902	-3.54530403	3.50791920

```

## delta.mean[13]  0.01323207 -3.56991229  3.61626538
## delta.mean[14]  0.03254806 -3.58359291  3.62087456
## delta.mean[15] -0.06640561 -3.73159885  3.49309199
## delta.mean[16]  0.00679312 -3.52121967  3.57843466
## delta.mean[17]  0.02886773 -3.52858769  3.63297388
## delta.mean[18]  0.02081396 -3.63538961  3.63502508
## delta.mean[19] -0.00678169 -3.64703370  3.56663473
## delta.mean[20]  0.00188910 -3.64273055  3.53175168
## delta.mean[21] -0.01665813 -3.68738657  3.56015154
## delta.mean[22] -0.01981956 -3.60145164  3.61119565
## delta.mean[23]  0.04411367 -3.55636627  3.58844390
## delta.mean[24]  0.00659520 -3.57887648  3.52778132
## delta.mean[25]  0.00484368 -3.48086031  3.64180289
## delta.mean[26] -0.04266173 -3.59071017  3.49441039
## delta.mean[27]  0.07340441 -3.53038169  3.64461950
## delta.mean[28]  0.05691570 -3.45088859  3.63207319
## delta.mean[29]  0.01392422 -3.58974097  3.61710408
## delta.mean[30] -0.01420638 -3.56492467  3.55960667
## delta.mean[31]  0.01599336 -3.54895806  3.66357946
## delta.mean[32]  0.03263325 -3.59963981  3.58437753
## gamma.mean[1]   0.12849078 -1.40074623  1.54034565
## gamma.mean[2]   0.05670413 -1.33088696  1.52524963
## gamma.mean[3]   0.32595642 -1.13110842  1.72866495
## gamma.mean[4]   0.08882434 -1.23158213  1.40436622
## gamma.mean[5]   -0.12817526 -1.46499905  1.29472822
## gamma.mean[6]   0.32196237 -0.98641969  1.69266734
## gamma.mean[7]   0.47722499 -1.54381620  2.30917656
## gamma.mean[8]   0.01004714 -1.39383987  1.39019912
## gamma.mean[9]   -0.02139699 -1.89195230  2.06339047
## gamma.mean[10]  0.40099172 -0.16706672  1.02915691

```

DIC

```
## [1] 4490.167
```

R^2

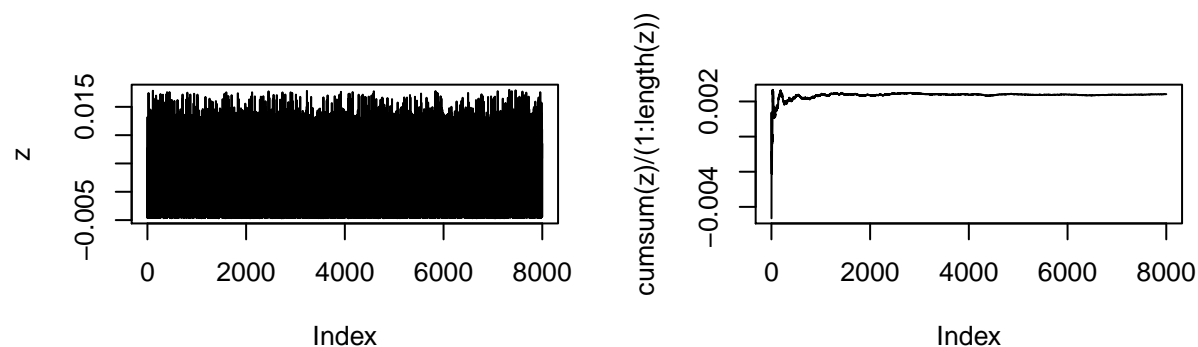
```
## [1] 0.6598553
```

Modelo Jerárquico

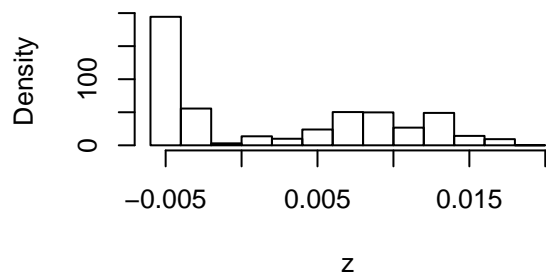
$$Y \sim \text{Poisson}(\mu) \mu = \phi \cdot \{\theta * \text{Desem}\} \text{cloglog}(\theta) = \alpha + \beta_{i1} \cdot \text{ETU} + \beta_{i2} \cdot \text{ETR} + \beta_{i3} \cdot \text{Pobr} + \delta_{i1} \cdot I_{\text{Aguascalientes}} + \delta_{i2} \cdot I_{\text{BajaCalifornia}} + \delta_{i3}$$

Valores de Inicialización

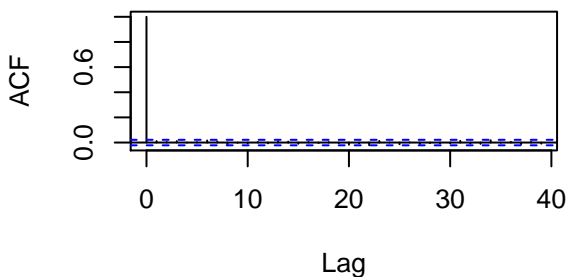
Cadenas y Convergencia



Histogram of z



Series z



Sumario

##	mean	2.5%	97.5%
## alpha	-2.29391477	-3.49523070	-1.09171181
## beta.mean[1]	-0.00001096	-0.00002504	0.00000284
## beta.mean[2]	0.00241463	-0.00462020	0.01508038
## beta.mean[3]	0.00001240	-0.00000063	0.00002543
## beta.mean[4]	0.05676258	-10.54994584	11.05403817
## beta.mean[5]	-0.00873629	-10.74976467	11.03187036
## delta.mean[1]	-0.10417492	-3.71404102	3.55935379
## delta.mean[2]	0.02408076	-3.56450366	3.65323314
## delta.mean[3]	-0.02219279	-3.65577355	3.49519563
## delta.mean[4]	-0.03628793	-3.62805129	3.62476816
## delta.mean[5]	0.02641850	-3.53727062	3.61886083
## delta.mean[6]	0.04220926	-3.57385523	3.66876229
## delta.mean[7]	-0.03023092	-3.64350112	3.52518645
## delta.mean[8]	0.01090592	-3.59551379	3.66992953
## delta.mean[9]	0.05962578	-3.55472126	3.65439859
## delta.mean[10]	-0.04030303	-3.63016238	3.50460516
## delta.mean[11]	0.03964588	-3.58039358	3.57285760
## delta.mean[12]	-0.04715656	-3.62484141	3.55017468
## delta.mean[13]	0.01288578	-3.55216477	3.59732108
## delta.mean[14]	0.05103660	-3.64377418	3.75526836
## delta.mean[15]	0.00185684	-3.53662850	3.61553937
## delta.mean[16]	0.00160885	-3.59464771	3.58588856
## delta.mean[17]	-0.01432369	-3.66663138	3.51947633


```
## delta.mean[18] -0.02357755 -3.62463687 3.53245596
## delta.mean[19] 0.05519528 -3.50713653 3.67930424
## delta.mean[20] 0.04621411 -3.54024950 3.71589525
## delta.mean[21] -0.02489255 -3.58364252 3.49345810
## delta.mean[22] -0.04090034 -3.65064679 3.55250873
## delta.mean[23] 0.11141645 -3.54440332 3.77041093
## delta.mean[24] 0.03930040 -3.53204847 3.67489447
## delta.mean[25] 0.01007801 -3.58321125 3.58241518
## delta.mean[26] 0.02134006 -3.54986993 3.60800659
## delta.mean[27] 0.04376446 -3.52825202 3.57022592
## delta.mean[28] 0.01291259 -3.60036461 3.62486892
## delta.mean[29] 0.06789321 -3.50225438 3.69468248
## delta.mean[30] 0.01952498 -3.61549711 3.69456519
## delta.mean[31] -0.01734207 -3.57648813 3.55818411
## delta.mean[32] -0.02572151 -3.60937182 3.60281056
## gamma.mean[1] 0.11147819 -1.87249714 2.05158679
## gamma.mean[2] -0.08040762 -1.90223440 2.03833416
## gamma.mean[3] 0.90718405 -0.93032149 2.61735215
## gamma.mean[4] 0.18535596 -1.85298894 2.66443735
## gamma.mean[5] -0.34980300 -2.76465980 2.16474634
## gamma.mean[6] 0.22223698 -1.71564482 2.64047944
## gamma.mean[7] 0.11610990 -1.85663662 2.12304671
## gamma.mean[8] -0.05219624 -1.86257340 1.80554772
## gamma.mean[9] -0.85798445 -3.74016895 1.69634591
## gamma.mean[10] -0.35541209 -2.31920141 1.75741888
```

DIC

```
## [1] 4493.615
```

R^2

```
## [1] 1
```

IV. Interpretación de resultados

En la sección anterior no hicimos mucho detalle, más allá de la descripción matemática debido a que preferimos consolidarlo en esta sección.

Como se pudo observar en la sección anterior descartamos el modelo estático nacional por tener un sobre ajuste dado que tiene una R^2 de 1.

Respecto al resto de los modelos consideramos esto lo más relevante.

##	modelo	DIC	R2
## 1	Modelo Estático Estatal	4502.970	1.0000000
## 2	Modelo Dinámico Estatal	4490.167	0.6598553
## 3	Modelo Dinámico Estatal Jerárquico	4493.615	1.0000000

Podemos ver que los valores de pseudo R^2 tienen un posible sobre ajuste por lo que hemos decidido darle prioridad al modelo dinámico estatal (Modelo B), dado que es mucho más sencillo de interpretar, y no sobre ajusta.

Por lo que resta de la sección será dedicada a dicho modelo.

