Series de Tiempo 2018

Maestría en Estadística Aplicada, UNR Unidad 5

Luis Damiano damiano.luis@gmail.com 2018-05-10

Contenido

- Análisis exploratorio
- Descomposición
 - Medias móviles
 - LOESS
 - Regresión lineal
 - Diferenciación
- Ejercicio: Ventas en supermercados

Estacionalidad

Descomposición de series¹

Elementos:

- T Tendencia: Dirección de largo plazo.
- S Estacionalidad: Patrón que se repite con una periodicidad conocida.
- C Ciclo: Patrón que se repite con una periodicidad desconocida y cambiante.
- $m{\mathcal{E}}$ Irregular: Parte no predecible (también conocido como residuo, o error).

Combinación:

- Ninguno: El componente no existe o no es tenido en cuenta.
- A Aditiva: Suma de componentes.
- M Multiplicativa: Producto de componentes.
- Pueden aplicarse diferentes operadores para diferentes elementos.

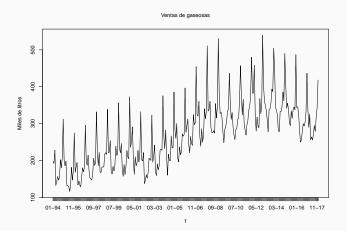
¹R. Hyndman et al. (2008) Maestría en Estadística Aplicada, UNR

Enfoques

Cuando existen tendencia y estacionalidad, suelen aplicarse dos enfoques:

- Modelos clásicos de descomposición.
 - Mínimos cuadrados.
 - Suavizados exponenciales.
- Eliminación por diferenciación.
 - SARIMA.

Ejemplo



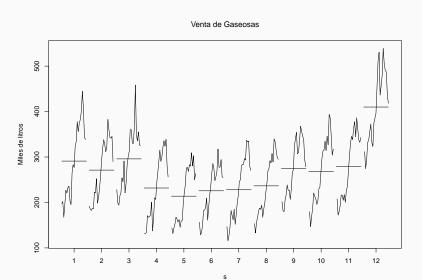
Discusión en clases

¿Observan un patrón estacional? ¿Cómo lo describirían a simple vista? ¿De qué forma intentarían capturarlo?

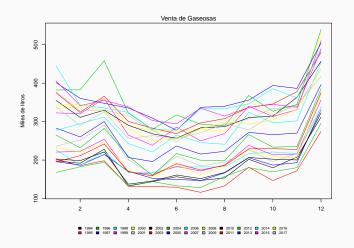
Tabla de Buys-Ballot

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	Medi
1994	198	192	228	132	144	157	147	154	202	180	208	312	18
1995	202	185	198	132	132	129	116	133	181	147	172	275	16
1996	168	182	194	134	144	133	128	157	180	169	180	296	17
1997	196	187	214	171	153	149	147	167	206	187	193	332	19
1998	227	186	222	168	168	182	182	183	217	221	217	339	20
1999	221	223	254	169	163	183	172	187	239	214	216	356	21
2000	233	221	246	172	157	188	162	185	227	209	205	373	21
2001	236	252	291	201	162	210	185	194	227	196	217	332	22
2002	203	199	221	137	145	161	152	168	207	202	200	323	19
2003	196	211	242	170	159	191	174	186	229	230	228	375	21
2004	265	232	282	210	160	217	200	199	266	234	235	386	24
2005	283	260	300	207	196	237	216	223	272	266	270	397	26
2006	277	295	312	243	221	265	246	241	324	297	302	455	29
2007	323	320	360	265	238	286	250	269	340	313	331	511	31
2008	334	338	360	290	276	275	281	274	354	315	345	531	33
2009	378	327	330	315	277	248	284	292	307	334	339	436	32
2010	355	311	330	290	268	257	284	287	310	315	363	457	31
2011	375	324	366	300	283	269	297	308	337	346	378	480	33
2012	382	383	458	322	280	317	293	289	368	327	345	539	35
2013	401	361	348	335	309	277	337	340	356	394	386	505	36
2014	445	343	336	324	280	278	333	334	346	386	362	490	35
2015	406	342	355	339	303	294	335	314	337	345	338	487	35
2016	344	345	326	281	250	256	281	299	293	304	332	437	31
2017	338	290	326	256	264	256	271	295	278	317	343	418	30
Media	291	271	296	232	214	226	228	237	275	269	279	410	26

Gráficos por mes



Gráficos por año



Discusión en clases

¿Qué conclusiones podrían extraerse sobre la tendencia y la estacionalidad a partir de este gráfico?

