

La población carcelaria en Colombia 1991-2017

Sergio Solano

Febrero de 2016

Data

El INPEC publica mensualmente la serie población carcelaria, desde 1991 hasta el mese anterior a la publicación. Esta serie se encuentra separada por situación jurídica (condenados, sindicados) y por genero.

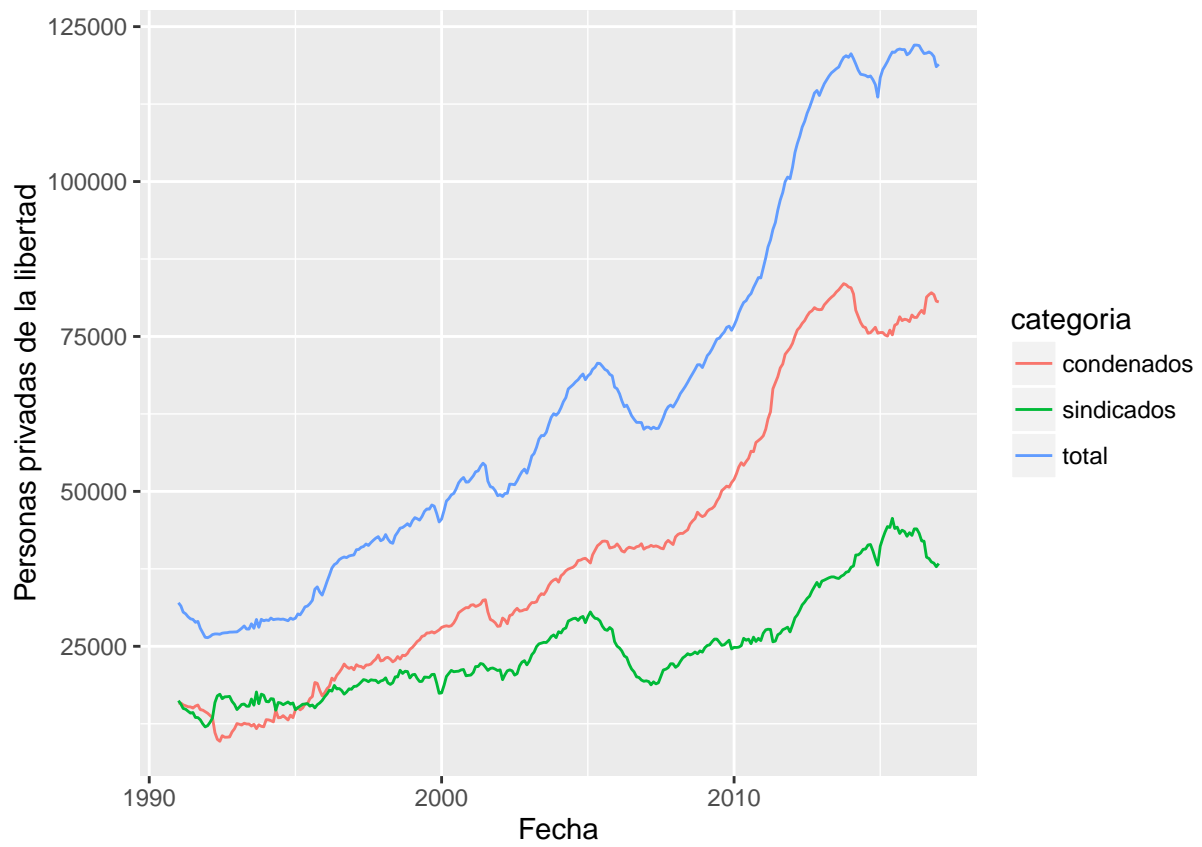
Objetivo

El proceso a través del cual las personas pasan de una situación jurídica a otra es conocido, y sin embargo no observado, pues no se publican las series de tiempo que reflejan esta transición (cantidad de personas sentenciadas por mes, cantidad de personas liberadas mes, duración de la condena).

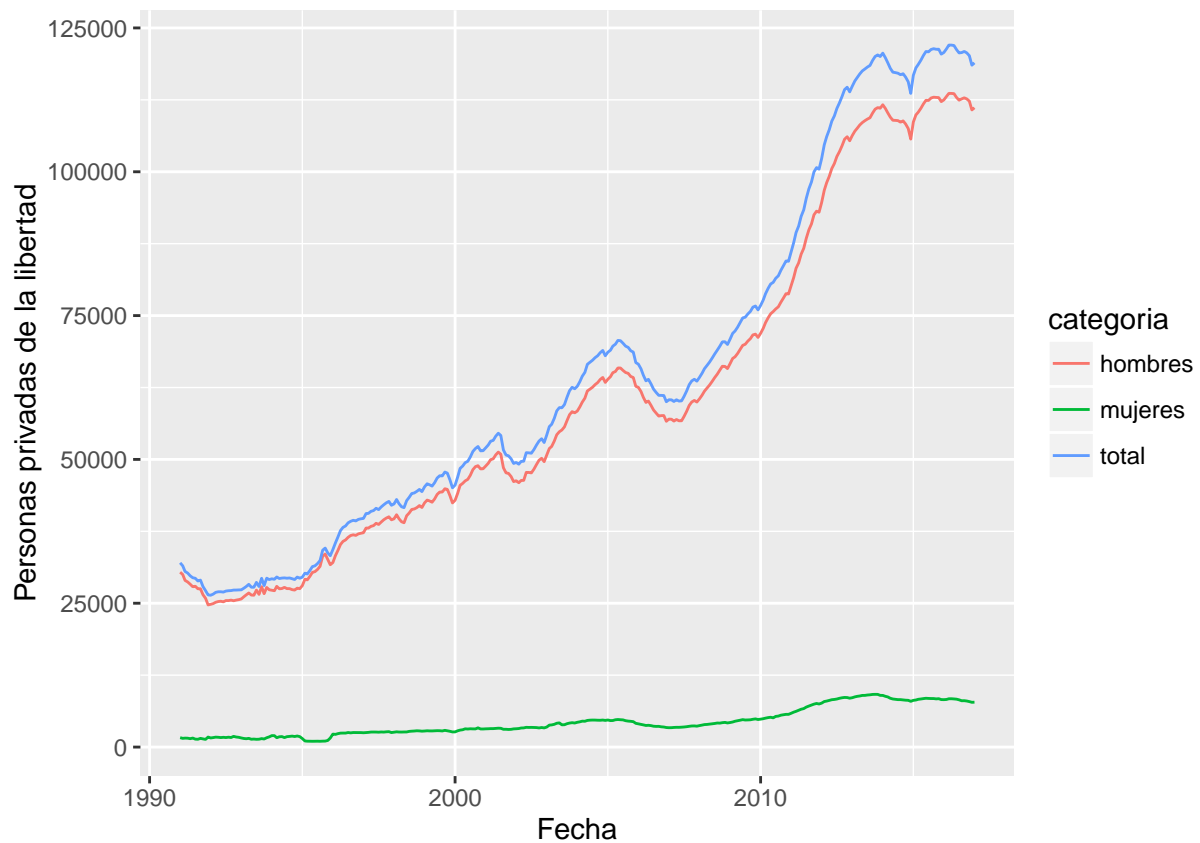
Este ejercicio de demografía, enmarcado en el estudio de poblaciones pequeñas, presenta la oportunidad de comparar la efectividad de diferentes métodos de proyección.

Análisis exploratorio

La población carcelaria total entre 1991 y 2017 se ha cuadruplicado, al pasar de 32.036 a 128.125 internos. Aunque la mayoría son hombres la población carcelaria femenina en el mismo periodo ha crecido a una tasa mayor, pues se ha multiplicado por cinco, de 1633 en 1991 a 7800 en 2017.

