



PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y
ADMINISTRATIVAS
INSTITUTO DE ECONOMÍA
MACROECONOMETRÍA APLICADA, EAE3102-1.

Tarea 3: Evolución de los Salarios en la Economía Chilena.

Raul Haltenhoff

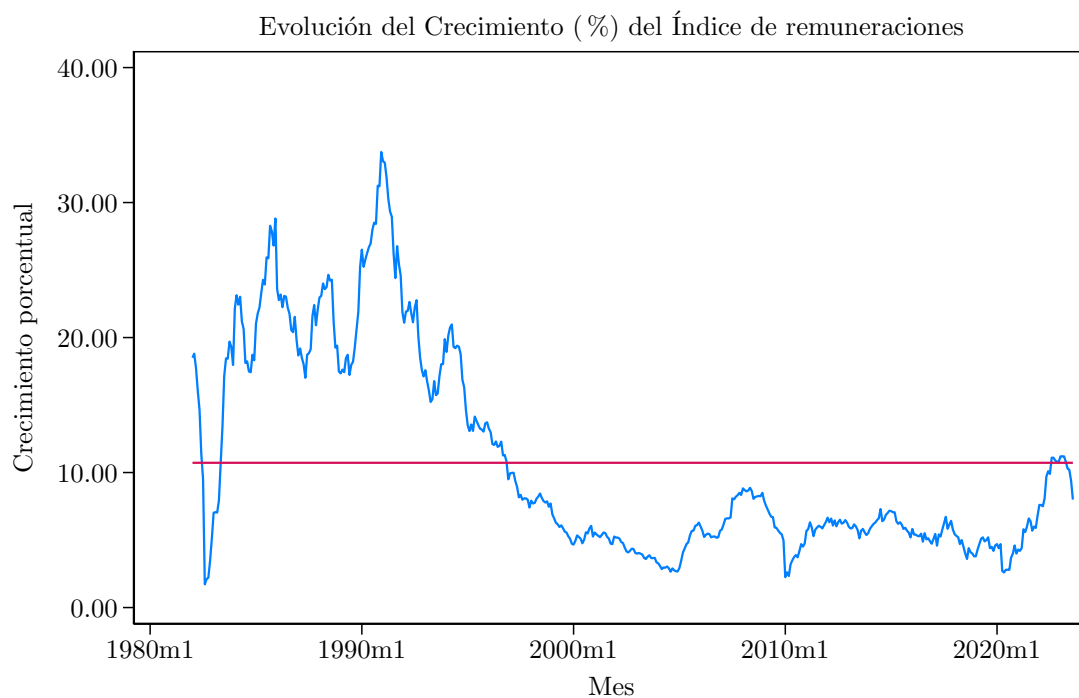
Oscar Herrera

Segundo Semestre de 2023.

Pregunta 1: Dinámica de los Ingresos

1.1 Gráfico de la Serie y Test de Raíz Unitaria

Para comenzar nuestro análisis graficamos la serie.



Vemos que la serie presenta un quiebre a partir del periodo 1996-1998 aproximadamente, por lo que podemos

establecer visualmente que la serie no es ergódica, ya que lo sucedido en el periodo de transición la serie continúa afectando en nivel de la variable hasta el presente.

También vemos que la variación porcentual de los ingresos salariales previa a la década de los años 2000 era relativamente alta. Luego, comenzando el nuevo siglo los ingresos comienzan a desacelerarse y por alguna razón estos no logran retomar el promedio presentado a finales del siglo XX. Podemos establecer por lo menos 2 tramos de media constante desigual, a la vez que existe un periodo de transición disjunto a los tramos mencionados anteriormente. En este sentido, nuestra primera hipótesis es que la serie presenta tendencias separables principalmente en 3 tramos y sospechamos que **tendencia estocástica** es la mejor forma de representar esta trayectoria.

Lo anterior también tiene una interpretación económica, ya que a excepción de 1982, año en que el país sufrió crisis económica, durante las décadas de los 80 y los 90 el país estuvo inmerso en periodos de expansión y crecimiento económico, y junto a ello un gran crecimiento salarial. Luego, periodos de estabilidad (estado estacionario en un nivel de riqueza mayor) se asocian a crecimiento salarial más moderado. También es importante recalcar que existe evidencia de rigideces salariales a la baja, ya que periodos de recesión no se asocian a decrecimientos salariales, sino que se asocian a casi una ausencia total de crecimiento.

Con estos resultados en mente, aplicamos el test de raíz unitaria de Phillips-Perron, para validar nuestras hipótesis anteriores. Esto es equivalente a realizar una prueba para establecer si la serie es o no es estacionaria.

El diseño de las hipótesis del test está dado por:

H_0 : La serie es de raíz unitaria

H_1 : La serie es estacionaria.

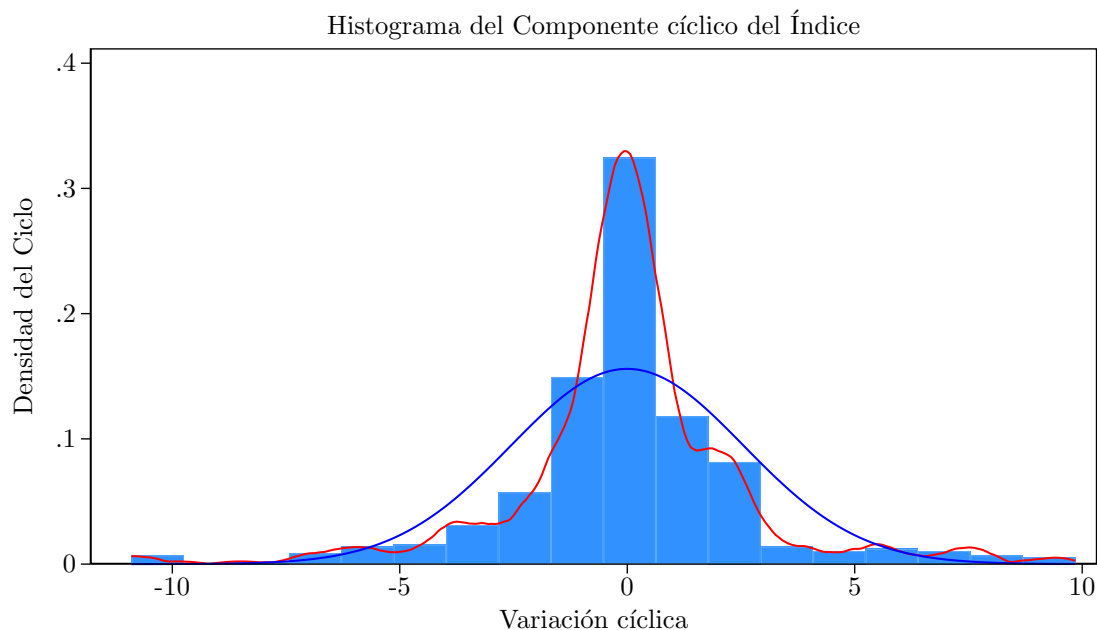
Phillips-Perron para raíz unitaria	
Estadístico de Phillips-Perron	-1.945
Valor-p	0.3069

Dados los resultados del test y fijando el nivel de tolerancia estadística al 5 %, no podemos rechazar H_0 , por tanto, la serie es de raíz unitaria y **no es estacionaria en covarianza**.

1.2 Distribución empírica del Ciclo obtenido con Filtro HP

Aplicamos Filtro HP a la serie de variación remuneraciones, obtenemos x_t^c y generamos un histograma para observar su distribución.

Notar que hemos ajustado dos distribuciones empíricas a nuestro histograma. En primer lugar, en la línea roja vemos representada una distribución kernel. En segundo lugar, en la línea azul vemos representada una distribución normal cuyos parámetros son calibrados a partir de los datos. A continuación, se despliega la representación del histograma.