Maestría en Estadística Aplicada, UNR Series de Tiempo (2018) 9/37

Descomposición con medias móviles

$$Z_t = T \times S \times \mathcal{E}$$

- T Tendencia: Media móvil centrada de 13 elementos.
- S Estacionalidad: Promedio por mes para todos los años, luego centrado.
- E Irregular: Diferencia entre el valor observado y la tendencia con estacionalidad ajustada.
- p ∈ N períodos completos.

$$\hat{\mathcal{T}}_t = \frac{1}{24} \left(Z_{t-6} + 2 \sum_{i=-5}^5 Z_{t-i} + Z_{t+6} \right) \qquad \hat{\mathcal{S}}_j = \frac{\frac{1}{p} \sum_{i=1}^p Z_{ij}}{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T Z_t}, j = 1, 2, \dots, 12 \qquad \hat{\mathcal{E}}_t = \frac{Z_t}{\hat{\mathcal{T}}_t \times \hat{\mathcal{S}}_j}$$

Maestría en Estadística Aplicada, UNR

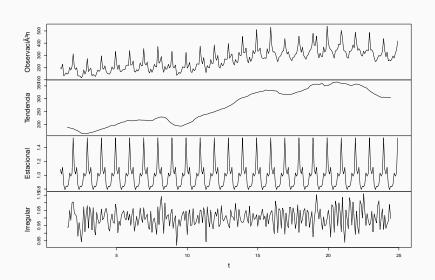
Series de Tiempo (2018)

Descomposición con medias móviles (continuación)

```
z_ts <- ts(z, frequency = 12) # stl requiere un objeto del tipo ts
z_mm <- decompose(z_ts, type = "multiplicative")
print(
   head(z_mm$seasonal, 12),
   digits = 2
)

## Jan Feb Mar Apr May Jun Jul Aug Sep Oct Nov Dec
## 1 1.09 1.02 1.11 0.86 0.79 0.84 0.83 0.87 1.03 0.99 1.03 1.54</pre>
```

Descomposición con medias móviles (continuación)



Descomposición con LOESS²

$$ln(Z_t) = T + S + E$$

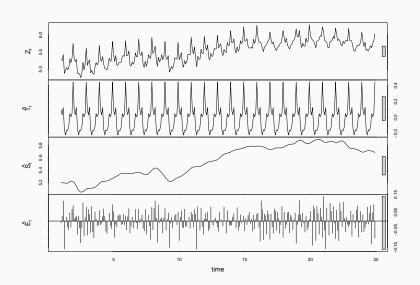
- T Tendencia: Polinomio local de grado 1 sobre 13 observaciones móviles.
- S Estacionalidad: Polinomio local de grado 0 sobre todas las observaciones.
- ${\cal E}$ Irregular: Diferencia entre el valor observado y la tendencia con estacionalidad ajustada.

```
z_stl <- stl(log(z_ts[, 1]), t.window = 13, s.window = "periodic")
print(
  head(exp(z_stl$time.series[, 1]), 12),
  digits = 2
)</pre>
```

Jan Feb Mar Apr May Jun Jul Aug Sep Oct Nov Dec ## 1 1.10 1.03 1.13 0.86 0.80 0.85 0.85 0.89 1.05 1.01 1.05 1.56

²R. J. Hyndman and Athanasopoulos (2018), sec. 6.6. Ver online.

Descomposición con LOESS (continuación)



Descomposición con regresión lineal

$$ln(Z_t) = T + S + \mathcal{E}$$

- \mathcal{T} Tendencia: Regresión lineal por partes con nodos en t=97 (ene-02) y t=169 (ene-08).
- S Estacionalidad: Variable dummy para cada mes (emplea a enero como mes de referencia).
- E Irregular: Residuos.

