

Violencia: Graficos y analisis

Felipe Gonzalez-Arango

2 de mayo de 2019

Contents

Setup	1
Graficos variables importantes y algunos descriptivos	2
Analisis Homicidios	2
Analisis Ataques	7
Analisis Secuestros	11
Analisis Secuestros Politicos	15
Analisis Desmovilizados	20
Analisis Estadisticos CON EL ACDIVOCA (Correlaciones y regresiones)	25
Variables Agregadas con ACDI-VOCA	25
Δ variables con ACDI-VOCA	31
Tendencias y correlaciones en un graficos	37

Setup

Con este codigo se importan todas las bases de datos y todos los paquetes necesarios.

#ANTES DE CORRER, Â;CORRER LA PESTANA "CODIGO PARA ARRANCAR TODO"!

```
load("C:/Users/felig/Dropbox/Proyecto Juan Camilo/MergeBases_Environment.RData")
```

#Cargar paquetes

```
library(readstata13)
library(tidyr)
library(dplyr)
library(data.table)
library(readxl)
library(doBy)
library(vtable)
library(plyr)
library(gridExtra)
library(grid)
library(purrr)
library(psych)
library(ggplot2)
library(psych)
library(Hmisc)
library(matrixStats)
library(ggpubr)
library(vtable)
library(ggthemes)
```

Graficos variables importantes y algunos descriptivos

Esta seccion esta dividida por variables. Dentro de cada variable hay dos secciones. En la primera se observa un grafico que muestra las tendencias de la variable para los 44 municipios del ACIDI-VOCA. *** La segunda seccion tiene los descriptivos de esas variables. Para mas informacion, acercarse a la descripcion de esa seccion.

Analisis Homicidios

Creacion de variables

En esta base de datos es necesario hacer un *tidy* de la base de datos. Es decir, transformar algunas columnas en filas.

Para mas informacion sobre la concepcion del *tidy* ver: Paper tidy

```
homi_GA <- grep('homi_{1}', names(cede_conflicto_44), value = T) %>% grep('_pn',.,value = T, invert = T)
# Tidy data table - homicidios de transito
conflicto_44_tidy <- gather(cede_conflicto_44, 'Grupo_Armado', 'Numero_Homicidios', homi_GA)
conflicto_44_tidy$ano_base_general <- as.Date(conflicto_44_tidy$ano_base_general, '%Y', na.rm=T)
```

Graficos

Observe que, para ciertas variables, se debe calcular un indice que normalice las poblaciones de cada municipio. Esta variable tiene esa transformacion. Esta variable se transforma para que quede medida **por cien mil habitantes**. Asi, la transformacion que se le hace a estas variables es:

$$T = \frac{N_t}{P_t} \times 100000$$

En donde: T = La tasa por 100 mil habitantes N_t = Numero total de la variable de interes P_t = Poblacion total en el periodo t

Por lo tanto, generamos el siguiente codigo para poder crear esta variable. El nombre de esas variables es ****_cienmil****

```
#Loop para saber poder saber qu  observaciones concuerdan tanto en el a o del censo como en el a o de conflicto
a <- c()
for(i in 1:nrow(conflicto_44_tidy)){
  if(conflicto_44_tidy$ano[i]==conflicto_44_tidy$ano_base_general[i]){
    a <- c(a,i)
  }
}
#Limpiamos base de datos para que queden solamente las observaciones que concuerden en a o de conflicto

conflicto_44_tidy <- conflicto_44_tidy[a,]

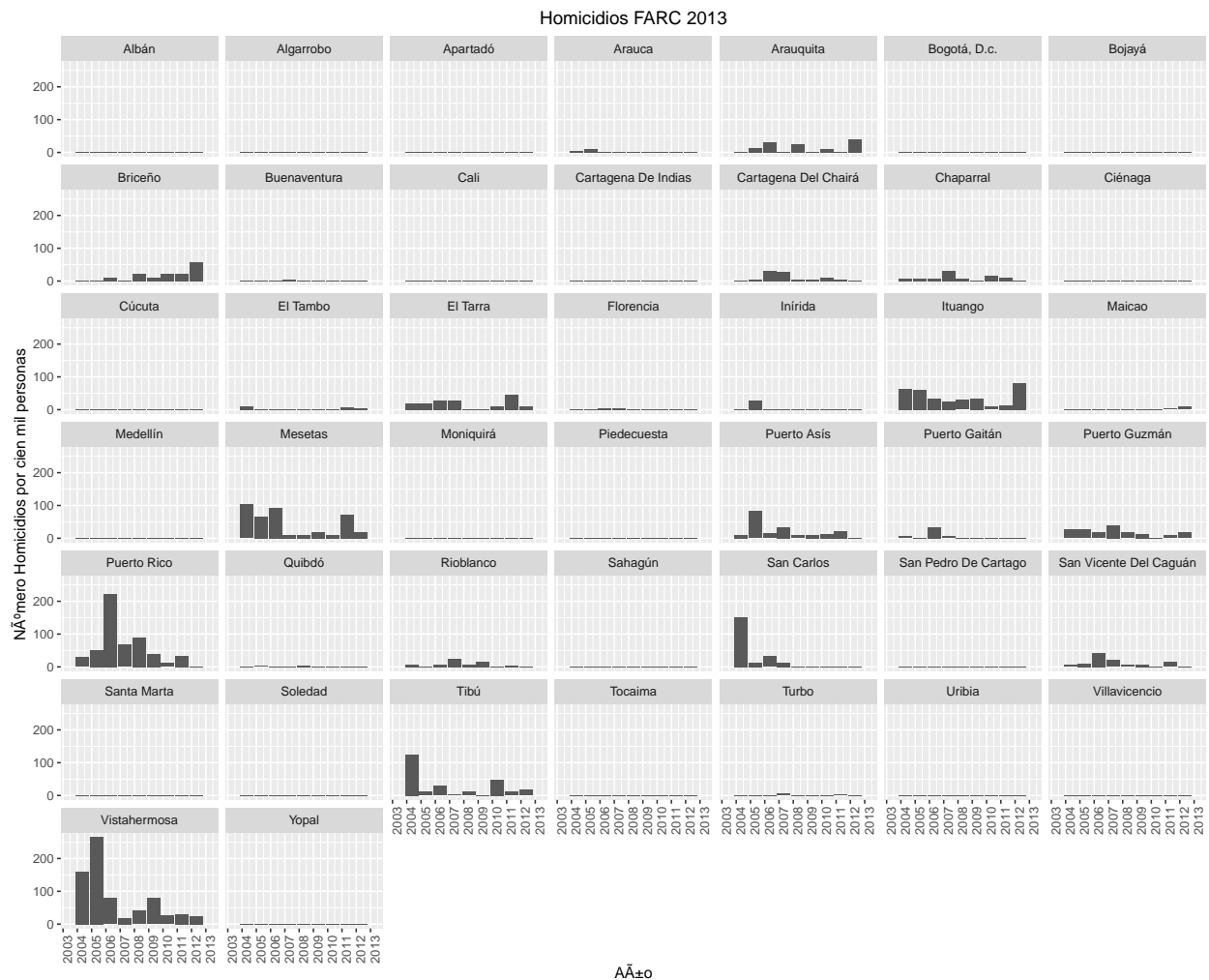
conflicto_44_tidy <- conflicto_44_tidy %>%
  dplyr::mutate(homi_cienmil=(Numero_Homicidios/pobl_tot)*100000)
```

En este codigo se crea el grafico que muestra las **tendencias** en funcion del tiempo para todos los departamentos del cuestionario ACIDI-VOCA.

Grafico Homicidios FARC

```
conflicto_44_tidy %>%
  filter(Grupo_Armado=="homi_FARC") %>%
  ggplot(
    aes(x = ano, y = homi_cienmil)) +
  geom_col() +
```

```
scale_color_manual(values = palette) +
facet_wrap(~Municipio) +
labs(y='Número Homicidios por cien mil personas', title='Homicidios FARC 2013', x= 'Año', caption="")
scale_x_date(date_breaks = '1 year', date_labels = '%Y',
             limits = c(as.Date('2003', format = '%Y'), as.Date('2013', format = '%Y')))) +
theme(plot.title = element_text(hjust = 0.5), axis.text.x = element_text(angle=90))
```

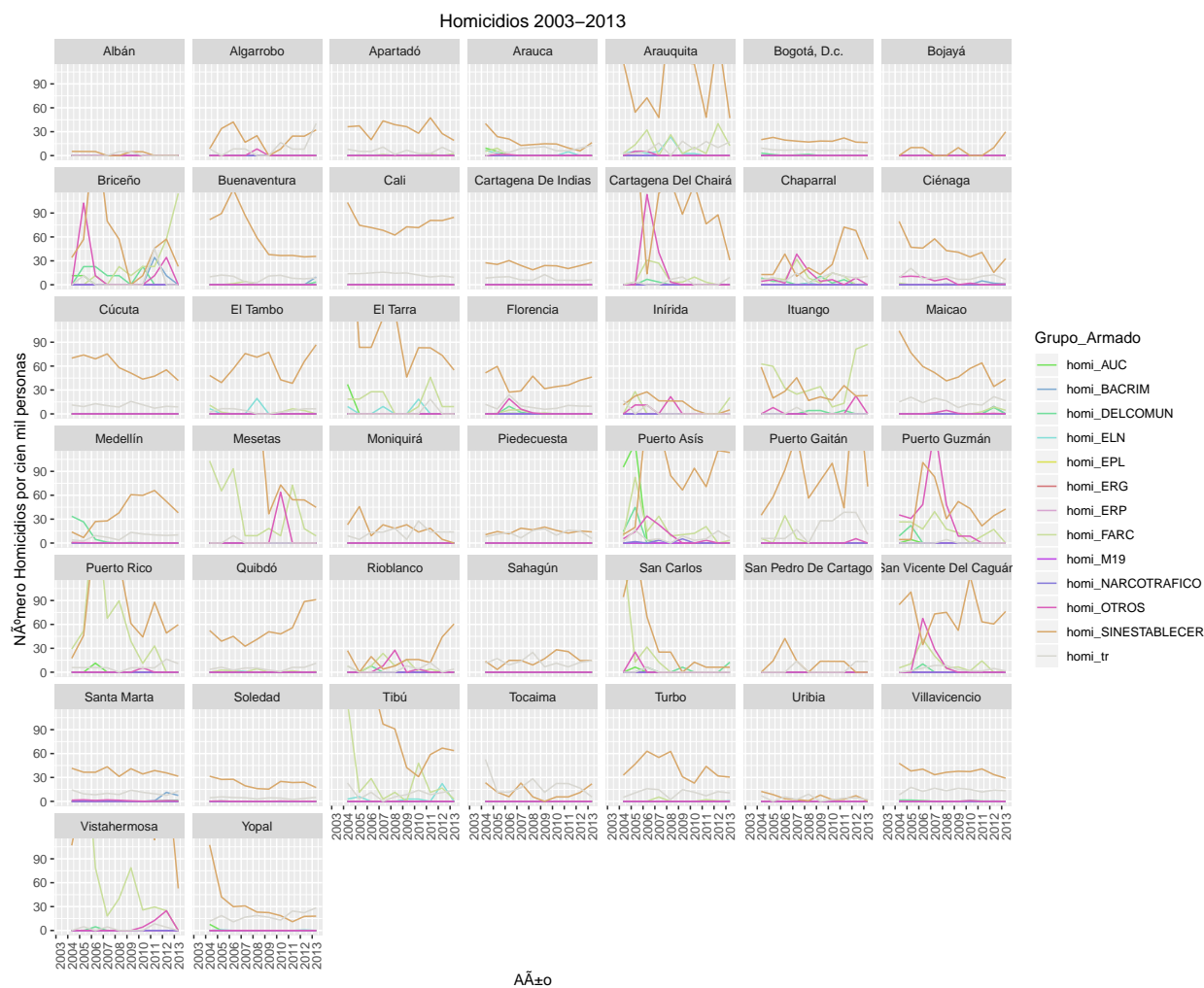


Fuente: Ministerio de Defensa

Graficos homicidios por ano y municipio

```
library(randomcolorR)
n <- 13
palette <- distinctColorPalette(n)
ggplot(conflicto_44_tidy,
       aes(x=ano, y = homi_cienmil, color= Grupo_Armado)) +
  geom_line() +
  scale_color_manual(values = palette) +
  facet_wrap(~Municipio) +
  labs(y='Número Homicidios por cien mil personas', title='Homicidios 2003-2013', x= 'Año', caption="")
  scale_x_date(date_breaks = '1 year', date_labels = '%Y',
               limits = c(as.Date('2003', format = '%Y'), as.Date('2013', format = '%Y')))) +
  theme(plot.title = element_text(hjust = 0.5), axis.text.x = element_text(angle=90))
```

```
coord_cartesian(ylim = c(0, 110))
```



Descriptivos

Agregados

En esta sección se generan los descriptivos agregados de la variable.