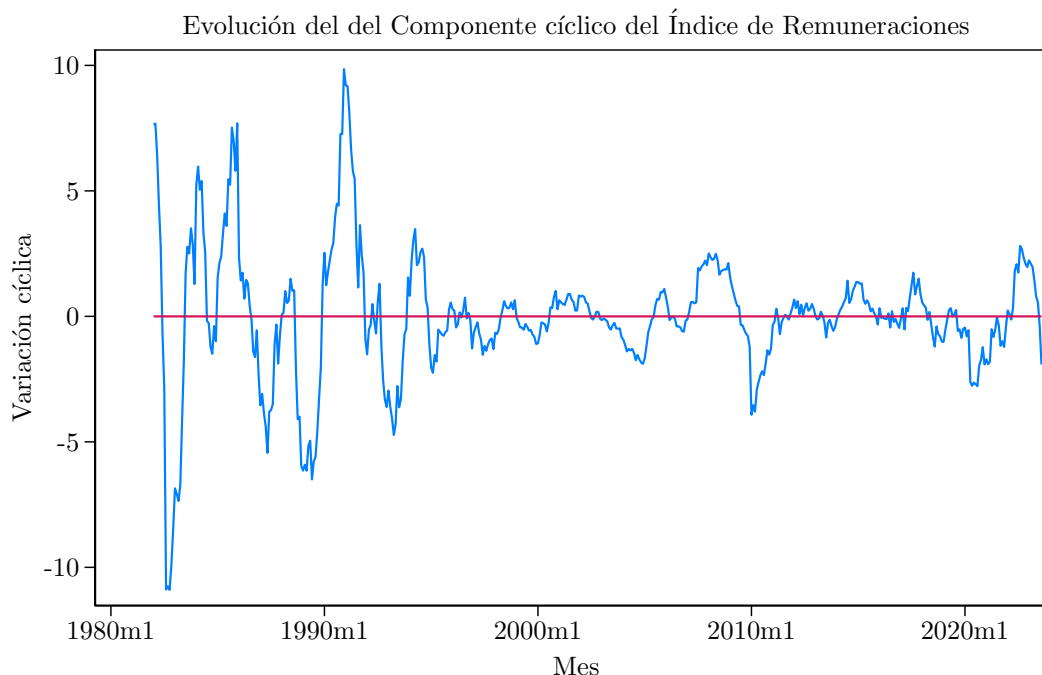


Observando visualmente la distribución de x_t^c , podemos establecer que la distribución posee comportamiento de campana, pero no se aproxima exactamente a una distribución normal. La distribución empírica kernel, cuyo ajuste es mejor, nos muestra que la verdadera distribución corresponde a una con kurtosis mayor que a la de la distribución normal. De igual forma, la distribución presenta comportamiento de campana centrado en cero. Este resultado se explica a partir de la interpretación de que la economía se ve envuelta en periodos de estabilidad con mayor frecuencia respecto a épocas de eventos extremos (eventos de colas), y esto se aprecia aún más al considerar la distribución kernel; las desviaciones respecto a la media son menores.

También se aprecia un leve comportamiento de mixtura de normales alrededor del crecimiento cíclico del 3%. Esto se asociaría al periodo de expansión comentado en la pregunta anterior, contribuyendo estadísticamente a la volatilidad y a las desviaciones respecto a la media en aquel periodo.

1.3 Evolución y Estacionariedad del Componente Cíclico de la Variación de Remuneraciones x_t^c

A continuación, desplegamos el gráfico de la evolución del componente cíclico x_t^c junto a su media incondicional.



Apreciamos en la visualización gráfica que, a pesar de que el ciclo presenta mayor volatilidad a finales del siglo XX, la serie tiende a estar centrada en media incondicional igual a cero en todo momento del tiempo. También se observa “volatility clustering”, el cual se asocia a la propia historia económica del país comentada anteriormente; en periodos de crecimiento económico las variables macroeconómicas también son más sensibles a los acontecimientos de coyuntura, ya que durante expansión no se ha alcanzado el estado estacionario.

Es importante recalcar que la heterocedasticidad presentada es compatible con estacionariedad estadística, ya que sólo necesitamos que la varianza incondicional no dependa del tiempo, o en otras palabras, que el promedio de las varianzas condicionales a distintos momentos del tiempo sea el mismo siempre.

Para comprobar formalmente lo anterior, realizamos un test de raíz unitaria y rechazamos la hipótesis nula (mismo diseño de hipótesis que en la pregunta 1.1), confirmando que el ciclo de la variación de los ingresos es **estacionario**. A continuación, los resultados de nuestro test:

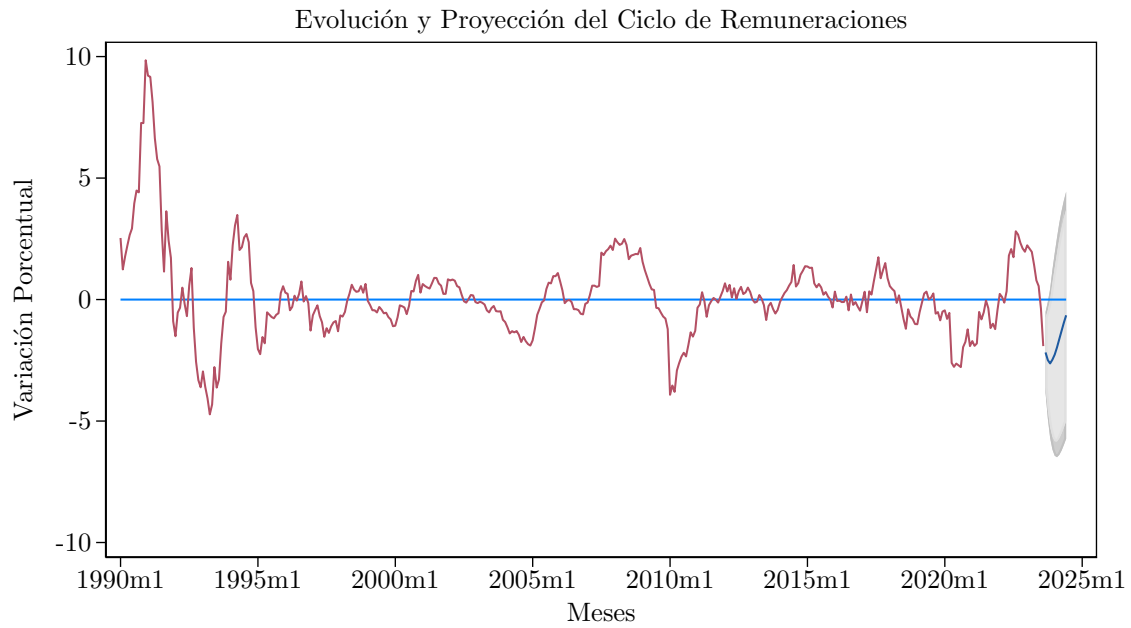
Phillips-Perron para raíz unitaria	
Estadístico de Phillips-Perron	-5.805
Valor-p	0.000

