FACULTAD DE CIENCIAS DE LA EMPRESA

UPCT

GRADO EN ADMINISTRACIÓN Y DIRECCIÓN DE EMPRESAS

TRABAJO FIN DE GRADO

ALUMNO: Juan Francisco García Pedreño

¿EN QUE AÑO LLEGARÁ LA TASA DE DESEMPLEO DE ESPAÑA AL 15%?

TUTOR TFG: Víctor López Pérez, Departamento de Economía.

INDICE

1. INTRODUCCIÓN

En este trabajo quiero dar respuesta a la pregunta: ¿en qué año la tasa desempleo de España llegará al 15%? Conocer el valor de la tasa de desempleo en los años y meses futuros es algo que debería interesarle a cualquiera, ya que es la forma más simple de conocer las posibilidades que hay de encontrar trabajo en un país. Por ejemplo, si la tasa de desempleo es muy alta, hay muchas personas que compiten por un mismo puesto, reduciéndose así las posibilidades de encontrar trabajo. Pero no sólo por esto es importante, también lo es porque afecta directamente a la situación económica de un país y al ser así cualquier persona debería estar interesada en saber si en un futuro, ya sea para él mismo o sus hijos, la situación del mercado laboral en nuestro país va a mejorar o empeorar.

Por todo esto que he dicho anteriormente es de gran importancia saber predecir la tasa de desempleo de España con la mayor precisión posible, ya que conociendo ésta, se podrá saber tanto la situación del mercado laboral en ese momento a la hora de encontrar trabajo en nuestro país, así como saber lo que le ocurrirá al PIB, los salarios, los precios, el déficit y la deuda.

Para ello lo que haré será estimar una serie de modelos econométricos y realizar una serie de predicciones de la tasa de desempleo de España. En primer lugar, realizaré predicciones de años de los que ya disponemos de datos de la tasa de desempleo para poder elegir el modelo que mejor predice. Después, utilizaré el mejor modelo para predecir dicha tasa hasta el año 2025.

Este es un trabajo donde pondré en práctica conocimientos econométricos y también económicos, ya que tanto al obtener el resultado final como al añadir otras variables económicas, iré explicando el resultado que vaya obteniendo y los efectos económicos que esto supondría para España, de cumplirse la predicción.

2. PREDICCIONES DE OTROS ORGANISMOS

Antes de empezar a estimar cualquier modelo y de extraer cualquier dato de la tasa de desempleo para la muestra que voy a necesitar, he consultado distintas predicciones de la tasa de desempleo de distintos organismos internaciones y nacionales. Estas predicciones las dividiré en dos apartados: Organismos internacionales y organismos nacionales.

- **ORGANISMOS INTERNACIONALES**

En este apartado he encontrado dos organizaciones internacionales que ofrecen predicciones para dentro de 4 y 5 años sobre la tasa de paro de España:

- **FMI:** La primera predicción que he buscado es la del Fondo Monetario Internacional.

Tabla 1

	2016	**2017**	**2018**	**2019**	**2020**
TASA DE DESEMPLEO	20,1	18,8	17,6	16,6	15,8

En esta predicción puedo ver como la menor tasa de desempleo llega a ser un 15.8% que alcanza España para el año 2020, viendo como la tendencia de ésta es reducirse cada año. Como el último año que tengo de predicción es el año 2020, no puedo saber si continúa descendiendo a partir de este año, o si por el contrario, empieza a aumentar.

- **Organización internacional del trabajo:** Es la más pesimista de todas. Realiza una predicción sobre la tasa de paro de España del 21,5% en 2019. Viendo la evolución que ellos prevén de la tasa de paro, no bajaríamos del 15% ni dentro de muchos años.

Tabla 2

	2016	2017	2018	2019
TASA DE DESEMPLEO	22,8	22,2	21,8	21,5

- **ORGANISMOS NACIONALES**

  Dentro de este apartado solo he encontrado una predicción para más de un año, y es la del Ministerio de Economía:

- **Ministerio de Economía**: Según esta predicción, llegaríamos al año 2018 con una tasa de paro del 15,6%. Teniendo en cuenta la evolución de la tasa de paro esperada que se refleja en el siguiente cuadro, si ésta continuase descendiendo, bajaríamos del 15% en 2019. Pero como no hay predicción sobre dicha tasa para el año 2019, no puedo saber si aumenta o continúa bajando.

Tabla 3

	2016	2017	2018
TASA DE DESEMPLEO	19,8	17,7	15,6

Definitivamente, las predicciones del Ministerio de Economía son las más optimistas de todas las anteriores.

3. RECOGIDA DE DATOS

Para poder realizar una mejor predicción de la tasa de desempleo, lo que voy a necesitar es saber qué modelo predice mejor, y para ello voy a coger una muestra de datos de la tasa de desempleo desde abril de 1986 hasta abril del año 2016.

Esta muestra la he sacado de la página de Eurostat y a continuación lo que haré será dividir la muestra de datos de la tasa de desempleo en 2 partes:

- La primera parte de la muestra tendrá los datos de la tasa de desempleo comprendidos entre abril de 1986 hasta diciembre de 2011. A esta muestra la he llamado **IN SAMPLE**.

- La segunda parte contiene los datos de la muestra desde enero de 2012 hasta abril de 2016, y a esta muestra la he llamado **OUT OF SAMPLE**.

Lo que voy a hacer es estimar el modelo con los datos de la muestra **IN SAMPLE** y realizar una predicción de los años que comprende la muestra **OUT OF SAMPLE** y poder así ver cuál de todos los modelos que voy a utilizar predice mejor.

4. MODELOS ECONOMÉTRICOS

4.1 - MODELO AR

El primer modelo que voy a estimar es un modelo autorregresivo univariante (AR). Este es un modelo ARMA (p, q), donde q=0, quedándonos por tanto un modelo autorregresivo AR(p) que en un momento en el tiempo "t" se expresa como una combinación lineal de las "p" observaciones anteriores de la serie, o como los llamaré de aquí en adelante, retardos.

Su ecuación es: $\mathbf{U_t = Const + \beta_1 {*} U_{t-1} + \beta_2 {*} U_{t-2} + \ldots\ldots + \beta_p {*} U_{t-p} + \varepsilon_t}$

4.1.1 ESTIMACIÓN

Los datos que voy a utilizar para estimar el modelo son los de la muestra **IN SAMPLE**.

En primer lugar para poder estimar bien el modelo necesito saber la cantidad óptima de retardos que tiene que tener el modelo para realizar una mejor estimación de éste. Gretl realiza este trabajo por nosotros y nos dice el número óptimo de retardos a poner gracias a los criterios de información: Criterio de Akaike (AIC), criterio bayesiano de Schwarz (BIC) y criterio de Hannan-Quinn (HQC). Gretl marca con un asterisco los mejores valores de cada criterio de información, es decir, los mínimos:

- Para un orden máximo de 12 retardos:

Tabla 4

RETARDOS	AIC	BIC	HQC
1	-0,124309	-0,099435	-0,114351
2	-1,144417	-1,107106	-1,129480
3	-1,229512	**-1,179764***	**-1,209596***
4	-1,226212	-1,164028	-1,201318
5	-1,219815	-1,145194	-1,189942
6	-1,230389	-1,143331	-1,195537
7	**-1,232580***	-1,133085	-1,192749
8	-1,225984	-1,114052	-1,181173
9	-1,222372	-1,098004	-1,172584
10	-1,218179	-1,081375	-1,163412
11	-1,211819	-1,062577	-1,152072
12	-1,205123	-1,043445	-1,140398

También lo hice para un orden máximo de 8 retardos, y en ambos casos, menos en el criterio de Akaike que nos marca que el número de retardos óptimo es 7, los otros criterios nos dicen que el número de retardos óptimo es 3. Por tanto me quedaré con lo que me dicen 2 de los 3 criterios y utilizaré 3 retardos a la hora de estimar el modelo AR (3). Los resultados obtenidos son los siguientes:

$$U_t = \text{Constante} + \text{DESEMPLEO1}*U_{t-1} + \text{DESEMPLEO2}*U_{t-2} + \text{DESEMPLEO3}*U_{t-3} + \varepsilon_t$$

Tabla 5

	VALORES	P VALOR
CONSTANTE	0,0376963	0,160
DESEMPLEO1	1,55893	0,000
DESEMPLEO2	-0,249981	0,018
DESEMPLEO3	-0,311228	0,000

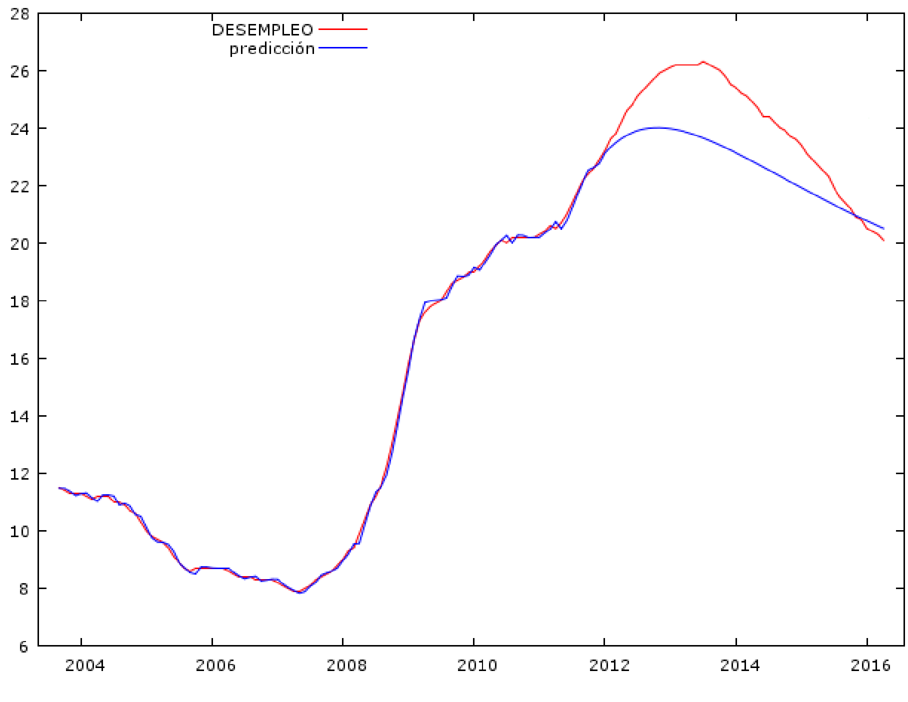
En la estimación de dicho modelo he utilizado 309 observaciones y de ella se puede sacar en claro que la constante no es significativa, mientras que todo lo demás si lo es.

