Estimación de los umbrales de inflacón para la estimación del efecto ***Pass through***

Para la estimación de los umbrales del modelo TAR se seguirá la metodología propuesta por Chang(1993). Para ello se estima el modelo para cada uno de los umbrales posibles[1] teniendo como regla de decisión para escoger los umbrales verificar cuales son los modelos que minimizan la suma de residuos al cuadrado. Una vez definido el conjunto de umbrales es posible definir los distintos regímenes de inflación que determinarán el efecto *pass through*.

El modelo a estiamr es:

$$\Delta\%P_t = \beta_0 + \beta_1\Delta\%P_{t-1} + \beta_2 e_t + \delta_a e_t * (\Delta\%P_{t-1} < \tau) + \beta_3\Delta\%P_t^E + \beta_4 y_t^{brecha}$$

donde:

$\Delta\%P_t$ Tasa de variación del Índice de Precios al Consumidor

β_0 Componente autónomo de la tas de inflación

$\Delta\%P_{t-1}$ Componente inercial de la inflación

e_t Tasa de variación del tipo de cambio (tasa de depreciación del tipo de cambio)

$\Delta\%P_t^E$ Tasa de variación del Índice de Precios al Consumidor de Estados Unidos

y_t^{brecha} Brecha relativa del producto respecto del potencial

τ Detona el valor del umbral para el régimen de inflación

$\Delta\%P_{t-1} < \tau$ Variable dicotómica que es 1 en régimen de inflación baja y 0 en régimen de iflación alta

Donde es claro que el uso de la dicotómica separa los regímenes de inflación.

Datos a utilizar

inflación intermensual Guatemala	inflación inercial Guatemala	inflación intermensual Estados Unidos	brecha del producto	Depreciación intermensual Quetzales x USD 1
0.0073	0.0137	0.00400	0.00533	-0.00849
0.0054	0.0073	0.00228	-0.01898	-0.00493
0.0043	0.0054	0.00397	0.01491	0.00659
0.0030	0.0043	0.00452	-0.00784	0.00270
0.0073	0.0030	0.00169	-0.01901	0.00378
0.0087	0.0073	-0.00281	-0.01366	0.00000

Estimación de los distintos modelos

Como se especificó la varialbe dicotómica $\Delta^{12}P_{t-1} < \tau$ será 1 si el régimen de inflación es bajo o 0 si el régimen de inflación es alto, esto se replica para cad uno de los mosdelos a estimar.

```
# Creación de todos los posibles umbrales
# Número de umbrales fuera por debajo o arriba de la muestra

umbrales_fuera <- length(inercial) - round(dim(datos)[1] - dim(datos)[1]*0.3, digits = 0)

# posibles umbrales del modelo
```

[1] Chang(1993) recomienda usar el 70% de las observaciones cenetrales

```r
posibles <- sort(inercial)
posibles <- posibles[round((umbrales_fuera/2 + 1), 0):
                       (length(inercial)-round(umbrales_fuera/2,0))]


# Lista de modelos

nombre_modelos <- c()
modelos <- list()
bases <- list()

# Estimación de los modelos por cada umbral

for (i in c(1:length(posibles))) {

  nombre_modelos[i] <- c(sprintf("modelo_%s_%s", i, posibles[i]))

  m <- mutate(datos_modelo,
                     d = ifelse(inercial<posibles[i], yes = 0, no = 1))

  bases[[i]] <- m

  modelo <- lm(bases[[i]],
                      formula = inf_gt_intermensual ~ 1 +
                        deprec*d + inercial +
                        inf_eua_intermensual + var_brecha - d)

  modelos[[i]] <- modelo

}

names(modelos) <- nombre_modelos
```

Luego de la estimación de los modelos se procede al cálculo de la suma de residuos al cuadrado (ssr) de cada modelo.

```r
ssr <- c()

for (i in c(1:length(posibles))) {

  ssr[i] <- sum(modelos[[i]]$residuals^2)

}
```