Aquí se genera el collapse por años para cada municipio. Es decir, aquí se encuentran los descriptivos de la variable para cada municipio, en donde se hizo un collapse por años.

El nombre de la variable agregada es : **descrip__**

```
descrip_homi <- summaryBy(homi_cienmil ~ Municipio, conflicto_44_tidy, FUN=c(sum,mean,sd), na.rm=T )
print(descrip_homi)
```

```
##      Municipio homi_cienmil.sum homi_cienmil.mean
## 1      Albán      45.84533      0.3183704
## 2    Algarrobo     436.37369      3.0303729
## 3    Apartadó     446.19427      3.0985713
## 4      Arauca     381.30738      2.6479679
```

## 5	Araucuita	1402.51499	9.7396874
## 6	Bogotá, D.c.	307.60780	2.1361653
## 7	Bojayá	69.86716	0.5292967
## 8	Briceño	1256.07947	8.7227741
## 9	Buenaventura	831.55827	5.7747102
## 10	Cali	1029.13952	7.1468022
## 11	Cartagena De Indias	367.77874	2.5540190
## 12	Cartagena Del Chairá	1413.68627	9.8172658
## 13	Chaparral	687.22285	4.7723809
## 14	Ciénaga	769.71876	5.3452692
## 15	Cúcuta	839.89631	5.8326132
## 16	El Tambo	772.45957	5.3643026
## 17	El Tarra	1646.21401	11.4320417
## 18	Florencia	649.84036	4.5127802
## 19	Inírida	263.88676	1.8325469
## 20	Ituango	875.43996	6.0794442
## 21	Maicao	928.60583	6.4486516
## 22	Medellín	647.02896	4.4932567
## 23	Mesetas	2197.99604	15.2638614
## 24	Moniquirá	377.64253	2.6225176
## 25	Piedecuesta	308.43539	2.1419125
## 26	Puerto Asís	1701.61280	11.8167556
## 27	Puerto Gaitán	1251.67293	8.6921731
## 28	Puerto Guzmán	1071.56559	7.4414277
## 29	Puerto Rico	1631.31192	11.3285550
## 30	Quibdó	656.53168	4.5592478
## 31	Rioblanco	383.84762	2.6656085
## 32	Sahagún	337.02178	2.3404290
## 33	San Carlos	1061.27731	7.3699813
## 34	San Pedro De Cartago	180.17205	1.2511948
## 35	San Vicente Del Caguán	1084.86193	7.5337634
## 36	Santa Marta	601.84849	4.1795034
## 37	Soledad	317.86272	2.2073800
## 38	Tibú	1897.55059	13.1774347
## 39	Tocaima	353.57063	2.4553516
## 40	Turbo	592.85314	4.1170357
## 41	Uribia	104.31566	0.7244143
## 42	Villavicencio	591.57735	4.1081761
## 43	Vistahermosa	2754.99270	19.1318937
## 44	Yopal	715.53174	4.9689704
##	homi_cienmil.sd		
## 1	1.390329		
## 2	10.455535		
## 3	9.437473		
## 4	7.472491		
## 5	28.531541		
## 6	5.419732		
## 7	3.092150		
## 8	24.958067		
## 9	18.783361		
## 10	21.457661		
## 11	7.039005		
## 12	33.666644		
## 13	11.475143		

```
## 14      16.316105
## 15      18.243975
## 16      17.011147
## 17      40.448551
## 18      11.931138
## 19       5.515050
## 20      15.906239
## 21      18.528701
## 22      13.607379
## 23      50.109224
## 24       7.128770
## 25       5.160020
## 26      30.524301
## 27      27.770494
## 28      19.704072
## 29      34.015359
## 30      15.088972
## 31       7.905653
## 32       5.881404
## 33      29.952669
## 34       4.921600
## 35      21.327089
## 36      10.898448
## 37       6.724462
## 38      47.298053
## 39       7.239260
## 40      11.829134
## 41       2.100732
## 42      10.825425
## 43      57.269910
## 44      16.391886
```

Δ

A continuacion se generan las variables necesarias para hacer el Δ . Para obtener el Δ se hace la diferencia de la variable entre los primeros 5 anos y los ultimos 5 anos de los datos disponibles. Por ejemplo, si la variable de interes se recolecto entre 1997 y 2016, el Δ sera la reste entre el collapse de los anos 1997 a 2001 y el collapse de los anos 2012 a 2016. El nombre de la variable Δ es: **diff_**

```
descrip_homi_5antes <- conflicto_44_tidy %>%
  filter(ano<"2008-04-27") #Codigo para seleccionar solamente las variables que sean menores al ano 2008
descrip_homi_5antes <- summaryBy(homi_cienmil ~ Municipio, descrip_homi_5antes, FUN=c(sum,mean,sd), na.rm=T)

descrip_homi_5despues <- conflicto_44_tidy %>%
  filter(ano>"2008-04-27") #Codigo para seleccionar solamente las variables que sean mayores al ano 2008
descrip_homi_5despues <- summaryBy(homi_cienmil ~ Municipio, descrip_homi_5despues, FUN=c(sum,mean,sd), na.rm=T)
```

Codigo para calcular el Δ

```
diff_homi_mean <- descrip_homi_5antes$homi_cienmil.mean -descrip_homi_5despues$homi_cienmil.mean
diff_homi_sd <- descrip_homi_5antes$homi_cienmil.sd -descrip_homi_5despues$homi_cienmil.sd #Sacar diferencia
print(diff_homi_mean)
```

```
## [1] 0.1556365 -1.2465588 0.3967088 1.9421570 -3.3448847 0.3172926
```

```
## [7] -0.3557937  1.9890550  4.0878617  0.8421362  0.3495611  5.1748375
## [13] -0.4122171  3.6873678  2.6136124 -0.3395640  9.0333624  1.5272769
## [19]  1.6806620  1.5078817  2.1442660 -0.8286532 15.1532829  0.3660521
## [25] -0.4908229  7.4234786 -2.1299733  6.6595616  6.4697559 -1.5552689
## [31] -0.9346482 -0.5252088 14.2144390  0.4897438  2.2793477  0.3998321
## [37]  0.7367047 14.0159062  0.5855566  0.8371626  0.3169249  0.3733389
## [43] 10.4539505  3.6007460
```

Analisis Ataques

Creacion de variables

En esta base de datos es necesario hacer un *tidy* de la base de datos. Es decir, transformar algunas columnas en filas.

```
ataque_GA <- grep("tpobc_{1}", names(cede_conflicto_44), value = T)
conflicto_44_ataque <- gather(cede_conflicto_44, key= "Grupo_Armado", value= "Ataques_Pobl_Civil", ataque_GA)
```

Graficos

En este codigo se crea el grafico que muestra las **tendencias** en funcion del tiempo para todos los departamentos del cuestionario ACIDI-VOCA.

Graficos ataques, por Municipio por actor armado (numeros brutos)

```
ggplot(conflicto_44_ataque,
       aes(x=ano, y = Ataques_Pobl_Civil, color= Grupo_Armado)) +
  geom_line() +
  scale_color_manual(values = palette) +
  facet_wrap(~Municipio) +
  labs(y='Numero Ataques', title='Ataques 1993-2010', x= 'Año', caption="Fuente: Policia Nacional") +
  coord_cartesian(ylim=c(0,20))+
  theme_minimal()+
  scale_x_date(date_breaks = '2 year', date_labels = '%Y',
              limits = c(as.Date('1993', format = '%Y'), as.Date('2010', format = '%Y')))+
  theme(plot.title = element_text(hjust = 0.3), axis.text.x = element_text(angle=90))
```



Descriptivos

Agregados

En esta sección se generan los descriptivos agregados de la variable.

Aquí se genera el collapse por años para cada municipio. Es decir, aquí se encuentran los descriptivos de la variable para cada municipio, en donde se hizo un collapse por años.

El nombre de la variable agregada es : **descrip_**

```
descrip_ataques <- summaryBy(Ataques_Pobl_Civil ~ Municipio, conflicto_44_ataque, FUN=c(sum,mean,sd), na.rm=T)
print(descrip_ataques)
```

##	Municipio	Ataques_Pobl_Civil.sum	Ataques_Pobl_Civil.mean
## 1	Albán	75	0.04166667
## 2	Algarrobo	0	0.00000000
## 3	Apartadó	4775	2.65277778
## 4	Arauca	11275	6.26388889
## 5	Arauquita	4575	2.54166667
## 6	Bogotá, D.c.	13600	7.55555556
## 7	Bojayá	275	0.15277778
## 8	Briceño	300	0.16666667

## 9	Buenaventura	7050	3.91666667
## 10	Cali	23450	13.02777778
## 11	Cartagena De Indias	6900	3.83333333
## 12	Cartagena Del Chairá	525	0.29166667
## 13	Chaparral	2075	1.15277778
## 14	Ciénaga	7350	4.08333333
## 15	Cúcuta	37325	20.73611111
## 16	El Tambo	3300	1.83333333
## 17	El Tarra	850	0.47222222
## 18	Florencia	4825	2.68055556
## 19	Inírida	200	0.11111111
## 20	Ituango	700	0.38888889
## 21	Maicao	10350	5.75000000
## 22	Medellín	46475	25.81944444
## 23	Mesetas	2225	1.23611111
## 24	Moniquirá	100	0.05555556
## 25	Piedecuesta	800	0.44444444
## 26	Puerto Asís	1650	0.91666667
## 27	Puerto Gaitán	1450	0.80555556
## 28	Puerto Guzmán	425	0.23611111
## 29	Puerto Rico	1600	0.88888889
## 30	Quibdó	8700	4.83333333
## 31	Rioblanco	1100	0.61111111
## 32	Sahagún	1025	0.56944444
## 33	San Carlos	3500	1.94444444
## 34	San Pedro De Cartago	25	0.01388889
## 35	San Vicente Del Caguán	2250	1.25000000
## 36	Santa Marta	16350	9.08333333
## 37	Soledad	1450	0.80555556
## 38	Tibú	4675	2.59722222
## 39	Tocaima	375	0.20833333
## 40	Turbo	3250	1.80555556
## 41	Uribia	425	0.23611111
## 42	Villavicencio	25250	14.02777778
## 43	Vistahermosa	2925	1.62500000
## 44	Yopal	13975	7.76388889
##	Ataques_Pobl_Civil.sd		
## 1	0.1998818		
## 2	0.0000000		
## 3	4.2213614		
## 4	13.1375680		
## 5	4.3979931		
## 6	15.8875713		
## 7	0.4302268		
## 8	0.5271927		
## 9	9.1794384		
## 10	27.2212091		
## 11	9.3611975		
## 12	0.6961640		
## 13	2.1457439		
## 14	6.9755987		
## 15	58.4677885		
## 16	4.1977256		
## 17	0.8496185		

```
## 18          3.9480591
## 19          0.3558280
## 20          1.0616824
## 21         14.9408227
## 22         49.8965930
## 23          2.3309614
## 24          0.2833576
## 25          0.9114321
## 26          1.7062648
## 27          2.3318307
## 28          0.7169251
## 29          2.0658662
## 30          9.5362157
## 31          1.2973179
## 32          1.5354473
## 33          3.2322070
## 34          0.1170624
## 35          2.3679700
## 36         20.9785287
## 37          3.2225188
## 38          3.6852987
## 39          0.4983993
## 40          3.5546980
## 41          0.7906671
## 42         31.7700763
## 43          4.1257253
## 44         17.0817713
```