4.1.2 PREDICCIÓN

Una vez estimado el modelo, el siguiente paso es realizar la predicción de los años que comprende la muestra **OUT OF SAMPLE**, para así comparar los datos de la predicción con los que la tasa de desempleo tiene en esos años y, posteriormente, calcular la **raíz del error cuadrático medio.**

La diferencia entre los datos de la tasa de desempleo y la predicción se puede observar mejor en el siguiente gráfico, donde se puede ver claramente que el aumento de la tasa de desempleo a partir del año 2012 es mayor en la realidad que en la predicción, siendo esta más lineal.

Gráfico 1



Para calcular la **raíz del error cuadrático medio**, solo tendría que elevar al cuadrado los errores, sumarlos, sacar la media y posteriormente calcular su raíz. Los errores son la diferencia que hay entre la predicción y la tasa de desempleo en ese mes.

Pero en lugar de hacer esto, Gretl ya te los da calculados, siendo éstos:

- **ERROR CUADRÁTICO MEDIO:** 2,7327
- **RAÍZ DEL ERROR CUADRÁTICO MEDIO:** 1,6531

El valor de la raíz del error cuadrático medio será el que utilice para comparar este modelo con los demás modelos: el que tenga menor valor será el que mejor prediga.

4.2 - MODELO ARMA

El modelo ARMA (p, q), es un modelo autorregresivo de medias móviles. En este modelo, a diferencia con el AR, "q" no será igual a cero.

Este modelo integra el modelo AR y el modelo MA (medias móviles) en una única expresión, quedando la variable en función de los valores tomados por ésta en períodos anteriores, y los errores cometidos en la estimación. Una expresión general de un modelo ARMA (p, q) puede ser:

$$\mathbf{U_t = Const + \beta_1 * U_{t-1} + \beta_2 * U_{t-2} + \ldots\ldots + \beta_p * U_{t-p} + \varepsilon_t + \vartheta_1 * \varepsilon_{t-1} + \vartheta_2 * \varepsilon_{t-2} + \ldots\ldots + \vartheta_q * \varepsilon_{t-q}}$$

4.2.1 ESTIMACIÓN

Al igual que hice en la estimación del modelo AR, los datos que voy a utilizar son los de la muestra **IN SAMPLE**, que comprende un total de 309 observaciones. Al ser el número de observaciones, y la muestra en general, la misma que en la estimación del modelo anterior, el número de retardos a utilizar va a ser el mismo.

Para saber el orden de óptimo de la parte MA para obtener una mejor estimación, he ido probando hasta comprobar que la estimación obtenida con el modelo con q=3 tenía mejores p-valores que las demás, así como menor error cuadrático en la predicción. Además, como se observa a continuación, el tercer retardo del error es significativo.

Por tanto estimaré un ARMA (3,3). A la hora de estimar el modelo, he elegido la opción **VEROSIMILITUD CONDICIONAL** debido a que Gretl con la opción **VEROSIMILITUD EXACTA** calculaba un valor de la constante irrealmente elevado que, después a la hora de realizar la predicción, el propio Gretl desechaba.

$$\mathbf{U_t = Const + Phi1 * U_{t-1} + Phi2 * U_{t-2} + Phi3 * U_{t-3} + \varepsilon_t + Theta1 * \varepsilon_{t-1} + Theta2 * \varepsilon_{t-2} + Theta3 * \varepsilon_{t-3}}$$

- **Con verosimilitud exacta:**

Tabla 6

	VALORES	P VALOR
CONSTANTE	17,0575	0,000
Phi1	2,31962	0,000
Phi2	-1,66768	0,002
Phi3	0,347114	0,176
Theta1	-0,804073	0,003
Theta2	0,216515	0,097
Theta3	-0,142381	0,032

Se puede observar como el valor de la constante es un valor muy elevado que, al aplicar este modelo para predecir, nos daría valores de la tasa de desempleo irreales, y muy elevados, incluso mayores del 100% para los siguientes años.

- **Con verosimilitud condicional:**

Tabla 7

	VALORES	P VALOR
CONSTANTE	0,0153508	0,240
Phi1	2,32868	0,000
Phi2	-1,68251	0,018
Phi3	0,352890	0,308
Theta1	-0,810498	0,028
Theta2	0,219794	0,180
Theta3	-0,144592	0,015

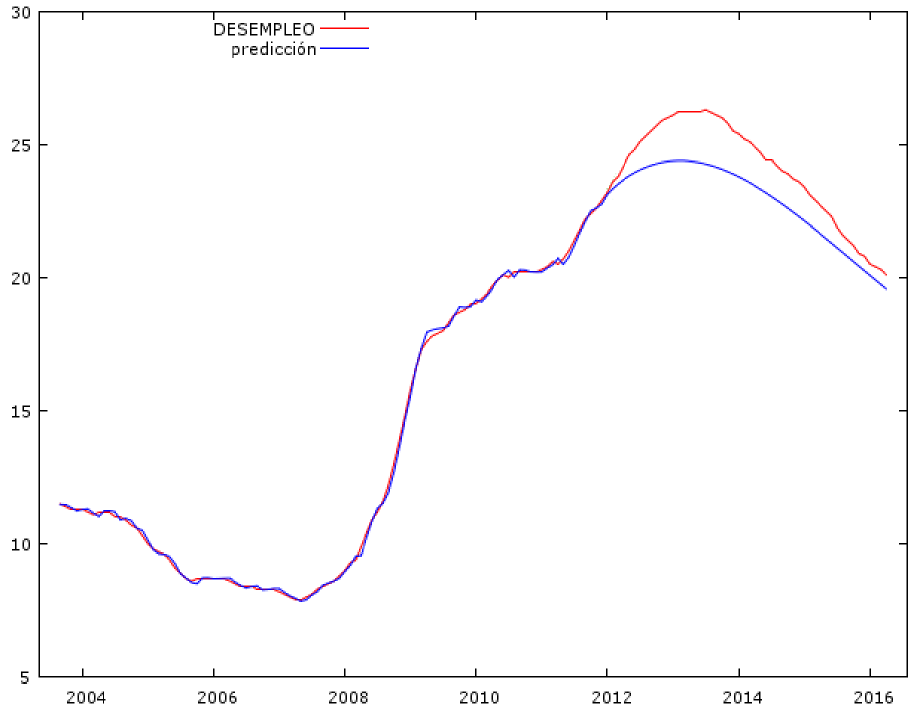
Por el contrario, con esta opción, el valor de la constante es un valor mucho más sensato y se puede ver como los demás valores cambian muy poco. Con estos datos, se puede ver que la constante, Phi3 y Theta2, no son significativas mientras que todo lo demás si lo es.

4.2.2 PREDICCIÓN

Esta predicción la he hecho igual que para el modelo AR, y comprende los años de la muestra de **OUT OF SAMPLE** para poder comparar todas las predicciones de los distintos modelos que voy a hacer y elegir la mejor de todas ellas.

En el siguiente gráfico se puede observar la diferencia entre los datos de la tasa de desempleo y la predicción que he realizado. Se puede observar a simple vista que hay menor diferencia entre ambos que con la predicción del modelo anterior:

Gráfico 2



Una vez hecho esto, solo necesito coger el valor del error cuadrático medio y su raíz para compararlo con el modelo anterior:

- **ERROR CUADRÁTICO MEDIO:** 1,6983
- **RAÍZ DEL ERROR CUADRÁTICO MEDIO:** 1,3032

Al ser la raíz del error cuadrático medio bastante menor que la del modelo AR, el modelo ARMA predice mejor.

4.3 - MODELO ARIMA

Ahora voy a dar paso al tercer modelo, un Modelo Autorregresivo-Integrado de Medias Móviles de orden p, d, q, o ARIMA (p, d, q). Este modelo, no es más que un modelo ARMA (p, q) aplicado a una serie integrada, a la que ha sido necesario diferenciar "d" veces para que sea estacionaria.

La ecuación general de un modelo ARIMA (p, d, q) es:

$$\Delta^d U_t = Const + \beta_1 * \Delta^d U_{t-1} + \beta_2 * \Delta^d U_{t-2} + \ldots\ldots. + \beta_p * \Delta^d U_{t-p} + \varepsilon_t + \vartheta_1 * \varepsilon_{t-1} + \vartheta_2 * \varepsilon_{t-2} + \ldots\ldots. + \vartheta_q * \varepsilon_{t-q}$$

4.3.1 ESTIMACIÓN

En primer lugar, para ver si tengo que realizar un modelo ARIMA, realizo un test de raíces unitarias **Dickey – Fuller**, para descartar que la serie de desempleo sea estacionaria. Al realizar dicho test, veo que no puedo rechazar la hipótesis nula de que hay una raíz unitaria, y por tanto, empezaré a estimar el modelo con d=1.