1.4 Predicción de x_t^c bajo modelo AR(4)

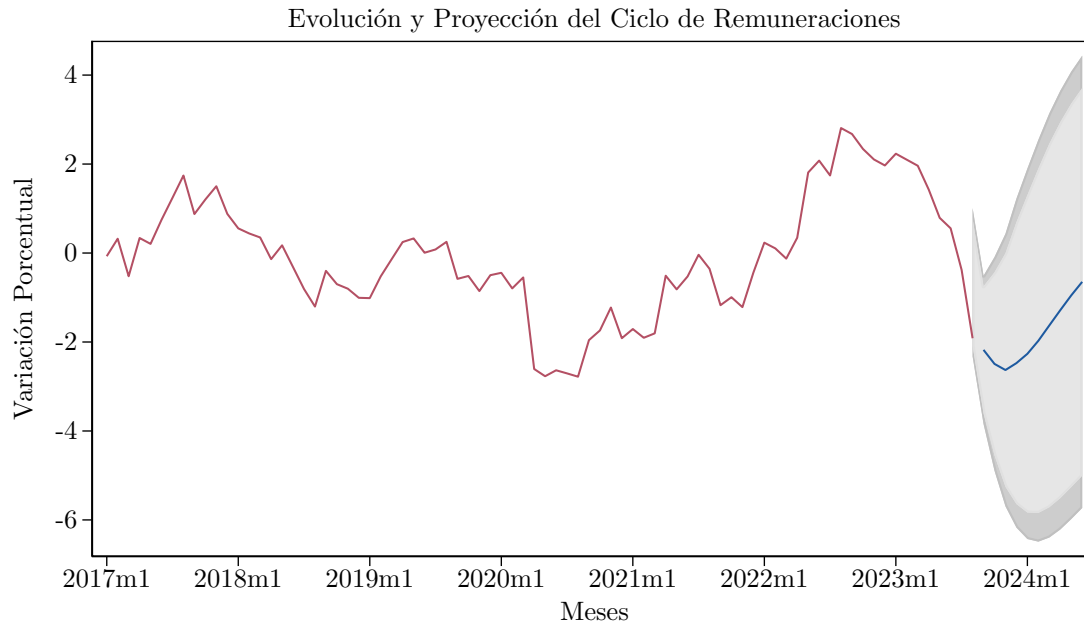
Luego de estimar el modelo AR(4) mediante comando *arima*(4,0,0) obtenemos la predicción \hat{x}_t^c por medio del comando *predict*. Asumiendo una función de pérdida cuadrática, nuestra predicción a distintos horizontes serán los valores esperados condicional a la información disponible. A continuación, graficamos la predicción para el periodo solicitado junto al intervalo de confianza para la predicción dado por:

$$IC = f_{t,\tau} \pm 1,96x\sqrt{MSE_{\tau}} \quad (1)$$

donde MSE es el error cuadrático medio para el horizonte τ .



Haciendo zoom en nuestro periodo de interés:

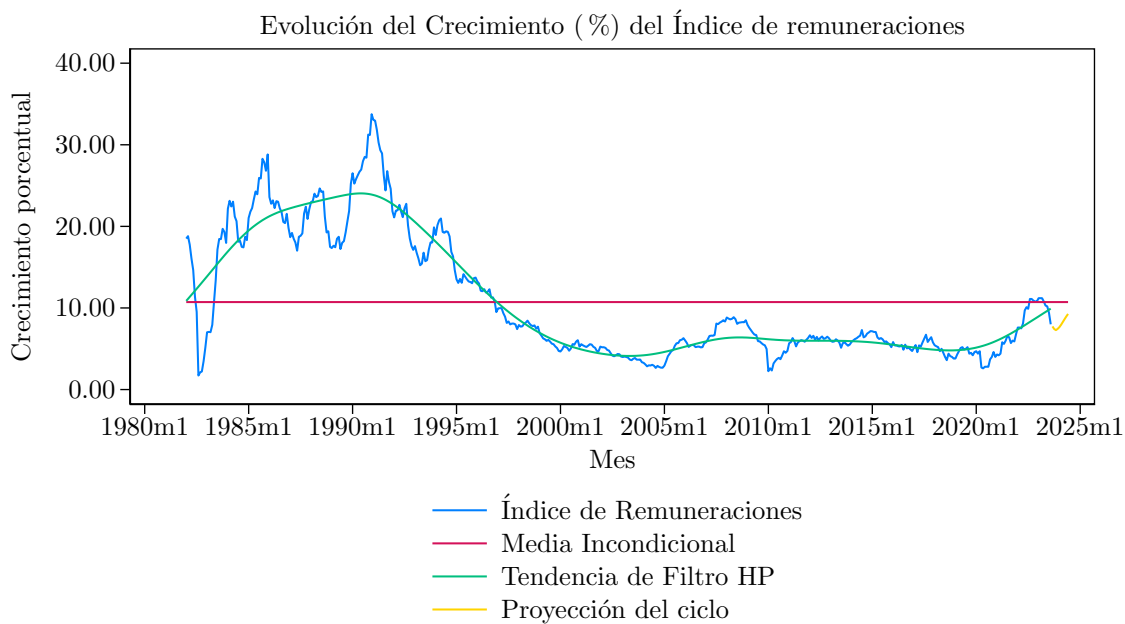


Vemos que la predicción para el ciclo del mes posterior al de la última información disponible es menor al último valor realizado. Luego, la predicción del cambio porcentual aumenta, siendo esta subida prolongada en el tiempo. En los primeros horizontes, el valor de la predicción es distinto de cero con significancia estadística, y en los horizontes posteriores, la predicción tiende a mostrar un comportamiento de reversión a la media incondicional del crecimiento cíclico de los ingresos, lo cual se condice con que para el largo plazo la mejor predicción para una variable es el promedio incondicional bajo estacionariedad. Este antecedente es significativamente estadístico para nuestro caso.

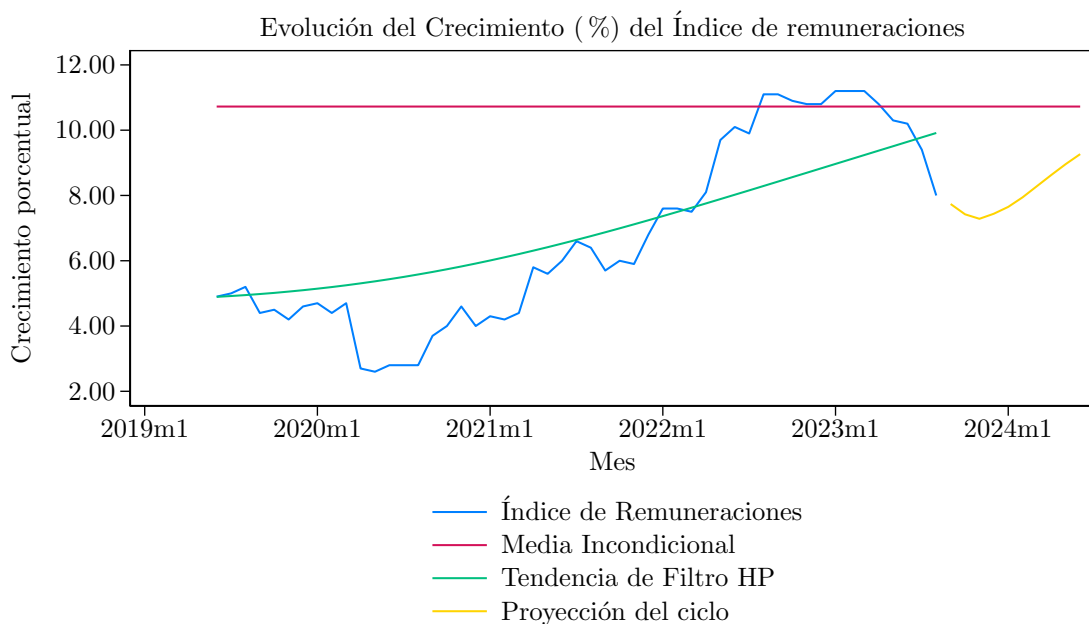
1.5 Reversión de x_t a su promedio histórico

Para esta pregunta debemos considerar que estamos realizando proyecciones sólo con la dinámica de la serie y que la dinámica de la serie bajo nuestro modelo se compone de un componente de tendencia y un componente cíclico.

En el gráfico a desplegar podemos ver la serie completa junto a la tendencia calculada a partir de los datos y la proyección del componente cíclico considerando la magnitud del último valor realizado.



Realizamos zoom para analizar nuestro periodo de interés:



Asumiendo que la tendencia empírica realizada seguirá el momentum observado y teniendo en cuenta el ciclo proyectado, existe evidencia aparente de reversión hacia el promedio histórico. Sin embargo, la predicción del componente cíclico del crecimiento de las remuneraciones muestra comportamiento hacia la baja hasta fin de año. A contrario de lo que señalan los analistas, la predicción con la dinámica de la serie es hacia la baja para fin de año. Pero la afirmación de los analistas podría materializarse a partir de junio de 2024 según la dinámica.

De todas formas, estas proyecciones presentadas provienen de la dinámica estadística y no estamos considerando interacción con otras variables económicas. Es decir, podrían ocurrir otros acontecimientos en la economía independientes de la dinámica que podría generar que las conclusiones estadísticas sean inválidas para nuestro periodo de interés.

