Instrucciones de gretl específicas para heterocedasticidad

• **Contrastes de heterocedasticidad**:

gretl tiene implementados diferentes contrastes de heterocedasticidad. Por ejemplo el contraste de White o el contraste de Breusch-Pagan. Ambos se encuentran en la pantalla de resultados de la estimación MCO. Pulsar:

Contrastes → *Heterocedasticidad* → *seleccionar el contraste deseado*

Por supuesto ambos los podéis realizar siguiendo explícitamente todos los pasos aprendidos en clase. De la misma forma se puede llevar a cabo el contraste de Goldfeld y Quandt. Veamos como realizar el contraste de Breusch-Pagan.

• Contraste de **Breusch-Pagan**:
Para computar la regresión auxiliar para el contraste de Breusch-Pagan hemos de guardar en primer lugar, los cuadrados de los residuos MCO y la SCR del modelo de interés. A continuación hemos de definir la variable endógena de la regresión auxiliar, los residuos normalizados, que hemos llamado $e_i^2 = \hat{u}_{i,MCO}^2/\hat{\sigma}^2$, para ello en:

Variable ⟶ *Definir una nueva variable*

introducir la fórmula $e2 = usq1/(ess1/N)$ con los valores que previamente habéis guardados o anotado de la suma de cuadrados residual y el tamaño muestral[1]. A continuación estimáis la regresión auxiliar por MCO de la manera habitual y anotar los estadísticos necesarios para computar el test.

• Contraste de **Goldfeld y Quandt**:
En el contraste de Goldfeld y Quandt se supone que la varianza de la perturbación es monótonamente creciente (o decreciente) con una variable cuyos valores son conocidos. Es necesario ordenar la muestra conforme al crecimiento (decrecimiento) de esa variable. Para ello podemos seguir la siguiente secuencia desde la pantalla inicial:

Datos	⟶	*ordenar*
	⟶	*seleccionar la variable por cuyo crecimiento o decrecimiento queremos ordenar la muestra*
	⟶	*seleccionar el criterio, creciente o decreciente*

Además, es necesario que la muestra se divida en dos submuestras dejando un número de observaciones centrales que de independencia a ambas submuestras. A continuación se realiza la regresión MCO en ambas submuestras y se aplica el estadístico de contraste. La única dificultad de este test es dividir la muestra. Para ello debemos seguir la siguiente secuencia de órdenes partiendo de la pantalla principal de gretl. Seleccionar, según el criterio adecuado:

Muestra	→	*seleccionar rango*
	→	*restringir a partir de un criterio*
	→	*definir a partir de una variable ficticia*

con ello hemos restringido la muestra y podemos realizar la regresión en dicha submuestra. Tomar

[1] Se ha denotado $\hat{u}_{i,MCO}^2$ =usq1 y $\hat{\sigma}^2$ =ess1/N.

nota de los estadísticos necesarios. A continuación hay que recuperar el rango completo antes de volver a restringir la muestra para crear la segunda submuestra. Pulsar:

Muestra → recuperar rango completo

volver a restringir la muestra para realizar la segunda regresión y tomar nota de los datos necesarios para realizar el contraste. Antes de seguir trabajando recordar recuperar el rango completo de la muestra.

• Los contraste de Goldfeld- Quandt y Breusch-Pagan no son los únicos posibles. De hecho gretl ofrece la posibilidad de contrastar heterocedasticidad usando el test de White y una variante del mismo como habéis podido ver al desplegar la pestaña *Contrastes* ⟶ *Heterocedasticidad* sin embargo, en los contenidos del tema no se suele incluir este contraste ya que el tiempo disponible es limitado.

• **Estimador de White**:
El estimador de White es el estimador consistente de la matriz de varianzas y covarianzas de los parámetros estimados por MCO, $\widehat{V}(\hat{\beta}_{MCO})$. Lógicamente ha de encontrarse dentro de la estimación MCO y ya lo hemos abordado antes, estaba en la ventana abierta por MCO. Abajo a la izquierda aparece una casilla con la leyenda estimaciones típicas robustas. Corresponden a la estimación consistente de la matriz de varianzas y covarianzas de los estimadores MCO a la White. Si deseamos esta estimación haremos *click* en la casilla. Pulsar en *configurar* y elegir *HC3a* que es la correspondiente al estimador visto en clase.