Identificación de los umbrales

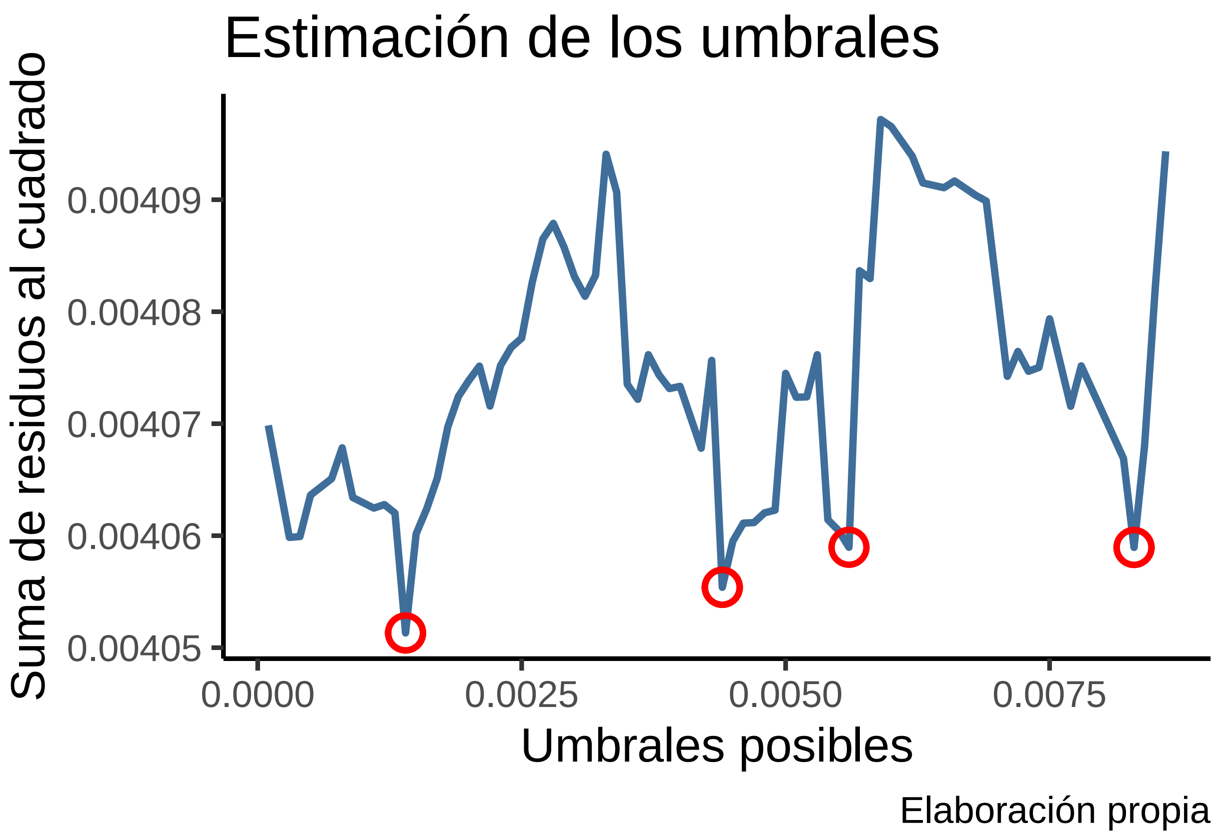
Una vez determinada la ssr se procede a la identificacióno de los umbrales escogiendo aquellos que minimicen la ssr.

```r
# Cargar la función minimos elaborada en el script minimos.R

source("D:/Documentos/PES/Para la tesis/Tesis/Pass through/Código/minimos.R")
```

```r
# Una vez se tiene la ufnción se procede a deterinar cuales son los umbrales
# del modelo

umbrales <- posibles[ssr %in% minimos(ssr, 4)]

names(modelos[ssr %in% minimos(ssr, 4)])
```

```
## [1] "modelo_18_0.0014"  "modelo_19_0.0014"  "modelo_95_0.0044"
## [4] "modelo_96_0.0044"  "modelo_97_0.0044"  "modelo_135_0.0056"
## [7] "modelo_176_0.0083" "modelo_177_0.0083"
```

```r
# Como se observa son los modelos 11 y 12 con inflación de 0.01692999 anual
# los modelo con menor ssr y por lo tanto este es el primer umbral.

# Forma grafica de identificacion del umbral

ggplot() +
  geom_line(aes(y = ssr, x = posibles), colour = "#3F6E9A", size = 1.3) +
  labs(title = "Estimación de los umbrales",
       y = "Suma de residuos al cuadrado", x = "Umbrales posibles",
       caption = "Elaboración propia") +

  geom_point(aes(x = umbrales,
                 y = ssr[ssr %in% minimos(ssr, 4)]), shape = 1, colour = "red",
             size = 5, stroke = 1.7) +

  theme_classic(base_size = 18)
```