1.6 Evaluación fuera de muestra de la Estimación y Predicción bajo AR(4)

Consideraremos que el modelo para x_t^c está dado por:

$$x_t^c = \alpha_0 + \alpha_1 x_{t-1}^c + \alpha_2 x_{t-2}^c + \alpha_3 x_{t-3}^c + \alpha_4 x_{t-4}^c + \epsilon_t \quad (2)$$

Para evaluar las predicciones para $f_{t,t+1}$ y $f_{t,t+2}$, utilizaremos el método de **rolling window**. Este método de evaluación es útil para series con quiebres como la serie x_t , pero para el caso de x_t^c la ventaja más relevante para ocupar una ventana móvil es que nos permite ir ocupando la información pasada más reciente y desestimar la información más antigua en cada iteración, en consideración de que el primer tramo es un tramo de mayor volatilidad, donde el ciclo también fluctúa mucho. De todas formas, realizamos una evaluación mediante método **recursivo**.

- **Rolling:** Se visualiza en la figura 1 y 2 la evolución de los errores de predicción obtenidos por este método. En primer lugar, la figura 1 nos muestra cómo la serie de errores artificiales generada por el método fluctúa **alrededor de 0**, característica deseable cuándo estamos realizando *forecast*. Ahora bien, es importante mencionar que, a pesar, de estar centrada en 0, presenta oscilaciones importantes lo que no es poco deseable cuando intentamos predecir con precisión. También es importante señalar que los errores al alza son igual de frecuentes que los errores a la baja, consistentes con una función de pérdida cuadrática.

En cuanto a la figura 2, se aprecia que el forecast para el ciclo obtenido luego de la estimación presenta un buen “fit” a x_t^c .

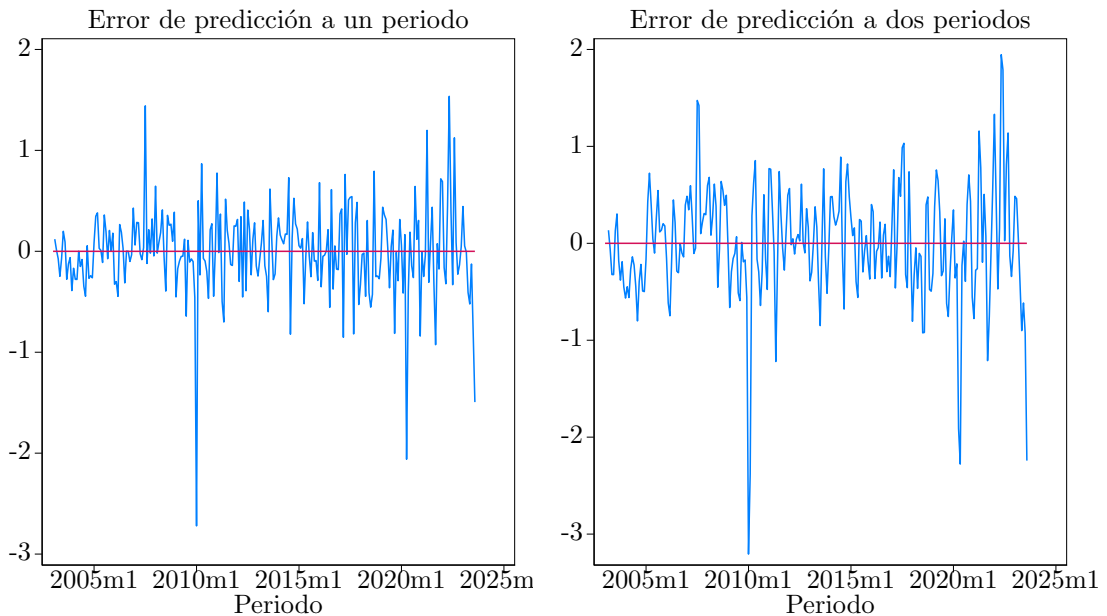


Figura 1: Errores de predicción para el método Rolling

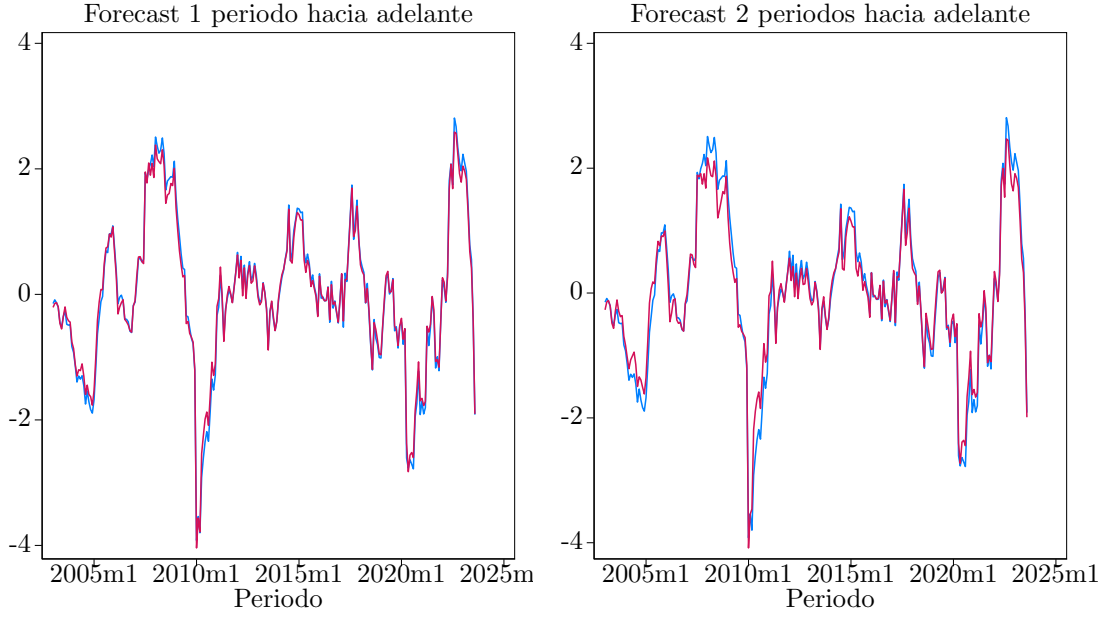


Figura 2: Forecast para el método Rolling

- **Recursive Scheme:** Para este método establecemos conclusiones similares que a las del método anterior; tanto errores de predicción centrados en 0 como un buen “fit” a la hora de evaluar precisión visualmente.

Comparando los errores generados por ambos métodos y extrayendo la volatilidad de los errores de predicción mediante el comando *summarize*, encontramos lo siguiente: $\sigma_{rolling} = 0,446$ y $\sigma_{recursive} = 0,448$. La variación de ambos métodos es muy similar y la diferencia es casi despreciable. Probablemente, la diferencia no sea estadísticamente significativa.