Modelo Dinámico Estatal

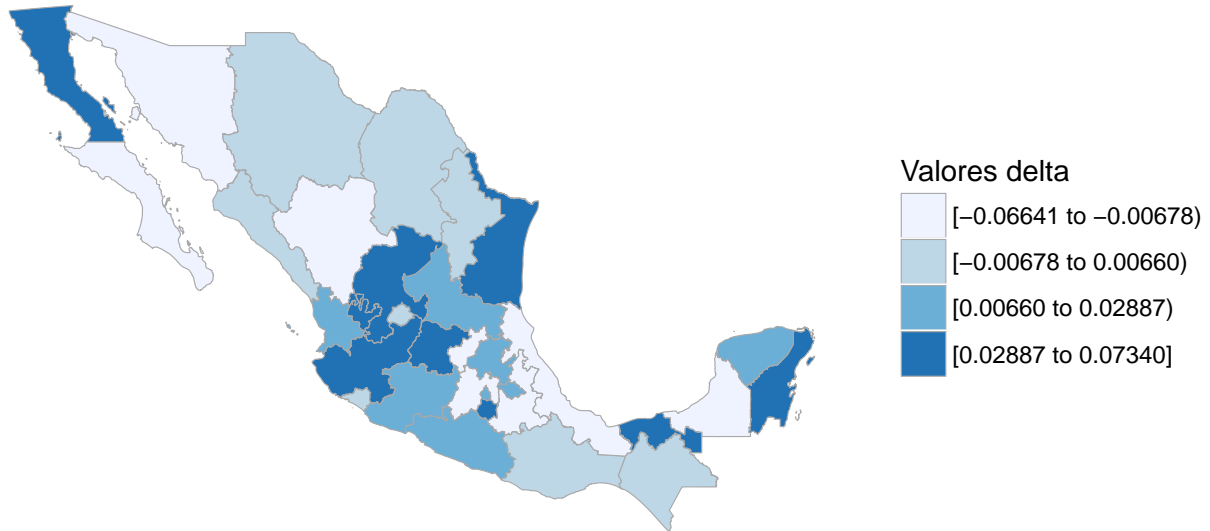
Aquí mostramos los valores de las δ que proporcionan el coeficiente para las Entidades Federativas. Dichos valores se pudiera considerar que no son tan significativos, al ser muy cercanos al cero. Pero aún así, existen diferencias.

Es relevante esta información si fuera un caso de negocio debido a que: cada administración estatal administra los recursos del programa Seguro Popular que nos hemos enfocado en este trabajo, por lo que este análisis lo consideramos relevante; por ello lo hemos incluido.

Consideramos utilizar el mapa como herramienta, dado que es mucho más fácil de interpretar que los 32 valores de manera aislada, además de que pudieran surgir regiones, cosa que no ocurrió de manera muy marcada; se encuentra en este sentido el país fragmentado. De cualquier manera incluimos los valores, para la consideración del lector.

##		. region
## 1	0.0065350858	1
## 2	0.0536337384	2
## 3	-0.0503661916	3
## 4	-0.0206989490	4
## 5	-0.0037894520	5
## 6	0.0024206404	6
## 7	0.0008476295	7
## 8	0.0056153057	8
## 9	0.0214611389	9
## 10	-0.0201056391	10
## 11	0.0368099042	11
## 12	0.0260290156	12
## 13	0.0132320749	13
## 14	0.0325480627	14
## 15	-0.0664056078	15
## 16	0.0067931203	16
## 17	0.0288677287	17
## 18	0.0208139574	18
## 19	-0.0067816856	19
## 20	0.0018891043	20
## 21	-0.0166581270	21
## 22	-0.0198195614	22
## 23	0.0441136739	23
## 24	0.0065951988	24
## 25	0.0048436783	25
## 26	-0.0426617307	26
## 27	0.0734044103	27
## 28	0.0569156996	28
## 29	0.0139242225	29
## 30	-0.0142063763	30
## 31	0.0159933567	31
## 32	0.0326332537	32

Mapa por Estados

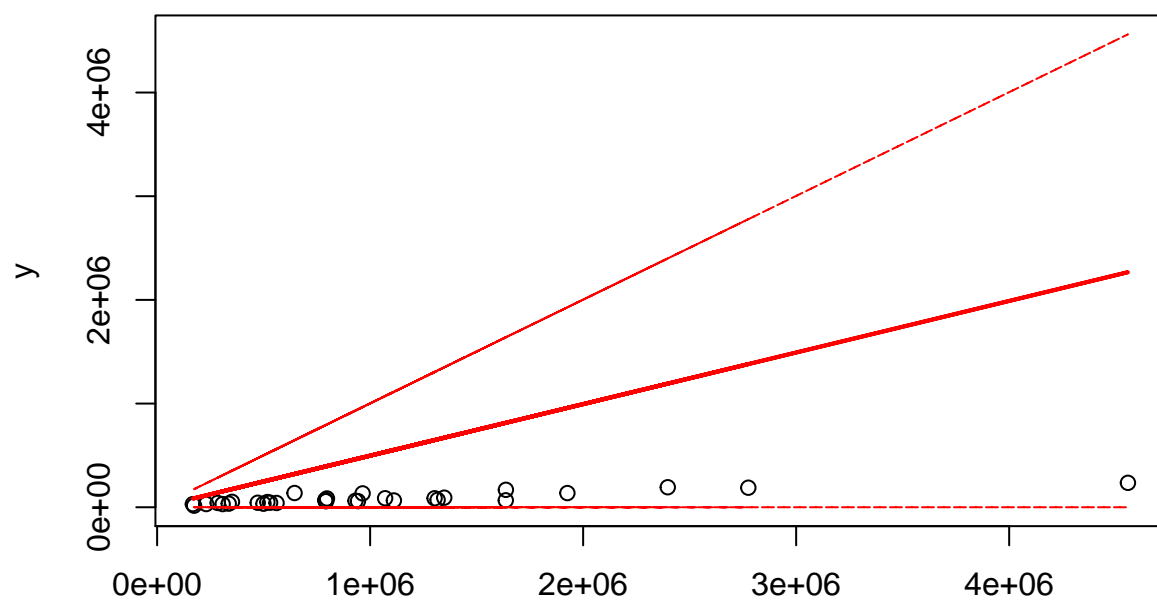


Saving 6.5 x 4.5 in image

Dado que las administraciones políticas tienen una temporalidad hemos decidido mostrar los coeficientes anuales t . Aunque como se puede observar, no encontramos mayor mucha aportación por dichos valores.

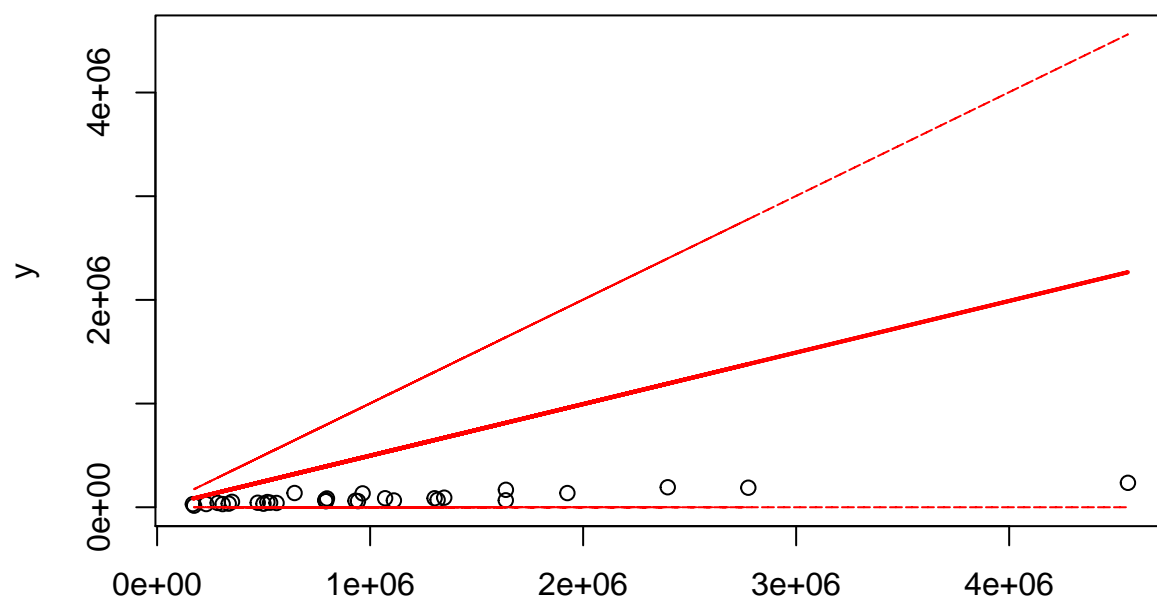
##	Anno	gamma_media	gamma_2.5%	gamma_97.5%
## 1	2008	0.1285	-1.4007	1.5403
## 2	2009	0.0567	-1.3309	1.5252
## 3	2010	0.3260	-1.1311	1.7287
## 4	2011	0.0888	-1.2316	1.4044
## 5	2012	-0.1282	-1.4650	1.2947
## 6	2013	0.3220	-0.9864	1.6927
## 7	2014	0.4772	-1.5438	2.3092
## 8	2015	0.0100	-1.3938	1.3902
## 9	2016	-0.0214	-1.8920	2.0634
## 10	2017	0.4010	-0.1671	1.0292