Estiamción del modelo con dos umbrales, tres regímenes

Una vez determinado el conjunto de umbrales se procede a la estimación del modelo TAR con tres regímenes inflacionarios.

La nueva especificación es:

$$\Delta\%P_t = \beta_0 + \beta_1 \Delta\%P_{t-1} + \beta_2 e_t + \delta_a e_t * (\Delta\%P_{t-1} < 0.016929) + \delta_b e_t * (0.016929 \leq \Delta\%P_{t-1} < 0.05409) + \beta_3 \Delta\%P_t^E + \beta_4 y_t^{brecha}$$

En este caso $(0.016929 \leq \Delta^{12}P_{t-1} < 0.05409)$ la dicotómica que es 1 si nos encontramos en el regimen de infalción media y es 0 si nos encontramos en el régimen de inflación alta, esto con el fin de establecer el regímen de infalción baja acomo el escenario base.

```
datos_TAR <- datos_modelo %>%
                mutate(dmen = ifelse(inercial < 0.0014, yes = 1, no = 0),
                       dentre = ifelse(inercial>= 0.0014 & inercial< 0.0083,
                                       yes = 1, no = 0))

# Por la forma en la que están construidas las dicotómicas el escenario base
# Es el escenario de infalción baja

attach(datos_TAR)
```

```
## The following object is masked _by_ .GlobalEnv:
##
##     inercial
```

```
TAR <- lm(datos_TAR, formula = inf_gt_intermensual ~ 1 +
            deprec*dmen + deprec*dentre +
            inercial + inf_eua_intermensual + var_brecha - dmen - dentre)

detach(datos_TAR)

summary(TAR)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = inf_gt_intermensual ~ 1 + deprec * dmen + deprec *
##     dentre + inercial + inf_eua_intermensual + var_brecha - dmen -
##     dentre, data = datos_TAR)
##
## Residuals:
##        Min         1Q     Median         3Q        Max
## -0.0109970 -0.0023787 -0.0003471  0.0021251  0.0142536
##
## Coefficients:
##                       Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)           0.002534   0.000386   6.564 3.02e-10 ***
## deprec                0.117002   0.082497   1.418 0.157369
## inercial              0.327106   0.061335   5.333 2.17e-07 ***
## inf_eua_intermensual  0.237567   0.065732   3.614 0.000365 ***
## var_brecha           -0.024386   0.017243  -1.414 0.158538
## deprec:dmen          -0.261588   0.126205  -2.073 0.039227 *
## deprec:dentre        -0.111955   0.095536  -1.172 0.242375
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.004023 on 249 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.1917, Adjusted R-squared:  0.1722
## F-statistic:  9.84 on 6 and 249 DF,  p-value: 9.756e-10
```