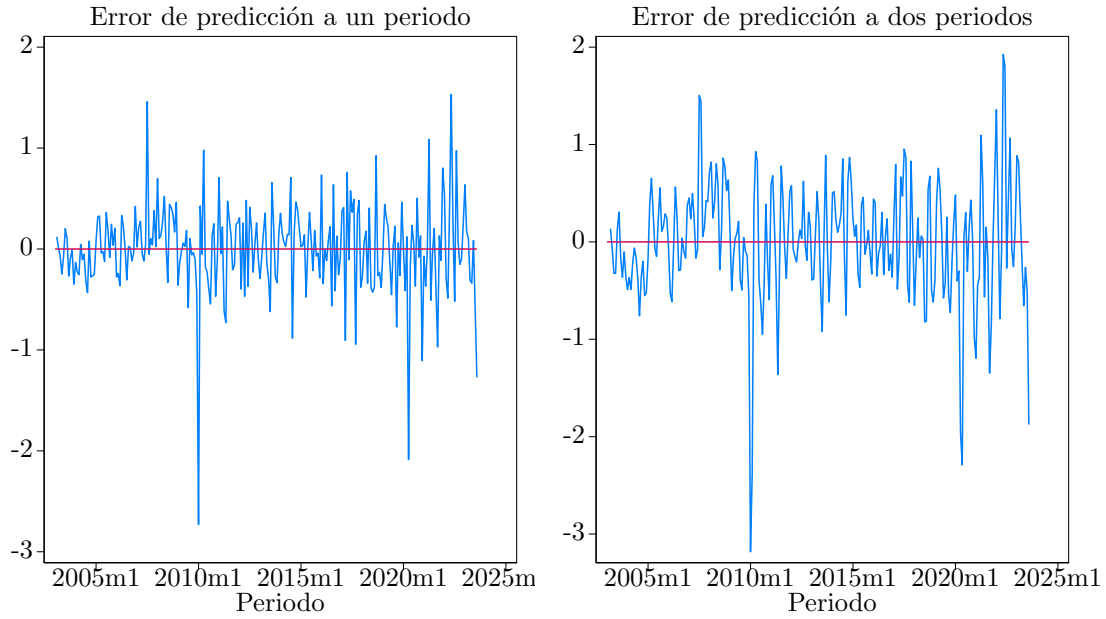


Figura 3: Errores de predicción para el método Recursive

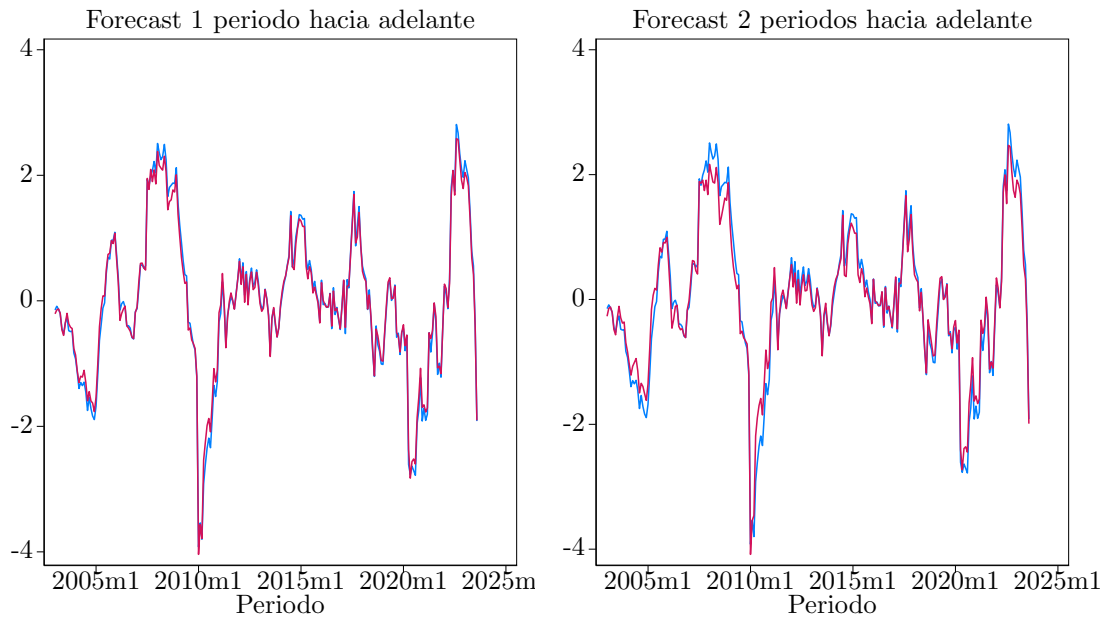


Figura 4: Forecast para el método Recursive

Luego de escoger el método de evaluación y generar los errores de predicción artificiales, debemos realizar un test estadístico formal para los errores de predicción. Para esto, realizamos el **Test de Optimalidad**, el cual evalúa la presencia sesgo.

Por ley de expectativas iteradas, podemos establecer que el testeo de insesgamiento condicional a la información disponible es equivalente a testear simultáneamente insesgamiento incondicional.

$$E[e_{t,\tau}|\Omega_t] \implies E[e_{t,\tau}] = 0 \quad (3)$$

Para testear la implicancia lógica, estimamos la siguiente regresión mediante Newey-West para permitir correlación serial:

$$e_{t,\tau} = \alpha + \epsilon_t \quad (4)$$

Al estimar la ecuación (4) nos es de interés que α sea igual 0. Esto debido a que de cumplirse estaríamos implícitamente que la variación del error de predicción se debe a variaciones aleatorias de la misma variable: $e_{t,\tau} - \epsilon_t = 0$. En palabras simples, que **el error de predicción en promedio es 0**.

Luego de estimar mediante Newey-West, revisamos los p - *values* asociados al estadístico t cuya hipótesis nula establece que el coeficiente estimado es igual a cero. Bajo los niveles de tolerancia estadística establecida, no podemos rechazar H_0 . Esto se cumple para los errores generados tanto para $f_{t,t+1}$ y $f_{t,t+2}$.

$$H_0 : \alpha = 0$$

$$H_1 : \alpha \neq 0.$$

Valor-p Estadístico T, Newey-West (t+1)	
Valor-p	0.829
Valor-p Estadístico T, Newey-West (t+2)	
Valor-p	0.897

1.7 Test de Racionalidad usando el Tipo de Cambio y el IMACEC

La racionalidad de los agentes económicos señala que los agentes, haciendo uso de la información disponible, no cometen errores sistemáticos a la hora de predecir variables económicas o al establecer creencias sobre esta. Testearemos estadísticamente esta premisa.

Al ejecutar esta prueba nos es de interés encontrar que ningún elemento de la información disponible Ω_t ayuda al proceso de la predicción de nuestra variable de interés, en este caso el ciclo de la variación de remuneraciones.

Usaremos como proxy de Ω_t al **tipo de cambio**. La inclusión de esta variable tiene relación con las dinámicas económicas en economía abierta. Devaluaciones del tipo de cambio hacen que los costos de las exportaciones locales sean menores para los agentes externos. Esto aumentaría la demanda de exportaciones, lo que eventualmente podría llevar a una alza en los salarios. Por lo tanto, se podría argumentar que existe una relación entre remuneraciones y

el tipo de cambio bilateral.

Estimamos el siguiente modelo:

$$e_{t,\tau} = \alpha_0 + \alpha_1 T\hat{C}_{t,\tau} + \epsilon_t \quad (5)$$

Estimamos la ecuación (5) por medio del estimador de Newey-West y obtenemos un p - *value* asociado el estadístico t del coeficiente del intercepto mayor a los niveles de tolerancia establecidos, por ende, no podemos rechazar H_0 y asumimos que existe evidencia estadística de que el coeficiente efectivamente es cero. Esto se cumple para los errores generados tanto para $f_{t,t+1}$ y $f_{t,t+2}$.

Valor-p Estadístico T, Newey-West (t+1)	
Valor-p α_0	0.874
Valor-p α_1	0.825
Valor-p Estadístico T, Newey-West (t+2)	
Valor-p α_0	0.916
Valor-p α_1	0.894

Realizamos nuevamente el mismo test, pero usando el IMACEC (índice mensual de actividad económica en Chile) como variable proxy para las dinámicas locales de la economía. Como mencionamos en la pregunta 1.1, ciclos expansivos se asociarían a mayor crecimiento de los salarios, y ciclos recesivos a ciclos de crecimiento salarial nulo bajo rigideces de precios.

Estimamos la siguiente ecuación utilizando el índice como proxy de Ω_t .

$$e_{t,\tau} = \alpha_0 + \alpha_1 IMAC\hat{E}C_{t,\tau} + \epsilon_t \quad (6)$$

Estimamos la ecuación (6) por medio del estimador de Newey-West y obtenemos un p - *value* asociado el estadístico t del coeficiente del intercepto mayor a los niveles de tolerancia establecidos para la predicción hacia un horizonte, por ende, no podemos rechazar H_0 y asumimos que existe evidencia estadística de que el coeficiente efectivamente es cero. Lo anterior no se cumple para el coeficiente α_0 asociado a la predicción hacia 2 periodos más adelante.