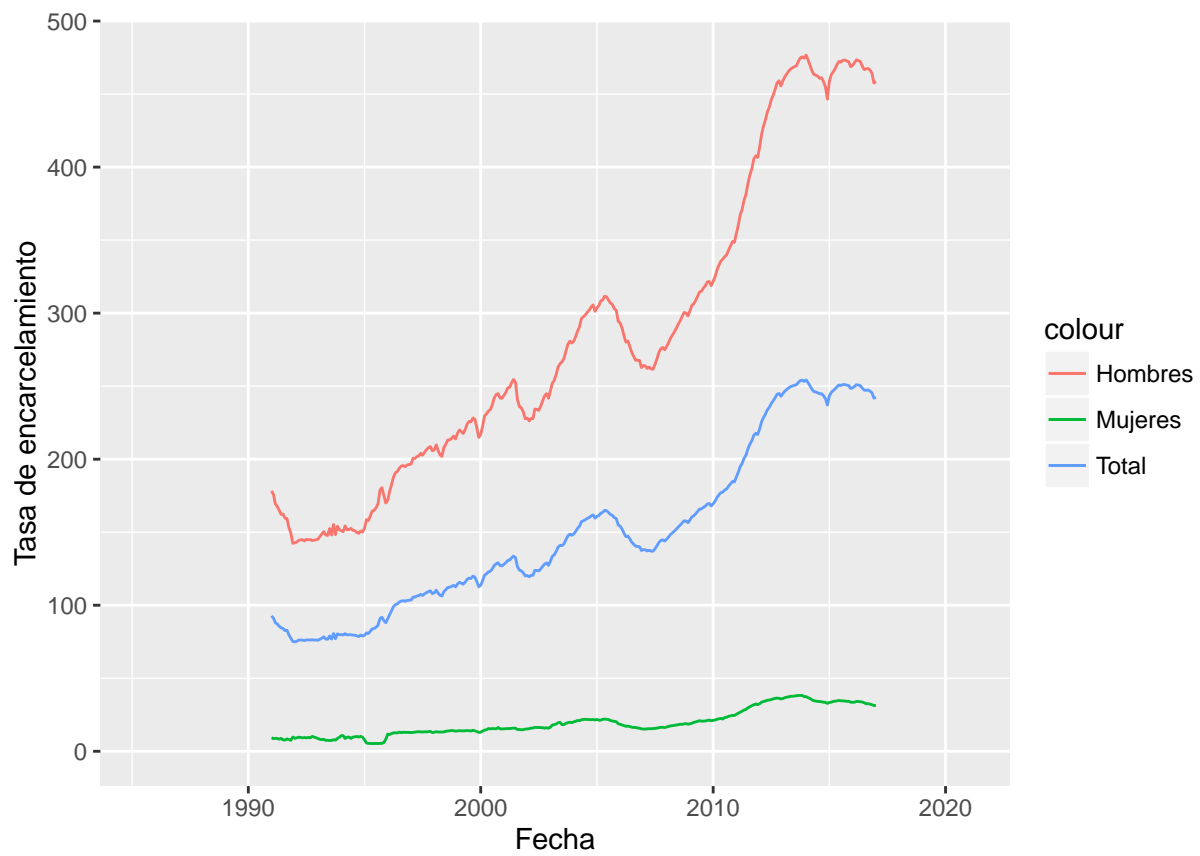


Saving 6.5 x 4.5 in image

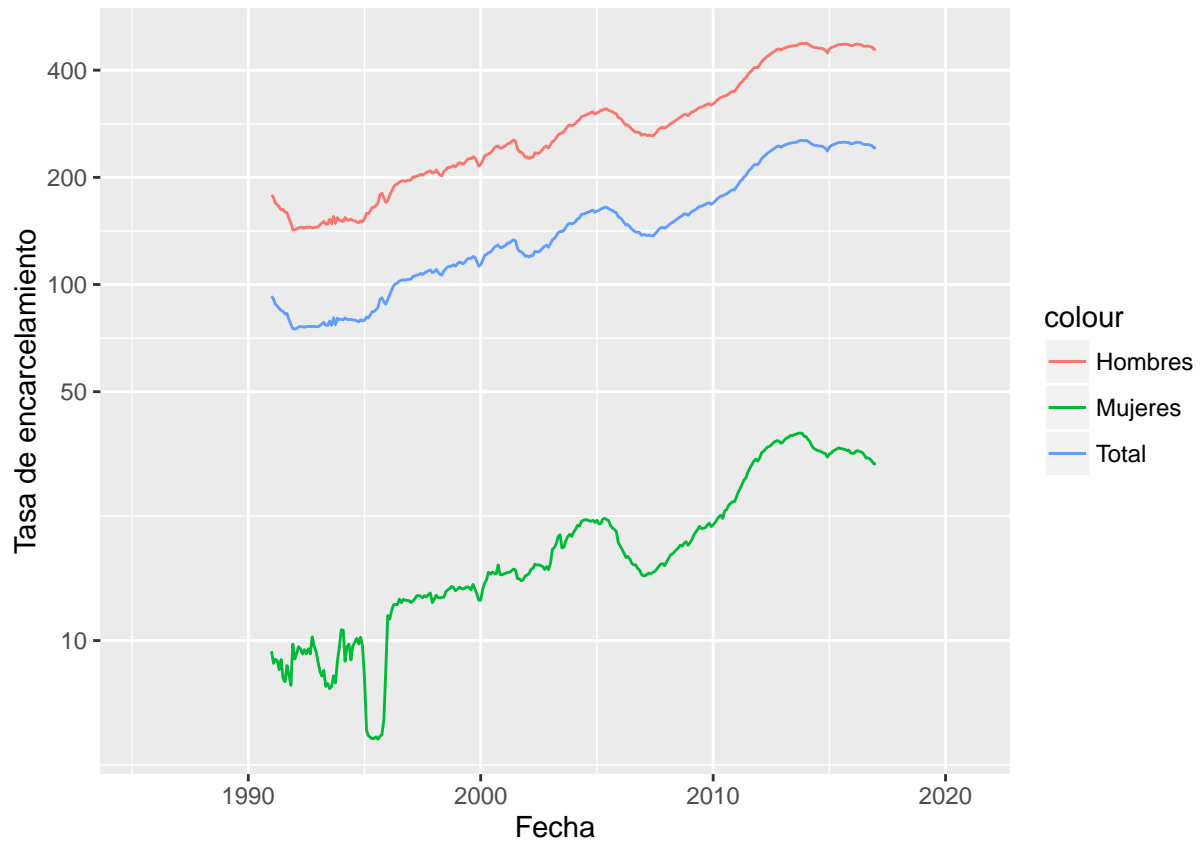


Saving 6.5 x 4.5 in image

El incremento en la población carcelaria podría tomarse como un efecto del crecimiento de la población colombiana. Para validar este supuesto calculamos la tasa de encarcelamiento, que mide la cantidad de personas encarceladas por cada cien mil habitantes. Este indicador pasó de 92 personas por cada cien mil habitantes en enero de 1991 a 242 en enero de 2016. Tal incremento se puede ver tanto en hombres como en mujeres.