Resultados obtenidos

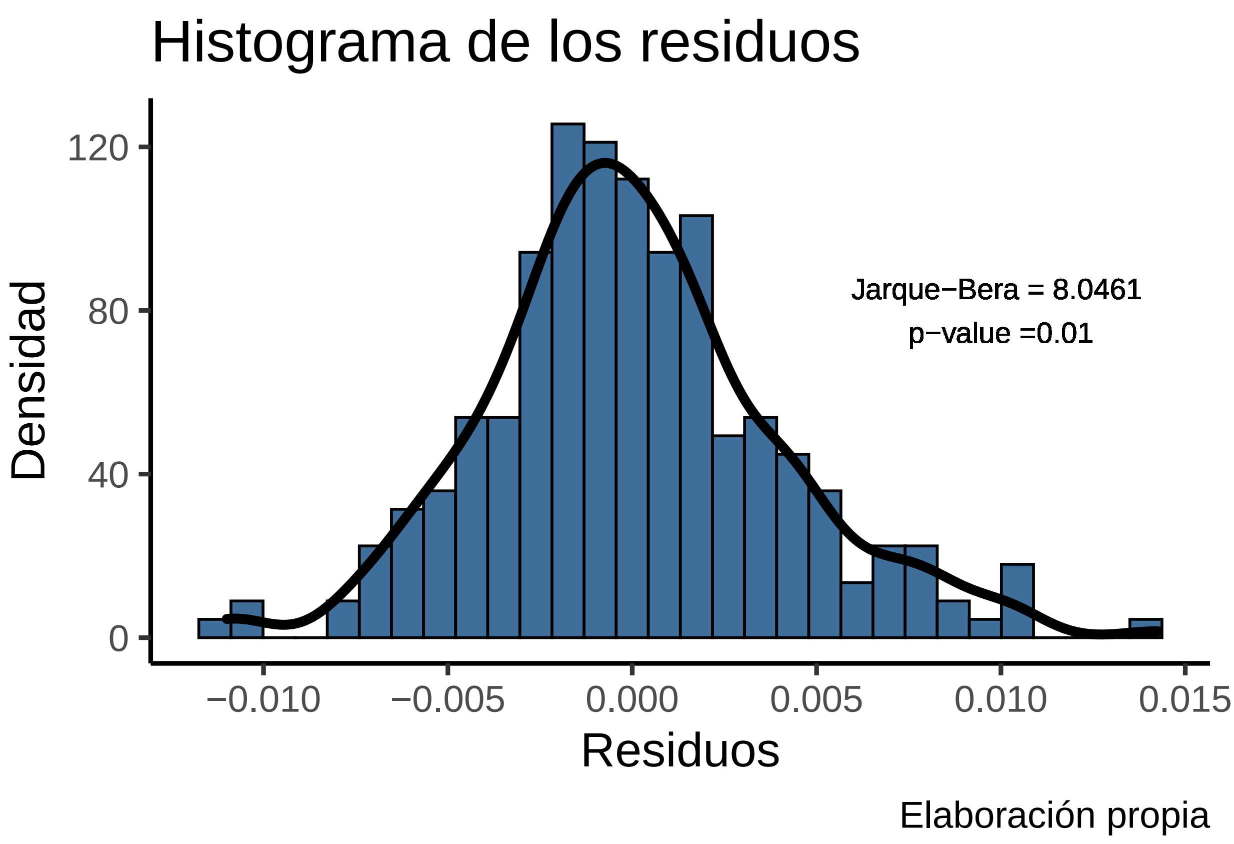
Variable	Coeficiente	Error estándar
$\Delta\%P_{t-1}$	0.327106***	0.061335
e_t	0.117002	0.117002
$\delta_a e_t * (\Delta^{\%}P_{t-1} < 0.016929)$	-0.261588 .	0.126205
$\delta_b e_t * (0.016929 \leq \Delta\%P_{t-1} < 0.05409)$	-0.111955	0.095536
$\Delta\%P_t^E$	0.237567***	0.065732