Δ

A continuacion se generan las variables necesarias para hacer el Δ . Para obtener el Δ se hace la diferencia de la variable entre los primeros 5 anos y los ultimos 5 anos de los datos disponibles. Por ejemplo, si la variable de interes se recolecto entre 1997 y 2016, el Δ sera la reste entre el colapase de los anos 1997 a 2001 y el colapase de los anos 2012 a 2016. El nombre de la variable Δ es: **diff_**

```
descrip_ataques_5antes <- conflicto_44_ataque %>%
  filter(ano<"1997-04-27") #Codigo para seleccionar solamente las variables que sean menores al ano 2000
descrip_ataques_5antes <- summaryBy(Ataques_Pobl_Civil ~ Municipio,
                                     descrip_ataques_5antes, FUN=c(sum,mean,sd), na.rm=T ) #Descriptiv

descrip_ataques_5despues <- conflicto_44_ataque %>%
  filter(ano>"2004-04-27") #Codigo para seleccionar solamente las variables que sean mayores al ano 2000
descrip_ataques_5despues <- summaryBy(Ataques_Pobl_Civil ~ Municipio,
                                     descrip_ataques_5despues, FUN=c(sum,mean,sd), na.rm=T ) #Descriptiv
```

Codigo para calcular el Δ

```
diff_ataques_mean <-
  descrip_ataques_5antes$Ataques_Pobl_Civil.mean -
  descrip_ataques_5despues$Ataques_Pobl_Civil.mean
diff_ataques_sd <-
  descrip_ataques_5antes$Ataques_Pobl_Civil.sd -
  descrip_ataques_5despues$Ataques_Pobl_Civil.sd #Sacar diferencias entre esos estadisticos. Un valor n
```

```
print(diff_ataques_mean)
```

```
## [1] 0.02678571      NaN  4.48214286 -0.86607143 -1.97321429
## [6] 6.09821429 -0.15178571 -0.11607143 -2.33035714 1.04464286
## [11] -3.33928571 -0.19642857 -0.75000000 0.10714286 -20.15178571
## [16] -0.55357143 -0.39285714 1.27678571 -0.17857143 -0.46428571
## [21] -6.83035714 22.57142857 -1.13392857 0.12500000 0.45535714
## [26] -0.65178571 -1.41964286 -0.53571429 -1.32142857 -5.32142857
## [31] -0.41964286 -0.29464286 0.04464286 0.00000000 0.40178571
## [36] -6.91964286 -1.71428571 0.78571429 0.25000000 4.09821429
## [41] -0.46428571 -16.33035714 -2.86607143 -3.93750000
```

Analisis Secuestros

Creacion de variables

En esta base de datos es necesario hacer un *tidy* de la base de datos. Es decir, transformar algunas columnas en filas.

```
secuestro_GA <- grep("secu_{1}", names(cede_conflicto_44), value = T)
conflicto_44_secuestro <- gather(cede_conflicto_44, key= "Grupo_Armado", value= "Secuestros", secuestro_GA)
conflicto_44_secuestro$ano_base_general <- as.Date(conflicto_44_secuestro$ano_base_general, '%Y', na.rm=T)
```

Observe que, para ciertas variables, se debe calcular un indice que normalice las poblaciones de cada municipio. Esta variable tiene esa transformacion. Esta variable se transforma para que quede medida **por cien mil habitantes**. Asi, la transformacion que se le hace a estas variables es:

$$T = \frac{N_t}{P_t} \times 100000$$

En donde: T = La tasa por 100 mil habitantes N_t = Numero total de la variable de interes P_t = Poblacion total en el periodo t

Por lo tanto, generamos el siguiente codigo para poder crear esta variable. El nombre de esas variables es ****_cienmil****

Graficos

```
#Loop para saber poder saber qu  observaciones concuerdan tanto en el a o del censo como en el a o de conflicto
a <- c()
for(i in 1:nrow(conflicto_44_secuestro)){
  if(conflicto_44_secuestro$ano[i]==conflicto_44_secuestro$ano_base_general[i]){
    a <- c(a,i)
  }
}

#Limpiamos base de datos para que queden solamente las observaciones que concuerden en a o de conflicto y a o del censo
conflicto_44_secuestro <- conflicto_44_secuestro[a,]

conflicto_44_secuestro <- conflicto_44_secuestro %>%
  dplyr::mutate(secuestro_cienmil=(Secuestros/pobl_tot)*100000)
```

En este codigo se crea el grafico que muestra las **tendencias** en funcion del tiempo para todos los departamentos del cuestionario ACIDI-VOCA.

```
ggplot(conflicto_44_secuestro,
      aes(x=ano, y = secuestro_cienmil, color= Grupo_Armado)) +
  geom_line() +
  scale_color_manual(values = palette) +
  facet_wrap(~Municipio) +
  labs(y='Número Secuestros por cada mil habitantes', title='Secuestros 2003-2013', x= 'Año', caption='') +
  theme_minimal() +
  scale_x_date(date_breaks = '1 year', date_labels = '%Y',
              limits = c(as.Date('2003', format = '%Y'), as.Date('2013', format = '%Y'))) +
  theme(plot.title = element_text(hjust = 0.3), axis.text.x = element_text(angle=90)) +
  coord_cartesian(ylim=c(0,20))
```



Descriptivos

Agregados

En esta sección se generan los descriptivos agregados de la variable.

Aquí se genera el collapse por años para cada municipio. Es decir, aquí se encuentran los descriptivos de la variable para cada municipio, en donde se hizo un collapse por años.

El nombre de la variable agregada es : **descrip__**

```
descrip_secuestro <- summaryBy(secuestro_cienmil ~ Municipio, conflicto_44_secuestro, FUN=c(sum,median),
print(descrip_secuestro)
```

##	Municipio	secuestro_cienmil.sum	secuestro_cienmil.median
## 1	Albán	4.7664442	0
## 2	Algarrobo	0.0000000	0
## 3	Apartadó	4.8111574	0
## 4	Arauca	60.7391966	0
## 5	Arauquita	111.5547752	0
## 6	Bogotá, D.c.	9.8043155	0
## 7	Bojayá	0.0000000	0
## 8	Briceño	34.2649244	0
## 9	Buenaventura	22.2120316	0
## 10	Cali	8.5873781	0
## 11	Cartagena De Indias	4.2352533	0
## 12	Cartagena Del Chairá	37.6336273	0
## 13	Chaparral	42.8482025	0
## 14	Ciénaga	28.4921903	0
## 15	Cúcuta	14.0054072	0
## 16	El Tambo	54.2083729	0
## 17	El Tarra	9.2781592	0
## 18	Florencia	50.2416799	0
## 19	Inírida	16.7978071	0
## 20	Ituango	19.5393224	0
## 21	Maicao	36.0332228	0
## 22	Medellín	6.0692848	0
## 23	Mesetas	119.8328532	0
## 24	Moniquirá	0.0000000	0
## 25	Piedecuesta	9.3850165	0
## 26	Puerto Asís	51.3776088	0
## 27	Puerto Gaitán	62.6458601	0
## 28	Puerto Guzmán	34.8536587	0
## 29	Puerto Rico	69.3002078	0
## 30	Quibdó	89.2179159	0
## 31	Rioblanco	7.9710151	0
## 32	Sahagún	1.1416307	0
## 33	San Carlos	6.2375250	0
## 34	San Pedro De Cartago	0.0000000	0
## 35	San Vicente Del Caguán	70.7779930	0
## 36	Santa Marta	35.6699091	0
## 37	Soledad	0.7651931	0
## 38	Tibú	31.2360033	0
## 39	Tocaima	5.8153059	0
## 40	Turbo	22.3778006	0
## 41	Uribia	5.0015418	0
## 42	Villavicencio	58.6084671	0
## 43	Vistahermosa	110.3947616	0
## 44	Yopal	49.6905125	0
##	secuestro_cienmil.mean	secuestro_cienmil.sd	
## 1	0.054164139	0.50810466	
## 2	0.000000000	0.00000000	
## 3	0.054672243	0.22306458	
## 4	0.690218143	1.66953091	
## 5	1.267667900	3.49903911	

## 6	0.111412676	0.27181510
## 7	0.000000000	0.00000000
## 8	0.389374141	2.71128799
## 9	0.252409450	0.52681633
## 10	0.097583843	0.21345722
## 11	0.048127879	0.15940810
## 12	0.427654856	1.61647786
## 13	0.486911392	1.77315571
## 14	0.323774890	1.83179591
## 15	0.159152354	0.41907098
## 16	0.616004238	1.50722252
## 17	0.105433627	0.98905510
## 18	0.570928180	1.37577763
## 19	0.190884171	1.33516278
## 20	0.222037755	1.08676640
## 21	0.409468441	0.97644512
## 22	0.068969146	0.17624556
## 23	1.361736968	5.90502852
## 24	0.000000000	0.00000000
## 25	0.106647915	0.34041435
## 26	0.583836463	1.65142335
## 27	0.711884774	2.68180343
## 28	0.396064304	1.71292407
## 29	0.787502362	3.06154978
## 30	1.013839953	3.71494011
## 31	0.090579717	0.59743073
## 32	0.012973076	0.12169824
## 33	0.070880965	0.66492239
## 34	0.000000000	0.00000000
## 35	0.804295375	2.07887359
## 36	0.405339876	0.99949751
## 37	0.008695376	0.04015934
## 38	0.354954582	2.18768803
## 39	0.066083021	0.61991369
## 40	0.254293189	1.95077306
## 41	0.056835702	0.27912879
## 42	0.666005308	1.78672051
## 43	1.254485927	3.29411240
## 44	0.564664915	1.09132273

Δ

A continuacion se generan las variables necesarias para hacer el Δ . Para obtener el Δ se hace la diferencia de la variable entre los primeros 5 años y los últimos 5 años de los datos disponibles. Por ejemplo, si la variable de interés se recolectó entre 1997 y 2016, el Δ será la resta entre el colapso de los años 1997 a 2001 y el colapso de los años 2012 a 2016. El nombre de la variable Δ es: **diff_**

```
descrip_secuestro_5antes <- conflicto_44_secuestro %>%
  filter(ano<"2008-04-27") #Codigo para seleccionar solamente las variables que sean menores al ano 2008-04-27
descrip_secuestro_5antes <- summaryBy(secuestro_cienmil ~ Municipio,
                                     descrip_secuestro_5antes, FUN=c(sum,mean,sd), na.rm=T ) #Descriptivos de las variables de conflicto_44_secuestro_5antes

descrip_secuestro_5despues <- conflicto_44_secuestro %>%
  filter(ano>"2008-04-27") #Codigo para seleccionar solamente las variables que sean mayores al ano 2008-04-27
```

```
descrip_secuestro_5despues <- summaryBy(secuestro_cienmil ~ Municipio,
                                         descrip_secuestro_5despues, FUN=c(sum,mean,sd), na.rm=T ) #Descri
```