Año 2010



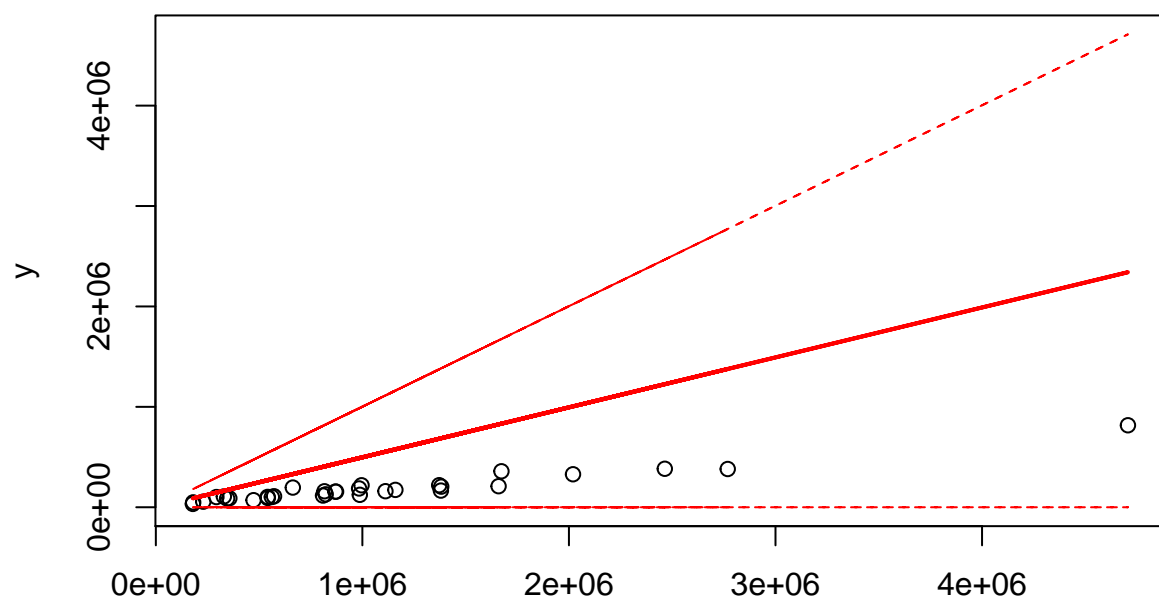
x
x es Desem; y es la Doble Derechohabiciencia

Año 2011



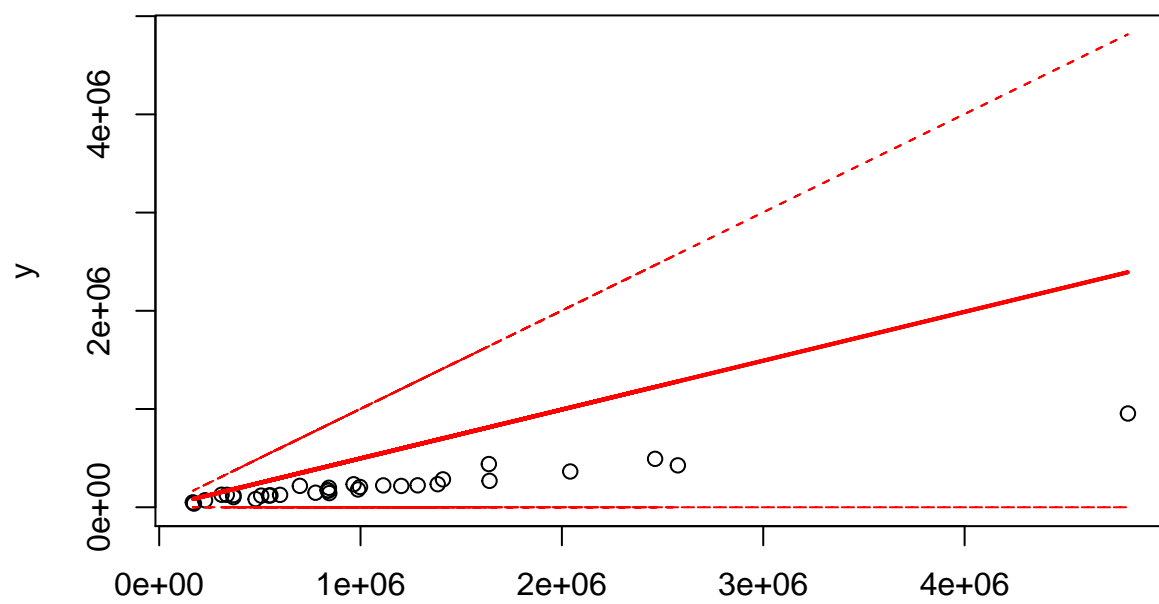
x
x es Desem; y es la Doble Derechohabiencia

Año 2012



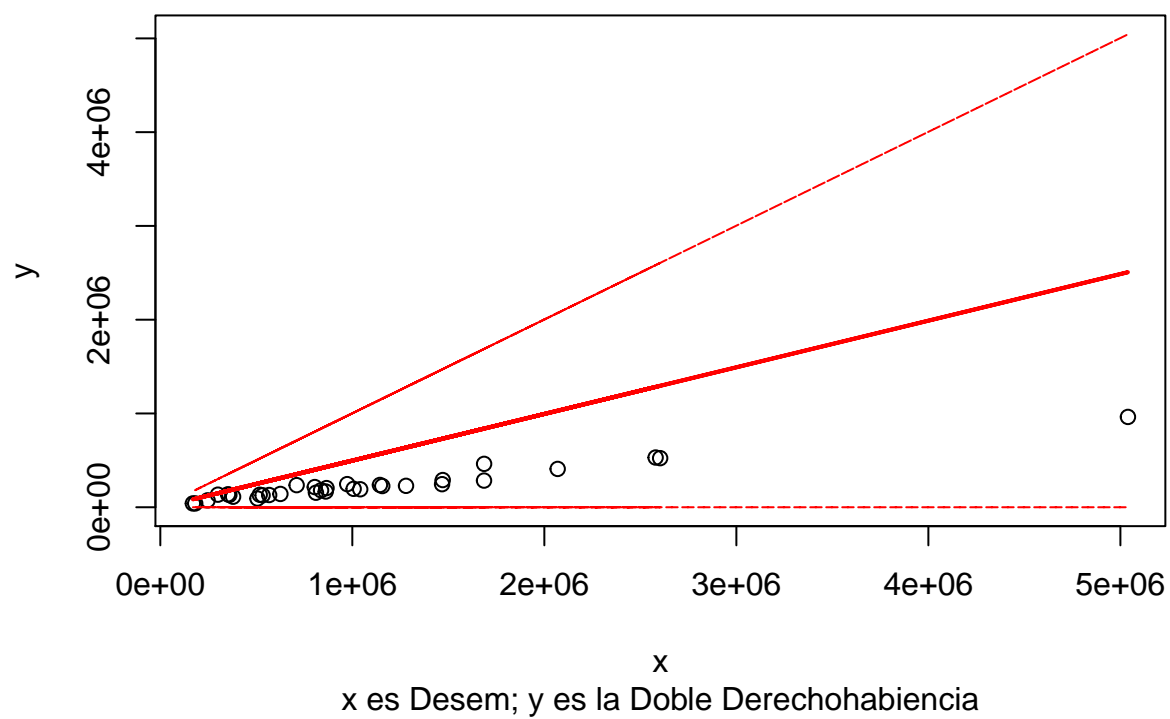
x
x es Desem; y es la Doble Derechohabiciencia