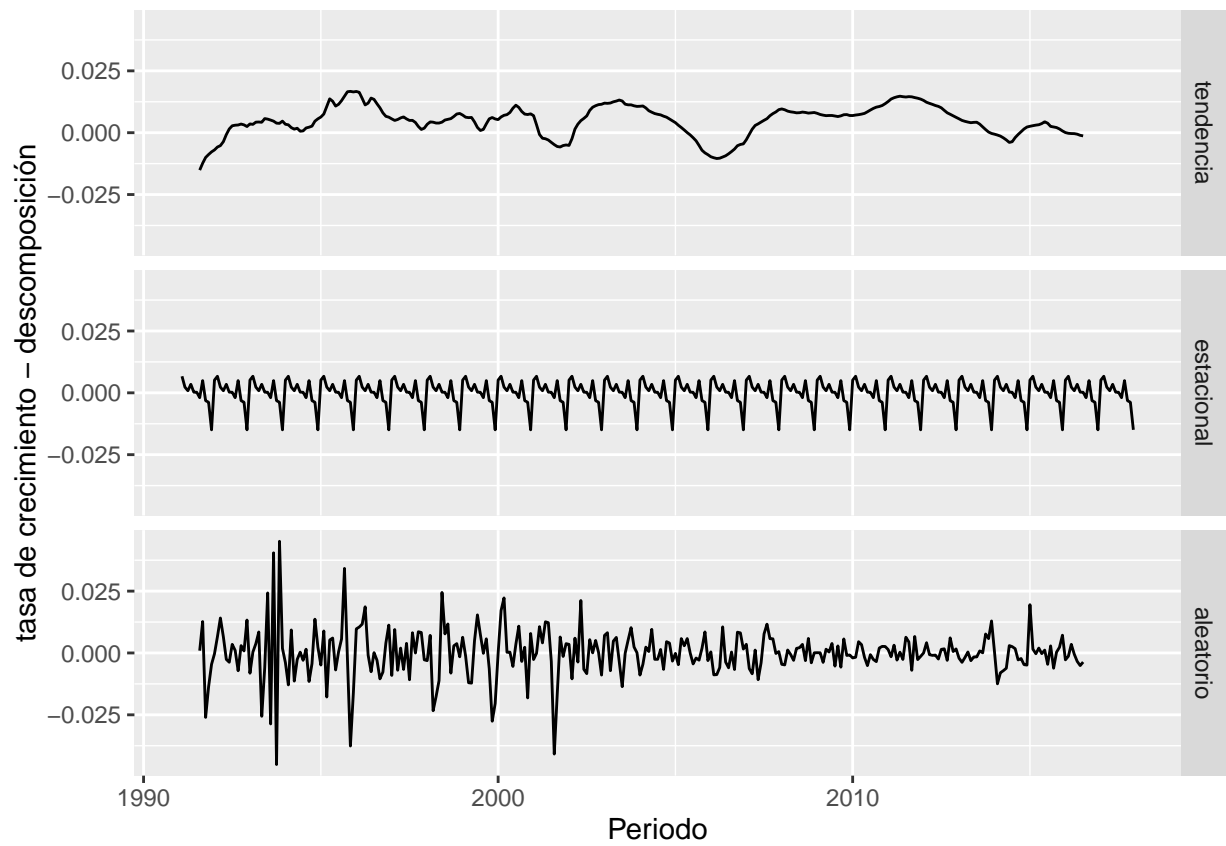
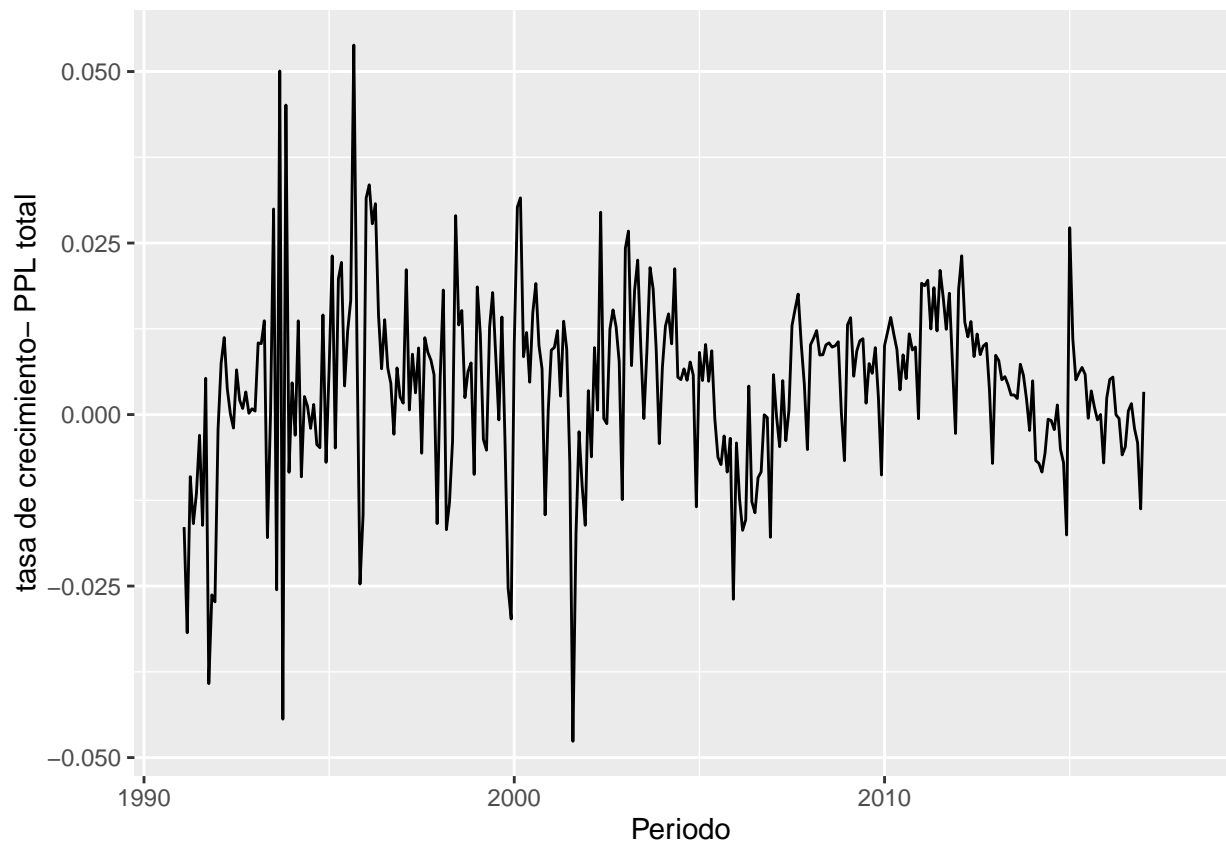


La tasa de encarcelamiento ha crecido de forma exponencial, tanto en hombres como en mujeres, y se puede ver en la gráfica siguiente.