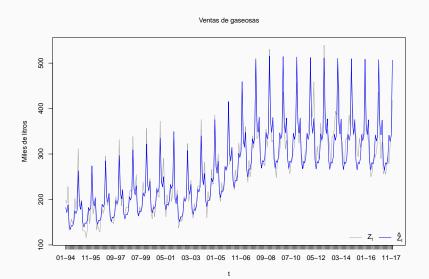
```
t1 <- which(index(z) == "2002-01-01")
t2 <- which(index(z) == "2008-01-01")
t <- 1:length(z)
tdum <- cbind(
   t >= t1 & t < t2,
        t >= t2
) * 1

s_t <- factor(format(index(z), "%m"))
fit <- lm(log(z) - t * tdum + s_t)</pre>
```

Descomposición con regresión lineal (continuación)

```
##
## Call:
## lm(formula = log(z) \sim t * tdum + s t)
## Residuals:
        Min
                   10
                        Median
## -0.238189 -0.048520 -0.001737 0.049714 0.193651
## Coefficients:
                Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) 5,2006626 0,0233716 222,521 < 2e-16 ***
## t
               0.0033899 0.0003083 10.996 < 2e-16 ***
## t.dum1
              -0.7046228 0.0659050 -10.691 < 2e-16 ***
## tdum2
             0.7429329 0.0537105 13.832 < 2e-16 ***
## s_t02
             -0.0640867 0.0240995 -2.659 0.00830 **
## s_t03
             0.0257131 0.0241015 1.067 0.28698
## s t04
             -0.2472647 0.0241050 -10.258 < 2e-16 ***
## s_t05
              -0.3218100 0.0241099 -13.348 < 2e-16 ***
## s_t06
             -0.2621003 0.0241161 -10.868 < 2e-16 ***
## s t07
              -0.2726273 0.0241237 -11.301 < 2e-16 ***
              -0.2273390 0.0241328 -9.420 < 2e-16 ***
## s_t08
## s t09
              -0.0661341 0.0241432 -2.739 0.00657 **
             -0.1052541 0.0241549 -4.357 1.87e-05 ***
## s t10
## s_t11
             -0.0668236 0.0241681 -2.765 0.00608 **
## s t12
             0.3294851 0.0241826 13.625 < 2e-16 ***
## t:tdum1
              0.0049683 0.0005647 8.797 < 2e-16 ***
## t:tdum2
              -0.0035475 0.0003781 -9.381 < 2e-16 ***
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
## Residual standard error: 0.08348 on 271 degrees of freedom
## Multiple R-squared: 0.9363, Adjusted R-squared: 0.9326
## F-statistic: 249.2 on 16 and 271 DF, p-value: < 2.2e-16
```

Descomposición con regresión lineal (continuación)



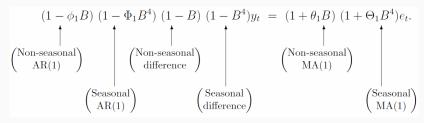
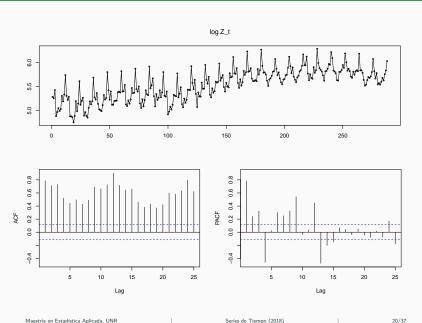


Figure 1: R. J. Hyndman and Athanasopoulos (2018). Ver online.

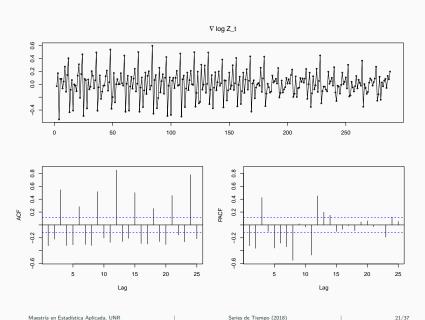
SARIMA

- Transformación logarítmica para estabilizar la varianza.
- Autorregresivo regular de orden p = 2.
- Diferenciación regular de orden d = 1.
- Diferenciación estacional de orden D=1.
- Media móvil estacional de orden Q=1.