Año 2013

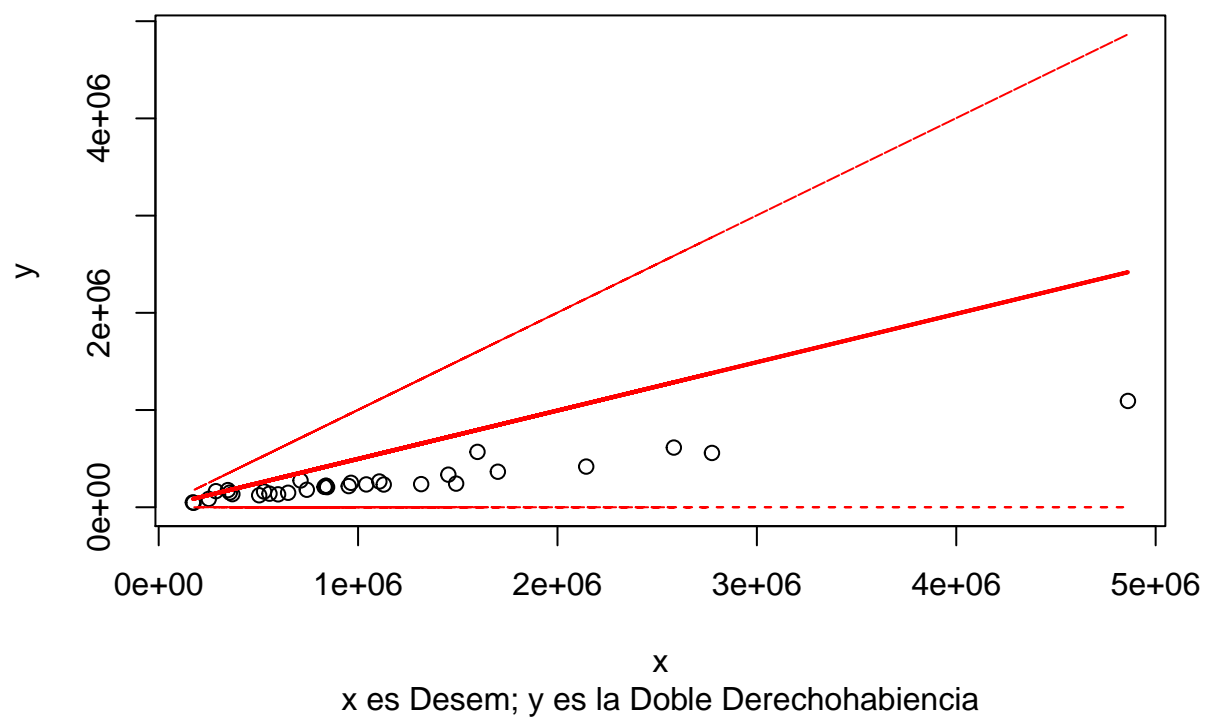


x
x es Desem; y es la Doble Derechohabiciencia

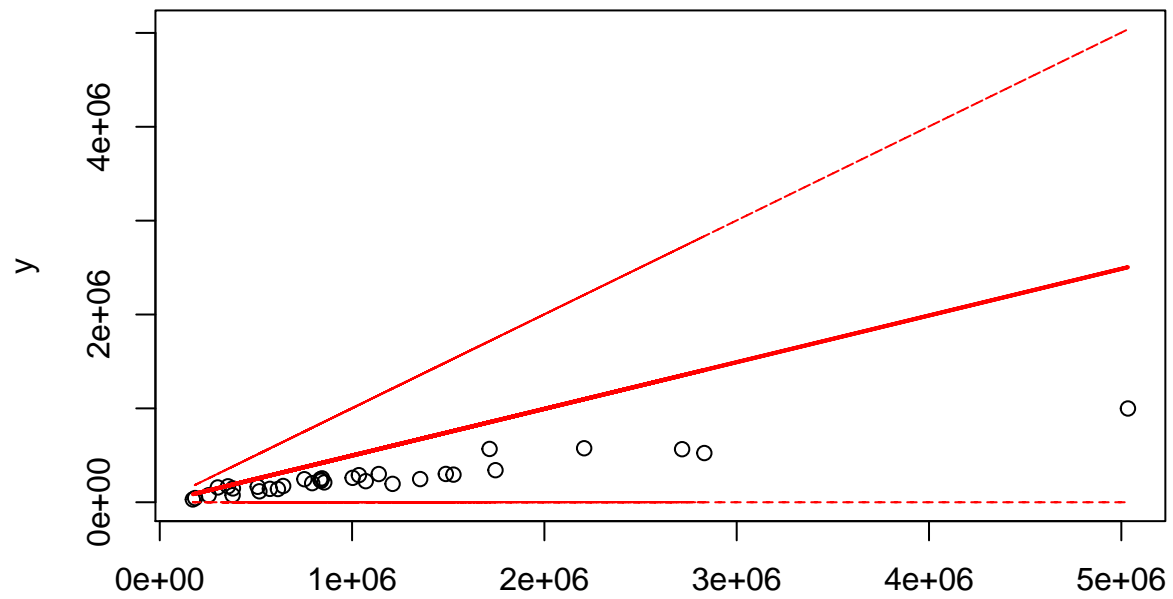
Año 2014



Año 2015

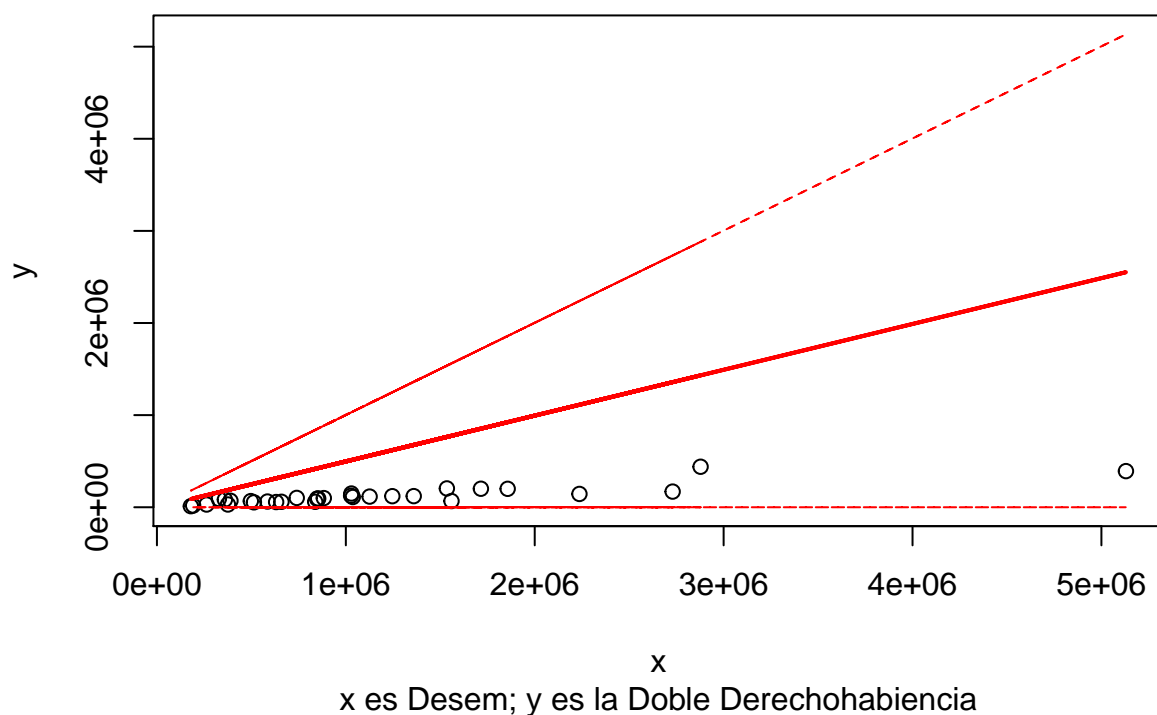


Año 2016



x
x es Desem; y es la Doble Derechohabiciencia

Año 2017

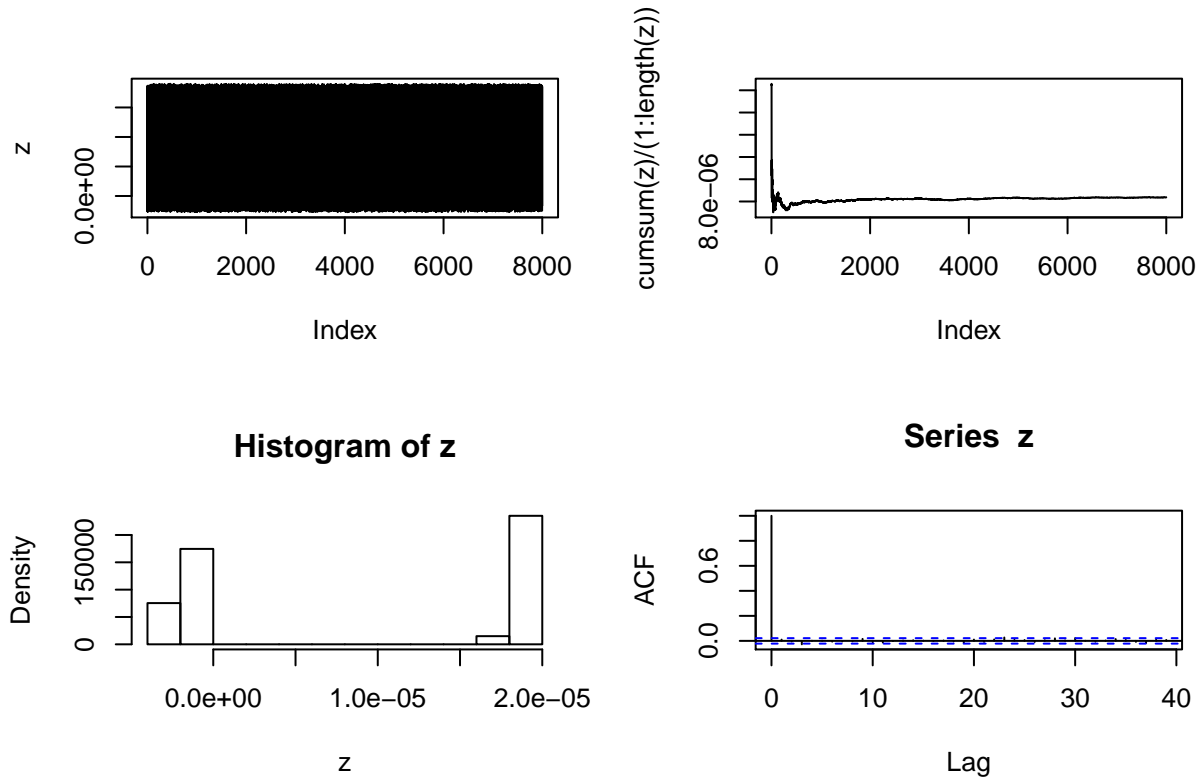


Como se puede observar: las betas no fueron significativas en ninguno de nuestras 3 variables explicativas. Lo cual es remarcable, puesto que en todos los modelos ocurrió lo mismo.

##	beta_i	var_explicativa	beta_media	beta_2.5%	beta_97.5%
## 1	beta_1	ETR	0	0	0
## 2	beta_2	EPR	0	0	0
## 3	beta_3	Pobr	0	0	0

Cadenas y Convergencia

Las cadenas se comportaron relativamente normal, y en convergieron en un tiempo y número de simulaciones razonables.



Conclusiones Finales

Buscamos ser sinceros en este reporte, y mostramos tanto hallazgos como algunos de los tropiezos encontrados. No todos los objetivos iniciales se cumplieron. Sin embargo, si encontramos información que buscábamos. Esto desgraciadamente no se pudo encontrar:

- Un modelo jerárquico, dinámico, generalizado que permitiera tener muchas variables explicativas.
- Las variables explicativas y sus valores β no arrojan gran información.

Destacamos lo que resultó más sorprendente. Mediante el análisis gráfico exploratorio de datos pudimos observar de manera más clara. Adicionalmente, se logró el objetivo de mostrar las Entidades Federativas donde se pudieran implementar controles que combatan la doble derecho habiencia.