La muestra a estimar es la misma que en los casos anteriores y por tanto el número de retardos y medias móviles a utilizar sigue siendo el mismo. La estimación la he vuelto a hacer con verosimilitud condicional ya que necesito que me calcule el valor de la constante para utilizarlo más adelante.

Teniendo esto en cuenta la ecuación del modelo quedaría de la siguiente forma:

$$\Delta U_t = Const + Phi1 * \Delta U_{t-1} + Phi2 * \Delta U_{t-2} + Phi3 * \Delta U_{t-3} + \varepsilon_t + Theta1 * \varepsilon_{t-1} + Theta2 * \varepsilon_{t-2} + Theta3 * \varepsilon_{t-3}$$

Tabla 8

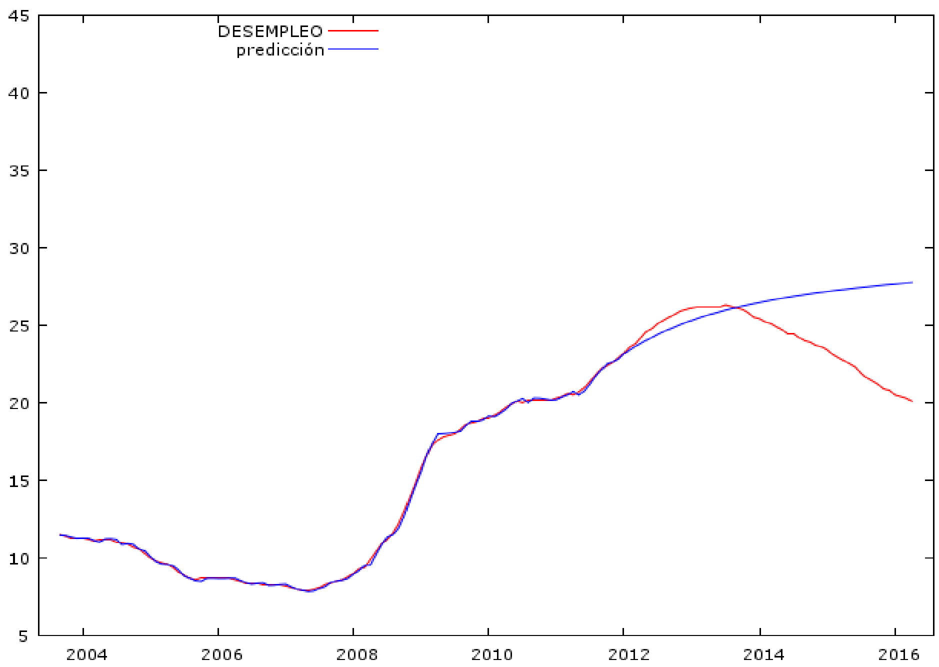
	VALORES	P VALOR
CONSTANTE	0,00185463	0,745
Phi1	1,26557	0,000
Phi2	-0,922262	0,000
Phi3	0,578566	0,001
Theta1	-0,744880	0,000
Theta2	0,848635	0,000
Theta3	-0,381109	0,000

Salvo la constante, todos los demás valores son significativos en el modelo que acabo de estimar.

4.3.2 PREDICCIÓN

Una vez estimado el modelo, realizo la predicción que comprende los años de la muestra **OUT OF SAMPLE,** como en los modelos anteriores. Se puede ver a simple vista en el siguiente gráfico que la predicción es muy mala.

Gráfico 3



Los datos de error cuadrático medio y su raíz son los siguientes:

- **ERROR CUADRÁTICO MEDIO:** 12,518

- **RAÍZ DEL ERROR CUADRÁTICO MEDIO:** 3,538

Este valor de la raíz del error cuadrático medio tan alto viene a reflejar lo mal que predice este modelo y que ya se podía observar a simple vista en el gráfico anterior. La razón por la que las predicciones de este modelo son tan malas es porque es posible que la tasa de desempleo sea en realidad estacionaria. De hecho, en teoría, esta tasa debería fluctuar en torno a una tasa natural de desempleo relativamente constante a corto plazo. Por lo tanto, en lo que resta de trabajo, asumiré estacionariedad de la tasa de desempleo.

4.4 - MODELO VAR

Ahora ya no voy a estimar un modelo autorregresivo univariente sino uno multivariante, el modelo VAR. En este modelo cada variable es explicada por los retardos de sí misma (como en un modelo AR) y por los retardos de las demás variables. Se configura entonces un sistema de ecuaciones autorregresivas, es decir, un vector autorregresivo (VAR).

Las variables que voy a utilizar en este modelo son la de la tasa de desempleo y la del PIB real, quedando la ecuación general de la tasa de desempleo de la siguiente forma:

$$\mathbf{U_t = Const + \beta_1 * U_{t-1} + \beta_2 * U_{t-2} + \ldots\ldots + \beta_p * U_{t-p} + \alpha_1 * Y_{t-1} + \alpha_2 * Y_{t-2} + \ldots\ldots + \alpha_p * Y_{t-p} + \varepsilon_t}$$

4.4.1 RELACIÓN ENTRE EL PIB Y LA TASA DE DESEMPLEO

El PIB (Producto Interior Bruto) se define como el valor de mercado de todos los bienes y servicios finales producidos por un país durante un determinado periodo de tiempo.
El PIB puede ser tanto nominal como real, siendo la diferencia entre ellos la siguiente:

- El PIB nominal mide el valor de los bienes y servicios expresados a Precios corrientes, es decir, se deja influir por el efecto de la inflación.

- El PIB real mide el valor de los bienes y servicios expresados a Precios constantes (tomando como referencia el precio de un año base).

Para realizar una mejor predicción, lo que me interesa utilizar son los datos del PIB real y deshacerme del efecto de la inflación, ya que la relación entre la tasa de desempleo y el PIB viene explicada por la **Ley de Okun**. Ésta explica la relación negativa que existe entre la tasa de paro y el PIB real, es decir, si el PIB real crece rápidamente, la tasa de paro disminuye y si el PIB real decrece, la tasa de paro aumenta. Por tanto, en momentos de crecimiento económico robusto el paro se reduce, y en momentos de contracción el paro aumenta. Explicado de una manera más sencilla, si un país produce y consume más, el PIB crece y necesita contratar a más mano de obra para poder hacer frente a este aumento de la producción y la demanda, reduciendo así la tasa de paro.

4.4.2 ESTIMACIÓN

Para estimar el modelo VAR lo que he hecho en primer lugar es descargarme los datos de la tasa de crecimiento del PIB real desestacionalizada para evitar que afecte a la predicción el efecto que tenga en el crecimiento del PIB las distintas estaciones del año.

Al ser estos datos trimestrales, he tenido que pasar los datos que tenía de la tasa de desempleo también a trimestrales y para ello solo he tenido que sumar 3 meses e ir haciéndoles la media.

Debido a que los datos de la tasa de crecimiento del PIB empiezan en el segundo trimestre de 1995, he hecho una muestra específica para este modelo:

- **In sample**: Desde el segundo trimestre de 1995 al cuarto trimestre de 2011.

- **Out of sample**: Desde el primer trimestre de 2012 hasta el primer trimestre de 2016.

Los datos que voy a utilizar para la estimación son los de la muestra in simple. En primer lugar, necesito saber la cantidad óptima de retardos que tiene que tener el modelo para realizar una mejor estimación de este. Al igual que he hecho en los demás modelos, me apoyaré en los criterios de información: criterio de Akaike (AIC), criterio bayesiano de Schwarz (BIC) y criterio de Hannan-Quinn (HQC). Gretl marca con un asterisco los mejores valores de cada criterio de información, es decir, los mínimos.

- Para un orden máximo de 8 retardos:

Tabla 9

RETARDOS	AIC	BIC	HQC
1	1,524244	1,735519	1,606717
2	1,268088	**1,620213***	**1,405544***
3	1,268757	1,761732	1,461194
4	**1,168515***	1,802340	1,415935
5	1,274725	2,049400	1,577127
6	1,282549	2,198073	1,639932
7	1,214244	2,270619	1,626610
8	1,263442	2,460667	1,730791

El número total de observaciones que he utilizado son 67 tanto de la tasa de crecimiento del PIB como de la tasa de desempleo. También he probado para un orden máximo de 4 retardos y en ambos casos (BIC y HQC) me da que el número de retardos óptimos es 2.

Una vez que se el número de retardos óptimo, ya puedo pasar a estimar el modelo VAR, obteniendo los siguientes resultados tanto para la ecuación del desempleo como para la ecuación del PIB:

– **Resultados para la ecuación del desempleo:**

$$U_t = Const + Desempleo1 * U_{t-1} + Desempleo2 * U_{t-2} + España1 * Y_{t-1} + España2 * Y_{t-2} + \varepsilon_t$$

Tabla 10

	VALORES	P VALOR
CONSTANTE	0,565427	0,032
España1	-0,272549	0,113
España2	-0,0238920	0,858
Desempleo1	1,58773	0,000
Desempleo2	-0,613777	0,000

El efecto del PIB real sobre la tasa de desempleo es negativo, como cabía esperar, aunque no excesivamente significativo.