Valor-p Estadístico T, Newey-West (t+1)	
Valor-p α_0	0.063
Valor-p α_1	0.186

Valor-p Estadístico T, Newey–West (t+2)	
Valor-p α_0	0.034
Valor-p α_1	0.163

1.8 AR(4) v/s AR(1)

Primero, estimamos el siguiente modelo AR(1) para el ciclo:

$$x_t^c = \gamma_0 + \gamma_1 x_{t-1}^c + \epsilon_t \quad (7)$$

Luego, realizamos el mismo procedimiento de evaluación de predicción que se usó para el modelo AR(4), es decir, uso de método **rolling** para generar los errores artificiales y, mediante pérdida cuadrática (es decir los errores generados se elevan al cuadrado), testeamos estadísticamente el cumplimiento de la ecuación (8). De no rechazar H_0 estableceríamos que ambos modelos son equivalentes a la hora de predecir, en cambio de rechazar la hipótesis nula y obtener una diferencia estadística positiva, estaríamos estableciendo que el modelo AR(1) es un mejor modelo de predicción. Lo contrario se establecería en el caso que la diferencia sea negativa.

$$\begin{aligned} H_0 : E[(e_{t,\tau}^{AR4})^2] &= E[(e_{t,\tau}^{AR1})^2] \\ H_1 : E[(e_{t,\tau}^{AR4})^2] &\neq E[(e_{t,\tau}^{AR1})^2] \end{aligned} \quad (8)$$

Primero debemos comprobar que la diferencia sea estacionaria, ya que de no serlo, no podemos continuar con el test establecido. Aplicamos un test de raíz unitaria a la esperanza de la diferencia de las pérdidas cuadráticas bajo cada modelo. Nuestra hipótesis nula es que el modelo posee raíz unitaria y la serie no es estacionaria. A continuación, desplegamos los resultados. La diferencia es estacionaria; proseguimos.

Phillips-Perron para raíz unitaria	
Estadístico de Phillips-Perron	-18.476
Valor-p	0.000

Ahora para establecer cuál modelo es mejor, se realiza el test de "Diebol and Mariano".

$$\begin{aligned} H_0 : E[(e_{t,\tau}^{AR4})^2] - E[(e_{t,\tau}^{AR1})^2] &= 0 \\ H_1 : E[(e_{t,\tau}^{AR4})^2] - E[(e_{t,\tau}^{AR1})^2] &\neq 0 \end{aligned} \quad (9)$$

No rechazamos la hipótesis nula, pues obtenemos un $p - value = 0,864$, lo que quiere decir que ambos modelos tienen un pérdida similar. El coeficiente del intercepto estimado es de -.000643 aproximadamente. Por tanto, podemos escoger cualquiera de los dos modelos para realizar la predicción. Esto puede deberse, por un lado, ambos son modelos puramente autoregresivos, por tanto, es esperable que generen una dinámica similar. Por otra parte,

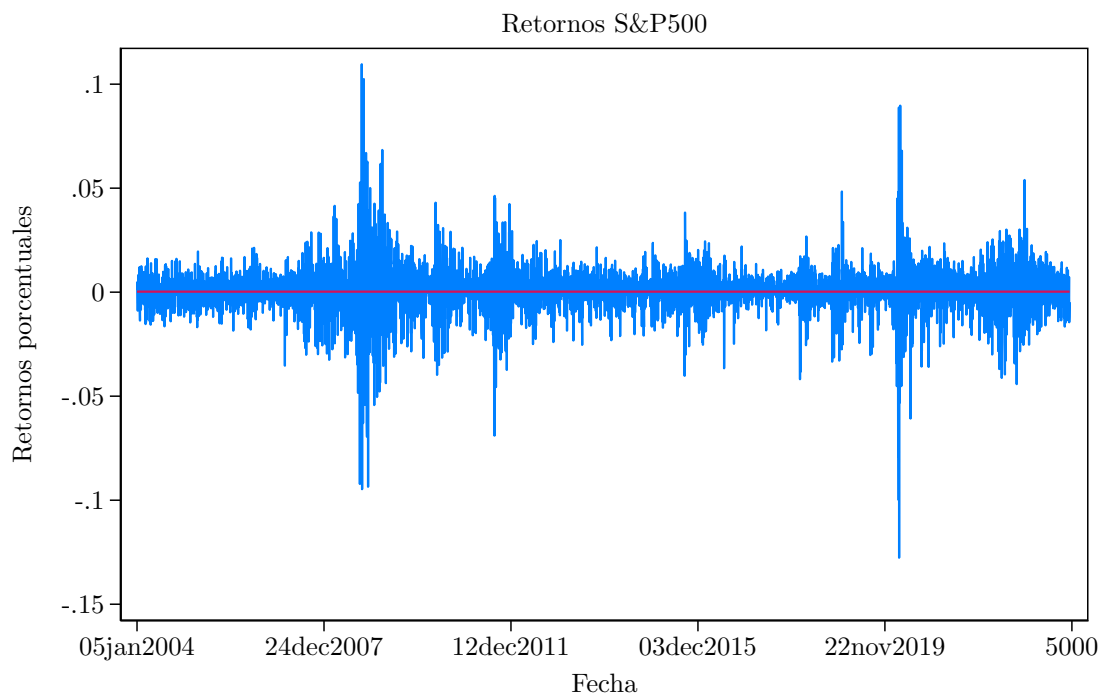
puede ser que la dinámica de la variación de remuneraciones no sea tan persistente en el sentido que más rezagos no aporte significativamente a la explicación de la serie.

Si bien ambos modelos son estadísticamente equivalentes, creemos que el modelo AR(1) es mejor por el criterio de **parsimonia**, es decir, por ser un modelo con menos parámetros.

Pregunta 2: Volatilidad Estocástica

2.1 Modelo para *S&P500*

Primero, analizamos la serie gráficamente donde se puede observar el fenómeno de **Volatility Clustering**, en el cual movimientos al alza tienden a ser seguidos por movimientos al alza o a la baja en una magnitud similar durante un intervalo de tiempo importante. También podemos ver que el proceso estocástico de los retornos está centrado en torno a una media incondicional constante.

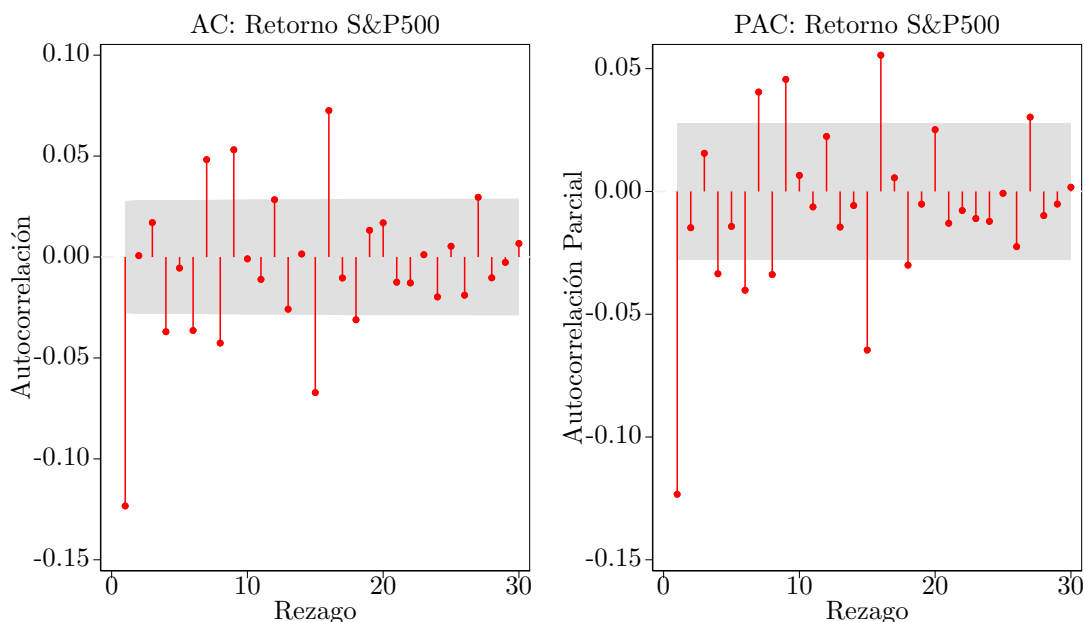


Se procede a realizar un test de raíz unitaria para la serie, por medio de la prueba de Phillips-Perron, obteniendo los siguientes resultados:

Phillips-Perron para raíz unitaria	
Estadístico de Phillips-Perron	-80.321
Valor-p	0.000

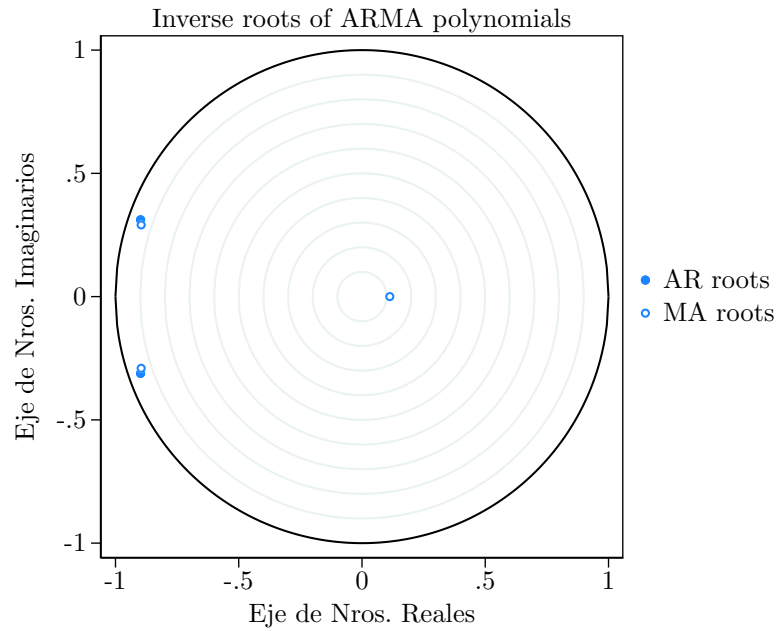
La serie posee predictibilidad que podemos explotar, ya que esta es estacionaria y revierte a su media.

Analizando los gráficos **AC** y **PAC** para los retornos del *S&P500*, vemos que existe un componente AR(1) por presentar sólo un coeficiente estadístico significativo en el AC y un componente MA(1) por muerte súbita en el PAC. Por tanto, estaríamos en presencia de un ARMA(p,q).



Como verificamos que la serie es estacionaria en el test de raíz unitaria, podemos utilizar el **Criterio de Box Jenkins** para encontrar nuestro mejor modelo. Sin embargo, para escoger un modelo de acuerdo a criterios cuantitativos estadísticos, escogemos nuestro modelo mediante **Criterio de Información**. Se encuentra que el modelo con menor **BIC** (-29900.62) es un ARMA(2,3).

Aplicamos un test de raíces del polinomio de rezagos mediante el comando *estat aroots* luego de estimar el ARMA(2,3) por medio de *arima*. Nos encontramos con que las raíces de los polinomios, tanto para los componentes autorregresivos como para los de media móvil, están dentro del círculo unitario. Nuestra estimación parece estar correcta.



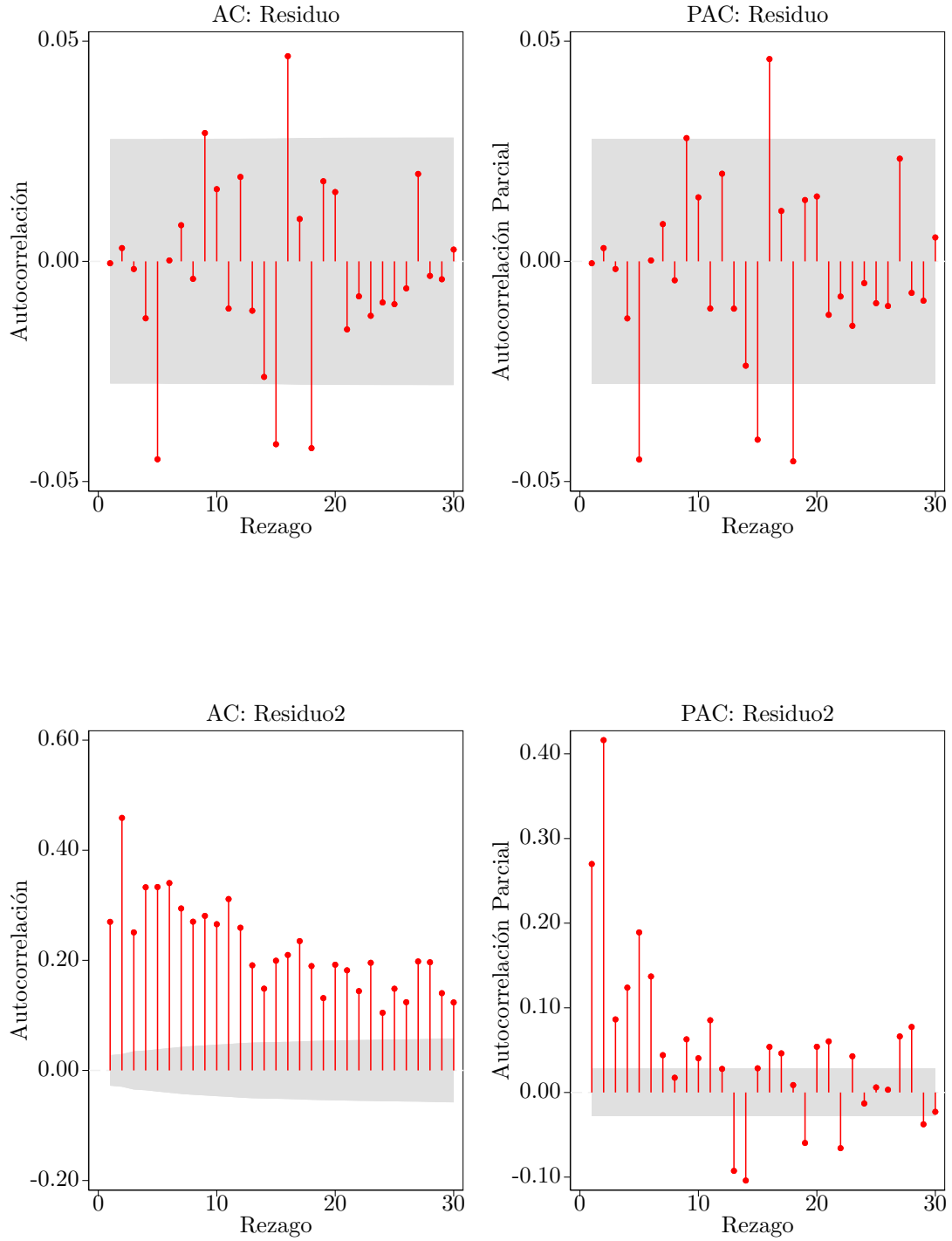
Realizamos el test de autocorrelación serial solicitado por medio del test de Breusch-Godfrey. No rechazamos H_0 y, por lo tanto, no hay autocorrelación serial en los residuos.

Breusch-Godfrey LM test for autocorrelation

Prob > chi2 0.9326

2.2 Detección de un proceso ARCH(p)

Luego de estimar ARMA(2,3) por máxima verosimilitud, ejecutamos el comando *predict u.hat, residuals* para obtener los residuos predichos. Al observar las gráficas de **AC y PAC** para los residuos, nos encontramos con que parecieran los residuos predichos parecen ser ruido blanco/media móvil (aunque técnicamente una proceso MA(q) es un combinación lineal de ruidos blancos). ¿Por qué la afirmación anterior?, primero, el **AC** nos muestra que no tiene memoria, una característica del ruido blanco, y segundo, el proceso tampoco pareciera tener rezagos significativos al ver el **PAC**. Ahora bien, tenemos las sospechas de que el segundo momento de el residuo pueda tener problemas desde cuando estamos en un contexto donde la serie presenta estos **clusters”de volatilidad**. Para eso graficamos el **AC y PAC** del residuo estimado al cuadrado. Al observar la gráfica de más abajo se ve como el residuo tiene un patrón autorregresivo, eso es llamativo, porque nos quiere decir que las realizaciones de ayer están impactando en hoy, transgrediendo uno de los supuestos del residuo que debería distribuir: $(0, \sigma^2) \forall t$.