Codigo para calcular el Δ

```
diff_secuestro_mean <-
  descrip_secuestro_5antes$secuestro_cienmil.mean -
  descrip_secuestro_5despues$secuestro_cienmil.mean
diff_secuestro_sd <-
  descrip_secuestro_5antes$secuestro_cienmil.sd -
  descrip_secuestro_5despues$secuestro_cienmil.sd #Sacar diferencias entre esos estadisticos. Un valor
print(diff_secuestro_mean)
```

```
## [1] -0.099300922  0.000000000  0.006789609 -0.057785663 -0.708600612
## [6]  0.146149012  0.000000000 -0.191594919  0.255302557  0.012304129
## [11]  0.081673389  0.644587478  0.875741142  0.623077031  0.099052120
## [16]  0.374769313  0.231953980  0.820390526  0.419945177  0.488483061
## [21]  0.519201082  0.060501131  0.505934113  0.000000000  0.200092857
## [26]  0.161651123  0.810942461 -0.118409943  1.475678269  0.946397286
## [31]  0.014135075  0.028540768  0.155938124  0.000000000  0.888676310
## [36]  0.716827530 -0.006605348 -0.386785926  0.145382647 -0.271414622
## [41] -0.022659322  1.099121130  1.194890295  0.412960811
```

Analisis Secuestros Politicos

Creacion de variables

En esta base de datos es necesario hacer un *tidy* de la base de datos. Es decir, transformar algunas columnas en filas.

```
secuestrop_GA <- grep("secpo_{1}", names(cede_conflicto_44), value = T)
conflicto_44_secuestrop <- gather(cede_conflicto_44, key= "Grupo_Armado", value= "Secuestros_Politicos"
conflicto_44_secuestrop$ano_base_general <- as.Date(conflicto_44_secuestrop$ano_base_general, '%Y', na.
```

Observe que, para ciertas variables, se debe calcular un indice que normalice las poblaciones de cada municipio. Esta variable tiene esa transformacion. Esta variable se transforma para que quede medida **por cien mil habitantes**. Asi, la transformacion que se le hace a estas variables es:

$$T = \frac{N_t}{P_t} \times 100000$$

En donde: T = La tasa por 100 mil habitantes N_t = Numero total de la variable de interes P_t = Poblacion total en el periodo t

Por lo tanto, generamos el siguiente codigo para poder crear esta variable. El nombre de esas variables es ****_cienmil****

Graficos

```
#Loop para saber poder saber qu  observaciones concuerdan tanto en el a  o del censo como en el a  o d
a <- c()
for(i in 1:nrow(conflicto_44_secuestrop)){
  if(conflicto_44_secuestrop$ano[i]==conflicto_44_secuestrop$ano_base_general[i]){
    a <- c(a,i)
  }
}
```

```
#Limpiamos base de datos para que queden solamente las observaciones que concuerden en año de conflicto
conflicto_44_secuestrop <- conflicto_44_secuestrop[a,]

conflicto_44_secuestrop <- conflicto_44_secuestrop %>%
  dplyr::mutate(secuestrop_cienmil=(Secuestros_Politicos/pobl_tot)*100000)
```

En este código se crea el gráfico que muestra las **tendencias** en función del tiempo para todos los departamentos del cuestionario ACIDI-VOCA.

```
ggplot(conflicto_44_secuestrop,
       aes(x=ano, y = secuestrop_cienmil, color= Grupo_Armado)) +
  geom_line() +
  scale_color_manual(values = palette) +
  facet_wrap(~Municipio) +
  labs(y='Número secuestros por cada mil habitantes', title='secuestros 2003-2013', x= 'Año', caption='') +
  theme_minimal() +
  scale_x_date(date_breaks = '1 year', date_labels = '%Y',
              limits = c(as.Date('2003', format = '%Y'), as.Date('2013', format = '%Y')))) +
  theme(plot.title = element_text(hjust = 0.3), axis.text.x = element_text(angle=90)) +
  coord_cartesian(ylim=c(0,2))
```




Fuente: Ministerio de Defensa

Descriptivos

Agregados

En esta seccion se generan los descriptivos agregados de la variable.

Aqui se genera el collapse por anos para cada municipio. Es decir, aqui se encuentran los descriptivos de la variable para cada municipio, en donde se hizo un collapse por anos.

El nombre de la variable agregada es : **descrip_**

```
descrip_secuestrop <- summaryBy(secuestrop_cienmil ~ Municipio, conflicto_44_secuestrop, FUN=c(sum,median))
print(descrip_secuestrop)
```

```
##      Municipio secuestrop_cienmil.sum secuestrop_cienmil.median
## 1      Albán                6.08050590                0
## 2    Algarrobo                0.00000000                0
## 3    Apartadó                0.00000000                0
## 4      Arauca               10.34000570                0
## 5    Arauquita                2.74325844                0
## 6 Bogotá, D.c.                0.01847239                0
## 7      Bojayá                0.00000000                0
## 8    Briceño                0.00000000                0
```

## 9	Buenaventura	0.36489692	0
## 10	Cali	0.10191590	0
## 11	Cartagena De Indias	0.36110009	0
## 12	Cartagena Del Chairá	3.77914667	0
## 13	Chaparral	0.00000000	0
## 14	Ciénaga	1.57107285	0
## 15	Cúcuta	0.92072016	0
## 16	El Tambo	0.00000000	0
## 17	El Tarra	8.82846296	0
## 18	Florencia	2.39969221	0
## 19	Inírida	0.00000000	0
## 20	Ituango	0.00000000	0
## 21	Maicao	4.41347841	0
## 22	Medellín	0.96956764	0
## 23	Mesetas	36.97051124	0
## 24	Moniquirá	4.73552114	0
## 25	Piedecuesta	0.00000000	0
## 26	Puerto Asís	0.00000000	0
## 27	Puerto Gaitán	5.92662834	0
## 28	Puerto Guzmán	0.00000000	0
## 29	Puerto Rico	5.64652739	0
## 30	Quibdó	4.43198798	0
## 31	Rioblanco	7.02297879	0
## 32	Sahagún	0.00000000	0
## 33	San Carlos	5.65163332	0
## 34	San Pedro De Cartago	0.00000000	0
## 35	San Vicente Del Caguán	17.28049467	0
## 36	Santa Marta	0.50257570	0
## 37	Soledad	0.00000000	0
## 38	Tibú	8.63252587	0
## 39	Tocaima	0.00000000	0
## 40	Turbo	0.00000000	0
## 41	Uribe	0.00000000	0
## 42	Villavicencio	0.26999079	0
## 43	Vistahermosa	0.00000000	0
## 44	Yopal	11.39692694	0
##	secuestrop_cienmil.mean	secuestrop_cienmil.sd	
## 1	0.084451471	0.716594492	
## 2	0.000000000	0.000000000	
## 3	0.000000000	0.000000000	
## 4	0.143611190	0.443533124	
## 5	0.038100812	0.323296108	
## 6	0.000256561	0.002176992	
## 7	0.000000000	0.000000000	
## 8	0.000000000	0.000000000	
## 9	0.005068013	0.043003514	
## 10	0.001415499	0.008444713	
## 11	0.005015279	0.024240125	
## 12	0.052488148	0.445376706	
## 13	0.000000000	0.000000000	
## 14	0.021820456	0.131938611	
## 15	0.012787780	0.047182449	
## 16	0.000000000	0.000000000	
## 17	0.122617541	1.040444338	

## 18	0.033329059	0.161449396
## 19	0.000000000	0.000000000
## 20	0.000000000	0.000000000
## 21	0.061298311	0.226096264
## 22	0.013466217	0.044642335
## 23	0.513479323	3.421156148
## 24	0.065771127	0.558086519
## 25	0.000000000	0.000000000
## 26	0.000000000	0.000000000
## 27	0.082314283	0.698459848
## 28	0.000000000	0.000000000
## 29	0.078423991	0.665449634
## 30	0.061555389	0.226922309
## 31	0.097541372	0.581144213
## 32	0.000000000	0.000000000
## 33	0.078494907	0.666051374
## 34	0.000000000	0.000000000
## 35	0.240006870	1.577536001
## 36	0.006980218	0.059229114
## 37	0.000000000	0.000000000
## 38	0.119896193	0.753283351
## 39	0.000000000	0.000000000
## 40	0.000000000	0.000000000
## 41	0.000000000	0.000000000
## 42	0.003749872	0.031818720
## 43	0.000000000	0.000000000
## 44	0.158290652	0.996438488

Δ

A continuacion se generan las variables necesarias para hacer el Δ . Para obtener el Δ se hace la diferencia de la variable entre los primeros 5 años y los ultimos 5 años de los datos disponibles. Por ejemplo, si la variable de interes se recolecto entre 1997 y 2016, el Δ sera la reste entre el colapase de los años 1997 a 2001 y el colapase de los años 2012 a 2016. El nombre de la varible Δ es: `diff_`

```
descrip_secuestrop_5antes <- conflicto_44_secuestrop %>%
  filter(ano<"1997-04-27") #Codigo para seleccionar solamente las variables que sean menores al ano 2004
descrip_secuestrop_5antes <- summaryBy(secuestrop_cienmil ~ Municipio,
                                       descrip_secuestrop_5antes, FUN=c(sum,mean,sd), na.rm=T ) #Descripción de las variables de interés
```

```
descrip_secuestrop_5despues <- conflicto_44_secuestrop %>%
  filter(ano>"2004-04-27") #Codigo para seleccionar solamente las variables que sean mayores al ano 2004
descrip_secuestrop_5despues <- summaryBy(secuestrop_cienmil ~ Municipio,
                                       descrip_secuestrop_5despues, FUN=c(sum,mean,sd), na.rm=T ) #Descripción de las variables de interés
```

Codigo para calcular el Δ

```
diff_secuestrop_mean <-
  descrip_secuestrop_5antes$secuestrop_cienmil.mean -
  descrip_secuestrop_5despues$secuestrop_cienmil.mean
diff_secuestrop_sd <-
  descrip_secuestrop_5antes$secuestrop_cienmil.sd -
  descrip_secuestrop_5despues$secuestrop_cienmil.sd #Sacar diferencias entre esos estadisticos. Un valor negativo indica una disminucion
print(diff_secuestrop_mean)
```

```
## [1] 0.000000000 NaN 0.000000000 0.062921619 -0.097973516
## [6] 0.001154525 0.000000000 0.000000000 0.000000000 0.003350655
## [11] 0.007931734 0.000000000 0.000000000 0.000000000 0.012230321
## [16] 0.000000000 0.000000000 0.105292580 0.000000000 0.000000000
## [21] -0.029775800 0.006605604 0.000000000 0.000000000 0.000000000
## [26] 0.000000000 0.000000000 0.000000000 -0.201661692 -0.031711642
## [31] 0.000000000 0.000000000 0.000000000 0.000000000 0.291851506
## [36] 0.000000000 0.000000000 0.000000000 0.000000000 0.000000000
## [41] 0.000000000 -0.009642528 0.000000000 -0.031477424
```