– **Resultados para la ecuación del PIB:**

Tabla 11

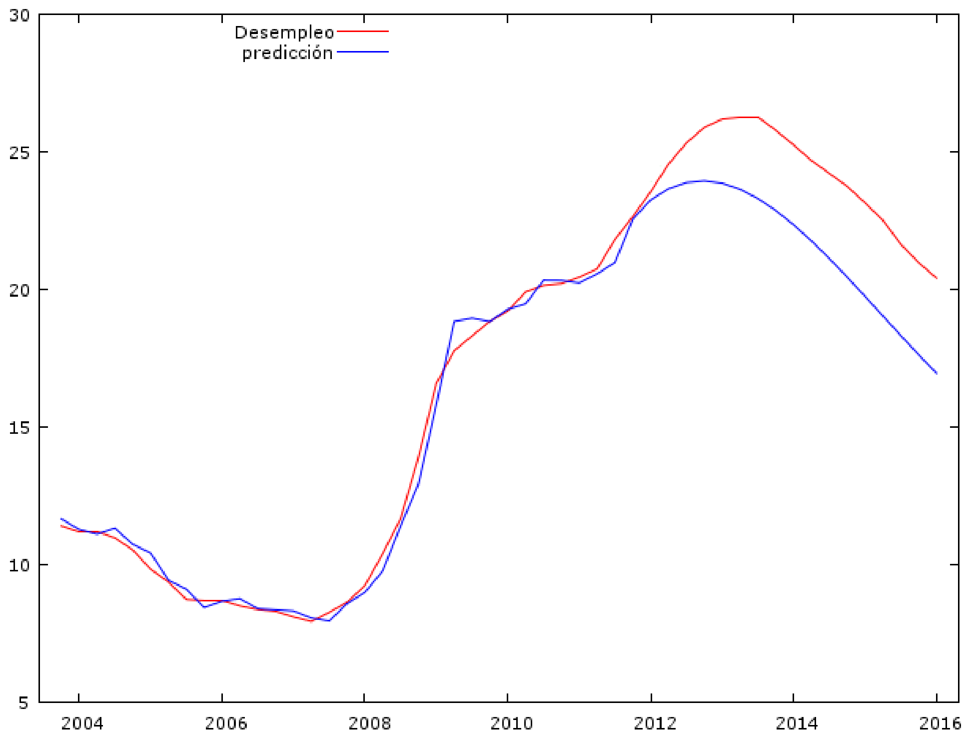
	VALORES	P VALOR
CONSTANTE	0,525725	0,023
España1	0,140582	0,345
España2	0,163157	0,164
Desempleo1	-0,614100	0,000
Desempleo2	0,607777	0,000

4.4.3 PREDICCIÓN

Al ser un modelo VAR, puedo elegir entre realizar una predicción sobre la tasa de crecimiento del PIB o sobre la tasa de desempleo. Como mi trabajo es sobre la tasa de desempleo, mostraré sólo la predicción sobre ésta para los años que comprenden la nueva muestra **Out of sample** de datos trimestrales.

La comparación de la predicción con los datos de la tasa de desempleo se puede ver en el siguiente gráfico:

Gráfico 4



Una vez hecho esto, solo necesito coger el valor del error cuadrático medio y su raíz para compararlo con el modelo ARMA:

- **ERROR CUADRÁTICO MEDIO:** 7,6841
- **RAÍZ DEL ERROR CUADRÁTICO MEDIO:** 2,772

La raíz del error cuadrático medio es bastante mayor que la de nuestro mejor modelo hasta la fecha, el modelo ARMA. Pero esto puede ser debido a que, al ser los datos trimestrales y empezar en 1995, el número de observaciones es menor, pudiendo afectar a la eficacia del modelo. Debido a esto, he cogido los datos de desempleo trimestrales desde 1995 hasta el cuarto trimestre de 2011 para realizar de nuevo la estimación del modelo ARMA con esta nueva muestra.

4.4.4 ARMA CON DATOS TRIMESTRALES (DESDE 1995 HASTA 2011)

Al ser la muestra distinta a la utilizada anteriormente en dicho modelo, he vuelto a realizar el mismo ejercicio que hago siempre para ver el número óptimo de retardos que he de poner con esta muestra:

- Para un orden máximo de 8 retardos el número óptimo es 2:

Tabla 12

RETARDOS	AIC	BIC	HQC
1	2,137747	2,208172	2,165238
2	**0,996398***	**1,102035***	**1,037634***
3	1,030289	1,171139	1,085271
4	1,063433	1,239495	1,132160
5	1,088687	1,299962	1,171160
6	1,106975	1,353462	1,203193
7	1,131277	1,412977	1,241241
8	1,162932	1,479844	1,286641

También he realizado esto mismo para órdenes máximos de 4 y 12 retardos y el resultado sigue siendo el mismo: el número óptimo de retardos es 2.

Ahora que ya se el número de retardos óptimo, estimo el modelo ARMA exactamente igual que lo estime anteriormente, es decir, con verosimilitud condicional, pero esta vez será un ARMA (2,2) con datos trimestrales:

$$\mathbf{U_t = Const + Phi1{*}U_{t-1} + Phi2{*}U_{t-2} + \varepsilon_t + Theta1{*}\varepsilon_{t-1} + Theta2{*}\varepsilon_{t-2}}$$

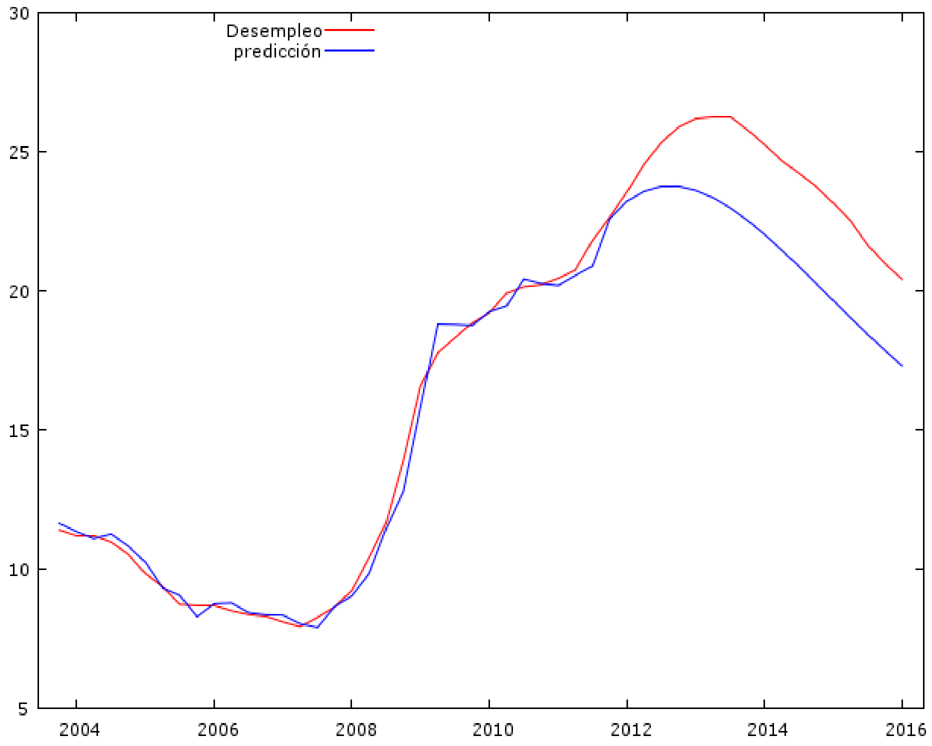
Tabla 13

	VALORES	P VALOR
CONSTANTE	0,230153	0,194
Phi1	1,84980	0,000
Phi2	-0,865535	0,000
Theta1	-0,0355197	0,850
Theta2	-0,0237487	0,911

El número de observaciones que he utilizado son 67, y a simple vista, sólo los retardos del desempleo son significativos.

Una vez estimado el modelo, he realizado la predicción de éste para ver si sigue siendo mejor que el VAR o empeora tanto como para dejar de predecir mejor. En el siguiente gráfico se puede ver la comparación del resultado de la predicción con los datos de la tasa de desempleo:

Gráfico 5



Ahora solo necesito coger el valor del error cuadrático medio y su raíz para compararlo con el modelo VAR:

- **ERROR CUADRÁTICO MEDIO:** 8,3457
- **RAÍZ DEL ERROR CUADRÁTICO MEDIO:** 2,8889

Con estos datos el modelo que mejor predice es el VAR ya que tiene una raíz del error cuadrático medio menor que la del ARMA con valores trimestrales. Como lo que yo quiero es quedarme con el modelo que me vaya a realizar la mejor predicción, ese es el ARMA con los datos mensuales.

Debido a que los datos del PIB son trimestrales, al tener que poner los datos de la tasa de desempleo trimestrales para poder realizar la estimación del modelo correctamente, el número de observaciones se reduce mucho y nunca va a llegar ni a la mitad de las observaciones que puedo utilizar en los demás modelos con los datos mensuales. De ahí que las predicciones en los otros modelos que utilizan los datos mensuales de desempleo sean mucho mejores.

Como conclusión de todo esto, el modelo VAR a igualdad de datos y observaciones predice mejor que el ARMA, pero la mejor predicción es la de modelo ARMA con los datos mensuales ya que en el VAR no puedo poner los datos mensuales debido a que los del PIB son trimestrales. Por tanto me quedo con el modelo ARMA con datos mensuales para realizar la predicción de la tasa de desempleo que haré más adelante.

4.5 - MODELO GARCH

En los demás modelos, hemos supuesto que la varianza de las perturbaciones permanecía constante en el tiempo pero esto no tiene por qué ser así y por eso ahora voy a estimar este último modelo.

En determinadas situaciones económicas de mayor volatilidad necesitamos predecir las varianzas condicionales, es decir, determinar su patrón de comportamiento estadístico. Así suele ocurrir, por ejemplo, al analizar los mercados financieros.