Serie transformada (In)



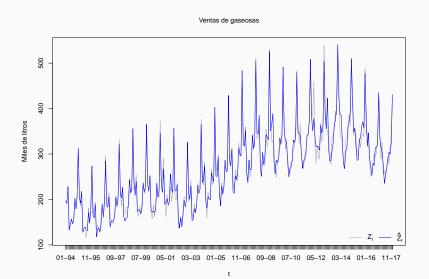
Primera diferencia de la serie transformada (In)



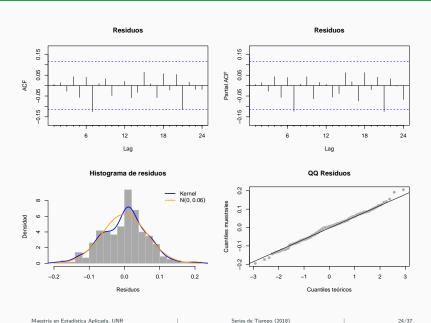
Ajuste

```
fit <- Arima(
 log(z_ts),
 order = c(2, 1, 0),
 seasonal = c(0, 1, 1)
print(fit)
## Series: log(z_ts)
## ARIMA(2,1,0)(0,1,1)[12]
##
## Coefficients:
##
           ar1 ar2 sma1
## -0.6968 -0.5208 -0.6916
## s.e. 0.0521 0.0528 0.0503
##
## sigma^2 estimated as 0.004267: log likelihood=357.36
## AIC=-706.73 AICc=-706.58 BIC=-692.26
```

Ajuste (continuación)



Diagnóstico de residuos



Ejercicio: Ventas en supermercados

Ejercicio en clases

Analizar la serie de tiempo de ejemplo.

Además de ajustar modelos, el ejercicio nos induce a pensar cómo comparar dos modelos (se abordará formalmente en las próximas clases). Solución disponible en el anexo.

Algunos pasos:

- Descargar los datos desde https://bit.ly/2GXzXoa.
- De la Sección A 1.11, leer los datos mensuales para la columna Ventas totales.³
- Graficar y describir la serie original. ¿Es estacionaria en la media y en la varianza? ¿Observan tendencia y estacionalidad? ¿De qué tipo?
- Ajustar un modelo SARIMA(0, 1, 3)(1, 0, 2)₁₂ sobre el logaritmo de las ventas. Además, proponer y
 ajustar un modelo seleccionado entre las otras metodologías vistas en clases.
- Evaluar los ajustes.
- ¿Cómo evaluarían cuál es mejor? Antes que eso... ¿qué entienden por "mejor"?

³Hay una copia local en data/INDECSuper.txt en caso de que el sitio esté fuera de línea.

Maestría en Estadística Aplicada, UNR

Series de Tiempo (2018)

Anexo: Ventas en supermercados

Lectura & procesamiento

```
# https://bit.ly/2GXzXoa

df <- read.table(
    file = "data//INDECSuper.txt",
    header = TRUE,
    sep = "\t"
)

df[, 1] <- as.POSIXct(df[, 1], format = "%Y-%m-%d")

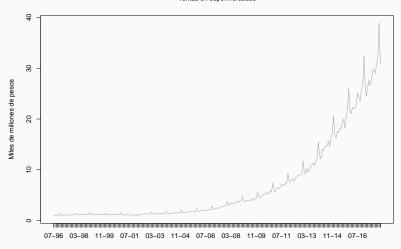
z <- xts(x = df[, 2] / 1000, order.by = df[, 1])
z_ts <- ts(z, frequency = 12) # stl requiere un objeto del tipo ts

t(head(z, 9))</pre>
```

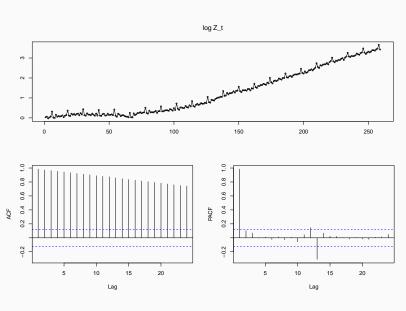
```
## 1996-07-01 1996-08-01 1996-09-01 1996-10-01 1996-11-01 1996-12-01 
## x 1.036 1.064 0.975 1.025 1.073 1.371 
## 1997-01-01 1997-02-01 1997-03-01 
## x 1.013 1 1.172
```