Analisis Desmovilizados

Creacion de variables

En esta base de datos es necesario hacer un *tidy* de la base de datos. Es decir, transformar algunas columnas en filas.

```
desmovilizados <- grep("desmov_{1}", names(cede_conflicto_44), value = T) #Seleccionar variables que emp
desmovilizados <- desmovilizados[-c(2,4,7)] #Limpiar los nombres para poder hacer el gather
conflicto_44_desmovilizados <- gather(cede_conflicto_44,
                                     key="Grupo_Armado",
                                     value="Desmovilizados",
                                     c("desmov_OTRO", "desmov_FARC", "desmov_ELN",
                                       "desmov_AUC"))
```

```
conflicto_44_desmovilizados$ano_base_general <- as.Date(conflicto_44_desmovilizados$ano_base_general, '%
```

Observe que, para ciertas variables, se debe calcular un indice que normalice las poblaciones de cada municipio. Esta variable tiene esa transformacion. Esta variable se transforma para que quede medida **por cien mil habitantes**. Asi, la transformacion que se le hace a estas variables es:

$$T = \frac{N_t}{P_t} \times 100000$$

En donde: T = La tasa por 100 mil habitantes N_t = Numero total de la variable de interes P_t = Poblacion total en el periodo t

Por lo tanto, generamos el siguiente codigo para poder crear esta variable. El nombre de esas variables es ****_cienmil****

Graficos

```
#Loop para saber poder saber qu  observaciones concuerdan tanto en el a o del censo como en el a o d
a <- c()
for(i in 1:nrow(conflicto_44_desmovilizados)){
  if(conflicto_44_desmovilizados$ano[i]==conflicto_44_desmovilizados$ano_base_general[i]){
    a <- c(a,i)
  }
}

#Limpiamos base de datos para que queden solamente las observaciones que concuerden en a o de conflic
conflicto_44_desmovilizados <- conflicto_44_desmovilizados[a,]
```

```
conflicto_44_desmovilizados <- conflicto_44_desmovilizados %>%
  dplyr::mutate(desmovilizados_cienmil=(Desmovilizados/pobl_tot)*100000)
```

En este código se crea el gráfico que muestra las **tendencias** en función del tiempo para todos los departamentos del cuestionario ACIDI-VOCA.

```
ggplot(conflicto_44_desmovilizados,
  aes(x=ano, y = desmovilizados_cienmil, color= Grupo_Armado)) +
  geom_line() +
  facet_wrap(~Municipio) +
  labs(y='Desmovilizados por cada cien mil habitantes', title='Desmovilizados 1993-2010', x= 'Año', caption='Fuente: Policía Nacional') +
  theme_minimal() +
  scale_x_date(date_breaks = '2 year', date_labels = '%Y',
    limits = c(as.Date('1993', format = '%Y'), as.Date('2010', format = '%Y'))) +
  theme(plot.title = element_text(hjust = 0.3), axis.text.x = element_text(angle=90)) +
  coord_cartesian(ylim=c(0,30))
```



Fuente: Policía Nacional

Descriptivos

Agregados

En esta sección se generan los descriptivos agregados de la variable.

Aqui se genera el collapse por anos para cada municipio. Es decir, aqui se encuentran los descriptivos de la variable para cada municipio, en donde se hizo un collapse por anos.

El nombre de la variable agregada es : **descrip__**

```
descrip_desmovilizados <- summaryBy(desmovilizados_cienmil ~ Municipio, conflicto_44_desmovilizados, FUN =
print(descrip_desmovilizados)
```

```
##          Municipio desmovilizados_cienmil.sum
## 1          Albán          0.0000000
## 2        Algarrobo          0.0000000
## 3        Apartadó          55.6362735
## 4          Arauca          171.3952312
## 5        Arauquita          120.2824915
## 6      Bogotá, D.c.          51.2121819
## 7          Bojayá          50.2442005
## 8          Briceño          11.4038089
## 9      Buenaventura          98.6299427
## 10         Cali          16.8526815
## 11  Cartagena De Indias          10.5056472
## 12  Cartagena Del Chairá          616.5964774
## 13        Chaparral          193.0400914
## 14        Ciénaga          43.3585863
## 15        Cúcuta          31.0021992
## 16        El Tambo          109.4143845
## 17        El Tarra          332.7443897
## 18        Florencia          432.6696210
## 19        Inírida          522.6668994
## 20        Ituango          500.1913939
## 21        Maicao          10.0726902
## 22        Medellín          34.6256860
## 23        Mesetas          392.2365272
## 24        Moniquirá          9.2471896
## 25        Piedecuesta          2.6495381
## 26        Puerto Asís          166.7266026
## 27        Puerto Gaitán          317.7567104
## 28        Puerto Guzmán          149.4843846
## 29        Puerto Rico          392.0615830
## 30        Quibdó          122.2671252
## 31        Rioblanco          167.1114580
## 32        Sahagún          1.1401209
## 33        San Carlos          100.6292933
## 34  San Pedro De Cartago          0.0000000
## 35  San Vicente Del Caguán          323.5276405
## 36        Santa Marta          44.9402813
## 37        Soledad          0.6760674
## 38          Tibú          152.5602055
## 39        Tocaima          17.6981024
## 40          Turbo          23.4978750
## 41          Uribia          3.4405202
## 42      Villavicencio          166.0251100
## 43      Vistahermosa          266.2660351
## 44          Yopal          390.9578833
##  desmovilizados_cienmil.median desmovilizados_cienmil.mean
```

## 1	0.00000000	0.000000000
## 2	0.00000000	0.000000000
## 3	0.00000000	0.762140733
## 4	0.00000000	2.347879880
## 5	0.00000000	1.647705363
## 6	0.02795228	0.701536738
## 7	0.00000000	0.688276719
## 8	0.00000000	0.156216560
## 9	0.00000000	1.351095105
## 10	0.00000000	0.230858651
## 11	0.00000000	0.143912975
## 12	0.00000000	8.446527088
## 13	0.00000000	2.644384814
## 14	0.00000000	0.593953236
## 15	0.00000000	0.424687660
## 16	0.00000000	1.498827186
## 17	0.00000000	4.558142325
## 18	0.00000000	5.926981109
## 19	0.00000000	7.159820540
## 20	0.00000000	6.851936903
## 21	0.00000000	0.137982057
## 22	0.00000000	0.474324466
## 23	0.00000000	5.373103112
## 24	0.00000000	0.126673830
## 25	0.00000000	0.036295043
## 26	0.00000000	2.283926063
## 27	0.00000000	4.352831649
## 28	0.00000000	2.047731296
## 29	0.00000000	5.370706616
## 30	0.00000000	1.674892126
## 31	0.00000000	2.289198055
## 32	0.00000000	0.015618094
## 33	0.00000000	1.378483470
## 34	0.00000000	0.000000000
## 35	0.00000000	4.431885486
## 36	0.00000000	0.615620292
## 37	0.00000000	0.009261197
## 38	0.00000000	2.089865829
## 39	0.00000000	0.242439759
## 40	0.00000000	0.321888699
## 41	0.00000000	0.047130413
## 42	0.00000000	2.274316576
## 43	0.00000000	3.647479933
## 44	0.00000000	5.355587442
##	desmovilizados_cienmil.sd	
## 1	0.00000000	
## 2	0.00000000	
## 3	1.78901584	
## 4	6.43260759	
## 5	4.11995584	
## 6	1.62795849	
## 7	4.83251546	
## 8	1.33471487	
## 9	7.41868385	

```
## 10          0.68099121
## 11          0.30417760
## 12          33.02110365
## 13          8.02981302
## 14          2.11983229
## 15          0.81096806
## 16          4.74002745
## 17          10.36839517
## 18          17.88583459
## 19          24.27902155
## 20          21.60456901
## 21          0.65398284
## 22          0.98169418
## 23          18.03163787
## 24          0.75997522
## 25          0.17679947
## 26          6.12852351
## 27          14.27989150
## 28          7.14473506
## 29          17.15798699
## 30          3.49056937
## 31          8.00939867
## 32          0.13344105
## 33          5.58652862
## 34          0.00000000
## 35          14.08645914
## 36          1.41033129
## 37          0.04515961
## 38          7.80929735
## 39          1.17922515
## 40          0.92490740
## 41          0.24279694
## 42          6.07318098
## 43          16.67108487
## 44          19.14373903
```

Δ

A continuacion se generan las variables necesarias para hacer el Δ . Para obtener el Δ se hace la diferencia de la variable entre los primeros 5 anos y los ultimos 5 anos de los datos disponibles. Por ejemplo, si la variable de interes se recolecto entre 1997 y 2016, el Δ sera la reste entre el collapse de los anos 1997 a 2001 y el collapse de los anos 2012 a 2016. El nombre de la variable Δ es: `diff_`

```
descrip_desmovilizados_5antes <- conflicto_44_desmovilizados %>%
  filter(ano<"1997-04-27") #Codigo para seleccionar solamente las variables que sean menores al ano 200
descrip_desmovilizados_5antes <- summaryBy(desmovilizados_cienmil ~ Municipio,
  descrip_desmovilizados_5antes, FUN=c(sum,mean,sd), na.rm=T ) #De

descrip_desmovilizados_5despues <- conflicto_44_desmovilizados %>%
  filter(ano>"2004-04-27") #Codigo para seleccionar solamente las variables que sean mayores al ano 200
descrip_desmovilizados_5despues <- summaryBy(desmovilizados_cienmil ~ Municipio,
  descrip_desmovilizados_5despues, FUN=c(sum,mean,sd), na.rm=T )
```

Codigo para calcular el Δ


```
diff_desmovilizados_mean <-
  descrip_desmovilizados_5antes$desmovilizados_cienmil.mean -
  descrip_desmovilizados_5despues$desmovilizados_cienmil.mean
diff_desmovilizados_sd <-
  descrip_desmovilizados_5antes$desmovilizados_cienmil.sd -
  descrip_desmovilizados_5despues$desmovilizados_cienmil.sd #Sacar diferencias entre esos estadisticos

print(diff_desmovilizados_mean)

## [1] 0.000000000 NaN -1.278225209 -4.619464225 -2.617047776
## [6] -1.081110741 -1.732558637 -0.393234789 -3.204059457 -0.456778777
## [11] -0.239845883 -18.881882679 -4.279595669 -0.541240073 -0.744436924
## [16] -3.162393961 -7.994324548 -11.786128107 -14.641994966 -10.229126718
## [21] -0.317632721 -0.869627443 -8.688016766 0.000000000 -0.058763589
## [26] -3.943627563 -10.341992103 -4.697053431 -8.823230510 -2.987931340
## [31] -4.851384834 0.000000000 -3.045023280 0.000000000 -6.947807576
## [36] -1.064871594 -0.007024081 -4.364039905 -0.201866050 -0.282086714
## [41] -0.118638626 -3.986325090 -7.248634727 -10.733163175
```

Analisis Estadisticos CON EL ACDIVOCA (Correlaciones y regresiones)

El objetivo de esta seccion es hacer las estadisticas inferenciales de las variables de interes con los items del ACDIVOCA. Si no sabe cuales son las variables ACADI-VOCA dirigirse a la pestana “*Codigo para correr todo*”.

Variables Agregadas con ACADI-VOCA

En esta seccion se tiene en cuenta la variable de interes a la cual se le hizo collapse en todos los anos. Primero se hacen correlaciones y, luego, se hacen regresiones lineales.

