

Resultados

Descripcion de las variables

A continuacion se presenta datos descriptivos de las variables las cuales estaran sujetas a la constrastacion de hipotesis y son motivo de investigacion de este trabajo.

```
library(tidyverse)

## -- Attaching packages ----- tidyverse 1.3.0
## v ggplot2 3.3.2      v purrr 0.3.4
## v tibble 3.0.1       v dplyr 1.0.0
## v tidyr 1.1.0        v stringr 1.4.0
## v readr 1.3.1        v forcats 0.5.0

## -- Conflicts ----- tidyverse_conflicts()
## x dplyr::filter() masks stats::filter()
## x dplyr::lag() masks stats::lag()

library(here)

## here() starts at C:/Users/Jhon/Documents/Temp/zcon1

library(GGally)

## Warning: package 'GGally' was built under R version 4.0.2
## Registered S3 method overwritten by 'GGally':
##   method from
##   +.gg ggplot2

library(kableExtra)

## Warning: package 'kableExtra' was built under R version 4.0.2
##
## Attaching package: 'kableExtra'
## The following object is masked from 'package:dplyr':
##
##   group_rows

library(broom)

serie <- read_rds(here('rdatos', 'desestacionalizado.rds'))
data <- read_rds(here('rdatos', '03est.rds')) %>%
  dplyr::select(-tcons)

data1 <- data %>% as_tibble() %>%
  mutate(comsumo = log(comsumo))

describir <- serie %>% as_tibble() %>%
  rename("PIB per capita" = 1, "Consumo electrico per capita" = 2) %>%
  gather(variable, v1) %>%
  mutate(v1 = v1*10^3) %>%
  group_by(variable) %>%
  summarise(n = n(),
            Minimo = min(v1),
```

Table 1: Estadísticas descriptivas /n del PIB per-capita y el consumo eléctrico per-capita, series mensuales 2010.1 - 2019.12

variable	n	Minimo	Maximo	Suma	Promedio	SD	Curtosis
Consumo eléctrico per capita	120	9812.235	10266.90	1209895	10082.461	130.39284	-1.1790417
PIB per capita	120	9290.566	9597.07	1137222	9476.849	82.39452	-0.7674905

```
Maximo = max(v1),
Suma = sum(v1),
Promedio = mean(v1),
SD = sd(v1),
Curtosis = e1071::kurtosis(v1))
```

```
## `summarise()` ungrouping output (override with `.groups` argument)
```

```
describir %>% kable(caption = "Estadísticas descriptivas /n del PIB per-capita y el consumo eléctrico per capita")
```

En la anterior tabla se mostro lo principales datos estadísticos descriptivos de las variables que se han usado para la contrastación de las hipótesis, el Producto interno per-capita y el Consumo eléctrico per-capita, siendo su medias de 9476.8490624 soles y 1.0082461×10^4 kW respectivamente, con mínimos de 9290.5661804 soles y de 9812.2345217 kW, y máximos de 9597.0699392 soles y 9597.0699392 kW, lo que indica que tanto el ingreso percapita y el consumo eléctrico percapita se han incrementado en el periodo señalado, la curtosis que muestra el grado de concentración en la zona de distribución muestran que el PIB percapita tiene un valor de -0.7674905 la cual señala que sigue una distribución platycúrtica, al igual que el consumo percapita -1.1790417 esta un poco mas sesgada que la anterior.

Correlaciones

Las siguientes figuras muestran las correlaciones de las variables, para las series temporales en niveles se tiene una relación positiva, con un coeficiente de correlación de Pearson del 0.98 significativo al 1%, por otro lado para evitar una regresión espuria se diferencio (ver b) una vez para ver las relaciones de las variables, se nota que las variables siguen una distribución asimilada a la normal y con una correlación de Pearson de 0.51, este es significativo al 1%.

```
serie %>% exp %>%
  as_tibble() %>%
  rename("PIB percapita" = 1, 'Consumo eléctrico per capita' = 2) %>%
  ggpairs() + labs(title = "Tranforma")

serie %>% diff %>%
  as_tibble() %>%
  rename("PIB percapita" = 1, 'Consumo eléctrico per capita' = 2) %>%
  ggpairs()
```

Estimaciones

Raíz unitaria

Como se menciono anteriormente los modelos de series de tiempo deben tener en cuenta que las variables de análisis deben ser estacionarias, para comprobar eso se realizan test de raíz unitaria la cual el rechazo de las hipótesis nulas es la presencia de estacionariedad de las variables. En la tabla @ref(table: raiz) se muestra los resultados de los test de Dickey-Fuller aplicado en niveles y diferencias, mediante estos resultados ninguna de estas variables son estacionarias en niveles ya que los valores de los p-valor son mayores al 5% aceptando la hipótesis nula de no estacionariedad, mientras que si lo son en la primeras diferencias ya que sus p-valor son menores al 5% rechazando la hipótesis nula y aceptando la hipótesis nula de estacionariedad.