Por tanto, el modelo que voy a estimar consta de dos ecuaciones. La primera es un ARMA para la tasa de desempleo. La segunda es la ecuación de la varianza condicional del error del ARMA.

4.5.1 ESTIMACIÓN

La muestra que voy a coger para estimar este modelo es la de los datos mensuales del desempleo, desde abril de 1986 hasta diciembre de 2011. Esta muestra tiene un total de 309 observaciones.

Al ser la muestra igual que la que he utilizado anteriormente en otros modelos, se con antelación que el número de retardos óptimos es 3 y por tanto ya sólo me quedaría saber el orden del GARCH (p, q). Probando valores para estos parámetros, la mejor estimación la obtengo con un GARCH (1,1), quedando ésta de la siguiente forma:

$$\mathbf{U_t = Constante + DESEMPLEO1{*}U_{t-1} + DESEMPLEO2{*}U_{t-2} + DESEMPLEO3{*}U_{t-3} + \varepsilon_t}$$

$$\mathbf{\sigma\varepsilon_t = Alpha0 + Alpha1{*}\ \sigma\varepsilon_{t-1} + Beta1{*}\varepsilon_{t-1} + v_t}$$

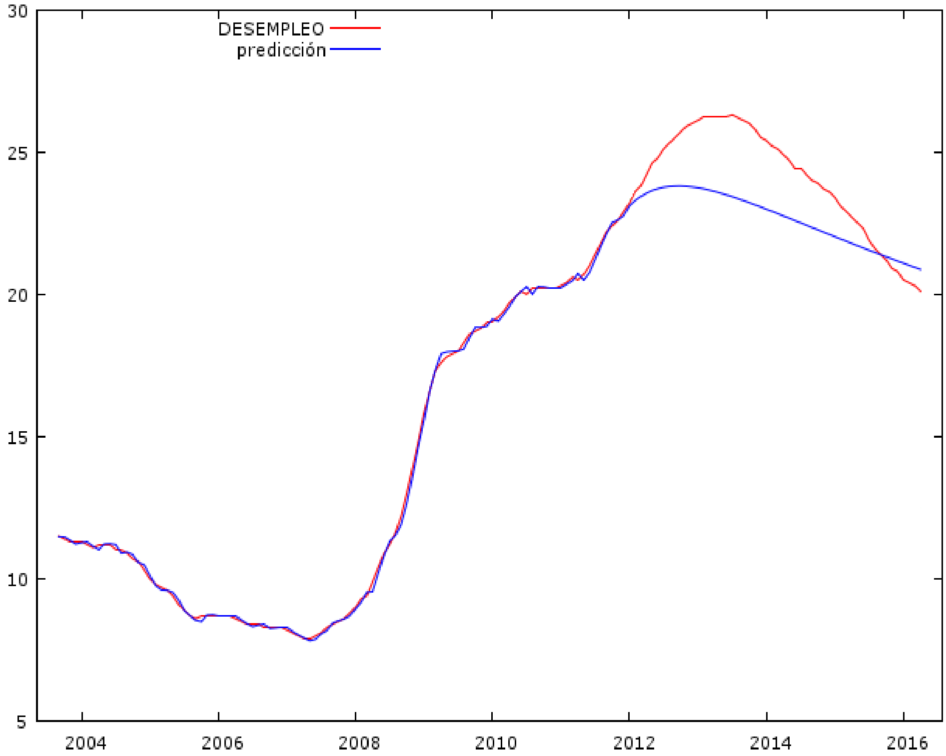
Tabla 14

	VALORES	P VALOR
CONSTANTE	0,0194952	0,420
DESEMPLEO1	1,51299	0,000
DESEMPLEO2	-0,198486	0,072
DESEMPLEO3	-0,315992	0,000
Alpha0	0,00210916	0,133
Alpha1	0,137635	0,016
Beta1	0,738215	0,000

4.5.2 PREDICCIÓN

Como ya he hecho en todos los demás modelos, una vez estimado el modelo, realizo la predicción hasta abril de 2016, que son los años que comprende la muestra **OUT OF SAMPLE** y obtengo una serie de valores que los comparo con los que tenía la tasa de desempleo en esas fechas. Esta comparación se puede ver mejor en el siguiente gráfico:

Gráfico 6



Por último, he cogido el valor tanto del error cuadrático medio como de su raíz obteniendo los siguientes resultados:

- **ERROR CUADRÁTICO MEDIO:** 3,0911

- **RAÍZ DEL ERROR CUADRÁTICO MEDIO:** 1,7581

Aun siendo uno de los modelos que mejor predice, sigue siendo el modelo ARMA el mejor de todos ellos con diferencia.

Esto se puede observar mejor en la tabla que pongo a continuación con todos los errores cuadráticos medios y las raíces, de todos los modelos que he realizado, y clasificados según mejor o peor predice:

Tabla 15

MODELO	ERROR CUADRÁTICO MEDIO	RAÍZ DEL ERROR CUADRÁTICO MEDIO	CLASIFICACIÓN
AR	2,7327	1,6531	2º
ARMA	1,6983	1,3032	1º
ARIMA	12,518	3,538	6º
VAR	7,6841	2,772	4º
ARMA TRIMESTRAL	8,3457	2,8889	5º
GARCH	3,0911	1,7581	3º

5. PREDICCIÓN DETERMINÍSTICA (SIN SHOCKS)

En este momento, como ya sé que modelo predice mejor, voy a predecir la tasa de desempleo hasta el año 2025 para dar respuesta a la pregunta que me hacía al comienzo del trabajo: **¿Cuándo llegará la tasa de desempleo al 15%?** Sabiendo que este 15% es una buena aproximación a la tasa de desempleo estructural o natural de España.

Una vez que compruebe esto, también estoy interesado en saber la probabilidad que hay de que dicha tasa se encuentre por debajo de este 15% en los años venideros.

5.1 ESTIMACIÓN

Como he hecho anteriormente, voy a estimar un modelo ARMA pero esta vez los datos que voy a utilizar para ello no son los de la muestra **IN SAMPLE**, que estaba formada por datos hasta diciembre de 2011, si no que esta vez utilizaré los datos de la tasa de desempleo mensuales desde abril del año 1986 hasta abril del año 2016, es decir, un total de 362 observaciones.

Debido a que la muestra es distinta a la utilizada anteriormente, vuelvo a realizar el mismo ejercicio que he hecho en los demás modelos para saber el número óptimo de retardos:

- Para un orden máximo de 12 retardos:

Tabla 16

RETARDOS	AIC	BIC	HQC
1	-0,141666	-0,119574	-0,132872
2	-1,197408	-1,164270	-1,184217
3	-1,300805	**-1,256621***	**-1,283216***
4	-1,301587	-1,246357	-1,279601
5	-1,296125	-1,229848	-1,269742
6	-1,308662	-1,231340	-1,277882
7	**-1,313017***	-1,224649	-1,277840
8	-1,307296	-1,207881	-1,267721
9	-1,302887	-1,192426	-1,258915
10	-1,299862	-1,178355	-1,251493
11	-1,294146	-1,161593	-1,241380
12	-1,288460	-1,144861	-1,231297

Esto mismo también lo he realizado para un orden máximo de 24 retardos y el resultado es el mismo, es decir, que el número de retardos óptimo es 3.

Como ya se el número de retardos, ahora sólo necesito saber el valor de q (la parte media móvil) para realizar una mejor estimación. Para saber el orden de MA óptimo, he ido probando hasta comprobar que la estimación obtenida con q=3 tenía mejor p-valores que las demás, así como menor error cuadrático en la predicción. Además, el tercer retardo en la parte MA es estadísticamente significativo.

Sabiendo esto, el modelo estimado será un ARMA (3,3), y al igual que en los modelos anteriores, como necesito saber el valor de la constante, lo estimaré con verosimilitud condicional:

$$U_t = Const + Phi1*U_{t-1} + Phi2*U_{t-2} + Phi3*U_{t-3} + \varepsilon_t + Theta1*\varepsilon_{t-1} + Theta2*\varepsilon_{t-2} + Theta3*\varepsilon_{t-3}$$