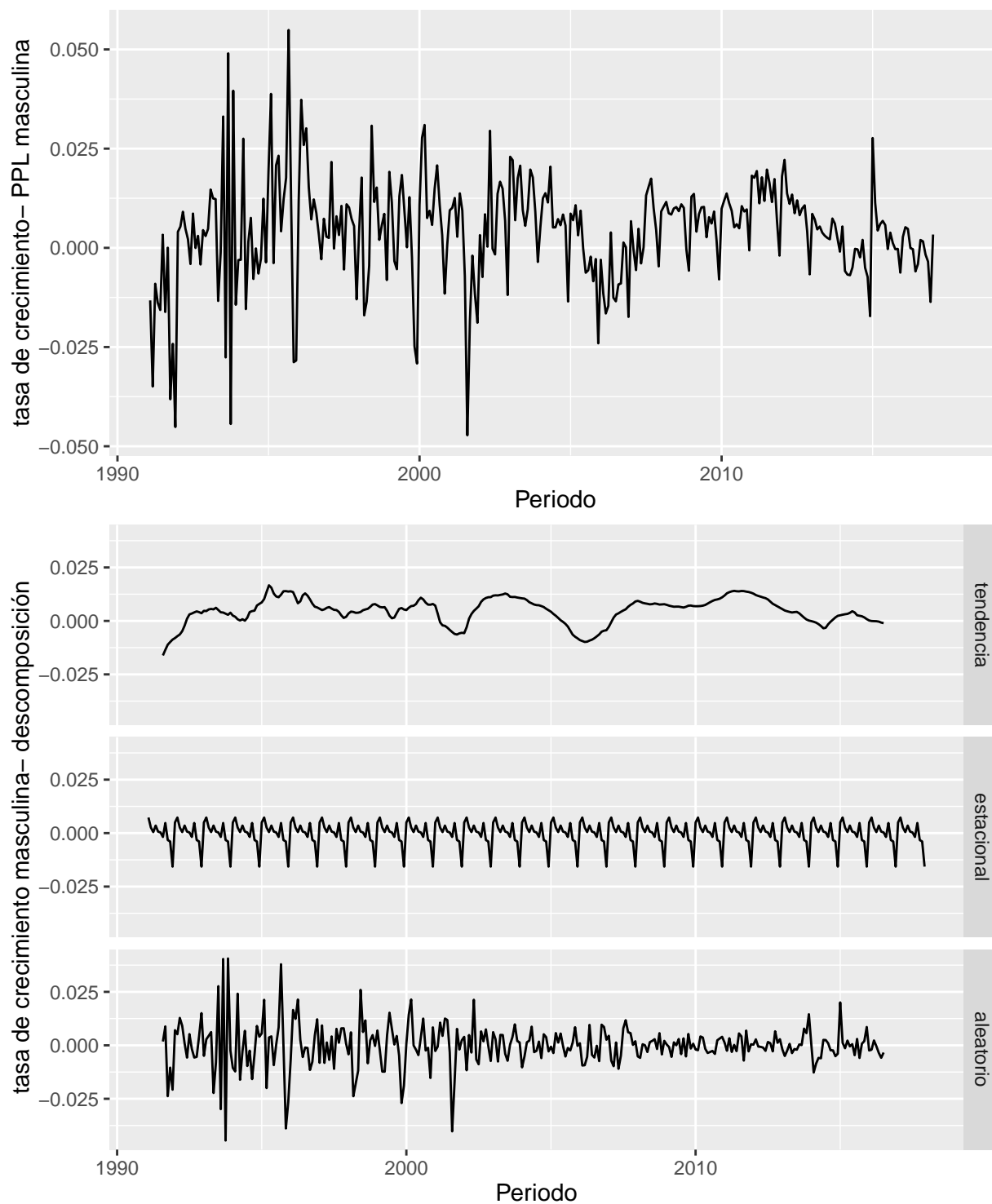


Crecimiento de la Población Privada de la Libertad (PPL)

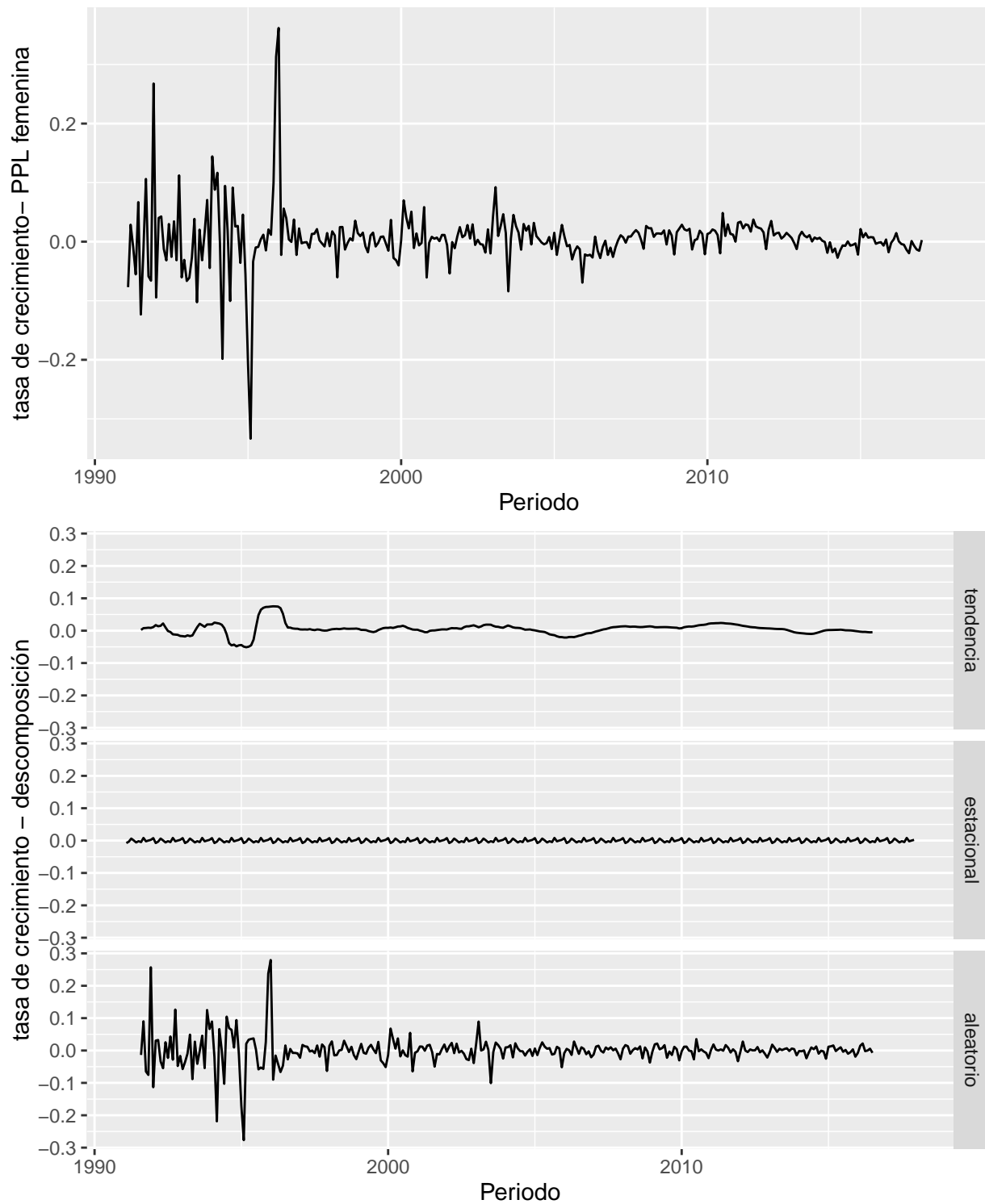
Una primera aproximación al análisis de la población carcelaria, se podría realizar al separar los componentes estacionales, de tendencia y aleatorios de la serie de tiempo. No obstante, es posible inferir que la variabilidad de la serie no es constante. Por esta razón resultaría pertinente analizar la tasa de crecimiento de la población de mes a mes. Una técnica comunmente usada es trabajar con la difencia de los logaritmos de la población, que para variaciones cercanas a cero, se aproxima a la tasa de crecimiento.



Crecimiento de la población privada de la libertad masculina



Crecimiento de la población privada de la libertad femenina



Procesos ARIMA

Los procesos ARMA son procesos aleatorios de la forma

$$Y_t = \gamma Y_{t-1} + \gamma_2 Y_{t-2} \dots + \epsilon + \theta_1 \epsilon_{t-1}$$

Aunque el termino ϵ no tiene necesariamente una distribución normal, por el resto de documento se asumirá una distribución normal con media μ y varianza σ^2 , a menos que se especifique lo contrario.