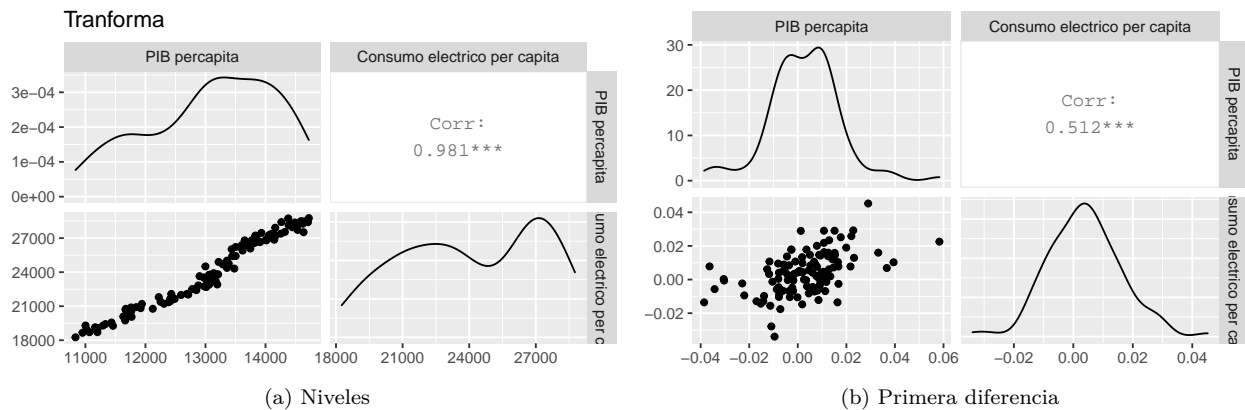


Figure 1: Correlaciones

Table 2: Augmented Dickey-Fuller - Prueba de raiz unitaria

variable	t_estadistico	p_valor
PIB percapita - log	-2.269296	0.4647268
Consumo Percapita - log	-1.680836	0.7091292
PIB percapita - log	-7.521871	0.0100000
Consumo Percapita - log	-5.470550	0.0100000

```
read_rds(here('rdatos', 'raiz.rds')) %>%
  kable(caption = 'Augmented Dickey-Fuller - Prueba de raiz unitaria ')
```

VAR(p)

Los criterios para seleccionar el orden p el programa estadístico, muestra mediante los siguientes criterios, *Akaike information criterion* (AIC) es de orden 3, el criterio de *Hanann-Quinn* (HQ) establece un orden 1, *Schwarz Bayesian criterion* (SC) establece un orden 1, y el *Final predictor error* (FPE) establece un orden p de 3. Ya que se reparten en 50% de orden 3 y 50% de orden 1 se prodecera hacer la estimacion de los modelos VAR(1) y VAR(3).

```
library(magrittr)

##
## Attaching package: 'magrittr'

## The following object is masked from 'package:purrr':
##
##   set_names

## The following object is masked from 'package:tidyr':
##
##   extract

orden_p <- serie %>% diff %>% vars::VARselect(lag.max = 12) # %$% #$$$ criteria %>% glimpse()
tibble("Criterio" = c("AIC", "HQ", "SC", "FPE"),
       "Orden p" = c(3, 1, 1, 3)) %>% kable(caption = 'Lag selection')
```

Table 3: Lag selection

Criterio	Orden p
AIC	3
HQ	1
SC	1
FPE	3

VAR

A continuacion se muestran los coeficientes de las estimaciones, los resultados muestran que para un modelo VAR(1) y VAR(3), donde para el modelo VAR(1) el rezago temporal de cada variable es significativa para si mismas, mientras que el rezago temporal del consumo electrico percapita no es significativo para el PIB percapita y a la inversa. En tanto la estimacion del PIB per-capita se tiene un $R^2 = 0.134\%$ y para el consumo percapita se tiene un $R^2 = 19.2\%$. El PIB percapita depende de su propio rezago negativamente (-0.33), de igual manera que el consumo electrico tiene signo negativo de su propio rezago (-0.48), las constantes estimadas son significativas para ambos modelos.