Visualización

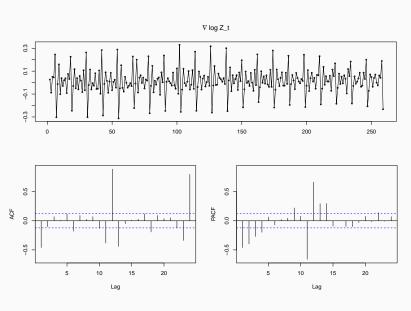




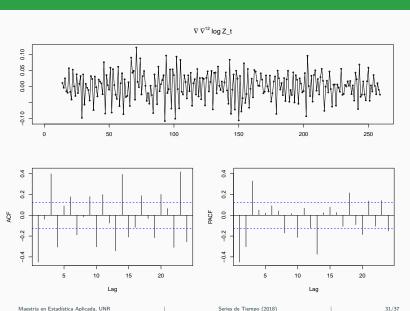
Serie transformada (In)



Primera diferencia de la serie transformada (In)



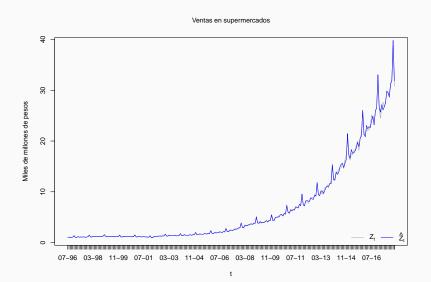
Primera diferencia principal y estacional de la serie transformada (In)



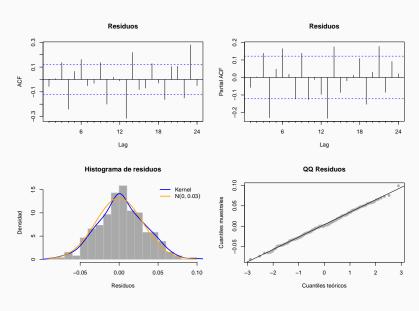
Ajuste

```
fit <- Arima(
 z_ts,
 order = c(0, 1, 3),
 seasonal = c(1, 1, 2),
 lambda = 0
print(fit)
## Series: z ts
## ARIMA(0,1,3)(1,1,2)[12]
## Box Cox transformation: lambda= 0
##
## Coefficients:
           ma1
                 ma2 ma3 sar1
                                                sma2
##
                                        sma1
  -0.5148 0.0965 0.2535 0.0631 -0.5540 -0.2268
## s.e. 0.0815 0.1102 0.0835 0.1672 0.1587 0.1126
##
## sigma^2 estimated as 0.0009871: log likelihood=500.43
## ATC=-986.86 AICc=-986.39 BIC=-962.33
```

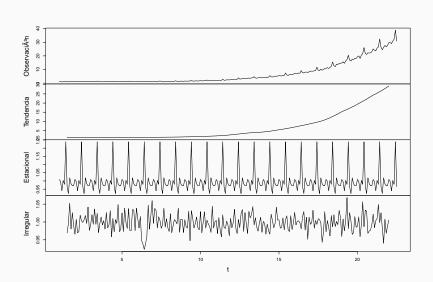
Ajuste versus observado



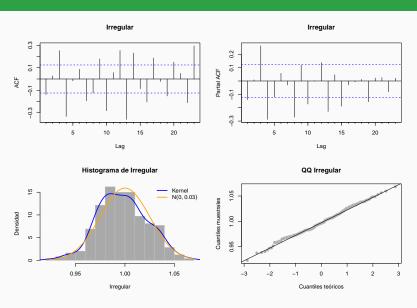
Diagnóstico de residuos



Descomposición con medias móviles



Componente irregular



Tomar los gráficos sólo a fines descriptivos. La descomposición con medias móviles no hace supuestos distribucionales.

Maestría en Estadística Aplicada, UNR Series de Tiempo (2018) 36/37

Referencias

Hyndman, Rob J, and George Athanasopoulos. 2018. Forecasting: Principles and Practice. https://otexts.org/fpp2/.

Hyndman, Rob, Anne Koehler, Keith Ord, and Ralph Snyder. 2008. Forecasting with Exponential Smoothing. Springer Berlin Heidelberg. doi:10.1007/978-3-540-71918-2.