Comprobación de los supuestos

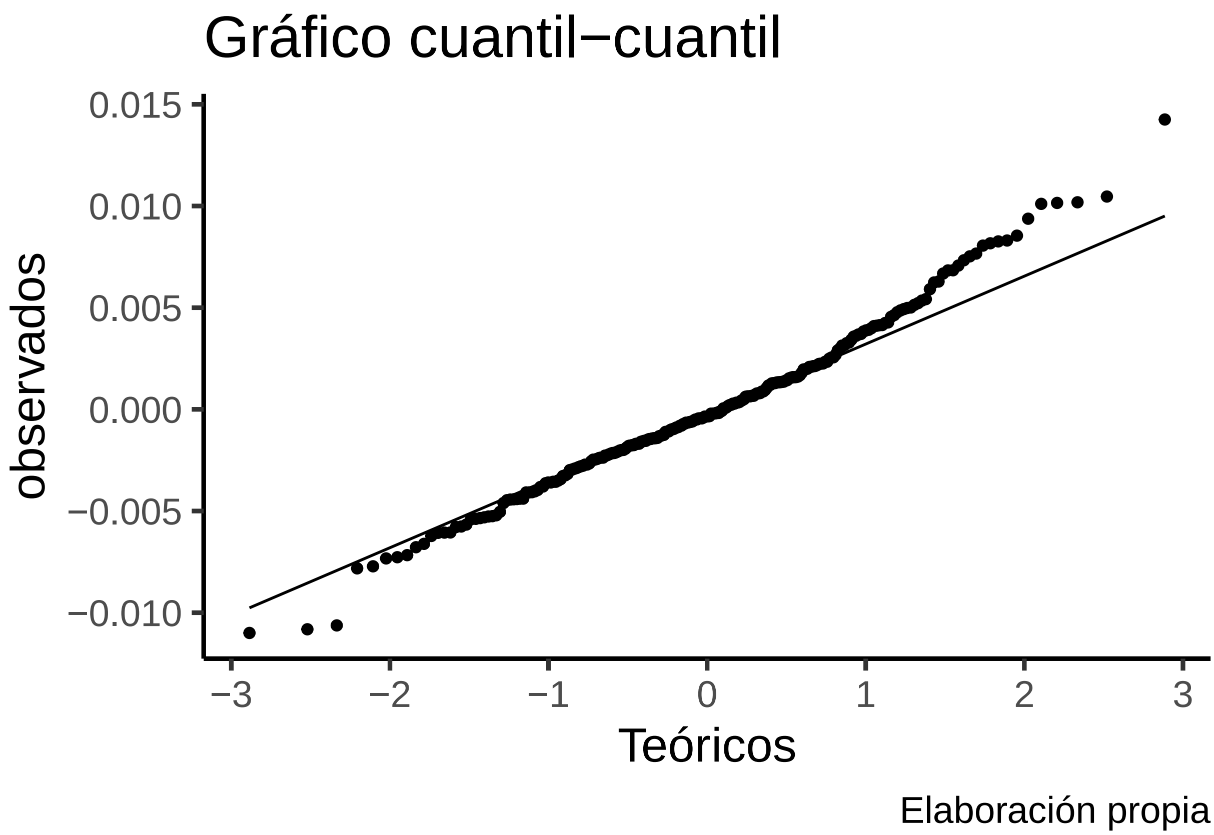
Normalidad

```
tseries::jarque.bera.test(TAR$residuals)
```

```
## Registered S3 method overwritten by 'quantmod':
##   method            from
##   as.zoo.data.frame zoo

##
##  Jarque Bera Test
##
## data:  TAR$residuals
## X-squared = 10.332, df = 2, p-value = 0.005708

## `stat_bin()` using `bins = 30`. Pick better value with `binwidth`.
```




```
ggplot(data.frame(TAR$residuals), aes(sample = TAR$residuals)) +
  stat_qq(distribution = qnorm) + stat_qq_line() +
  labs(title = "Gráfico cuantil-cuantil", y = "observados", x = "Teóricos",
       caption = "Elaboración propia") +
  theme_classic(base_size = 18)
```



Autocorrelación

```
lmtest::bgtest(TAR)
```

```
##
##  Breusch-Godfrey test for serial correlation of order up to 1
##
## data:  TAR
## LM test = 1.196, df = 1, p-value = 0.2741
```