Tabla 17

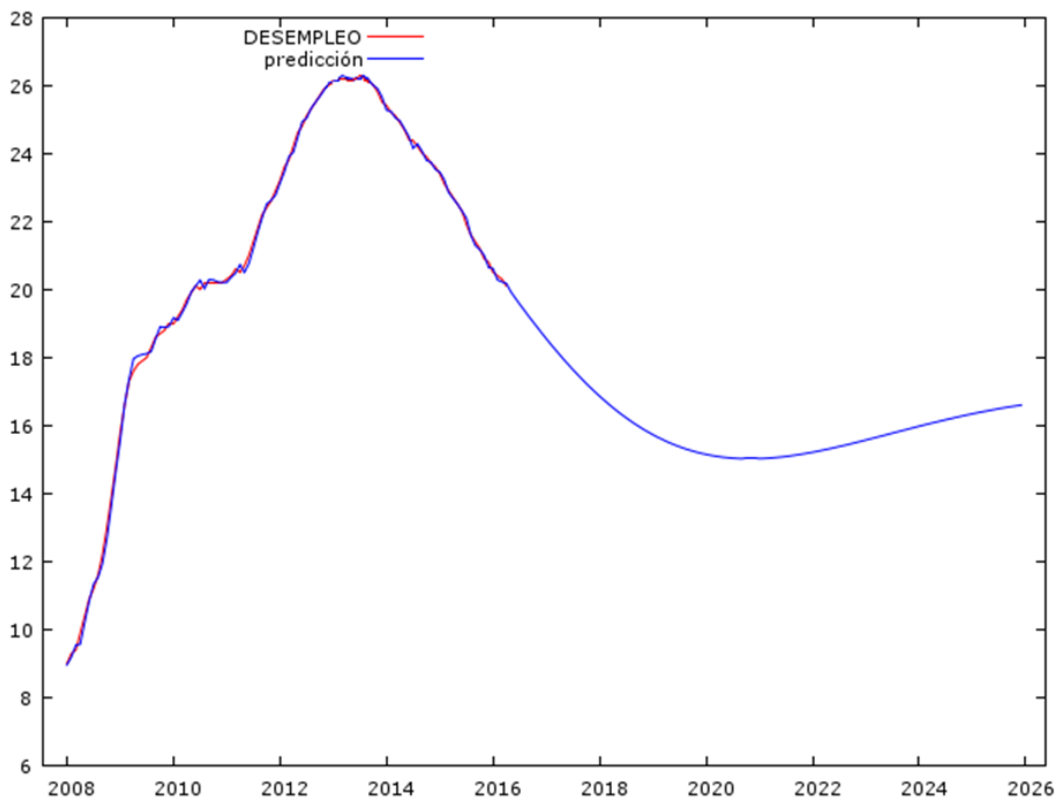
	VALORES	P VALOR
CONSTANTE	0,0166837	0,197
Phi1	2,28191	0,000
Phi2	-1,59093	0,029
Phi3	0,308007	0,385
Theta1	-0,789749	0,035
Theta2	0,216117	0,211
Theta3	-0,137465	0,010

Menos la constante, Phi3 y Theta2, todo lo demás es significativo en nuestro modelo.

5.2 PREDICCIÓN

Estimado el modelo, puedo realizar la predicción hasta diciembre del año 2025, y poder ver así la tasa de desempleo de España para ese período de tiempo, y si se acerca o baja del 15%. En el siguiente gráfico se puede ver los datos de la predicción de la tasa de desempleo:

Gráfico 7



Se puede observar como el desempleo continúa descendiendo hasta finales del año 2020 donde comienza a aumentar levemente de nuevo. Como en el gráfico no se aprecia con exactitud la tasa de desempleo mínima que alcanza ni el mes exactamente, he puesto los datos en la siguiente tabla:

Tabla 18

	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025
Enero		18,5	16,9	15,7	15,2	15,0	15,2	15,6	16,0	16,3
Febrero		18,4	16,7	15,7	15,1	15,0	15,2	15,6	16,0	16,4
Marzo		18,2	16,6	15,6	15,1	15,0	15,3	15,6	16,0	16,4
Abril		18,1	16,5	15,5	15,1	15,0	15,3	15,7	16,1	16,4
Mayo	19,9	17,9	16,4	15,5	15,1	15,1	15,3	15,7	16,1	16,4
Junio	19,7	17,8	16,3	15,4	15,1	15,1	15,4	15,7	16,1	16,5
Julio	19,6	17,6	16,2	15,4	**15,0**	15,1	15,4	15,8	16,2	16,5
Agosto	19,4	17,5	16,1	15,3	15,0	15,1	15,4	15,8	16,2	16,5
Septiembre	19,2	17,4	16,0	15,3	15,0	15,1	15,4	15,8	16,2	16,5
Octubre	19,0	17,2	16,0	15,2	15,0	15,1	15,5	15,9	16,3	16,6
Noviembre	18,9	17,1	15,9	15,2	15,0	15,2	15,5	15,9	16,3	16,6
Diciembre	18,7	17,0	15,8	15,2	15,0	15,2	15,5	15,9	16,3	16,6

Según los datos de la predicción, la tasa de desempleo mínima será de un 15% y la alcanzaremos a mediados del año 2020, y es a partir de mediamos del año 2021 cuando la tasa de desempleo volverá a comenzar a subir.

5.3 COMPARATIVA CON LOS ORGANISMOS NACIONALES E INTERNACIONALES

La primera gran diferencia entre la predicción que yo he realizado y las de los otros organismos es que las suyas son anuales y la mía es mensual. Por tanto, en primer lugar lo que haré será calcular la media anual de todas las predicciones mensuales que he obtenido. Para el año 2016, lo completaré con los datos que tenía de la muestra hasta abril:

Tabla 19

	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025
Tasa de Desempleo	19,64	17,73	16,28	15,42	15,06	15,08	15,37	15,75	16,15	16,48

Estos datos los compararé con las predicciones del FMI y el Ministerio de Economía, ya que la predicción de la OIT es demasiado pesimista y está bastante alejada de lo que yo he predicho.

La predicción del Ministerio de Economía era la más optimista de entra las predicciones de los organismos consultados. Comparándola con mi predicción, veo que hasta el año 2017 hay bastante similitud en las predicciones, pero es en el año 2018 en el que esta diferencia aumenta, pasando de un 16,28% en mi predicción a un 15,6% en la del Ministerio de Economía:

Tabla 20

	2016	2017	2018
TASA DE DESEMPLEO	19.8	17.7	15.6

En cambio con la predicción del FMI pasa todo lo contrario. En casi todos los años, la predicción del FMI se sitúa en torno a un punto porcentual de media por encima de mis predicciones:

Tabla 21

	2016	2017	2018	2019	2020
TASA DE DESEMPLEO	20,1	18,8	17,6	16,6	15,8

Viendo esto, me quedo con mi predicción debido a que parece la más realista por las siguientes circunstancias. La primera de ellas es porque la del Ministerio de Economía se reduce en todos los años la misma cantidad, es decir, una reducción de la tasa del desempleo de 2,1 puntos porcentuales cada año, y que se produzca exactamente la misma reducción me parece un poco sospechoso y difícil que ocurra.

En cuanto a la que realiza el FMI, hay también bastante similitud con la predicción que yo he realizado, pero por lo que puedo observar creo que en su predicción han querido ser un poco más pesimistas y poner valores de la tasa de desempleo un poco más altos para cada año.

6. PREDICCIÓN ESTOCÁSTICA (CON SHOCKS)

6.1 ¿CUANDO ESTARÁ LA TASA DE DESEMPLEO POR DEBAJO DEL 15%?

Pero la predicción que hemos hecho anteriormente tiene un inconveniente, que no tiene en cuenta la probabilidad de que haya nuevos shocks que afecten a la tasa de desempleo en el futuro. Debido a esto voy a volver a hacer esta misma predicción hasta el año 2025 utilizando el programa Matlab, darle un valor aleatorio a estos shocks, y calcular la probabilidad que hay de que la tasa de desempleo se encuentre por debajo de un 15% en cada uno de esos años, hasta 2025.

En primer lugar necesito los valores que me calculó Gretl al estimar el modelo ARMA, el valor de la tasa de desempleo de los 3 últimos meses de la muestra de datos que he utilizado en la predicción del apartado anterior, y la desviación típica de las innovaciones del modelo.

Tabla 22

	VALORES	P VALOR
CONSTANTE	0,0166837	0,197
Phi1	2,28191	0,000
Phi2	-1,59093	0,029
Phi3	0,308007	0,385
Theta1	-0,789749	0,035
Theta2	0,216117	0,211
Theta3	-0,137465	0,010

Tabla 23

Abril de 2016	Marzo de 2016	Febrero de 2016	D.T. innovaciones
20,1	20,3	20,4	0,122715

He cogido valores de los 3 últimos meses de datos debido a que he utilizado 3 retardos para estimar el modelo anterior.

Una vez que ya tengo los datos recogidos, paso a meterlos en el programa Matlab escribiendo un código. Para ello, después de escribir el nombre con el que se va a llamar cada variable y su valor, tengo que terminar con punto y coma cada línea de código para que no me vaya mostrando en la pantalla todos los datos cada vez que los lea.

Además, a todo aquello del código que no quiero que tenga en cuenta el programa, como, por ejemplo, líneas de código con información aclaratoria, le pongo doble porcentaje delante, quedando las primeras líneas del código de la siguiente forma:

%% Datos previos:

```
U2016M04= 20.1;
U2016M03= 20.3;
U2016M02= 20.4;
Constante =0.0166837;
Phi1= 2.28191;
Phi2=-1.59093;
Phi3=0.308007;
theta1=-0.789749;
theta2=0.216117;
theta3=-0.137465;
desvestandar=0.122715;
```

Ahora que ya tengo los datos metidos, lo que voy a tener que hacer es generar una cantidad de errores aleatorios igual al número de periodos de nuestra predicción, 10 años. Pero estos 10 años no son todos completos con su 12 meses, ya que del año 2016 sólo he predicho sus últimos 8 meses, quedando por tanto un total de 116 shocks. Esto quiere decir que cada historia de shocks que genere tendrá 116 valores.

Como Matlab trabaja con vectores y matrices, lo que le diré será que me cree 100 historias (vectores) de 116 shocks aleatorios cada una de ellas. El problema es que estos números aleatorios que me generará Matlab proceden de una distribución normal con desviación estándar igual a 1. Como yo necesito shocks con desviación estándar de 0,122715, los multiplicaré por ese valor:

%% Generación de shocks aleatorios:

```
shock = desvestandar*randn (100,116);
```

Una vez que tengo generados todos estos shocks, quiero que Matlab me calcule las tasas de desempleo para cada uno de los meses hasta diciembre del año 2025. Para ello defino una matriz 100x116 llamada desempleo. Después de esto, como necesito que me calcule todos los datos de la tasa de desempleo de uno en uno desde el mes de mayo hasta el mes de diciembre de 2025, le diré al programa que el parámetro “i” empiece con el valor 1 y vaya aumentando de uno en uno hasta llegar al valor 116, que es el total de meses que tenemos. Esto mismo lo haré también para el parámetro “J”, que empieza con el valor 1 y aumenta de uno en uno hasta llegar a 100, es decir, hasta completar las 100 historias que he creado.