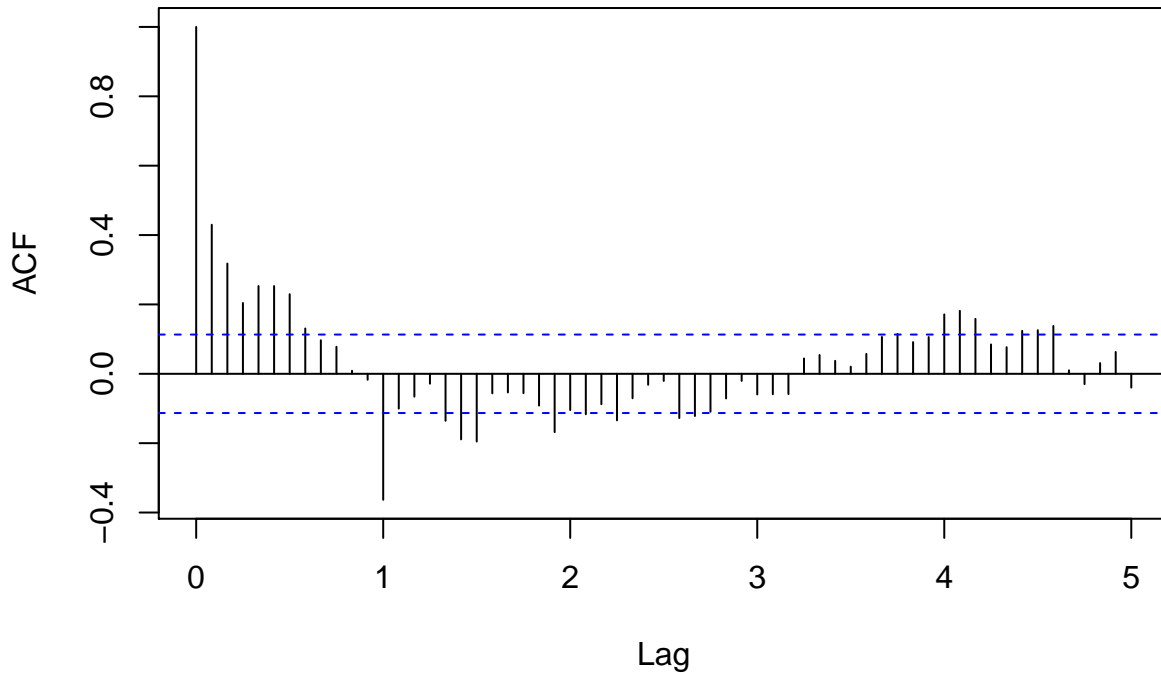
Los procesos ARIMA resultan al considerar una serie de la forma:

$$Y_t = \alpha + Y_{t-1}$$

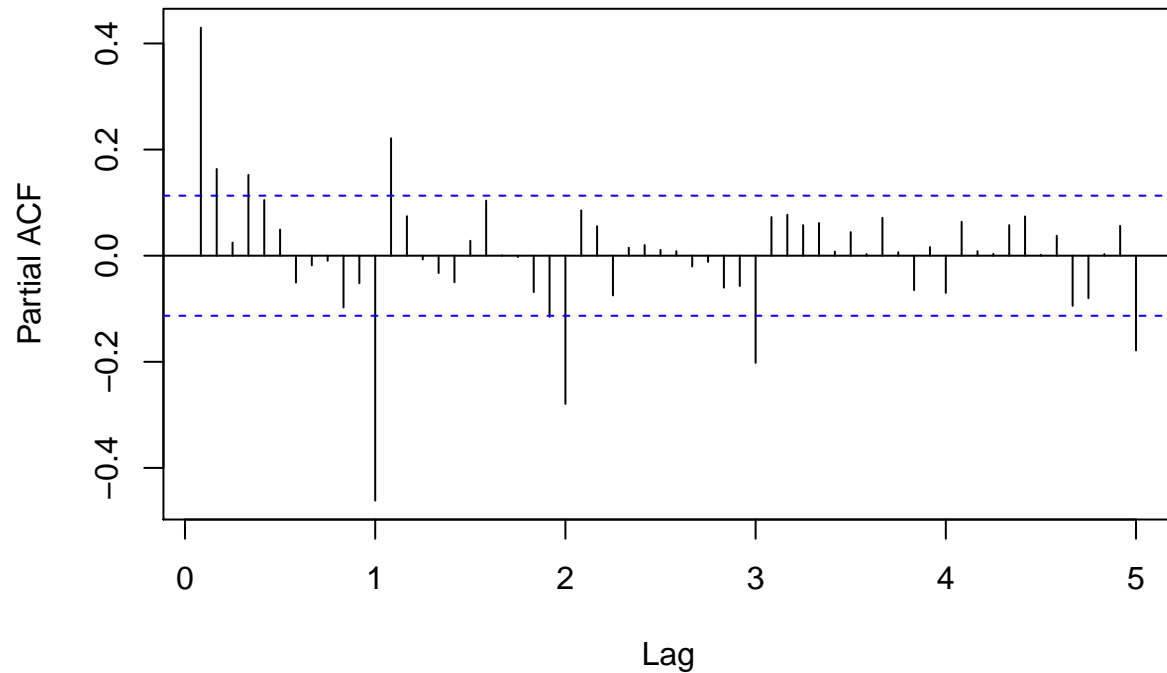
Tal que el proceso $Y_t - Y_{t-1}$ es un proceso ARMA.

Una primera aproximación a la proyección de poblaciones carcelarias será validar si es posible modelar el proceso como un proceso ARIMA. Con este propósito presentamos las funciones de autocorrelación y autocorrelación parcial de la población total.

AFC Variación de la población total desestacionalizado



PAFC Variación de la población total desestacionalizado



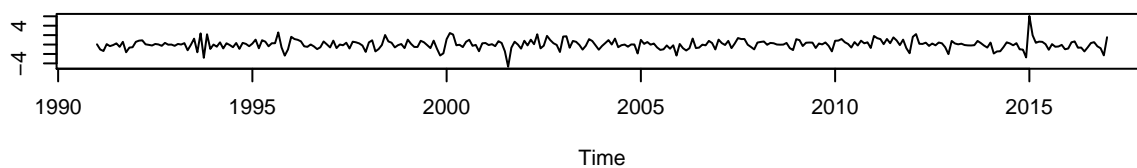
Las funciones de autocorrelación y correlación cruzada, de $Y_t - Y_{t-1}$ muestran:

- La función de autocorrelación decae, y la función de autocorrelación parcial también decae, sugiriendo un ARMA.
- La función de autocorrelación se encuentra sobre las dos desviaciones estándar, sugiriendo que son significativas.
- La función de autocorrelación tiene un único pico en el periodo doce, la función de autocorrelación parcial decae lentamente, sugiriendo un MA(1)

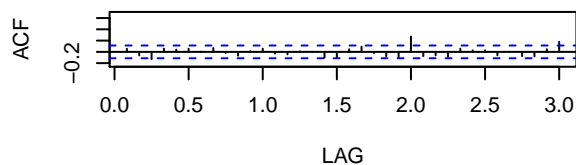
En estas condiciones podemos ajustar un ARIMA (1,1,1,0,0,1)

Model: (1,1,1) (0,0,1) [12]

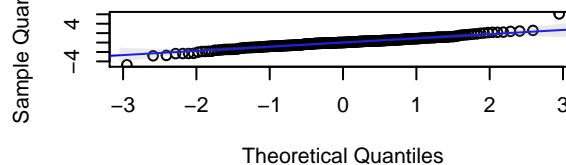
Standardized Residuals



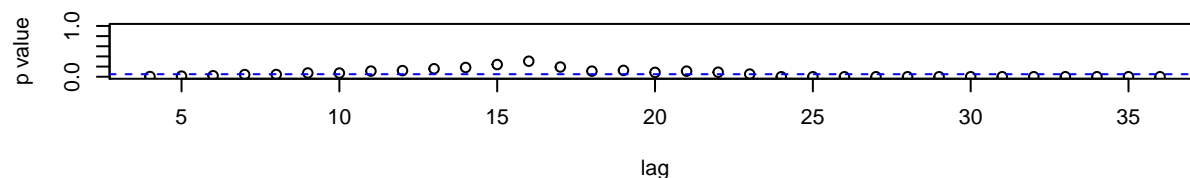
ACF of Residuals



Normal Q-Q Plot of Std Residuals



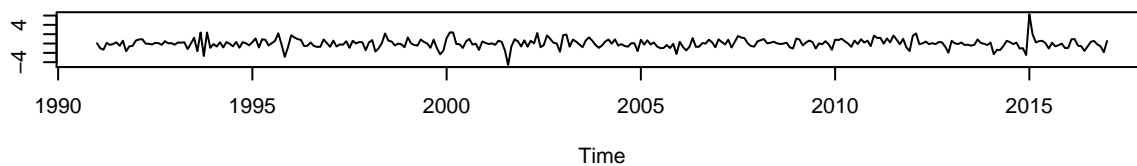
p values for Ljung-Box statistic



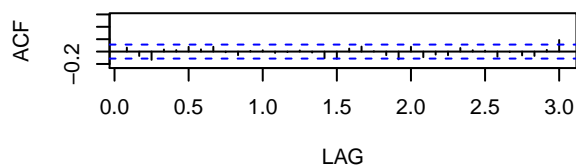
Todos los parámetros del modelo tienen un p_value que sugiere que son significativos, excepto por la constante. Sin embargo, la autocorrelación del periodo dos sugiere que podemos estimar un ARIMA (1,1,1,0,0,2)