En cuanto el modelo VAR(3) el modelo para el PIB percapita tiene un $R^2 = 21.5\%$ y para el consumo percapita se tiene un $R^2 = 25.8\%$, en cuanto a la significancia de los parametros se tiene que para el PIB percapita son significativos el primer rezago del consumo electrico (-0.46) y la constante, los demas parametros no son significativos ni al 10% aunque si lo son globalmente por el $F_{statistic}$ (4.8). Para el modelo del consumo electrico la variables significativas son la constante, el primer, segundo y tercer rezago del PIB percapita, los 2 primeros rezagos del PIB percapita significativos al 1%, siendo sus coeficientes -0.530 y -0.417 respectivamente, mientras que el tercer rezago es significativo al 10% con un coeficiente de -0.2, las demas variables se aceptan por el $F_{statistic}$ (6.3).

```
#acf(serie[,1] %>% diff)
```

```
m1 <- serie %>% diff %>% vars::VAR(., p = 1)
```

```
m3 <- serie %>% diff %>% vars::VAR(., p = 3)
```

```
#summary(m1)
```

```
#summary(m3)
```

```
stargazer::stargazer(m1$varresult$pib_d,
m1$varresult$cons_d,
m3$varresult$cons_d,
m3$varresult$pib_d,
#type = 'text',
title = "Estimaciones VAR(1), VAR(3)",
column.labels = c("PIB", "Consumo", "PIB", "Consumo"),
header = F,
single.row=TRUE,
table.placement = '!h',
column.sep.width = "2pt",
#float.env = "sidewaystable",
no.space = F
)
```

```
#dep.var.labels = c(''),
```

```
#align = T,
```

```
#covariate.labels = c('Producto percapita(-1)', 'Consumo electrico(-1)', 'Producto percapita(-2)', #'Co
```

Table 4: Estimaciones VAR(1), VAR(3)

	<i>Dependent variable:</i>			
	<i>y</i>			
	PIB (1)	Consumo (2)	PIB (3)	Consumo (4)
pib_d.l1	-0.344*** (0.101)	0.105 (0.081)	0.046 (0.093)	-0.530*** (0.108)
cons_d.l1	-0.047 (0.120)	-0.485*** (0.097)	-0.466*** (0.112)	0.014 (0.131)
pib_d.l2			-0.132 (0.101)	-0.417*** (0.118)
cons_d.l2			0.006 (0.124)	0.077 (0.144)
pib_d.l3			0.009 (0.094)	-0.200* (0.110)
cons_d.l3			-0.042 (0.111)	-0.108 (0.130)
const	0.004*** (0.001)	0.005*** (0.001)	0.006*** (0.001)	0.005*** (0.002)
Observations	118	118	116	116
R ²	0.134	0.192	0.215	0.258
Adjusted R ²	0.119	0.178	0.172	0.217
Residual Std. Error	0.014 (df = 115)	0.011 (df = 115)	0.011 (df = 109)	0.013 (df = 109)
F Statistic	8.900*** (df = 2; 115)	13.665*** (df = 2; 115)	4.989*** (df = 6; 109)	6.313*** (df = 6; 109)

Note:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Para ver la estabilidad de los modelos la siguiente figura muestra que existe estabilidad en los modelos, ya que el comportamiento de las variables esta en la banda del 5%.

```
#vars::serial.test(m3, lags.pt = 12, type = 'PT.asymptotic')
#vars::arch.test(m1, lags.multi = 12, multivariate.only = T)
#vars::normality.test(m1, multivariate.only = T)
```

```
vars::stability(m1, type = 'OLS-CUSUM') %>% plot
vars::stability(m3, type = 'OLS-CUSUM') %>% plot
```

Causalidad

Para poder ver la causalidad entre las variables se aplico el test de causalidad en el sentido de Granger el cual muestra que ambas variables son significativas, ya que sus p-valor son muy pequenos, y sus F-estadístico es mayor que el valor critico del 5%. Por lo anterior se concluye que existe causalidad bidireccional entre el crecimiento economico y el consumo electrico $Cel \leftrightarrow CE$, esto apoya a la hipotesis de retroalimentacion.

```
dserie <- diff(serie)

gran <- tibble(
  gran1 = c(lmtest::grangertest(dserie[, 1] ~ dserie[,2], orden = 1)),
  gran2 = c(lmtest::grangertest(dserie[, 2] ~ dserie[,1], orden = 1))
)
```