V. Referencias

- LE Nieto-Barajas. ITAM. Notas y Código del Curso de Regresión Avanzada. http://allman.rhon.itam.mx/~lnieto/index_archivos/
- D Valle-Jones. GitHub. Mapas de México. <https://github.com/diegovalle/mxmaps>
- D Valle-Jones. Autor. Mapas de México. <https://www.diegovalle.net/mxmaps/>

VI. Apéndice

Código de Este Notebook

```
cat proyecto.Rmd
```

```
## ---
## title: "Examen 2"
## output:
##   pdf_document: default
##   html_document:
##     df_print: paged
## ---
##
## _175904 - Jorge III Altamirano Astorga_
##
## _161224 - Elizabeth Viveros Vergara_
##
## ```{r include=FALSE}
## library(tidyverse)
## library(fastDummies)
## library(GGally)
## library(R2jags)
## library(R2OpenBUGS)
## library(mxmaps)
## ```
##
## # {.tabset}
##
## ## I. Introducción
##
## ### Descripción del problema
##
## La seguridad social en México está fraccionada en distintos institutos (IMSS, ISSSTE, ISFAM, Seguro Popular, etc.).
##
## ### Contexto
##
## Existe una problemática que afecta a estos institutos: la doble derechohabencia. Que principalmente se refiere a:
##
## 1. Los institutos tardan hasta 6 meses en reportar las bajas.
##
## 2. Existe dolo en algunas personas: por ejemplo, dentro de las representaciones estatales del Seguro Popular, existen personas que se dan de alta en el IMSS y al mismo tiempo en el Seguro Popular.
##
## Tenemos los datos de casi una década en la cual buscamos detectar patrones y tendencias para ofrecer soluciones.
##
## ### Objetivos a resolver
##
## 1. Detectar los Estados Federativos donde existe una problemática mayor.
##
## 2. Revelar tendencias en dichas Entidades que permitan establecer controles «ad hoc» que permitan controlar la doble derechohabencia.
##
## ## II. Descripción de la información:
##
## ### Descripción las variables y Unidades de Medida
```

```

##
## Tenemos 288 observaciones que comprenden las 32 entidades federativas a través de `length(seguro$Anno)`
##
## Las variables de nuestros datos son como siguen:
##
## * IDEntidad: Código INEGI para la entidad federativa, la cual es un número entero del 1 al 32
##
## * Entidad: Texto libre del nombre del Estado (nombre corto)
##
## * Y: doble derecho habiencia, en número de habitantes
##
## * ETU: Empleo Temporal Urbano, en número de habitantes
##
## * ETR: Empleo Temporal Rural, en número de habitantes
##
## * Pobreza: Población en situación de pobreza, según la clasificación Oficial; en número de habitantes
##
## * Desem: Población de 15 y más años no económicamente activa, en número de habitantes
##
## ** Tasa: pero Tasa de desocupación por entidad federativa como promedio móvil de tres con extremo superior
##
## Fue necesario adecuar mínimamente los datos, como tomar los guiones como datos nulos y convertirlos a NA
##
## ```{r warning=FALSE, echo=FALSE}
## seguro <- read_tsv("proyecto.csv", col_types='icnnndni', na = c('-', 'NA', ''))
## seguro[which(!complete.cases(seguro)), 5] <- 0
## seguro[,c(1,3:6,8)] <- sapply(seguro[,c(1,3:6,8)], as.integer) #convertir a enteros
## summary(seguro)
## ```
##
## ### Análisis exploratorio de datos
##
## Convertimos a dummies las variables categóricas: Año y Entidad
##
## ```{r echo=FALSE}
## seguro2 <- dummy_cols(seguro, c("Entidad", "Anno"))
## names(seguro2) <- gsub(" ", "_", names(seguro2))
## n <- nrow(seguro2)
## glimpse(seguro2)
## ```
##
## Aquí observamos más claramente la relación entre variables. De la cual destacamos: ETU, Desem, Pobr y
##
## También se observa como Año es categórica.
##
## Esta gráfica particularmente nos gustó por mostrar las distribuciones y los diagramas de dispersión.
##
## ```{r echo=FALSE}
## print(ggpairs(seguro[, -c(1,2,7)]), progress=F)
## ggsave("Oeda.png") %>% invisible
## ```
##
## ### GEDA

```

```

##
## En esta sección se muestra cómo se distribuye nuestras variables en un mapa. Así podemos discernir m
##
## ```{r echo=FALSE}
## mxstate_choropleth(seguro %>%
##             select(IDEntidad, Y) %>%
##             mutate(region=IDEntidad, value=Y) %>%
##             group_by(region) %>%
##             summarize(value=mean(Y)),
##             title="Doble Derechohabiencia\npor Estado", legend = "Doble\nDerechohabiencia")
## ggsave("1derechohabiencia-estados.png")
## ```
##
## ```{r echo=FALSE}
## mxstate_choropleth(seguro %>%
##             select(IDEntidad, Desem) %>%
##             mutate(region=IDEntidad, value=Desem) %>%
##             group_by(region) %>%
##             summarize(value=mean(Desem)),
##             title="Población Inactiva Económicamente (15 años o más) por Estado", legend = "Pob
## ggsave("2poblacioninactiva-estados.png")
## ```
##
##
## ```{r echo=FALSE}
## mxstate_choropleth(seguro %>%
##             select(IDEntidad, Y, Desem) %>%
##             mutate(region=IDEntidad, value=Y/Desem) %>%
##             group_by(region) %>%
##             summarize(value=mean(value)*100),
##             title="Porcentaje de\nDoble Derechohabientes /\nPoblación Inactiva Económicamente (
##             legend = "Doble Derechohabientes/\nPoblación\nEconómicamente\nInactiva [%]")
## ggsave("3porcentaje-estados.png")
## ```
##
## ```{r echo=FALSE}
## mxstate_choropleth(seguro %>%
##             select(IDEntidad, Y, ETU) %>%
##             mutate(region=IDEntidad, value=ETU) %>%
##             group_by(region) %>%
##             summarize(value=mean(value)*100),
##             title="Empleo Temporal Urbano\n por Estado",
##             legend = "ETU")
## ggsave("4etu-estados.png")
## ```
##
##
## ```{r echo=FALSE}
## mxstate_choropleth(seguro %>%
##             select(IDEntidad, Y, ETR) %>%
##             mutate(region=IDEntidad, value=ETR) %>%
##             group_by(region) %>%
##             summarize(value=mean(value)*100),
##             title="Empleo Temporal Rural\n por Estado",
##             legend = "ETR")

```

```

## ggsave("5etr-estados.png")
## ```
##
## ## Modelado e Implementación
##
## De manera general, gracias a la guía del Doctor Nieto realizamos nuestra exploración de modelos lineales
##
## 1. Nacional, Estático
##
## 2. Por Entidad Federativa, Estático
##
## 3. Por Entidad Federativa, Dinámico
##
## 4. Por Entidad Federativa, Dinámico y Jerárquico
##
## En la siguiente sección vamos describir con detalle de cada uno de los modelos creados con sus respectivos
##
## Como aprendimos en clase: utilizamos el DIC para comparar los distintos modelos, también considerando
##
## ## a. Modelo Lineal Generalizado Estático
##
## ### Modelo Nacional
##
## $$
## 
$$Y \sim \text{Poisson}(\mu) \quad \backslash$$

## 
$$\mu = \theta * \text{Desem} \quad \backslash$$

## 
$$\text{cloglog}(\theta) = \alpha + \beta_1 \cdot \text{ETU} + \beta_2 \cdot \text{ETR} +$$

## 
$$\beta_4 \cdot \text{Pobr} + \beta_5 \cdot \text{Año} \quad \backslash$$

## 
$$\alpha \sim \text{Normal}(0, 0.001) \quad \backslash$$

## 
$$\beta \sim \text{Normal}(0, 0.001)$$

## $$
##
##
## ```{r echo=FALSE}
## data<-list("n"=n,"y"=seguro2$Y,
##           "x1"=seguro2$ETU, "x2"=seguro2$ETR, "x3"=seguro2$Pobr, "t"=seguro2$Anno, "ne"=seguro2$Desem)
## inits<-function(){list(alpha=0,beta=rep(0,5),yf=rep(1,n))}
## parameters<-c("alpha","beta","yf")
## modelo.a <-jags(data,inits,parameters,model.file="modelo-a.txt",
##                n.iter=5000,n.chains=2,n.burnin=1000,n.thin=1)
## ```
##
## ##### Cadenas y Convergencia
##
## ```{r echo=FALSE}
## exploracionMCMC <- function(modelo){
##   if("BUGSoutput" %in% names(modelo)){
##     modelo <- modelo$BUGSoutput
##   }
##   out <- modelo$sims.list
##   z <- out$beta[,2]
##   par(mfrow=c(2,2))
##   plot(z,type="l")
##   plot(cumsum(z)/(1:length(z)),type="l")

```



```

## hist(z,freq=FALSE)
## acf(z)
## par(mfrow=c(2,2))
## }
## exploracionMCMC(modelo.a)
## ```
##
##
## ##### Sumario
##
## ```{r echo=FALSE}
## modelo.a$BUGSoutput$summary[1:6,c(1,3,7)]
## ```
##
## ##### DIC
##
## ```{r echo=FALSE}
## modelo.a$BUGSoutput$DIC
## ```
##
## #####  $R^2$ 
##
## ```{r echo=FALSE}
## R2 <- function(x, modelo){
##   if("BUGSoutput" %in% names(modelo)){
##     modelo <- modelo$BUGSoutput
##   }
##   out.sum<-modelo$summary
##   out.yf<-out.sum[grep("yf",rownames(out.sum)),]
##   (cor(x%>%as.double(), out.yf[,1])^2)
## }
## R2(seguro2$Y, modelo.a)
## ```
##
## ##### Modelos Estatales
##
## $$
##  $Y \sim \text{Poisson}(\mu) \backslash \backslash$ 
##  $\mu = \theta * \text{Desem} \backslash \backslash$ 
##  $\text{cloglog}(\theta) = \alpha + \beta_1 \cdot \text{ETU} + \beta_2 \cdot \text{ETR} + \beta_3 \cdot \text{Pobr} \backslash \backslash$ 
##  $\beta_4 \cdot \text{Año} + \delta_1 \cdot I_{\{\text{Aguascalientes}\}} + \delta_2 \cdot I_{\{\text{BajaCalifornia}\}} +$ 
##  $\delta_3 \cdot I_{\{\text{BCS}\}} + \dots + \delta_{35} \cdot I_{\{\text{Zacatecas}\}} \backslash \backslash$ 
##  $\alpha \sim \text{Normal}(0,0.001) \backslash \backslash$ 
##  $\beta \sim \text{Normal}(0,0.001)$ 
## $$
##
## ##### Valores de Inicialización
##
## ```{r}
## data<-list("n"=n,"y"=seguro2$Y,
##           "x1"=seguro2$ETU, "x2"=seguro2$ETR, "x3"=seguro2$Pobr, "t"=seguro2$Anno, "ne"=seguro2$Desem,
##           "s1" =seguro2$Entidad_AGUASCALIENTES, "s2" =seguro2$Entidad_BAJA_CALIFORNIA, "s3" =seguro2$Entidad_COAHUILA,
##           "s4" =seguro2$Entidad_CAMPECHE, "s5" =seguro2$Entidad_COAHUILA, "s6" =seguro2$Entidad_COLIMA,
##           "s8" =seguro2$Entidad_CHIHUAHUA, "s9" =seguro2$Entidad_DISTRITO_FEDERAL, "s10" =seguro2$Entidad_GUERRERO,