Heterocedasticidad

```
lmtest::bptest(TAR)
```

```
##
##  studentized Breusch-Pagan test
##
## data:  TAR
## BP = 6.6265, df = 6, p-value = 0.3568
```

Multicolinealidad

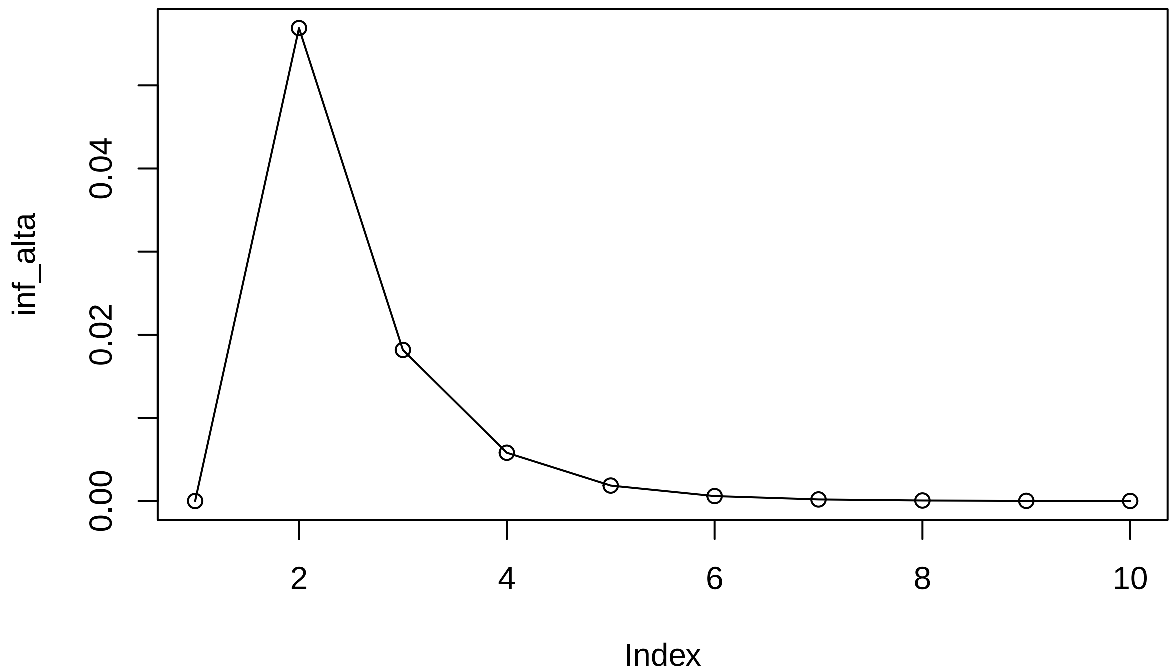
```
car::vif(TAR)
```

```
## there are higher-order terms (interactions) in this model
## consider setting type = 'predictor'; see ?vif
```

```
##                deprec              inercial inf_eua_intermensual
##              4.734831              1.161352             1.048666
##            var_brecha           deprec:dmen        deprec:dentre
##              1.022118              1.782053             3.871301
```

Simulaciones de choques cambiarios

```
inf_alta <- c(0)
lapso <- 10

# Coeficiente del efecto traspaso en regímen de infalción baja

coef_alta <- 0.05689
coef_inercial <- 0.31947
choque <- 1


for (i in c(2:lapso)) {

  if(i == 2){

    inf_alta[i] <- coef_alta*choque
  }else{

      inf_alta[i] <- inf_alta[i-1]*coef_inercial

}}

plot(inf_alta)
lines(y = inf_alta, x = c(1:lapso))
```




```
inf_alta <- inf_alta + c(rep(1:1, 10))

total_inf_alta <- prod(inf_alta[2:lapso]) - 1
total_inf_alta
```

```
## [1] 0.08529567
```