Definido esto, es hora de introducir las fórmulas para los casos si i=1, i=2 e i=3, los tres primeros meses de mi predicción:

- **i=1:** Para calcular la tasa de desempleo del mes de mayo del año 2016, tengo que multiplicar la tasa de desempleo de los 3 meses anteriores (3 retardos) por las betas (Phi), y sumarle tanto la constante como el shock del periodo en el que estemos (1,1):

  Desempleo (j, 1)=const+phi1*u2016m04+phi2*u2016m03+phi3*u2016m02+shock (j, 1)

- **i=2**: Para calcular la tasa de desempleo del mes de junio del año 2016, tengo que hacer lo mismo que en apartado anterior, solo que esta vez los 3 meses anteriores de datos serán desde el mes de mayo hasta marzo multiplicado por las betas, y los shocks que le tengo que sumar serán el shock de este mes (j,2) y el correspondiente al mes anterior multiplicado por Theta1:

  Desempleo (j, 2)=const+phi1*desempleo (j, 1)+phi2*u2016m04+phi3*u2016m03+ shock (j,2)+ theta1*shock(j,1)

- **i=3**: Para el mes de julio de 2016 sigo con la misma tónica que en los otros dos casos anteriores. Los datos de los 3 meses anteriores que serán desde junio hasta abril multiplicados por las betas, sumando la constante, el shock del mes de julio (j,3), el shock del mes anterior por theta1 y el shock de hace dos meses por theta2:

  Desempleo(j,3)=const+phi1*desempleo(j,2)+phi2*desempleo(j,1)+phi3*u2016m04+ shock(j,3)+theta1*shock(j,2)+theta2*shock(j,1)

Una vez puestas las fórmulas de estos 3 meses, como ya nos quedamos sin los datos de la tasa de desempleo de los 3 meses previos que había metido, es hora de poner la ecuación general, para que una vez termine de calcular esos 3 meses, pase a calcular los siguientes con esta ecuación:

Desempleo(j,i)=const+phi1*desempleo(j,i-1)+phi2*desempleo(j,i-2)+phi3*desempleo(j,i-3)+ shock(j,i)+theta1*shock(j,i-1)+theta2*shock(j,i-2)+theta3*shock(j,i-3)

Después de hacer esto, para que Matlab lo entienda, tengo que poner un “End” (final de bucle) para cada “For” (comienzo de bucle) y otro al final de la fórmula general para cada “If /Else”, y así una vez que termine con la primera historia (j=1), empieza de nuevo a realizar la misma operación para la segunda (j=2) y así hasta el final.

Todo esto visto en código Matlab queda de la siguiente forma:

```
Desempleo=zeros (100,116);
for   j=1:1:100
for   i=1:1:116
       if i==1
         Desempleo (j,1)= constante+phi1*u2016m04+phi2*u2016m03+phi3*u2016m02+shock(j,1);
      elseif  i==2
        Desempleo (j,2)= constante+phi1*desempleo(j,1)+phi2*u2016m04+phi3*u2016m03+shock(j,2)+
theta1*shock(j,1);
      elseif  i==3
        Desempleo (j,3)=constante+phi1*desempleo(j,2)+phi2*desempleo(j,1)+phi3*u2016m04+
shock(j,3)+theta1*shock(j,2)+theta2*shock(j,1);
      else
```

Desempleo (j,i)=constante+phi1*desempleo(j,i-1)+phi2*desempleo(j,i-2)+phi3*desempleo(j,i-3)+ shock(j,i)+theta1*shock(j,i-1)+theta2*shock(j,i-2)+theta3*shock(j,i-3);
end
end
end

En este momento ya tengo calculadas todas las tasas de desempleo hasta diciembre de 2015 bajo 100 historias de shocks alternativas y voy a empezar con el cálculo de las probabilidades. Lo que quiero hacer ahora mismo es que Matlab me diga para los 10 años siguientes, cuál es la probabilidad, o lo que es lo mismo, el número de historias en que la tasa de desempleo esté por debajo unos 8 límites que voy a establecer. Estos límites serán del 0%, 5%, 10%, 15%, 20%, 25%, 30% y 35%.

%% **Límites de tasa de desempleo**:

limite= [0 5 10 15 20 25 30 35];

%% **Contador final de año para cada límite durante los 10 años siguientes hasta 2025**:

contador=zeros (8,10);

Definidos los límites, y el contador anual para cada límite, como necesito que las tasas de desempleo que me vaya contando y mostrando sean para el primer límite, durante cada final de año y para las 100 historias, y que una vez terminado el primer límite haga esto mismo con los siguientes, establezco los siguientes For:

- For para el Límite: **for l=1:1:8.** Con esto lo que quiero conseguir es que se centre primero en el primer límite y después pase al segundo límite, y así de uno en uno, hasta llegar al último límite que es el octavo.

- For para el final de cada año**: for y=8:12:116.** Gracias a esto consigo que me cuente el resultado y me lo muestre para el final de cada año. Debido a que el primer año solo tiene 8 meses, la "y" coge como primer valor 8, y desde ese momento se le suman de 12 en 12 que son los meses que tienen todos los demás años.

- For para las 100 historias: **for j=1:1:100.** Lo mismo que en los demás casos pero esta vez para las historias de shocks que he creado. Que empiece por la primera historia, y una vez terminada la primera historia, pase a la siguiente y así hasta llegar a la última.

Pero para que esto funcione, cada For tiene que ir acompañado de un End.

Una vez establecidos los For, establezco la condición que quiero que se cumpla para que el contador sume el número de historias en que la tasa de desempleo esté por debajo de cada límite. Como he dicho anteriormente, como en el primer año solo hay 8 meses mientras que en el resto de años son 12 meses, utilizo la siguiente formula que le aplico al contador:

- Condición del contador: **if desempleo (j, y)<limite(1,l).** Esto quiere decir que solo cuando la tasa de desempleo en dicho periodo sea inferior al límite, hará lo que le diga a continuación.

- <u>Contador</u>: **contador (l, 1+ ((y-8)/12))= contador (l, 1+ ((y-8)/12))+1.** Esto es la continuación de lo anterior y quiere decir que al contador de final de año, si se cumple la condición anterior, se le sume 1.

Y al final de esta condición también le pongo un End, para que este proceso lo repita con cada límite y en los diferentes años.

Realizado todo esto, los resultados que obtengo son los siguientes:

Tabla 24

Límites	**Año 2016**	**Año 2017**	**Año 2018**	**Año 2019**	**Año 2020**	**Año 2021**	**Año 2022**	**Año 2023**	**Año 2024**	**Año 2025**
0%	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5%	0	0	0	1	4	3	3	2	4	3
10%	0	0	7	12	16	12	12	16	13	12
15%	0	30	52	51	52	46	41	39	40	37
20%	97	95	94	88	84	86	84	84	77	75
25%	100	100	100	99	100	99	99	99	100	97
30%	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
35%	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100

En esta tabla están representadas las probabilidades que hay de que, al final de cada año, la tasa de desempleo esté por debajo del límite establecido. Por tanto, la probabilidad más alta de que la tasa de desempleo esté por debajo del 15% la tienen los años 2018 y 2020, con un 52%, lo que quiere decir que de las 100 historias que he calculado, en 52 de ellas la tasa de desempleo estaba por debajo del 15% en diciembre de 2018 y 2020. Hasta el año 2018, veo que las probabilidades de que la tasa de desempleo se sitúe por debajo del 15% van aumentando, reduciéndose en un 1% en el año 2019 y aumentando al 52% hasta al año 2020. A partir de este año comienzan a reducirse, dejando entrever, que la tasa de desempleo se irá reduciendo hasta el año 2018 y manteniéndose más o menos estable hasta el 2020, comenzando a aumentar a partir de este, pero lentamente.

Además, viendo estos resultados puedo observar que la tasa de desempleo es muy poco probable que baje del 10% de aquí a 2025.

Hay que recordar que una reducción de la tasa de desempleo provoca que el poder negociador del trabajador aumente, ya que ahora hay menos gente sin trabajo que pueda ocupar su puesto, dando como resultado que su salario nominal aumente y también lo haga su salario de reserva (salario mínimo al que está dispuesto a trabajar).

- **Ecuación del salario nominal:** $W= P_e * F(U, Z)$: Siendo Pe los precios esperados, U la tasa de desempleo y Z el resto de factores que afectan al salario, como la protección al desempleo, etc…

Este aumento del salario nominal provoca que los precios de los bienes también aumenten. Si el salario nominal y los precios aumentan en la misma proporción, el salario real del trabajador seguirá siendo el mismo. El salario real mide el poder adquisitivo o de compra de una persona.

- **Ecuación de precios:** $P= (1+ \mu) * W$: Siendo "μ" los márgenes sobre los precios o mark-up.