Recuerde que las variables del ACADI-VOCA son: +Reconciliacion +Disculpas +Violencia +Rencor +Memoria (Memoria historica) +Memoria_expectativa (Item creado a partir de la memoria y de la expectativa de esta)

Correlaciones

```
#Vamos a hacerlo primero con el indice agregado por anos.

correlaciones <- cbind(descrip_homi$homi_cienmil.mean,
  descrip_ataques$Ataques_Pobl_Civil.mean,
  descrip_desmovilizados$desmovilizados_cienmil.mean,
  descrip_secuestro$secuestro_cienmil.mean,
  descrip_secuestrop$secuestrop_cienmil.mean,
  reconciliacion_agreg$reconciliacion.mean,
  disculpas_agreg$disculpas.mean,
  violencia_agreg$violencia.mean,
  rencor_agreg$rencor.mean,
  memoria_agreg$memoria.mean,
  memoria_expectativa_agreg$memoria_expectativa.mean)

nombres <- c("Homicidios",
  "Ataques_Pobl_Civil",
  "Desmovilizados",
```

```

        "Secuestros",
        "Secuestros_Politicos",
        "Reconciliacion",
        "Disculpas",
        "Violencia",
        "Rencor",
        "Memoria",
        "Memoria_Expectativa")
colnames(correlaciones) <- nombres
shapiro.test(descrip_ataques$Ataques_Pobl_Civil.mean) #Todos los de CEDE son no siguen distribución normal

##
##  Shapiro-Wilk normality test
##
## data:  descrip_ataques$Ataques_Pobl_Civil.mean
## W = 0.65157, p-value = 5.749e-09

rcorr(correlaciones, type="spearman")

##
##          Homicidios Ataques_Pobl_Civil Desmovilizados
## Homicidios          1.00              0.23           0.55
## Ataques_Pobl_Civil    0.23              1.00           0.15
## Desmovilizados       0.55              0.15           1.00
## Secuestros           0.67              0.39           0.68
## Secuestros_Politicos 0.35              0.32           0.37
## Reconciliacion       -0.17             -0.13          -0.04
## Disculpas            0.08              -0.01           0.12
## Violencia            0.05              0.28          -0.26
## Rencor               -0.01             -0.35           0.10
## Memoria              0.06              -0.03          -0.05
## Memoria_Expectativa 0.06              -0.01          -0.19
##
##          Secuestros Secuestros_Politicos Reconciliacion
## Homicidios          0.67              0.35          -0.17
## Ataques_Pobl_Civil  0.39              0.32          -0.13
## Desmovilizados      0.68              0.37          -0.04
## Secuestros          1.00              0.36          -0.03
## Secuestros_Politicos 0.36              1.00          -0.40
## Reconciliacion      -0.03             -0.40           1.00
## Disculpas           0.15              -0.03           0.09
## Violencia           -0.27              0.09          -0.12
## Rencor              -0.10             -0.21           0.17
## Memoria             -0.01             -0.19           0.18
## Memoria_Expectativa -0.15             -0.26           0.20
##
##          Disculpas Violencia Rencor Memoria
## Homicidios          0.08          0.05 -0.01  0.06
## Ataques_Pobl_Civil -0.01          0.28 -0.35 -0.03
## Desmovilizados      0.12         -0.26  0.10 -0.05
## Secuestros          0.15         -0.27 -0.10 -0.01
## Secuestros_Politicos -0.03          0.09 -0.21 -0.19
## Reconciliacion      0.09         -0.12  0.17  0.18
## Disculpas           1.00         -0.46  0.27  0.14
## Violencia          -0.46          1.00 -0.23 -0.34
## Rencor              0.27         -0.23  1.00  0.35
## Memoria             0.14         -0.34  0.35  1.00

```

```

## Memoria_Expectativa      0.06      -0.05      0.42      0.65
##                          Memoria_Expectativa
## Homicidios                0.06
## Ataques_Pobl_Civil        -0.01
## Desmovilizados            -0.19
## Secuestros                 -0.15
## Secuestros_Politicos      -0.26
## Reconciliacion            0.20
## Disculpas                  0.06
## Violencia                  -0.05
## Rencor                     0.42
## Memoria                    0.65
## Memoria_Expectativa       1.00
##
## n= 44
##
##
## P
##                          Homicidios Ataques_Pobl_Civil Desmovilizados
## Homicidios                0.1267                0.0000
## Ataques_Pobl_Civil 0.1267                0.3291
## Desmovilizados        0.0000        0.3291
## Secuestros            0.0000        0.0090        0.0000
## Secuestros_Politicos 0.0200        0.0319        0.0123
## Reconciliacion        0.2814        0.4135        0.8140
## Disculpas              0.6067        0.9721        0.4272
## Violencia              0.7678        0.0687        0.0870
## Rencor                  0.9602        0.0190        0.5139
## Memoria                 0.7000        0.8601        0.7511
## Memoria_Expectativa 0.6980        0.9584        0.2108
##                          Secuestros Secuestros_Politicos Reconciliacion
## Homicidios            0.0000        0.0200        0.2814
## Ataques_Pobl_Civil    0.0090        0.0319        0.4135
## Desmovilizados        0.0000        0.0123        0.8140
## Secuestros            0.0000        0.0173        0.8469
## Secuestros_Politicos 0.0173                0.0070
## Reconciliacion        0.8469        0.0070
## Disculpas              0.3190        0.8342        0.5506
## Violencia              0.0761        0.5482        0.4251
## Rencor                  0.4989        0.1727        0.2668
## Memoria                 0.9536        0.2148        0.2499
## Memoria_Expectativa 0.3408        0.0826        0.1821
##                          Disculpas Violencia Rencor Memoria
## Homicidios            0.6067        0.7678        0.9602 0.7000
## Ataques_Pobl_Civil    0.9721        0.0687        0.0190 0.8601
## Desmovilizados        0.4272        0.0870        0.5139 0.7511
## Secuestros            0.3190        0.0761        0.4989 0.9536
## Secuestros_Politicos 0.8342        0.5482        0.1727 0.2148
## Reconciliacion        0.5506        0.4251        0.2668 0.2499
## Disculpas              0.0018        0.0769        0.3727
## Violencia              0.0018                0.1314 0.0238
## Rencor                  0.0769        0.1314                0.0212
## Memoria                 0.3727        0.0238        0.0212
## Memoria_Expectativa 0.7156        0.7539        0.0043 0.0000

```

```
##                               Memoria_Expectativa
## Homicidios                   0.6980
## Ataques_Pobl_Civil           0.9584
## Desmovilizados               0.2108
## Secuestros                   0.3408
## Secuestros_Politicos         0.0826
## Reconciliacion               0.1821
## Disculpas                    0.7156
## Violencia                    0.7539
## Rencor                       0.0043
## Memoria                     0.0000
## Memoria_Expectativa
```

Regresion lineal

```
dfcorrelaciones <- as.data.frame(correlaciones)
regReconcililacion <- lm(Reconciliacion ~ Homicidios+Ataques_Pobl_Civil+Desmovilizados+Secuestros+Secuestros_Politicos, data = dfcorrelaciones)
summary(regReconcililacion)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = Reconciliacion ~ Homicidios + Ataques_Pobl_Civil +
##     Desmovilizados + Secuestros + Secuestros_Politicos, data = dfcorrelaciones)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -5.7399 -1.4908 -0.2228  1.8210  4.9638
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)      4.22995    0.71370   5.927 7.17e-07 ***
## Homicidios       -0.13359    0.12529  -1.066   0.293
## Ataques_Pobl_Civil -0.05417    0.06948  -0.780   0.440
## Desmovilizados    -0.01774    0.19401  -0.091   0.928
## Secuestros        2.26085    1.46700   1.541   0.132
## Secuestros_Politicos -7.46648    4.89706  -1.525   0.136
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 2.457 on 38 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.1083, Adjusted R-squared:  -0.009005
## F-statistic: 0.9232 on 5 and 38 DF,  p-value: 0.4766
regDisculpas <- lm(Disculpas ~ Homicidios+Ataques_Pobl_Civil+Desmovilizados+Secuestros+Secuestros_Politicos, data = dfcorrelaciones)
summary(regDisculpas)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = Disculpas ~ Homicidios + Ataques_Pobl_Civil + Desmovilizados +
##     Secuestros + Secuestros_Politicos, data = dfcorrelaciones)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.52497 -0.19380  0.04092  0.17784  0.48723
##
```

```
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)    0.762492   0.077623   9.823 5.59e-12 ***
## Homicidios     -0.002919   0.013626  -0.214   0.832
## Ataques_Pobl_Civil -0.004573   0.007557  -0.605   0.549
## Desmovilizados  -0.010852   0.021101  -0.514   0.610
## Secuestros       0.231488   0.159553   1.451   0.155
## Secuestros_Politicos 0.124965   0.532611   0.235   0.816
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.2672 on 38 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.09075, Adjusted R-squared:  -0.02888
## F-statistic: 0.7586 on 5 and 38 DF, p-value: 0.5852

regViolencia <- lm(Violencia ~ Homicidios+Ataques_Pobl_Civil+Desmovilizados+Secuestros+Secuestros_Politicos, data = dfcorrelaciones)
summary(regViolencia) #AQUI HAY ALGO INTERESANTE!!!! El Indice ACDIVOCA que mide violencia es determinada por

##
## Call:
## lm(formula = Violencia ~ Homicidios + Ataques_Pobl_Civil + Desmovilizados +
##      Secuestros + Secuestros_Politicos, data = dfcorrelaciones)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.84631 -0.22044 -0.07258  0.25390  0.91526
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)    -1.34121    0.12413  -10.805  3.8e-13 ***
## Homicidios       0.04866    0.02179   2.233  0.03151 *
## Ataques_Pobl_Civil  0.02632    0.01208   2.178  0.03571 *
## Desmovilizados   -0.04407    0.03374  -1.306  0.19938
## Secuestros      -0.69400    0.25515  -2.720  0.00979 **
## Secuestros_Politicos  0.77762    0.85174   0.913  0.36701
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.4273 on 38 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.3027, Adjusted R-squared:  0.211
## F-statistic: 3.3 on 5 and 38 DF, p-value: 0.01428

regRencor <- lm(Rencor ~ Homicidios+Ataques_Pobl_Civil+Desmovilizados+Secuestros+Secuestros_Politicos, data = dfcorrelaciones)
summary(regRencor) #AQUI HAY ALGO INTERESANTE!!!! El Indice ACDIVOCA que mide rencor es determinado por

##
## Call:
## lm(formula = Rencor ~ Homicidios + Ataques_Pobl_Civil + Desmovilizados +
##      Secuestros + Secuestros_Politicos, data = dfcorrelaciones)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.86892 -0.15377  0.00798  0.21282  0.49933
##
## Coefficients:
```

```
##               Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)      3.741277   0.085851  43.579  <2e-16 ***
## Homicidios        0.012457   0.015071   0.827   0.4136
## Ataques_Pobl_Civil -0.020211  0.008358  -2.418   0.0205 *
## Desmovilizados    -0.002123  0.023338  -0.091   0.9280
## Secuestros        -0.147523  0.176467  -0.836   0.4084
## Secuestros_Politicos -0.314807  0.589070  -0.534   0.5962
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.2956 on 38 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.1627, Adjusted R-squared:  0.0525
## F-statistic: 1.477 on 5 and 38 DF,  p-value: 0.2203

regMemoria <- lm(Memoria~ Homicidios+Ataques_Pobl_Civil+Desmovilizados+Secuestros+Secuestros_Politicos,
summary(regMemoria)

##
## Call:
## lm(formula = Memoria ~ Homicidios + Ataques_Pobl_Civil + Desmovilizados +
##     Secuestros + Secuestros_Politicos, data = dfcorrelaciones)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.78867 -0.21013 -0.06228  0.20660  0.62764
##
## Coefficients:
##               Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)      3.3454238   0.1023787  32.677  <2e-16 ***
## Homicidios        0.0010930   0.0179723   0.061   0.952
## Ataques_Pobl_Civil  0.0005791   0.0099667   0.058   0.954
## Desmovilizados    -0.0255726   0.0278308  -0.919   0.364
## Secuestros        0.1123125   0.2104395   0.534   0.597
## Secuestros_Politicos -0.3509602  0.7024760  -0.500   0.620
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.3525 on 38 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.03632, Adjusted R-squared: -0.09048
## F-statistic: 0.2865 on 5 and 38 DF,  p-value: 0.9176

regMemoria_Expectativa <- lm(Memoria_Expectativa~ Homicidios+Ataques_Pobl_Civil+Desmovilizados+Secuestros+Secuestros_Politicos,
summary(regMemoria_Expectativa)

##
## Call:
## lm(formula = Memoria_Expectativa ~ Homicidios + Ataques_Pobl_Civil +
##     Desmovilizados + Secuestros + Secuestros_Politicos, data = dfcorrelaciones)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.76217 -0.17392  0.02845  0.24832  0.49442
##
## Coefficients:
##               Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
```

```
## (Intercept)          3.341448    0.092017   36.313   <2e-16 ***
## Homicidios           0.023280    0.016153    1.441    0.158
## Ataques_Pobl_Civil   0.003940    0.008958    0.440    0.663
## Desmovilizados      -0.028783    0.025014   -1.151    0.257
## Secuestros           -0.123140    0.189141   -0.651    0.519
## Secuestros_Policos  -0.425977    0.631378   -0.675    0.504
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.3168 on 38 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.1019, Adjusted R-squared:  -0.01622
## F-statistic: 0.8627 on 5 and 38 DF,  p-value: 0.5149
```