Estimamos el siguiente modelo por medio de *newey* para detectar la presencia de un ARCH. Luego se testearán los coeficientes para saber si son iguales en su conjunto a igual a 0 o no.

$$\hat{u}_t^2 = \phi_0 + \phi_1 \hat{u}_{t-1}^2 + \phi_2 \hat{u}_{t-2}^2 + \epsilon_t \quad (10)$$

$$\begin{aligned}
H_0 : \phi_0 = \phi_1 = 0 \\
H_1 : \phi_0 \neq 0 \vee \phi_1 \neq 0 \text{ o ambas}
\end{aligned}
\tag{11}$$

Encontramos el siguiente valor estadístico: $Prob > F = 0,000$, por tanto, rechazamos H_0 , y estamos en presencia de un ARCH(p). La razón detrás de esto, es porque si todos los coeficientes fueran cero estaríamos diciendo que los residuos al cuadrado hoy no están determinados por su "pasado", al rechazar estamos diciendo que **la varianza no es constante** $\forall t$

2.3 Encontrando el modelo GARCH(p,q) adecuado

Por medio, del **Criterio de Información**, encontramos que el modelo con menor **BIC** es el un GARCH(1,1) (-32655.6).

```

//ARCH(1)
arch ret_SP, ar(1/2) ma(1/3) arch(1)
estat ic // -31056.86
//ARCH(2)
arch ret_SP, ar(1/2) ma(1/3) arch(2)
estat ic // -31340.23
//GARCH(1,1)
arch ret_SP, ar(1/2) ma(1/3) arch(1) g(1)
estat ic // -32655.6
//GARCH(1,2)
arch ret_SP, ar(1/2) ma(1/3) arch(1) g(1/2)
estat ic //-32653.35
//GARCH(2,1)
arch ret_SP, ar(1/2) ma(1/3) arch(1/2) g(1)
estat ic // -32655.35
//GARCH(2,2)
arch ret_SP, ar(1/2) ma(1/3) arch(1/2) g(1/2)
estat ic // no converge

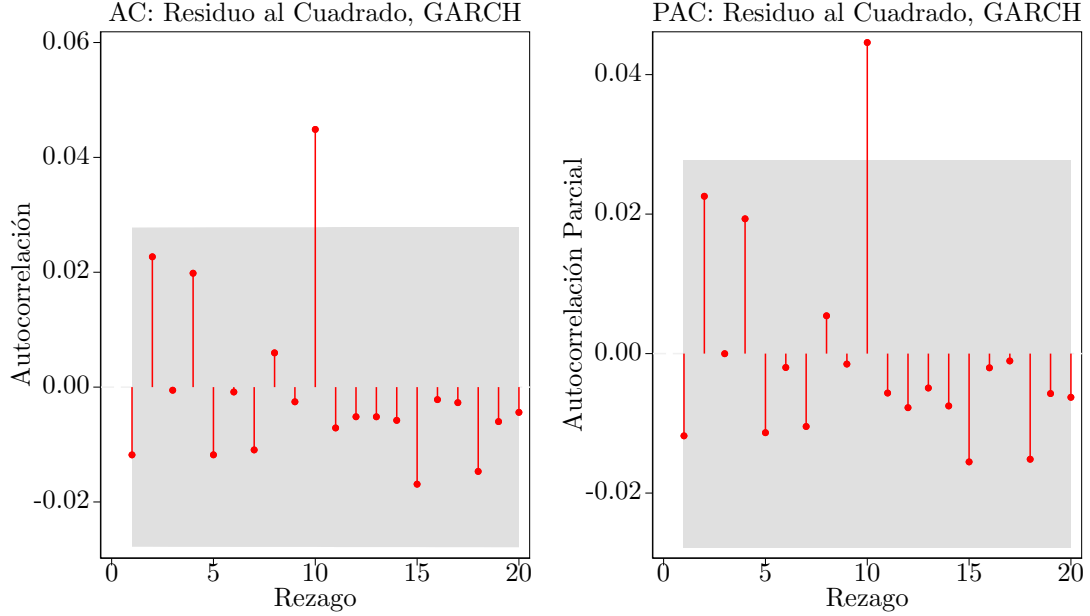
```

2.4 Testeando el modelo GARCH(1,1)

Primero, encontraremos la el residuo estimado por medio del siguiente comando especificando lo siguiente: *arch ret_SP, ar(1/2) ma(1/3) arch(1) g(1)*. Luego generamos los residuos y calculamos la varianza condicional, generando lo siguiente (ϵ corresponde al residuo estimado del modelo):

$$\begin{aligned}
& \frac{\epsilon}{\sqrt{\sigma_\epsilon^2}} \\
& \frac{\epsilon^2}{\sqrt{\sigma_\epsilon}}
\end{aligned}
\tag{12}$$

Generemos las gráficas **AC** y **PAC** para el residuo al cuadrado del GARCH(1,1), donde podemos ver que a diferencia de la pregunta 2.2, vemos que estos si parecieran seguir un proceso de ruido blanco, y no se observan patrones autorregresivos, es decir, la varianza pareciera no estar afectada por valores pasados. Esto es un test informal, por tanto, debería proceder a ocupar el mismo test en 2.2 para verificar si aún existe la posibilidad/sospecha de un ARCH.



$$\hat{\epsilon}_t^2 = \beta_0 + \beta_1 \hat{\epsilon}_{t-1}^2 + \beta_2 \hat{\epsilon}_{t-2}^2 + \eta_t \quad (13)$$

$$\begin{aligned} H_0 : \beta_0 = \beta_1 = 0 \\ H_1 : \beta_0 \neq 0 \vee \beta_1 \neq 0 \text{ o ambas} \end{aligned} \quad (14)$$

El resultado encontrado es el siguiente: $Prob > F = 0,5078$, por tanto, no podemos rechazar H_0 , es decir, que es posible que los coeficientes estimados sean iguales a 0. Esta afirmación pasada es fuerte, de cumplirse estaríamos diciendo que la varianza condicional no depende de valores pasados, y por tanto, no habría presencia de un ARCH(p) en los residuos en esta caso η_t

2.5 Volatilidad predicha y su relación con hechos económicos/políticos

Vemos que al inicio del 2007 se presenta una gran volatilidad por parte del índice accionario Estadounidense, esto se enmarca en el contexto del estrallido de la burbuja inmobiliaria, afectando a créditos hipotecarios, compañías de seguro, hedge funds, bancos y entre otros sectores. Es decir, una reacción en cadena, por tanto, muchas empresas se fueron a quiebra, porque no podían hacer frente a sus obligaciones, lo cuál se reflejado en la volatilidad que se ve en la gráfica.

A fines de 2019, vemos otro momento de gran volatilidad, que es en el contexto del inicio de la pandemia del COVID-19, donde obligó al planeta entero a aplicar restrictivas cuarentenas, lo que obligo a muchas empresas a parar su producción, encontrar nuevas formas de operar, algunas incluso dejaron existir, por tanto, eso hizo que las empresas empezaran a cotizar menos en la bolsa Estadounidense.

También algo super relevante en estos eventos son las **expectativas futuras**. Si bien, vemos que existen eventos específicos que producen esa volatilidad, las expectativas de que pasará más adelante genera más volatilidad y exagera aún más este fenómeno. Por ejemplo, en el COVID-19, la situación de cuarentenas genera gran volatilidad, porque las empresas no pueden operar, pero saber hasta cuándo podrá pasar genera **incertidumbre** que aumenta aún más esta varianza.