- **Salario real**: $\frac{W}{P} = \frac{1}{1+\mu}$

Al haber más gente trabajando, provocará que tanto la demanda como la producción de bienes aumenten, y por tanto, el **PIB** también aumentará:

- **Ecuación del PIB**: PIB (Y)= Consumo + Inversión + Gasto Público + (Exportaciones – Importaciones)

La reducción de la tasa de paro y el aumento de la producción hace que los inversores perciban que la situación del país está mejorando y se reduce la prima de riesgo. Debido al aumento de la confianza de los inversores en el país, la inversión aumenta. Si a la reducción de la prima de riego le sumamos la reducción del gasto público en prestaciones por desempleo y el aumento de las cotizaciones a la seguridad social, todo esto hace que disminuya el déficit público:

Déficit público de un país = (r + Prima de riesgo)*B + G – T

Siendo B el nivel de deuda pública, G el gasto público, T los ingresos públicos y r el tipo de interés real de un país, que también se verá reducido como consecuencia del aumento de la inflación:

$$\mathbf{r = i - \Pi}$$

donde i es el tipo de interés nominal. Si a esto le unimos el aumento del PIB, y que el tipo el tipo de interés real se reducirá con el aumento de los precios, el ratio $\frac{\mathbf{DEUDA}}{\mathbf{PIB}}$ caerá y la situación de España mejorará macroeconómicamente.

6.2 COMPARATIVA CON LOS ORGANISMOS NACIONALES E INTERNACIONALES

Realizando una comparación de las probabilidades que obtengo con las predicciones de estos organismos, puedo ver alguna diferencia. Para el año 2016 he obtenido una probabilidad del 97% de que la tasa de desempleo esté por debajo del 20%, mientras que en la predicción del FMI, obtienen un valor por encima de este.

También hay diferencia en el año 2018 ya que mientras que yo obtengo que hay una probabilidad del 52% de que la tasa de desempleo se encuentre por debajo del 15% para ese año, su predicción para el 2018 está unos 2,6 puntos porcentuales por encima del 15%, como se puede ver en la tabla del FMI:

Tabla 25

	2016	2017	**2018**	**2019**	**2020**
TASA DE DESEMPLEO	20,1	18,8	17,6	16,6	15,8

En el caso de la predicción del Ministerio de Economía todas estas probabilidades que he dicho antes si se cumplen ya que en el año 2016 la tasa de desempleo que obtienen está por debajo del 20% y para el año 2018 predicen una tasa de desempleo cercana al 15%. Aunque me sigue pareciendo sospechoso que disminuya los mismo todos los años.

Tabla 26

	2016	2017	2018
TASA DE DESEMPLEO	19,8	17,7	15,6

6.3 ¿EN QUE MES LA TASA DE DESMPLEO VOLVERÁ A AUMENTAR?

Una vez que he resuelto la duda sobre que probabilidad había de que la tasa de desempleo estuviera por debajo del 15%, quiero ver en qué mes exacto la tasa de desempleo volverá a aumentar.
Para ello en primer lugar lo que debo hacer en el código de Matlab es ponerle doble paréntesis a los límites, contadores y condiciones que he utilizado anteriormente, ya que ahora voy a establecer unos nuevos.

El primer contador que pondré será para que me cuente de mes en mes hasta llegar a los 116 meses que disponemos:

Contador=zeros (1,116);

Hecho esto definiré los siguientes For:

- For para cada mes: **for y=1:1:116.** Con esto le digo que empiece en el primer mes y que de ahí pase de uno en uno los meses siguientes hasta llegar al 116 que corresponde con diciembre de 2025.

- For para las 100 historias: **for j=1:1:100.** De esta manera le digo al programa que empiece por la primera historia de shocks, y pase de una en una a las siguientes hasta llegar a historia 100.

Definidos los 2 For que necesito, establezco la condición que quiero que se cumpla para que el contador me calcule en el mes de mayo de 2016 (y=1) el número de las 100 historias en las que la tasa de desempleo esté por encima del 20.1%, la tasa de desempleo de abril de 2016, que es el último valor de datos que tengo de la muestra.

- Condición del contador: **if desempleo(j,y)>20.1**

- Contador: **contador (1, y)=contador (1, y)+1.** Con este contador quiero decir que si se cumple la condición anterior de que la tasa de desempleo en el primer mes es mayor que 20,1, me sume 1 al contador.

Una vez establecido esta condición para el primer mes, pongo un End al final de esta condición y este contador y paso a establecer la condición general:

- Condición del contador: **if desempleo (j,y)>desempleo(j,y-1).** Esta condición viene a decir que tenga en cuenta la tasa de desempleo de un mes "y" cuando sea mayor que la del mes anterior.

- Contador: **contador (1, y)=contador (1, y)+1.** Siguiendo lo anterior, le digo que cuando la tasa de desempleo de un mes "y" es mayor que la del mes anterior, me sume 1 al contador de ese mes.

Ahora que ya tengo puestas todas las condiciones con sus contadores, pongo un End para cada uno de ellos así como para cada For y obtengo los siguientes resultados:

Tabla 27

	AÑO 2016	AÑO 2017	AÑO 2018	AÑO 2019	AÑO 2020	AÑO 2021	AÑO 2022	AÑO 2023	AÑO 2024	AÑO 2025
ENERO		6	25	45	53	57	59	56	49	57
FEBRERO		14	30	52	58	49	51	53	49	59
MARZO		12	24	49	58	49	58	51	59	59
ABRIL		14	29	50	55	51	56	55	54	58
MAYO	5	24	28	45	51	58	55	56	56	56
JUNIO	5	18	26	43	53	55	53	51	56	55
JULIO	9	16	35	43	59	57	53	50	51	55
AGOSTO	5	19	33	46	57	45	61	50	58	64
SEPTIEMBRE	4	23	40	45	56	58	64	52	52	59
OCTUBRE	8	20	37	47	50	58	56	49	54	58
NOVIEMBRE	8	25	36	46	58	56	60	56	58	54
DICIEMBRE	8	25	35	**57**	52	49	58	57	54	58

Con estos datos puedo ver que la tasa de desempleo tiene una probabilidad del 57% de que aumente respecto al mes anterior en el mes de diciembre del año 2019, y por tanto creo que será este el mes en el que la tasa de desempleo comenzará a volver a aumentar.

He elegido diciembre de 2019 ya que, aunque hay meses anteriores en los que la probabilidad es mayor del 50%, esta cae por debajo del 50% en los meses inmediatamente posteriores, dejando a entender que es más probable que la tasa de desempleo no aumente a que si lo haga.

Por eso creo que es a partir de diciembre de 2019, con las probabilidades manteniéndose persistentemente por encima del 50%, cuando la tasa de desempleo tiene más probabilidades de volver a aumentar.

7. CONCLUSIÓN

Al principio de empezar este trabajo me planteé la pregunta principal de en qué año la tasa de desempleo de España llegaría a estar en torno 15%, pero conforme avancé en el trabajo, me vinieron a la cabeza otras preguntas como la probabilidad de que la tasa de desempleo de España estuviera por debajo de este 15% o la probabilidad de que la tasa de desempleo volviera a subir.

Lo primero que tuve que hacer para poder dar soluciones a estas preguntas fue estudiarme distintos modelos econométricos, univariantes y multivariantes, que me ayudasen a realizar predicciones de la tasa de desempleo y poder así realizar una comparativa entre ellos para elegir la mejor predicción de todas ellas. Estos modelos son: AR, ARMA, ARIMA, VAR y GARCH.

Pero después cuando realicé esta predicción, resultó que las predicciones que había realizado no tenían en cuenta la existencia de nuevos shocks y tuve que aprender a manejar el programa Matlab para poder crear una serie de historias aleatorias de shocks. Así pude realizar la misma predicción que había hecho anteriormente con el modelo ARMA, pero esta vez teniendo en cuenta este factor de aleatoriedad.

Al terminar de hacer todo esto he podido dar respuesta a esas preguntas que me hice y para las que no tenía respuesta anteriormente. La tasa de desempleo de España empezará a estar en torno al 15% en el año 2019 y llegará a ser exactamente del 15% en el año 2020. La probabilidad de que ésta se sitúe por debajo del 15% no es muy alta, ya que es en estos años 2019 y 2020 cuando se sitúa entre el 51% y 52%. Esto es, prácticamente hay las mismas probabilidades de que este por debajo como de que no.

Al mismo tiempo también puedo ver que es casi imposible que la tasa de desempleo se sitúe por debajo del 10% y que es muy probable que dicha tasa este siempre por debajo del 20% hasta 2025, periodo hasta el cual he realizado las predicciones. Además la tasa de desempleo continuará descendiendo hasta el año 2020, aunque hay una probabilidad en torno al 57% de que empiece a aumentar en diciembre de 2019.

Comparando estos resultados con las predicciones que realizaron otros organismos tanto internacionales como nacionales, he podido ver que para 2 de los 3 organismos analizados, hay bastante similitud entre las predicciones que ellos realizaron y la que yo he realizado, obteniendo resultados muy similares en algunos de los años y pudiendo ver que la predicción que he realizado no se encuentra alejada de la percepción de estos organismos.

En general al realizar este trabajo he podido aprender nuevos modelos econométricos muy útiles a la hora de realizar predicciones, así como un nuevo programa, siendo todo esto de gran ayuda a la hora de querer resolver cualquier duda o pregunta que me haga sobre este tipo de cuestiones económicas o de cualquier otro tipo.

8. BIBLIOGRAFÍA

- **Modelos AR, ARMA y ARIMA:**

https://www.uam.es/docencia/predysim/prediccion_unidad3/unidad3.htm

- **Modelo Var:**

https://www.uam.es/docencia/predysim/prediccion_unidad4/unidad4.htm

- **Modelo Garch y programa Matlab:**

Tutorías del profesor: Victor López Pérez

- **Programa Gretl:**

Manual de instrucciones de Gretl.

- **Predicciones de otros organismos**:

http://www.mineco.gob.es/stfls/mineco/comun/pdf/150504_np_actestabil.pdf

http://www.imf.org/external/pubs/ft/scr/2015/cr15232.pdf

http://www.ilo.org/global/about-the-ilo/multimedia/maps-and-charts/WCMS_336950/lang--es/index.htm