• **Mínimos Cuadrados Generalizados o Ponderados (MCP)**
Bajo MCP gretl implementa el estimador de MCG vía MCO en el modelo transformado.

Lo primero que va a necesitar gretl es conocer la ponderación por ello, si la ponderación no es una variable previamente definida, debéis definirla de la forma habitual:

Variable ⟶ *Definir una nueva variable* ⟶ *introducir la fórmula*

Una vez que tenéis construida la ponderación para estimar por MCP seleccionamos:
Modelo ⟶ *otros modelos lineales* ⟶ *mínimos cuadrados ponderados*

Se eligen adecuadamente la variable dependiente, las independientes y la ponderación seleccionando y añadiendo de la forma habitual.

Con la definición de la variable de ponderación hay que tener un poco de cuidado ya que es necesario adecuarse a la forma que utiliza el programa para construir las variables en el modelo transformado. Así para diferentes versiones hace diferentes cosas y necesitamos saber a ciencia cierta cómo construye el modelo transformado a partir de la definición de la variable de ponderación. Lo sabemos en la pestaña Ayuda, dentro de Mínimos Cuadrados Ponderados dependiendo de la versión. Por ejemplo para la versión 1.7.1, incluye la siguiente leyenda en inglés[2]:

Weighted Least Squares

[2] Las etiquetas de ayuda están en inglés ya que no se traducen como el resto del programa.

If "wtvar"is a dummy variable, WLS estimation is equivalent to eliminating all observations with value zero for wtvar.

Let "wtvar"denote the variable selected in the "Weight variable"box. An OLS regression is run, where the dependent variable is the product of the positive square root of wtvar and the selected dependent variable, and the independent variables are also multiplied by the square root of wtvar. Statistics such as R-squared are based on the weighted data. If wtvar is a dummy variable, weighted least squares estimation is equivalent to eliminating all observations with value zero for wtvar.

Donde "wtvar"denota la variable de ponderación y el modelo transformado se construye multiplicando la raíz cuadrada de "wtvar" por cada variable del modelo original incluida la constante. Por ejemplo si suponemos que $Var(u_i) = \sigma^2 X_{2i}^2$ tomaremos como ponderación a $\frac{1}{X_{2i}^2}$ y si $Var(u_i) = \sigma^2 X_{2i}$ tomaremos como ponderación a $\frac{1}{X_{2i}}$.

- **Mínimos Cuadrados Generalizados Factibles**

1. Primero hemos de pensar en la forma funcional de la varianza. Supongamos que la forma funcional de la varianza que vamos a proponer es:

   $$Var(u_i) = \sigma_i^2 = \alpha_1 + \alpha_2 W_{1i} + \alpha_3 W_{2i}$$

   A continuación hemos de crear la regresión auxiliar y estimarla por MCO. Si la variable endógena son los residuos MCO al cuadrado del modelo de interés y los hemos guardado podemos utilizarlos directamente y si no lo hemos hecho elevaremos al cuadrado los residuos MCO guardados en la estimación MCO original. Estimamos la regresión auxiliar y guardamos las estimaciones de la variable endógena de esta regresión. Con esta serie construiremos la ponderación, es decir, vamos a obtener $\hat{\sigma}_i^2$ por lo que debemos comprobar que es siempre positiva.

2. Construimos la ponderación $1/\hat{\sigma}_i^2$ y la añadimos al conjunto de datos usando como habitualmente

   Variable $\longrightarrow$ *Definir una nueva variable* $\longrightarrow$ *introducir la fórmula*

3. A continuación seleccionamos:

   Modelo $\longrightarrow$ *Mínimos Cuadrados Ponderados*

   y la variable dependiente, las independientes y la ponderación seleccionando y añadiendo de la forma habitual. Este modo de proceder proporciona el estimador de MCGF.