Model: (1,1,1) (0,0,2) [12]

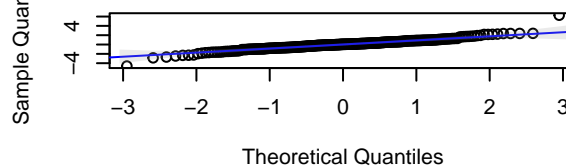
Standardized Residuals



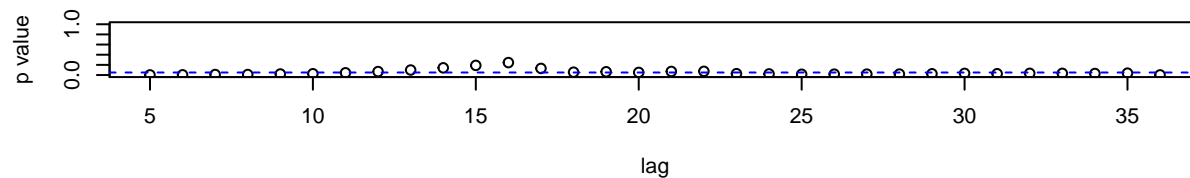
ACF of Residuals



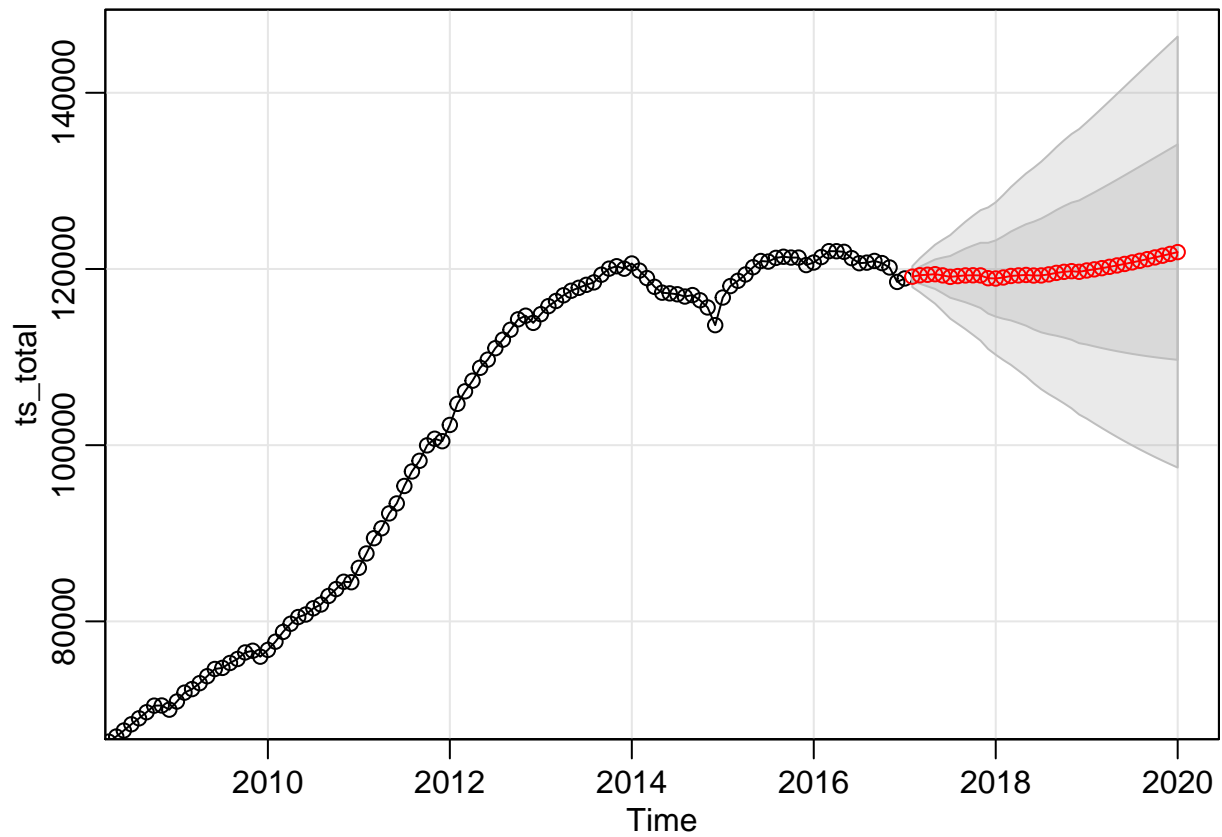
Normal Q-Q Plot of Std Residuals



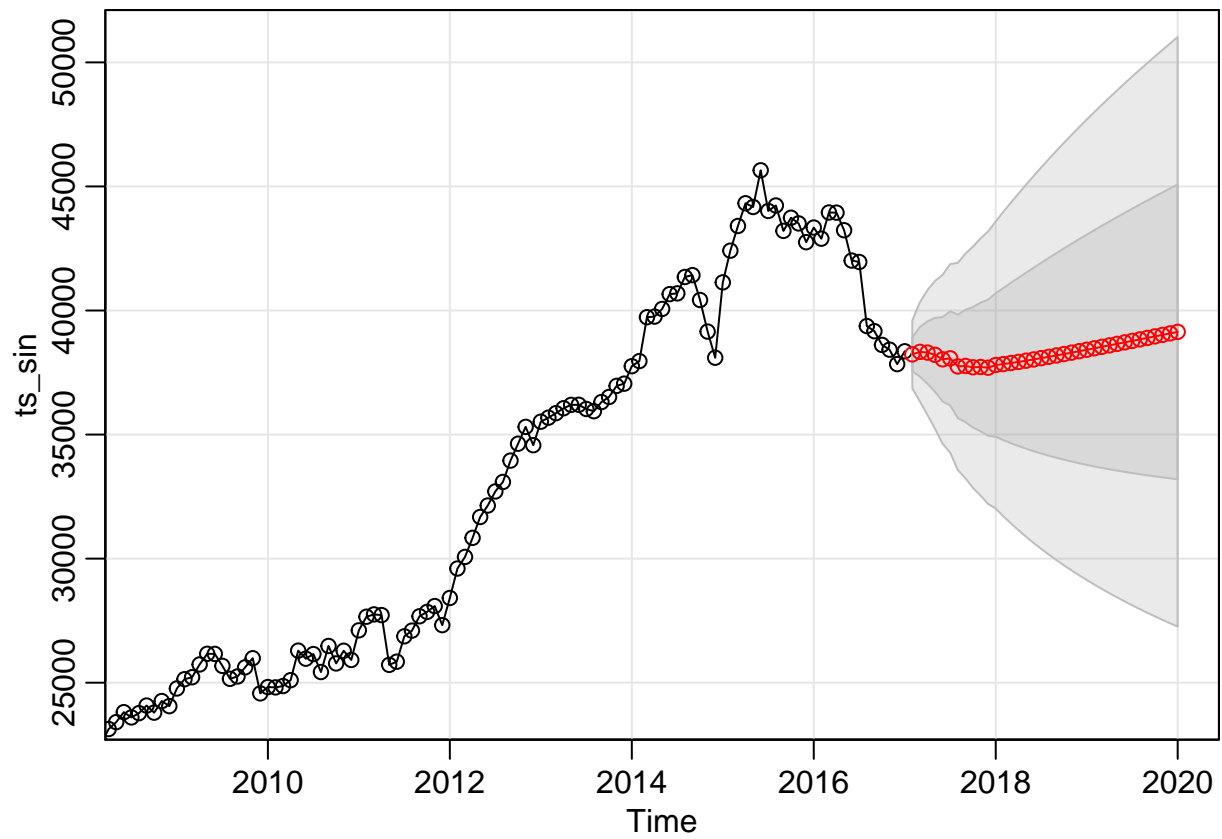
p values for Ljung-Box statistic



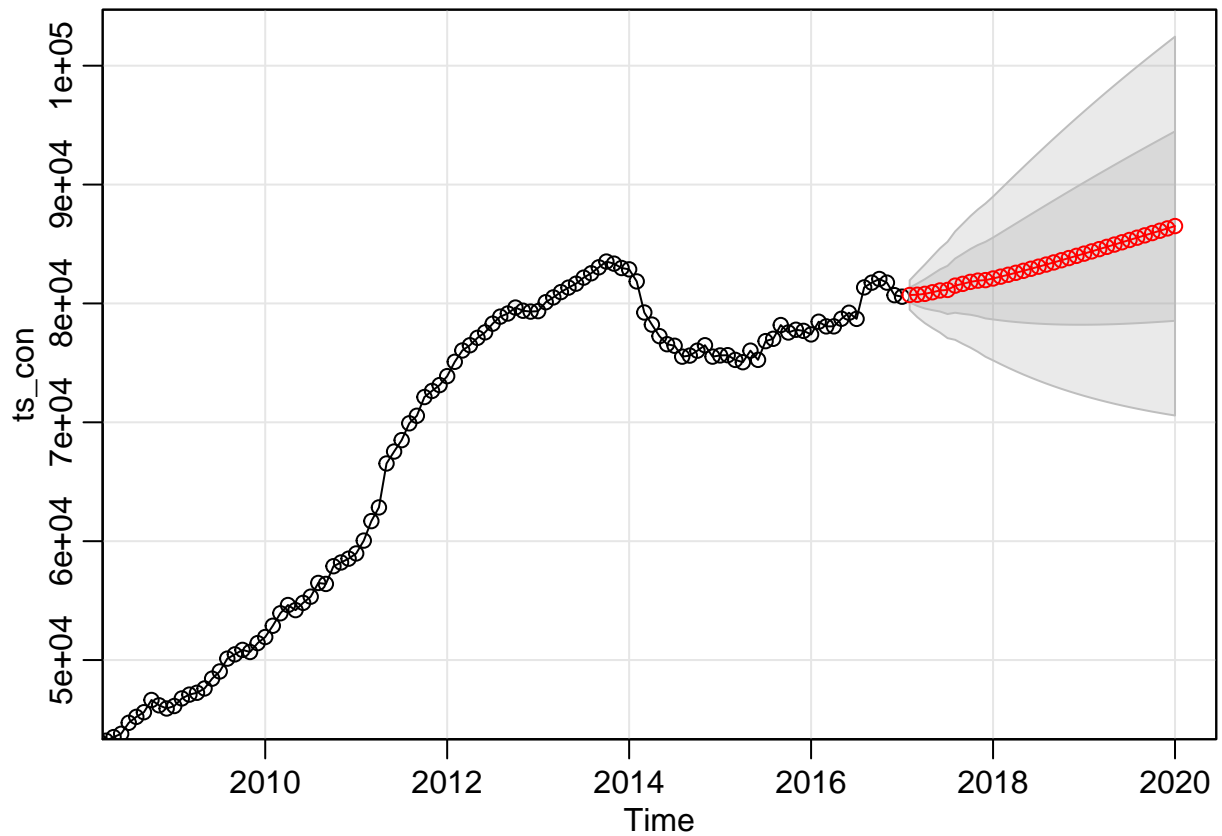
El nuevo término SA2 resulta significativo y presenta criterios de información de valor más pequeño, lo que implica que el modelo ARIMA (1,1,1,0,0,2) resulta más apropiado que el modelo ARIMA (1,1,1,0,0,1). Proyecciones de la población carcelaria del modelo ARIMA (1,1,1,0,0,2) se presentan a continuación:



Se presenta proyección de la población sindicada:



Se presenta proyección de la población condenada:



Limitaciones de los modelos ARIMA en proyección de poblaciones carcelarias

Aunque es posible seguir analizando modelos ARIMA hasta encontrar el que presente mejores criterios de información, detendremos el análisis en este punto, para centrarnos en las limitaciones del enfoque.

1. La serie de población carcelarias incluye, por lo menos, dos series de tiempo con un comportamiento diferente: La población condenada y la población sindicada. Estos procesos, son en principio procesos autoregresivos, donde además se podría intuir el error no es independiente (como en la población total).
2. Los shocks en el sistema no son necesariamente estables en el tiempo. Las variaciones en los parámetros del modelo dependen de variables exógenas, como la cantidad de personas que ingresan al sistema y la dureza de las penas.
3. Los intervalos de confianza crecen rápidamente pues el modelo se ve afectado fuertemente por cambios en el nivel.
4. Puesto que el modelo supone unos parámetros fijos no da cuenta de la influencia de variables exógenas en el crecimiento de la población carcelaria.