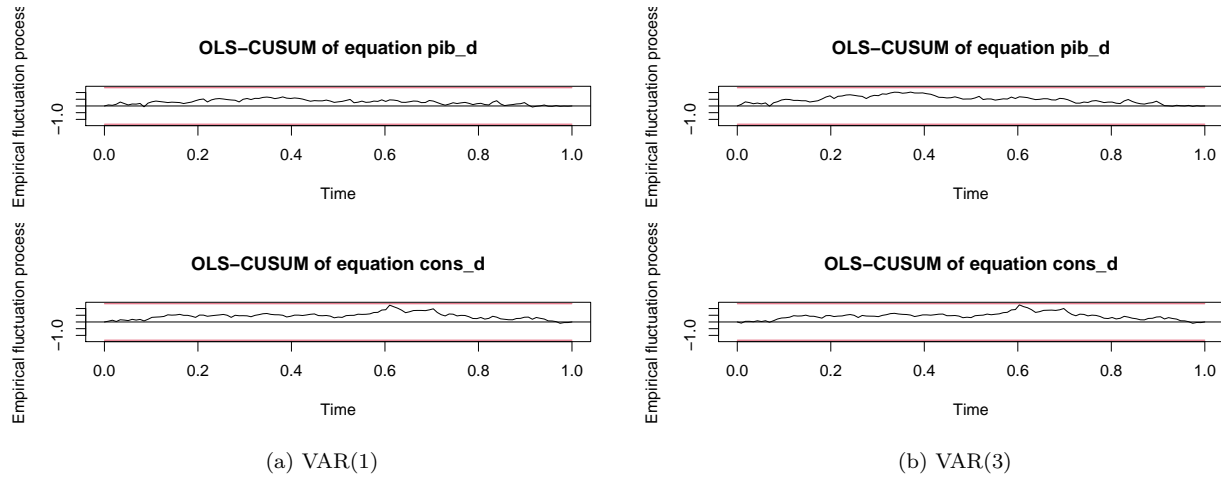


Figure 2: Estabilidad de los modelos

Table 5: Test de Causalidad en el sentido de Granger

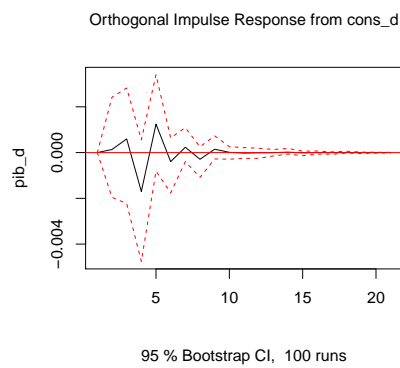
Hipotesis	F-test	P-valor
H0 = El Crecimiento economico no causa en el sentido de Granger al consumo electrico	17.77906	4.94e-05
H0 = El Consumo electrico no causa en el sentido de Granger al Crecimiento economico	25.51456	1.70e-06

```
tibble(
  Hipotesis = c("H0 = El Crecimiento economico no causa en el sentido de Granger al consumo electrico",
  `F-test` = c(gran$gran1$F[3], gran$gran2$F[3]),
  `P-valor` = c(gran$gran1$Pr(>F)[3], gran$gran2$Pr(>F)[3])
) %>% kable(caption = 'Test de Causalidad en el sentido de Granger')
```

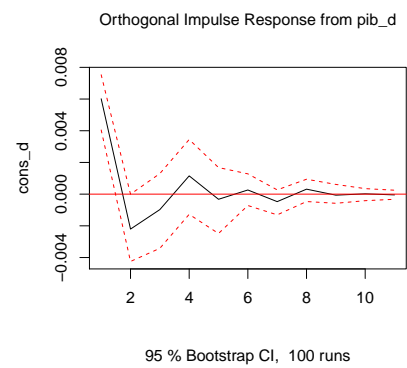
Impulso respuesta

Algo importante que se analiza en los modelos VAR es ver como afectan los choques o innovaciones que surgen en las variables y si estos choques se transmiten o no a otras variables. La siguiente figura muestra los analisis de impulso respuesta de las 2 variables. Los resultados revelan que una shock positivo en el crecimiento economico este reaccionara positivamente en los 2 primeros meses para que luego se reajuste hasta que el año 3 se vuelve negativo hasta el año 4 donde comienza un comportamiento ascendente y seguira el mismo comportamiento cada 2 meses hasta que este efecto sea al final nulo. Por otra parte un shock en el consumo electrico probocara reducciones en el crecimiento economico hasta que el primer mes empieza a tomar valores negativos, hasta el mes 2 donde este se rajusta, este comportamiento se repite cada 2 meses.

```
vars::irf(m3, impulse = 'cons_d', response = 'pib_d', n.ahead = 20, boot =T) %>% plot
vars::irf(m3, impulse = 'pib_d', response = 'cons_d', n.ahead = 10, boot =T) %>% plot
```



(a) Producto percapita



(b) Consumo percapita

Figure 3: Impulso respuesta