Δ variables con ACDI-VOCA

En esta seccion se tiene en cuenta el Δ de la variable de interes. Primero se hacen correlaciones y, luego, se hacen regresiones lineales.

Correlaciones

#Vamos a hacerlo primero con la diferencia en los indices. En efecto, este capta una diferencia del pas

```
correlaciones <- cbind(diff_homi_mean,
                      diff_ataques_mean,
                      diff_desmovilizados_mean,
                      diff_secuestro_mean,
                      diff_secuestrop_mean,
                      reconciliacion_agreg$reconciliacion.mean,
                      disculpas_agreg$disculpas.mean,
                      violencia_agreg$violencia.mean,
                      rencor_agreg$rencor.mean,
                      memoria_agreg$memoria.mean,
                      memoria_expectativa_agreg$memoria_expectativa.mean)

nombres <- c("Homicidios",
            "Ataques_Pobl_Civil",
            "Desmovilizados",
            "Secuestros",
            "Secuestros_Policos",
            "Reconciliacion",
            "Disculpas",
            "Violencia",
            "Rencor",
            "Memoria",
            "Memoria_Expectativa")
colnames(correlaciones) <- nombres
rcorr(correlaciones, type="spearman")
```

```
##              Homicidios Ataques_Pobl_Civil Desmovilizados
## Homicidios           1.00                -0.06         -0.39
## Ataques_Pobl_Civil   -0.06                1.00          0.20
## Desmovilizados       -0.39                0.20          1.00
## Secuestros           0.18                -0.35         -0.52
## Secuestros_Policos   0.04                0.42          0.06
```

## Reconciliacion	-0.26	0.10	0.05
## Disculpas	-0.08	-0.10	-0.13
## Violencia	0.11	-0.01	0.22
## Rencor	0.04	0.10	-0.09
## Memoria	-0.20	0.00	0.08
## Memoria_Expectativa	-0.14	0.01	0.13
##	Secuestros	Secuestros_Politicos	Reconciliacion
## Homicidios	0.18	0.04	-0.26
## Ataques_Pobl_Civil	-0.35	0.42	0.10
## Desmovilizados	-0.52	0.06	0.05
## Secuestros	1.00	-0.16	0.06
## Secuestros_Politicos	-0.16	1.00	-0.07
## Reconciliacion	0.06	-0.07	1.00
## Disculpas	0.32	0.04	0.09
## Violencia	-0.22	0.08	-0.12
## Rencor	0.05	0.23	0.17
## Memoria	-0.09	-0.10	0.18
## Memoria_Expectativa	0.02	0.13	0.20
##	Disculpas	Violencia	Rencor
## Homicidios	-0.08	0.11	0.04
## Ataques_Pobl_Civil	-0.10	-0.01	0.10
## Desmovilizados	-0.13	0.22	-0.09
## Secuestros	0.32	-0.22	0.05
## Secuestros_Politicos	0.04	0.08	0.23
## Reconciliacion	0.09	-0.12	0.17
## Disculpas	1.00	-0.46	0.27
## Violencia	-0.46	1.00	-0.23
## Rencor	0.27	-0.23	1.00
## Memoria	0.14	-0.34	0.35
## Memoria_Expectativa	0.06	-0.05	0.42
##	Memoria_Expectativa		
## Homicidios	-0.14		
## Ataques_Pobl_Civil	0.01		
## Desmovilizados	0.13		
## Secuestros	0.02		
## Secuestros_Politicos	0.13		
## Reconciliacion	0.20		
## Disculpas	0.06		
## Violencia	-0.05		
## Rencor	0.42		
## Memoria	0.65		
## Memoria_Expectativa	1.00		
##			
## n			
##	Homicidios	Ataques_Pobl_Civil	Desmovilizados
## Homicidios	44	43	43
## Ataques_Pobl_Civil	43	43	43
## Desmovilizados	43	43	43
## Secuestros	44	43	43
## Secuestros_Politicos	43	43	43
## Reconciliacion	44	43	43
## Disculpas	44	43	43
## Violencia	44	43	43
## Rencor	44	43	43

## Memoria	44	43	43
## Memoria_Expectativa	44	43	43
##	Secuestros	Secuestros_Politicos	Reconciliacion
## Homicidios	44	43	44
## Ataques_Pobl_Civil	43	43	43
## Desmovilizados	43	43	43
## Secuestros	44	43	44
## Secuestros_Politicos	43	43	43
## Reconciliacion	44	43	44
## Disculpas	44	43	44
## Violencia	44	43	44
## Rencor	44	43	44
## Memoria	44	43	44
## Memoria_Expectativa	44	43	44
##	Disculpas	Violencia	Rencor Memoria
## Homicidios	44	44	44 44
## Ataques_Pobl_Civil	43	43	43 43
## Desmovilizados	43	43	43 43
## Secuestros	44	44	44 44
## Secuestros_Politicos	43	43	43 43
## Reconciliacion	44	44	44 44
## Disculpas	44	44	44 44
## Violencia	44	44	44 44
## Rencor	44	44	44 44
## Memoria	44	44	44 44
## Memoria_Expectativa	44	44	44 44
##	Memoria_Expectativa		
## Homicidios		44	
## Ataques_Pobl_Civil		43	
## Desmovilizados		43	
## Secuestros		44	
## Secuestros_Politicos		43	
## Reconciliacion		44	
## Disculpas		44	
## Violencia		44	
## Rencor		44	
## Memoria		44	
## Memoria_Expectativa		44	
##			
## P			
##	Homicidios	Ataques_Pobl_Civil	Desmovilizados
## Homicidios		0.7104	0.0090
## Ataques_Pobl_Civil	0.7104		0.2063
## Desmovilizados	0.0090	0.2063	
## Secuestros	0.2479	0.0231	0.0003
## Secuestros_Politicos	0.7932	0.0049	0.6790
## Reconciliacion	0.0913	0.5067	0.7689
## Disculpas	0.5884	0.5350	0.4036
## Violencia	0.4889	0.9655	0.1515
## Rencor	0.7768	0.5173	0.5613
## Memoria	0.2008	0.9835	0.5960
## Memoria_Expectativa	0.3683	0.9544	0.4146
##	Secuestros	Secuestros_Politicos	Reconciliacion
## Homicidios	0.2479	0.7932	0.0913

```
## Ataques_Pobl_Civil    0.0231    0.0049    0.5067
## Desmovilizados       0.0003    0.6790    0.7689
## Secuestros           0.3179    0.6982
## Secuestros_Policos   0.3179    0.6539
## Reconciliacion       0.6982    0.6539
## Disculpas            0.0351    0.8057    0.5506
## Violencia            0.1489    0.5932    0.4251
## Rencor               0.7584    0.1377    0.2668
## Memoria              0.5763    0.5390    0.2499
## Memoria_Expectativa 0.8974    0.4113    0.1821
##                      Disculpas Violencia Rencor Memoria
## Homicidios           0.5884    0.4889    0.7768 0.2008
## Ataques_Pobl_Civil   0.5350    0.9655    0.5173 0.9835
## Desmovilizados       0.4036    0.1515    0.5613 0.5960
## Secuestros           0.0351    0.1489    0.7584 0.5763
## Secuestros_Policos   0.8057    0.5932    0.1377 0.5390
## Reconciliacion       0.5506    0.4251    0.2668 0.2499
## Disculpas            0.0018    0.0769 0.3727
## Violencia            0.0018    0.1314 0.0238
## Rencor               0.0769    0.1314    0.0212
## Memoria              0.3727    0.0238    0.0212
## Memoria_Expectativa 0.7156    0.7539    0.0043 0.0000
##                      Memoria_Expectativa
## Homicidios           0.3683
## Ataques_Pobl_Civil   0.9544
## Desmovilizados       0.4146
## Secuestros           0.8974
## Secuestros_Policos   0.4113
## Reconciliacion       0.1821
## Disculpas            0.7156
## Violencia            0.7539
## Rencor               0.0043
## Memoria              0.0000
## Memoria_Expectativa
```

Regresion lineal

```
#Regresiones Lineales Exploratorias
dfcorrelaciones <- as.data.frame(correlaciones)
regReconcililacion <- lm(Reconciliacion ~ Homicidios+Ataques_Pobl_Civil+Desmovilizados+Secuestros+Secue
summary(regReconcililacion)

##
## Call:
## lm(formula = Reconciliacion ~ Homicidios + Ataques_Pobl_Civil +
##     Desmovilizados + Secuestros + Secuestros_Policos, data = dfcorrelaciones)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -5.374 -1.720  0.156  1.490  4.248
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)    3.88686    0.53247   7.300 1.13e-08 ***
```

```

## Homicidios          -0.14071    0.09242   -1.523    0.136
## Ataques_Pobl_Civil    0.05766    0.06941    0.831    0.411
## Desmovilizados       0.04025    0.10148    0.397    0.694
## Secuestros           1.33377    1.00703    1.324    0.193
## Secuestros_Politicos -3.46127    6.36982   -0.543    0.590
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 2.478 on 37 degrees of freedom
## (1 observation deleted due to missingness)
## Multiple R-squared:  0.115, Adjusted R-squared:  -0.004553
## F-statistic: 0.9619 on 5 and 37 DF,  p-value: 0.4535

regDisculpas <- lm(Disculpas ~ Homicidios+Ataques_Pobl_Civil+Desmovilizados+Secuestros+Secuestros_Polit.
summary(regDisculpas)

##
## Call:
## lm(formula = Disculpas ~ Homicidios + Ataques_Pobl_Civil + Desmovilizados +
##     Secuestros + Secuestros_Politicos, data = dfcorrelaciones)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.51894 -0.13078 -0.00575  0.17299  0.47112
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)    0.750138   0.057042  13.151 1.61e-15 ***
## Homicidios      0.005174   0.009900   0.523  0.6044
## Ataques_Pobl_Civil 0.006207   0.007435   0.835  0.4092
## Desmovilizados   0.007413   0.010871   0.682  0.4995
## Secuestros       0.223019   0.107879   2.067  0.0458 *
## Secuestros_Politicos 0.130438   0.682371   0.191  0.8494
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.2655 on 37 degrees of freedom
## (1 observation deleted due to missingness)
## Multiple R-squared:  0.1151, Adjusted R-squared:  -0.004451
## F-statistic: 0.9628 on 5 and 37 DF,  p-value: 0.453

regViolencia <- lm(Violencia ~ Homicidios+Ataques_Pobl_Civil+Desmovilizados+Secuestros+Secuestros_Polit.
summary(regViolencia)

##
## Call:
## lm(formula = Violencia ~ Homicidios + Ataques_Pobl_Civil + Desmovilizados +
##     Secuestros + Secuestros_Politicos, data = dfcorrelaciones)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.93785 -0.27436 -0.08638  0.29772  0.93902
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)