MODELOS VAR:

```
ts_sincon <- cbind(diff(ts_sin), diff(ts_con))
VARselect(ts_sincon, lag.max=9, type="const")

## $selection
## AIC(n)  HQ(n)  SC(n) FPE(n)
##      4      1      1      4
##
## $criteria
##              1              2              3              4              5
## AIC(n) 2.568714e+01 2.567870e+01 2.567962e+01 2.564005e+01 2.566054e+01
## HQ(n)  2.571656e+01 2.572774e+01 2.574827e+01 2.572831e+01 2.576841e+01
## SC(n)  2.576068e+01 2.580127e+01 2.585121e+01 2.586067e+01 2.593018e+01
## FPE(n) 1.431474e+11 1.419456e+11 1.420773e+11 1.365678e+11 1.393981e+11
##
##              6              7              8              9
## AIC(n) 2.566920e+01 2.567951e+01 2.568274e+01 2.568267e+01
## HQ(n)  2.579669e+01 2.582662e+01 2.584946e+01 2.586900e+01
## SC(n)  2.598787e+01 2.604721e+01 2.609946e+01 2.614842e+01
## FPE(n) 1.406175e+11 1.420829e+11 1.425524e+11 1.425561e+11

ts_sincon_mod <- VAR(ts_sincon,p = 1)
forecast_var <- predict(ts_sincon_mod, n.ahead = 60)
ts_sincon_mod

##
## VAR Estimation Results:
## =====
##
## Estimated coefficients for equation diff.ts_sin.:
## =====
## Call:
## diff.ts_sin. = diff.ts_sin..l1 + diff.ts_con..l1 + const
##
## diff.ts_sin..l1 diff.ts_con..l1          const
##      0.1103404      0.1373275      36.6481979
##
```

```
##
## Estimated coefficients for equation diff.ts_con.:
## =====
## Call:
## diff.ts_con. = diff.ts_sin..l1 + diff.ts_con..l1 + const
##
## diff.ts_sin..l1 diff.ts_con..l1      const
##      0.2591926      0.3470605      117.6919129
forecast_var
```

```
## $diff.ts_sin.
##      fcst      lower      upper      CI
## [1,] 76.66558 -1281.091 1434.422 1357.757
## [2,] 73.76214 -1293.174 1440.698 1366.936
## [3,] 73.62323 -1295.151 1442.397 1368.774
## [4,] 73.56753 -1295.580 1442.715 1369.148
## [5,] 73.54243 -1295.682 1442.766 1369.224
## [6,] 73.53110 -1295.708 1442.771 1369.240
## [7,] 73.52599 -1295.717 1442.769 1369.243
## [8,] 73.52368 -1295.720 1442.767 1369.243
## [9,] 73.52264 -1295.721 1442.766 1369.244
## [10,] 73.52217 -1295.721 1442.766 1369.244
## [11,] 73.52195 -1295.722 1442.766 1369.244
## [12,] 73.52186 -1295.722 1442.765 1369.244
## [13,] 73.52182 -1295.722 1442.765 1369.244
## [14,] 73.52180 -1295.722 1442.765 1369.244
## [15,] 73.52179 -1295.722 1442.765 1369.244
## [16,] 73.52178 -1295.722 1442.765 1369.244
## [17,] 73.52178 -1295.722 1442.765 1369.244
## [18,] 73.52178 -1295.722 1442.765 1369.244
## [19,] 73.52178 -1295.722 1442.765 1369.244
## [20,] 73.52178 -1295.722 1442.765 1369.244
## [21,] 73.52178 -1295.722 1442.765 1369.244
## [22,] 73.52178 -1295.722 1442.765 1369.244
## [23,] 73.52178 -1295.722 1442.765 1369.244
## [24,] 73.52178 -1295.722 1442.765 1369.244
## [25,] 73.52178 -1295.722 1442.765 1369.244
## [26,] 73.52178 -1295.722 1442.765 1369.244
## [27,] 73.52178 -1295.722 1442.765 1369.244
## [28,] 73.52178 -1295.722 1442.765 1369.244
## [29,] 73.52178 -1295.722 1442.765 1369.244
## [30,] 73.52178 -1295.722 1442.765 1369.244
## [31,] 73.52178 -1295.722 1442.765 1369.244
## [32,] 73.52178 -1295.722 1442.765 1369.244
## [33,] 73.52178 -1295.722 1442.765 1369.244
## [34,] 73.52178 -1295.722 1442.765 1369.244
## [35,] 73.52178 -1295.722 1442.765 1369.244
## [36,] 73.52178 -1295.722 1442.765 1369.244
## [37,] 73.52178 -1295.722 1442.765 1369.244
## [38,] 73.52178 -1295.722 1442.765 1369.244
## [39,] 73.52178 -1295.722 1442.765 1369.244
## [40,] 73.52178 -1295.722 1442.765 1369.244
## [41,] 73.52178 -1295.722 1442.765 1369.244
## [42,] 73.52178 -1295.722 1442.765 1369.244
```

```

## [43,] 73.52178 -1295.722 1442.765 1369.244
## [44,] 73.52178 -1295.722 1442.765 1369.244
## [45,] 73.52178 -1295.722 1442.765 1369.244
## [46,] 73.52178 -1295.722 1442.765 1369.244
## [47,] 73.52178 -1295.722 1442.765 1369.244
## [48,] 73.52178 -1295.722 1442.765 1369.244
## [49,] 73.52178 -1295.722 1442.765 1369.244
## [50,] 73.52178 -1295.722 1442.765 1369.244
## [51,] 73.52178 -1295.722 1442.765 1369.244
## [52,] 73.52178 -1295.722 1442.765 1369.244
## [53,] 73.52178 -1295.722 1442.765 1369.244
## [54,] 73.52178 -1295.722 1442.765 1369.244
## [55,] 73.52178 -1295.722 1442.765 1369.244
## [56,] 73.52178 -1295.722 1442.765 1369.244
## [57,] 73.52178 -1295.722 1442.765 1369.244
## [58,] 73.52178 -1295.722 1442.765 1369.244
## [59,] 73.52178 -1295.722 1442.765 1369.244
## [60,] 73.52178 -1295.722 1442.765 1369.244
##
## $diff.ts_con.
##      fcst      lower      upper      CI
## [1,] 208.6590 -1007.066 1424.384 1215.725
## [2,] 209.9804 -1066.589 1486.549 1276.569
## [3,] 209.6864 -1078.969 1498.342 1288.655
## [4,] 209.5484 -1081.556 1500.653 1291.104
## [5,] 209.4860 -1082.117 1501.089 1291.603
## [6,] 209.4579 -1082.247 1501.162 1291.704
## [7,] 209.4452 -1082.280 1501.170 1291.725
## [8,] 209.4395 -1082.290 1501.169 1291.729
## [9,] 209.4369 -1082.293 1501.167 1291.730
## [10,] 209.4357 -1082.295 1501.166 1291.730
## [11,] 209.4352 -1082.295 1501.166 1291.730
## [12,] 209.4349 -1082.296 1501.165 1291.730
## [13,] 209.4348 -1082.296 1501.165 1291.730
## [14,] 209.4348 -1082.296 1501.165 1291.730
## [15,] 209.4348 -1082.296 1501.165 1291.730
## [16,] 209.4348 -1082.296 1501.165 1291.730
## [17,] 209.4347 -1082.296 1501.165 1291.730
## [18,] 209.4347 -1082.296 1501.165 1291.730
## [19,] 209.4347 -1082.296 1501.165 1291.730
## [20,] 209.4347 -1082.296 1501.165 1291.730
## [21,] 209.4347 -1082.296 1501.165 1291.730
## [22,] 209.4347 -1082.296 1501.165 1291.730
## [23,] 209.4347 -1082.296 1501.165 1291.730
## [24,] 209.4347 -1082.296 1501.165 1291.730
## [25,] 209.4347 -1082.296 1501.165 1291.730
## [26,] 209.4347 -1082.296 1501.165 1291.730
## [27,] 209.4347 -1082.296 1501.165 1291.730
## [28,] 209.4347 -1082.296 1501.165 1291.730
## [29,] 209.4347 -1082.296 1501.165 1291.730
## [30,] 209.4347 -1082.296 1501.165 1291.730
## [31,] 209.4347 -1082.296 1501.165 1291.730
## [32,] 209.4347 -1082.296 1501.165 1291.730
## [33,] 209.4347 -1082.296 1501.165 1291.730

```



```
## [34,] 209.4347 -1082.296 1501.165 1291.730
## [35,] 209.4347 -1082.296 1501.165 1291.730
## [36,] 209.4347 -1082.296 1501.165 1291.730
## [37,] 209.4347 -1082.296 1501.165 1291.730
## [38,] 209.4347 -1082.296 1501.165 1291.730
## [39,] 209.4347 -1082.296 1501.165 1291.730
## [40,] 209.4347 -1082.296 1501.165 1291.730
## [41,] 209.4347 -1082.296 1501.165 1291.730
## [42,] 209.4347 -1082.296 1501.165 1291.730
## [43,] 209.4347 -1082.296 1501.165 1291.730
## [44,] 209.4347 -1082.296 1501.165 1291.730
## [45,] 209.4347 -1082.296 1501.165 1291.730
## [46,] 209.4347 -1082.296 1501.165 1291.730
## [47,] 209.4347 -1082.296 1501.165 1291.730
## [48,] 209.4347 -1082.296 1501.165 1291.730
## [49,] 209.4347 -1082.296 1501.165 1291.730
## [50,] 209.4347 -1082.296 1501.165 1291.730
## [51,] 209.4347 -1082.296 1501.165 1291.730
## [52,] 209.4347 -1082.296 1501.165 1291.730
## [53,] 209.4347 -1082.296 1501.165 1291.730
## [54,] 209.4347 -1082.296 1501.165 1291.730
## [55,] 209.4347 -1082.296 1501.165 1291.730
## [56,] 209.4347 -1082.296 1501.165 1291.730
## [57,] 209.4347 -1082.296 1501.165 1291.730
## [58,] 209.4347 -1082.296 1501.165 1291.730
## [59,] 209.4347 -1082.296 1501.165 1291.730
## [60,] 209.4347 -1082.296 1501.165 1291.730
```