```

```

##          "s12" =seguro2$Entidad_GUERRERO, "s13" =seguro2$Entidad_HIDALGO, "s14" =seguro2$Entidad_J
##          "s16" =seguro2$Entidad_MICHOACAN, "s17" =seguro2$Entidad_MORELOS, "s18" =seguro2$Entidad_
##          "s20" =seguro2$Entidad_OAXACA, "s21" =seguro2$Entidad_PUEBLA, "s22" =seguro2$Entidad_QUER
##          "s24" =seguro2$Entidad_SAN_LUIS_POTOSI, "s25" =seguro2$Entidad_SINALOA, "s26" =seguro2$En
##          "s28" =seguro2$Entidad_TAMAULIPAS, "s29" =seguro2$Entidad_TLAXCALA, s30 =seguro2$Entidad_VI
##          "s32" =seguro2$Entidad_ZACATECAS)
## inits<-function(){list(alpha=0,beta=rep(0,5),yf=rep(1,n))}
## parameters<-c("alpha","beta","delta.mean","yf")
## modelo.a <-jags.parallel(data,inits,parameters,model.file="modelo-a-estatal.txt",
##          n.iter=5000,n.chains=2,n.burnin=1000,n.thin=1)
## ```
##
## ##### Cadenas y Convergencia
##
## ```{r echo=FALSE}
## exploracionMCMC(modelo.a)
## ```
##
## ##### Sumario
##
## ```{r echo=FALSE}
## summary <- modelo.a$BUGSoutput$summary
## summary <- summary[grepl('(alpha|beta|delta)',rownames(summary)), c(1,3,7)]
## summary %>% round(., 4)
## ```
##
## ##### DIC
##
## ```{r echo=FALSE}
## modelo.a$BUGSoutput$DIC
## ```
##
## #####  $R^2$ 
##
## ```{r echo=FALSE}
## R2(seguro2$Y, modelo.a)
## ```
##
##
## ## b. Modelo Dinámico
##
## $$
## Y \sim \text{Poisson}(\mu) \quad \backslash\backslash
## \mu = \theta * \text{Desem} \quad \backslash\backslash
## \text{cloglog}(\theta) = \alpha + \beta_1 \cdot \text{ETU} + \beta_2 \cdot \text{ETR} + \beta_3 \cdot \text{Pobr} + \backslash\backslash
## \delta_1 \cdot I_{\text{Aguascalientes}} + \delta_2 \cdot I_{\text{BajaCalifornia}} +
## \delta_3 \cdot I_{\text{BCS}} + \dots + \delta_{35} \cdot I_{\text{Zacatecas}} + \backslash\backslash
## + \mu_g \cdot \gamma_1 \cdot I_{\{2009\}} + \mu_g \cdot \gamma_2 \cdot I_{\{2010\}} + \dots + \mu_g \cdot \gamma_t \cdot I_{\{2010\}}
## \alpha \sim \text{Normal}(0,0.001) \quad \backslash\backslash
## \beta \sim \text{Normal}(0,0.001) \quad \backslash\backslash
## \gamma_t \sim \text{Normal}(0,0.001) \quad \backslash\backslash
## g \sim \text{Normal}(0, 0.001) \quad \backslash\backslash
## \mu_g \sim g \cdot \text{Normal}(\gamma_{t-32})
## $$

```

```

##
## ### Valores de Inicialización
##
## ```{r echo=FALSE}
## data<-list("n"=n,"y"=seguro2$Y,
##           "x1"=seguro2$ETU, "x2"=seguro2$ETR, "x3"=seguro2$Pobr, "t"=seguro2$Anno, "ne"=seguro2$Des
##           "s1" =seguro2$Entidad_AGUASCALIENTES, "s2" =seguro2$Entidad_BAJA_CALIFORNIA, "s3" =seguro2$Entidad_COAHUILA, "s4" =seguro2$Entidad_CAMPECHE, "s5" =seguro2$Entidad_COAHUILA, "s6" =seguro2$Entidad_COLIMA, "s7" =seguro2$Entidad_DURANGO, "s8" =seguro2$Entidad_CHIHUAHUA, "s9" =seguro2$Entidad_DISTRITO_FEDERAL, "s10" =seguro2$Entidad_GUERRERO, "s11" =seguro2$Entidad_HIDALGO, "s12" =seguro2$Entidad_GUERRERO, "s13" =seguro2$Entidad_HIDALGO, "s14" =seguro2$Entidad_JALISCO, "s15" =seguro2$Entidad_MICHOACAN, "s16" =seguro2$Entidad_MICHOACAN, "s17" =seguro2$Entidad_MORELOS, "s18" =seguro2$Entidad_MORELOS, "s19" =seguro2$Entidad_NAYARIT, "s20" =seguro2$Entidad_OAXACA, "s21" =seguro2$Entidad_PUEBLA, "s22" =seguro2$Entidad_QUERETARO, "s23" =seguro2$Entidad_SAN_LUIS_POTOSI, "s24" =seguro2$Entidad_SAN_LUIS_POTOSI, "s25" =seguro2$Entidad_SINALOA, "s26" =seguro2$Entidad_SINALOA, "s27" =seguro2$Entidad_TAMAULIPAS, "s28" =seguro2$Entidad_TAMAULIPAS, "s29" =seguro2$Entidad_TLAXCALA, "s30" =seguro2$Entidad_TLAXCALA, "s31" =seguro2$Entidad_ZACATECAS, "s32" =seguro2$Entidad_ZACATECAS, "t1"=seguro2$Anno_2009, "t2"=seguro2$Anno_2010, "t3"=seguro2$Anno_2011, "t4"=seguro2$Anno_2012, "t5"=seguro2$Anno_2012, "t6"=seguro2$Anno_2013, "t7"=seguro2$Anno_2014, "t8"=seguro2$Anno_2015, "t9"=seguro2$Anno_2016, "t10"=seguro2$Anno_2017)
## inits<-function(){list(alpha=0,beta=rep(0,5),yf=rep(1,n))}
## parameters<-c("alpha","beta","delta.mean","gamma.mean","yf")
## modelo.b <-jags.parallel(data,inits,parameters,model.file="modelo-b.txt",
##                          n.iter=5000,n.chains=2,n.burnin=1000,n.thin=1)
## ```
##
## ### Cadenas y Convergencia
##
## ```{r echo=FALSE}
## exploracionMCMC(modelo.b)
## ```
##
## ### Sumario
##
## ```{r echo=FALSE}
## summary <- modelo.b$BUGSoutput$summary
## summary <- summary[grep('(alpha|beta|delta|gamma)',rownames(summary)), c(1,3,7)]
## summary %>% round(., 8)
## ```
##
## ### DIC
##
## ```{r echo=FALSE}
## modelo.b$BUGSoutput$DIC
## ```
##
## ###  $R^2$ 
##
## ```{r echo=FALSE}
## R2(seguro2$Y, modelo.b)
## ```
##
##
## ## Modelo Jerárquico
##
## $$
## Y \sim \text{Poisson}(\mu) \backslash

```

```

## \mu = \phi\cdot \{ \theta * Desem \} \
## cloglog(\theta) = \alpha + \beta_{i1} \cdot ETU + \beta_{i2} \cdot ETR + \
## \beta_{i3} \cdot Pobr + \delta_{i1} \cdot I_{Aguascalientes} + \delta_{i2} \cdot I_{BajaCalifornia}
## \delta_{i3} \cdot I_{BCS} + ... + \delta_{i35} \cdot I_{Zacatecas} + \
## + \mu_g \cdot \gamma_{i1} \cdot I_{2009} + \mu_g \cdot \gamma_{i2} \cdot I_{2010} + ... + \mu_g \cdot
## \alpha \sim Normal(0,0.001) \
## \beta \sim Normal(0,0.001) \
## \gamma \sim Normal(0,0.001) \
## g \sim Normal(0, 0.001) \
## \mu_g \sim g \cdot Normal(\gamma_{t-32}, \tau) \
## \tau \sim Gamma(0.001, 0.001)
## $$
##
## ### Valores de Inicialización
##
## ```{r echo=FALSE}
## data<-list("n"=n,"y"=(seguro2$Y),
##           "x1"=(seguro2$ETU), "x2"=(seguro2$ETR), "x3"=(seguro2$Pobr),
##           "ne"=(seguro2$Desem),
##           "s1" =seguro2$Entidad_AGUASCALIENTES, "s2" =seguro2$Entidad_BAJA_CALIFORNIA, "s3" =seguro2$Entidad_COAHUILA, "s4" =seguro2$Entidad_CAMPECHE, "s5" =seguro2$Entidad_COAHUILA, "s6" =seguro2$Entidad_COLIMA, "s7" =seguro2$Entidad_DISTRITO_FEDERAL, "s8" =seguro2$Entidad_CHIHUAHUA, "s9" =seguro2$Entidad_DISTRITO_FEDERAL, "s10" =seguro2$Entidad_GUERRERO, "s11" =seguro2$Entidad_HIDALGO, "s12" =seguro2$Entidad_GUERRERO, "s13" =seguro2$Entidad_HIDALGO, "s14" =seguro2$Entidad_JALISCO, "s15" =seguro2$Entidad_MICHOACAN, "s16" =seguro2$Entidad_MICHOACAN, "s17" =seguro2$Entidad_MORELOS, "s18" =seguro2$Entidad_MORELOS, "s19" =seguro2$Entidad_OAXACA, "s20" =seguro2$Entidad_OAXACA, "s21" =seguro2$Entidad_PUEBLA, "s22" =seguro2$Entidad_PUEBLA, "s23" =seguro2$Entidad_QUERETARO, "s24" =seguro2$Entidad_SAN_LUIS_POTOSI, "s25" =seguro2$Entidad_SINALOA, "s26" =seguro2$Entidad_SINALOA, "s27" =seguro2$Entidad_TAMAULIPAS, "s28" =seguro2$Entidad_TAMAULIPAS, "s29" =seguro2$Entidad_TLAXCALA, "s30" =seguro2$Entidad_TLAXCALA, "s31" =seguro2$Entidad_ZACATECAS, "s32" =seguro2$Entidad_ZACATECAS, "t1" =seguro2$Anno_2009, "t2" =seguro2$Anno_2010, "t3" =seguro2$Anno_2011, "t4" =seguro2$Anno_2012, "t5" =seguro2$Anno_2012, "t6" =seguro2$Anno_2013, "t7" =seguro2$Anno_2014, "t8" =seguro2$Anno_2015, "t9" =seguro2$Anno_2016, "t10" =seguro2$Anno_2017)
## inits<-function(){list(alpha=0,yf=rep(1,n))}
## parameters<-c("alpha","beta.mean","delta.mean","gamma.mean","yf")
## modelo.c <-jags.parallel(data,inits,parameters,model.file="modelo-c.txt",
##                          n.iter=5000,n.chains=2,n.burnin=1000,n.thin=1)
## ```
##
## #### Cadenas y Convergencia
##
## ```{r echo=FALSE}
## exploracionMCMC(modelo.c)
## ```
##
## #### Sumario
##
## ```{r echo=FALSE}
## summary <- modelo.c$BUGSoutput$summary
## summary <- summary[grep('(alpha|beta|delta|gamma)',rownames(summary)), c(1,3,7)]
## summary %>% round(., 8)
## ```
##
## #### DIC
##
## ```{r echo=FALSE}
## modelo.c$BUGSoutput$DIC