```

```
## (Intercept)          -1.22033    0.10099 -12.084 2.07e-14 ***
## Homicidios           0.02686    0.01753   1.532   0.134
## Ataques_Pobl_Civil  -0.01057    0.01316  -0.803   0.427
## Desmovilizados       0.02896    0.01925   1.505   0.141
## Secuestros           -0.11509    0.19100  -0.603   0.550
## Secuestros_Politicos -0.57355    1.20811  -0.475   0.638
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.47 on 37 degrees of freedom
## (1 observation deleted due to missingness)
## Multiple R-squared:  0.1484, Adjusted R-squared:  0.03334
## F-statistic:  1.29 on 5 and 37 DF,  p-value: 0.2892
```

```
regRencor <- lm(Rencor ~ Homicidios+Ataques_Pobl_Civil+Desmovilizados+Secuestros+Secuestros_Politicos,
summary(regRencor)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = Rencor ~ Homicidios + Ataques_Pobl_Civil + Desmovilizados +
##     Secuestros + Secuestros_Politicos, data = dfcorrelaciones)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.94608 -0.16241  0.03619  0.20940  0.59322
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)    3.663848   0.067422  54.342 <2e-16 ***
## Homicidios      0.004413   0.011702   0.377   0.708
## Ataques_Pobl_Civil 0.008354   0.008788   0.951   0.348
## Desmovilizados    0.005289   0.012849   0.412   0.683
## Secuestros       0.059001   0.127511   0.463   0.646
## Secuestros_Politicos 1.128453   0.806550   1.399   0.170
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.3138 on 37 degrees of freedom
## (1 observation deleted due to missingness)
## Multiple R-squared:  0.07986, Adjusted R-squared:  -0.04448
## F-statistic: 0.6423 on 5 and 37 DF,  p-value: 0.6689
```

```
regMemoria <- lm(Memoria~ Homicidios+Ataques_Pobl_Civil+Desmovilizados+Secuestros+Secuestros_Politicos,
summary(regMemoria)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = Memoria ~ Homicidios + Ataques_Pobl_Civil + Desmovilizados +
##     Secuestros + Secuestros_Politicos, data = dfcorrelaciones)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.8621 -0.2158  0.0280  0.1644  0.5836
##
## Coefficients:
```

```
##               Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)      3.394999   0.074273  45.710   <2e-16 ***
## Homicidios       -0.003505   0.012891  -0.272    0.787
## Ataques_Pobl_Civil  0.013441   0.009681   1.388    0.173
## Desmovilizados     0.015994   0.014154   1.130    0.266
## Secuestros         0.073688   0.140467   0.525    0.603
## Secuestros_Policos -0.212325   0.888503  -0.239    0.812
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.3456 on 37 degrees of freedom
## (1 observation deleted due to missingness)
## Multiple R-squared:  0.0872, Adjusted R-squared:  -0.03615
## F-statistic: 0.7069 on 5 and 37 DF,  p-value: 0.6219

regMemoria_Expectativa <- lm(Memoria_Expectativa~ Homicidios+Ataques_Pobl_Civil+Desmovilizados+Secuestros_Policos, data = dfcorrelaciones)
summary(regMemoria_Expectativa)

##
## Call:
## lm(formula = Memoria_Expectativa ~ Homicidios + Ataques_Pobl_Civil +
##     Desmovilizados + Secuestros + Secuestros_Policos, data = dfcorrelaciones)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.78610 -0.14204  0.02907  0.25814  0.51906
##
## Coefficients:
##               Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)      3.393400   0.069064  49.134   <2e-16 ***
## Homicidios        0.003686   0.011987   0.307   0.7602
## Ataques_Pobl_Civil 0.001943   0.009002   0.216   0.8303
## Desmovilizados     0.022449   0.013162   1.706   0.0965 .
## Secuestros         0.152534   0.130617   1.168   0.2504
## Secuestros_Policos 0.404055   0.826195   0.489   0.6277
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.3214 on 37 degrees of freedom
## (1 observation deleted due to missingness)
## Multiple R-squared:  0.08107, Adjusted R-squared:  -0.0431
## F-statistic: 0.6529 on 5 and 37 DF,  p-value: 0.6611
```

Tendencias y correlaciones en un graficos

Correlacion de Rencor (ACDIVOCA) con Homicidios en el tiempo

```
#Vamos a ver como cambia la correlacion de Rencor (ACDIVOCA) con Homicidios en el tiempo

conflicto_44_tidy$ano_num <- substring(conflicto_44_tidy$ano,1,4)
conflicto_44_tidy$ano_num <- as.numeric(conflicto_44_tidy$ano_num)

#Loop para hacer la correlacion por año.

homicidios <- c()
```

```

x <- c()
y <- c()

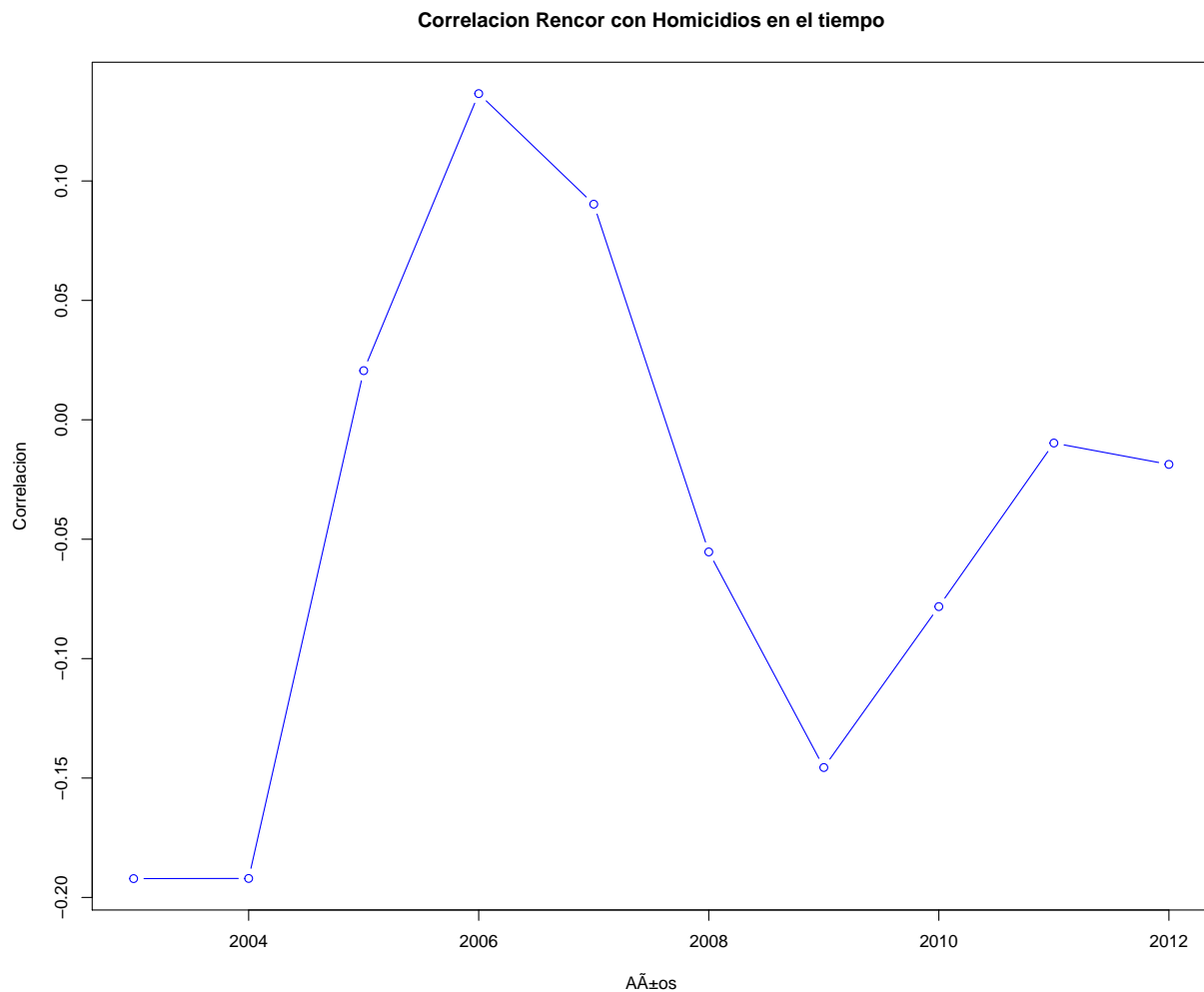
for(i in 1:10) {
  homicidios <- conflicto_44_tidy %>%
    filter(ano_num==2002+i) %>%
    select(homi_cienmil, Municipio) %>%
    summaryBy(homi_cienmil ~ Municipio, ., FUN=c(sum, mean), na.rm=T ) %>%
    select(homi_cienmil.mean) %>%
    as.data.frame()

  conflicto_44_tidy$valores_corr[i] <- cor(homicidios,
                                           rencor_agreg$rencor.mean,
                                           method = "spearman")

  x[i] <- 2002+i
  y[i] <- cor(homicidios, rencor_agreg$rencor.mean, method = "spearman")
}

plot(x,
      y,
      type="b",
      col="blue",
      main= "Correlacion Rencor con Homicidios en el tiempo",
      xlab="Años",
      ylab= "Correlacion")

```



Correlacion de Violencia (ACDIVOCA) con Homicidios en el tiempo

#Vamos a ver como cambia la correlacion de Violencia (ACDIVOCA) con Homicidios en el tiempo

```
conflicto_44_tidy$ano_num <- substring(conflicto_44_tidy$ano,1,4)
conflicto_44_tidy$ano_num <- as.numeric(conflicto_44_tidy$ano_num)
```

#Loop para hacer la correlacion por año.

```
homicidios <- c()
x <- c()
y <- c()
```

```
for(i in 1:10) {
  homicidios <- conflicto_44_tidy %>%
    filter(ano_num==2002+i) %>%
    select(homi_cienmil, Municipio) %>%
    summaryBy(homi_cienmil ~ Municipio, ., FUN=c(sum, mean), na.rm=T ) %>%
    select(homi_cienmil.mean) %>%
    as.data.frame()
}
```

```

conflicto_44_tidy$valores_corr[i] <- cor(homicidios,
                                         violencia_agreg$violencia.mean,
                                         method = "spearman")

x[i] <- 2002+i
y[i] <- cor(homicidios, violencia_agreg$violencia.mean, method = "spearman")
}

plot(x,
      y,
      type="b",
      col="blue",
      main= "Correlacion Violencia (ACDIVOCA) con Homicidios en el tiempo",
      xlab="Años",
      ylab= "Correlacion")

```