```

```

## ```
##
## ####  $R^2$ 
##
## ```{r echo=FALSE}
## R2(seguro2$Y, modelo.c)
## ```
##
## ## IV. Interpretación de resultados
##
## En la sección anterior no hicimos mucho detalle, más allá de la descripción matemática debido a que p
##
## Como se pudo observar en la sección anterior descartamos el modelo estático nacional por tener un sol
##
## Respecto al resto de los modelos consideramos esto lo más relevante.
##
## ```{r echo=FALSE}
## data.frame(modelo=c("Modelo Estático Estatal", "Modelo Dinámico Estatal", "Modelo Dinámico Estatal J
##               DIC=c(modelo.a$BUGSoutput$DIC, modelo.b$BUGSoutput$DIC, modelo.c$BUGSoutput$DIC),
##               R2=c(R2(seguro2$Y, modelo.a),R2(seguro2$Y,modelo.b),R2(seguro2$Y,modelo.c)))
## ```
##
## Podemos ver que los valores de pseudo R2 tienen un posible sobre ajuste por lo que hemos decidido da
##
## Por lo que resta de la sección será dedicada a dicho modelo.
##
## #### Modelo Dinámico Estatal
##
## Aquí mostramos los valores de las  $\delta$  que proporcionan el coeficiente para las Entidades Federat
##
## Es relevante esta información si fuera un caso de negocio debido a que: cada administración estatal a
##
## Consideramos utilizar el mapa como herramienta, dado que es mucho más fácil de interpretar que los 32
##
## ```{r echo=FALSE}
## summary <- modelo.b$BUGSoutput$summary
## summary <- summary[grep('(delta)',rownames(summary)), c(1)]
## summary <- summary %>% data.frame
## summary <- summary %>% mutate(region=1:32)
## print(summary)
## names(summary) <- c("value", "region")
## mxstate_choropleth(summary, title = "Mapa por Estados", legend = "Valores delta", num_colors = 4)
## ggsave("6deltas-estados.png") %>% invisible
## ```
##
## Dado que las administraciones políticas tienen una temporalidad hemos decidido mostrar los coeficien
##
## ```{r echo=FALSE}
## summary <- modelo.b$BUGSoutput$summary
## summary <- summary[grep('(gamma)',rownames(summary)), c(1,3,7)] %>% round(4)
## summary <- summary %>% data.frame
## summary <- summary %>% mutate(Anno=2008:2017) %>% select("Anno", gamma_media=mean, 'gamma_2.5%' = '1
## # summary <- summary %>% mutate(Anno=2008:2017) %>% select("Anno", Gamma = '.')
## summary

```

```

## ```
##
##
## ```{r echo=FALSE, message=FALSE, warning=FALSE}
## graficar <- function(data, modelo, title="", filter_column="x1"){
##   if("BUGSoutput" %in% names(modelo)){
##     modelo <- modelo$BUGSoutput
##   }
##   data <- data %>% data.frame
##   or <- which(data[grep(filter_column, names(data))]==1)
##   data <- data[or,]
##   #Predictions
##   out.sum<-modelo$summary
##   out.yf<-out.sum[grep("yf",rownames(out.sum)),]
##   # print(y)
##   # print(out.yf[or])
##   x<-data$ne
##   y<-data$y
##   ymin<-min(y,out.yf[or,c(1,3,7)])
##   ymax<-max(y,out.yf[or,c(1,3,7)])
##   par(mfrow=c(1,1))
##   plot(x,y,ylim=c(ymin,ymax),main=title,sub = "x es Desem; y es la Doble Derechohabiencia")
##   lines(x,out.yf[or,1],lwd=2,col=2)
##   lines(x,out.yf[or,3],lty=2,col=2)
##   lines(x,out.yf[or,7],lty=2,col=2)
## }
## i <- 6
## lapply(list(
##   c("Año 2010", "t2"),
##   c("Año 2011", "t3"),
##   c("Año 2012", "t4"),
##   c("Año 2013", "t5"),
##   c("Año 2014", "t6"),
##   c("Año 2015", "t7"),
##   c("Año 2016", "t8"),
##   c("Año 2017", "t9")
## ), function(x){
##   assign("i", (i+1), envir = .GlobalEnv)
##   graficar(data, modelo.b, x[1], x[2])
##   ggsave(paste0(i,"por-anno.png"))
## }) %>% invisible
##
## ```
##
## Como se puede observar: las betas no fueron significativas en ninguno de nuestras 3 variables explicativas
##
## ```{r echo=FALSE}
## summary <- modelo.b$BUGSoutput$summary
## summary <- summary[grep('(beta)',rownames(summary)), c(1,3,7)] %>% round(4)
## summary <- summary[1:3,] %>% data.frame
## summary <- summary %>%
##   mutate(beta=paste0("beta_",1:3), "var_explicativa"=c("ETR", "EPR", "Pobr")) %>%
##   select("beta_i"=beta, "var_explicativa",
##     beta_media=mean, 'beta_2.5%' = 'X2.5.', 'beta_97.5%'=X97.5.)

```

```

## summary
## ```
##
## ### Cadenas y Convergencia
##
## Las cadenas se comportaron relativamente normal, y en convergieron en un tiempo y número de simulaci
##
## ```{r echo=FALSE}
## exploracionMCMC(modelo.b)
## ```
##
## ### Conclusiones Finales
##
## Buscamos ser sinceros en este reporte, y mostramos tanto hallazgos como algunos de los tropiezos enc
##
## * Un modelo jerárquico, dinámico, generalizado que permitiera tener muchas variables explicativas.
##
## * Las variables explicativas y sus valores  $\beta$  no arrojan gran información.
##
## Destacamos lo que resultó más sorprendente. Mediante el análisis gráfico exploratorio de datos pudim
##
##
## ## V. Referencias
##
## * LE Nieto-Barajas. ITAM. Notas y Código del Curso de Regresión Avanzada. <http://allman.rhon.itam.m>
##
## * D Valle-Jones. GitHub. Mapas de México. <https://github.com/diegovalle/mxmaps>
##
## * D Valle-Jones. Autor. Mapas de México. <https://www.diegovalle.net/mxmaps/>
##
## ## VI. Apéndice
##
## ### Código de Este Notebook
##
## ```{bash}
## cat proyecto.Rmd
## ```
##
##
## ### Modelo Lineal Generalizado A: Nacional, Estático
##
## ```{bash}
## cat modelo-a.txt
## ```
##
##
## ### Modelo Lineal Generalizado A: Por Entidad Federativa, Estático
##
## ```{bash}
## cat modelo-a-estatal.txt
## ```
##
##
## ### Modelo Lineal Generalizado A: Nacional, Dinámico
##
##
## ```{bash}

```

```
## cat modelo-b.txt
## ```
##
## ### Modelo Lineal Generalizado A: Nacional, Dinámico y Jerárquico
##
## ```{bash}
## cat modelo-c.txt
## ```
```

Modelo Lineal Generalizado A: Nacional, Estático

```
cat modelo-a.txt

## model{
##   #Likelihood
##   for(i in 1:n){
##     y[i] ~ dpois(mu[i])
##     mu[i] <- theta[i]*ne[i]
##     cloglog(theta[i]) <- alpha + beta[1]*x1[i] + beta[2]*x2[i] + beta[3]*x3[i] + beta[5]*t[i]
##   }
##   #Priors
##   alpha ~ dnorm(0, 0.001)
##   for(j in 1:5){
##     beta[j] ~ dnorm(0, 0.001)
##   }
##   #Predictions
##   for(i in 1:n){
##     yf[i] ~ dpois(mu[i])
##   }
## }
```

Modelo Lineal Generalizado A: Por Entidad Federativa, Estático

```
cat modelo-a-estatal.txt

## model{
##   #Likelihood
##   for(i in 1:n){
##     y[i] ~ dpois(mu[i])
##     mu[i] <- theta[i]*ne[i]
##     cloglog(theta[i]) <- alpha + beta[1]*x1[i] + beta[2]*x2[i] + beta[3]*x3[i] + beta[4]*t[i] +
##       delta[i,1]*s1[i] + delta[i,2]*s2[i] + delta[i,3]*s3[i] + delta[i,4]*s4[i] + delta[i,5]*s5[i] +
##       delta[i,7]*s7[i] + delta[i,8]*s8[i] + delta[i,9]*s9[i] + delta[i,10]*s10[i] + delta[i,11]*s11[i] +
##       delta[i,13]*s13[i] + delta[i,14]*s14[i] + delta[i,15]*s15[i] + delta[i,16]*s16[i] + delta[i,17]*s17[i] +
##       delta[i,19]*s19[i] + delta[i,20]*s20[i] + delta[i,21]*s21[i] + delta[i,22]*s22[i] + delta[i,23]*s23[i] +
##       delta[i,25]*s25[i] + delta[i,26]*s26[i] + delta[i,27]*s27[i] + delta[i,28]*s28[i] + delta[i,29]*s29[i] +
##       delta[i,31]*s31[i] + delta[i,32]*s32[i]
##   }
##   #Priors
##   alpha ~ dnorm(0, 0.001)
##   for(j in 1:5){
##     beta[j] ~ dnorm(0, 0.001)
##   }
## }
```



```

##   for(j in 1:n){
##     for(k in 1:32){
##       delta[j,k] ~ dnorm(0, 0.001)
##     }
##   }
##   #Predictions
##   for(i in 1:n){
##     yf[i] ~ dpois(mu[i])
##   }
##   #deltas
##   for(k in 1:32){
##     delta.mean[k] <- mean(delta[,k])
##   }
## }

```

Modelo Lineal Generalizado A: Nacional, Dinámico

```
cat modelo-b.txt
```

```

## model{
##   #Likelihood
##   for(i in 1:n){
##     y[i] ~ dpois(mu[i])
##     mu[i] <- theta[i]*ne[i]
##     cloglog(theta[i]) <- alpha + beta[1]*x1[i] + beta[2]*x2[i] + beta[3]*x3[i] +
##       delta[i,1]*s1[i] + delta[i,2]*s2[i] + delta[i,3]*s3[i] + delta[i,4]*s4[i] + delta[i,5]*s5[
##       delta[i,7]*s7[i] + delta[i,8]*s8[i] + delta[i,9]*s9[i] + delta[i,10]*s10[i] + delta[i,11]*
##       delta[i,13]*s13[i] + delta[i,14]*s14[i] + delta[i,15]*s15[i] + delta[i,16]*s16[i] + delta[
##       delta[i,19]*s19[i] + delta[i,20]*s20[i] + delta[i,21]*s21[i] + delta[i,22]*s22[i] + delta[
##       delta[i,25]*s25[i] + delta[i,26]*s26[i] + delta[i,27]*s27[i] + delta[i,28]*s28[i] + delta[
##       delta[i,31]*s31[i] + delta[i,32]*s32[i] + mu.g[i]*gamma[i,1]*t1[i] + mu.g[i]*gamma[i,2]*t2[i]
##       mu.g[i]*gamma[i,4]*t4[i] + mu.g[i]*gamma[i,5]*t5[i] + mu.g[i]*gamma[i,6]*t6[i] + mu.g[i]*gamma
##       mu.g[i]*gamma[i,9]*t9[i] + mu.g[i]*gamma[i,10]*t10[i]
##   }
##   #Priors
##   alpha ~ dnorm(0, 0.001)
##   #State eq.
##   g ~ dnorm(0, 0.001)
##   #for(k in 1:10){
##     # gamma[1,k] ~ dnorm(0,0.001)
##   #}
##   for(i in 1:32){
##     mu.g[i] <- 1
##     for(k in 1:10){
##       gamma[i,k] ~ dnorm(0, 0.001)
##     }
##   }
##   for (i in 33:n) {
##     mu.g[i] <- g*mean(gamma[(i-32),])
##     for(k in 1:10){
##       gamma[i,k] ~ dnorm(0, 0.001)
##     }
##   }
## }

```

```

##   for(j in 1:5){
##     beta[j] ~ dnorm(0, 0.001)
##   }
##   for(j in 1:n){
##     for(k in 1:32){
##       delta[j,k] ~ dnorm(0, 0.001)
##     }
##   }
##   #Predictions
##   for(i in 1:n){
##     yf[i] ~ dpois(muf[i])
##     muf[i] <- thetaf[i]*ne[i]
##     cloglog(thetaf[i]) <- alpha + beta[1]*x1[i] + beta[2]*x2[i] + beta[3]*x3[i] + beta[4]*t[i] +
##       delta[i,1]*s1[i] + delta[i,2]*s2[i] + delta[i,3]*s3[i] + delta[i,4]*s4[i] + delta[i,5]*s5[
##       delta[i,7]*s7[i] + delta[i,8]*s8[i] + delta[i,9]*s9[i] + delta[i,10]*s10[i] + delta[i,11]*
##       delta[i,13]*s13[i] + delta[i,14]*s14[i] + delta[i,15]*s15[i] + delta[i,16]*s16[i] + delta[
##       delta[i,19]*s19[i] + delta[i,20]*s20[i] + delta[i,21]*s21[i] + delta[i,22]*s22[i] + delta[
##       delta[i,25]*s25[i] + delta[i,26]*s26[i] + delta[i,27]*s27[i] + delta[i,28]*s28[i] + delta[
##       delta[i,31]*s31[i] + delta[i,32]*s32[i] + mu.g[i]*gamma[i,1]*t1[i] + mu.g[i]*gamma[i,2]*t2[i]
##       mu.g[i]*gamma[i,4]*t4[i] + mu.g[i]*gamma[i,5]*t5[i] + mu.g[i]*gamma[i,6]*t6[i] + mu.g[i]*gamma
##       mu.g[i]*gamma[i,9]*t9[i] + mu.g[i]*gamma[i,10]*t10[i]
##   }
##   #deltas
##   for(k in 1:32){
##     delta.mean[k] <- mean(delta[,k])
##   }
##   #gammas
##   for(k in 1:10){
##     gamma.mean[k] <- mean(gamma[,k])
##   }
## }

```

Modelo Lineal Generalizado A: Nacional, Dinámico y Jerárquico

```
cat modelo-c.txt
```

```

## model{
##   #Likelihood
##   for(i in 1:n){
##     y[i] ~ dpois(mu[i])
##     mu[i] <- theta[i]*ne[i]
##     cloglog(theta[i]) <- alpha + beta[i,1]*x1[i] + beta[i,2]*x2[i] + beta[i,3]*x3[i] +
##       delta[i,1]*s1[i] + delta[i,2]*s2[i] + delta[i,3]*s3[i] + delta[i,4]*s4[i] + delta[i,5]*s5[
##       delta[i,7]*s7[i] + delta[i,8]*s8[i] + delta[i,9]*s9[i] + delta[i,10]*s10[i] + delta[i,11]*
##       delta[i,13]*s13[i] + delta[i,14]*s14[i] + delta[i,15]*s15[i] + delta[i,16]*s16[i] + delta[
##       delta[i,19]*s19[i] + delta[i,20]*s20[i] + delta[i,21]*s21[i] + delta[i,22]*s22[i] + delta[
##       delta[i,25]*s25[i] + delta[i,26]*s26[i] + delta[i,27]*s27[i] + delta[i,28]*s28[i] + delta[
##       delta[i,31]*s31[i] + delta[i,32]*s32[i] + mu.g[i]*gamma[i,1]*t1[i] + mu.g[i]*gamma[i,2]*t2[i]
##       mu.g[i]*gamma[i,4]*t4[i] + mu.g[i]*gamma[i,5]*t5[i] + mu.g[i]*gamma[i,6]*t6[i] + mu.g[i]*gamma
##       mu.g[i]*gamma[i,9]*t9[i] + mu.g[i]*gamma[i,10]*t10[i]
##   }
##   #Priors
##   alpha ~ dnorm(0, 0.001)

```

```

## #State eq.
## for(i in 33:n){
##   for(j in 1:5){
##     beta[i,j] ~ dnorm(beta[(i-32),j], tau.b[j])
##   }
## }
## for(i in 1:32){
##   for(k in 1:5){
##     beta[i,k] ~ dnorm(0, 0.001)
##   }
## }
## for(j in 1:5){
##   tau.b[j] <- lambda*tau
## }
## tau ~ dgamma(0.001,0.001)
## lambda <- 10
## for(j in 1:n){
##   for(k in 1:32){
##     delta[j,k] ~ dnorm(0, 0.001)
##   }
## }
## g ~ dnorm(0, 0.001)
## for(i in 1:32){
##   mu.g[i] <- 1
##   for(k in 1:10){
##     gamma[i,k] ~ dnorm(0, 0.001)
##   }
## }
## for (i in 33:n) {
##   mu.g[i] <- g*mean(gamma[(i-32),])
##   for(k in 1:10){
##     gamma[i,k] ~ dnorm(0, 0.001)
##   }
## }
## #Predictions
## for(i in 1:n){
##   yf[i] ~ dpois(muf[i])
##   muf[i] <- thetaf[i]*ne[i]
##   cloglog(thetaf[i]) <- alpha + beta[i,1]*x1[i] + beta[i,2]*x2[i] + beta[i,3]*x3[i] +
##     delta[i,1]*s1[i] + delta[i,2]*s2[i] + delta[i,3]*s3[i] + delta[i,4]*s4[i] + delta[i,5]*s5[
##     delta[i,7]*s7[i] + delta[i,8]*s8[i] + delta[i,9]*s9[i] + delta[i,10]*s10[i] + delta[i,11]*
##     delta[i,13]*s13[i] + delta[i,14]*s14[i] + delta[i,15]*s15[i] + delta[i,16]*s16[i] + delta[
##     delta[i,19]*s19[i] + delta[i,20]*s20[i] + delta[i,21]*s21[i] + delta[i,22]*s22[i] + delta[
##     delta[i,25]*s25[i] + delta[i,26]*s26[i] + delta[i,27]*s27[i] + delta[i,28]*s28[i] + delta[
##     delta[i,31]*s31[i] + delta[i,32]*s32[i] + mu.g[i]*gamma[i,1]*t1[i] + mu.g[i]*gamma[i,2]*t2[i]
##     mu.g[i]*gamma[i,4]*t4[i] + mu.g[i]*gamma[i,5]*t5[i] + mu.g[i]*gamma[i,6]*t6[i] + mu.g[i]*gamma
##     mu.g[i]*gamma[i,9]*t9[i] + mu.g[i]*gamma[i,10]*t10[i]
## }
## #betas
## for(k in 1:5){
##   beta.mean[k] <- mean(beta[,k])
## }
## #deltas
## for(k in 1:32){

```

```
##     delta.mean[k] <- mean(delta[,k])
##   }
##   #gammas
##   for(k in 1:10){
##     gamma.mean[k] <- mean(gamma[,k])
##   }
## }
```