Junghanss – Freysselinard – Marco – Werner

Tarea Trabajo Práctico N°6

Actividad 1

1. Cuando hacemos cambios de escala en los estimadores de MCO, todos los valores de las variables cambian en la misma proporción, es decir, en una constante. Por lo tanto, cuando modificamos las unidades de medidas de las variables no puede variar el coeficiente de determinación. En primer lugar, el R^2 depende de la relación entre los residuos y la variable explicada. Como la SCT y la SCR no varían, el R^2 es inmutable. En segundo lugar, la idea de un modelo de regresión es encontrar si existe alguna significatividad o relación entre la variable explicada y la variable explicativa, y justamente el R^2 intenta explicar cuan buena es esa relación entre las dos variables. Conceptualmente, si las variables que uno está analizando están relacionadas, esa relación no puede desaparecer cuando uno hace un cambio de escala en las variables. Lo mismo pasa con los estadísticos f y t. A su vez, desde el punto de vista estadístico no seria serio eliminar variables o que cambien las relaciones por hacer un cambio en las unidades de nuestro modelo.
2. En primer lugar, cuando uno trabaja en forma de logaritmos lo que se esta aproximando es cambios porcentuales de una variable. Con lo cual el modelo de regresión se dice invariantes a cambios de escala de las variables. Por lo que si vas a usar log te garantiza que no se van a modificar la relación de las variables, solo el intercepto.

En segundo lugar, la incorporación de log en el modelo permite estimar en forma directa los coeficientes de elasticidad y el error estándar asociado al coeficiente que si no es difícil de calcular si hay que hacer los pasos manuales.

En tercer lugar. Como tenemos la restricción de que, Y tiene que ser positiva, cuando Y es positiva el log(Y) satisface los supuestos de MLC. Esencialmente favorece el cumplimiento del supuesto de normalidad.

En cuarto lugar, trabajar con log(Y) puede reducir otros problemas como la heterocedasticidad, que las distribuciones no sean tan asimétricas y suavizar el impacto cuando hay valores muy extremos (el efecto de los outliers). Se podría deducir que la infusión de logaritmos mejora las estimaciones.

1. Las funciones Cobb-Douglas constituyen un ejemplo de modelos intrínsicamente lineales dado que, si hacemos una transformación muy simple, como la introducción de logaritmos, se convierte en un modelo lineal y es perfectamente trabajable con MCO y las técnicas clásicas.

Ejercicio 1

Para la resolución del ejercicio en Stata se empleó solamente los comandos de regresión y generación de variables, según cada caso, para obtener los datos solicitados. Como se trataba de observar los cambios que producen las nominalidades en las variables, no resultó necesaria la implementación de mayores códigos.

Conclusiones Ejercicio 1 (TP-6):

(1) Cuando modificamos la variable explicada (Y) con el producto de una constante (k) y manteniendo el resto de variables fijas, podemos apreciar que los indicadores principales de la regresión lineal (R2, R2 ajustado y Test F) se mantuvieron iguales los resultados y los coeficientes (constante y pendiente) se incrementaron, para este caso que la constante (k) es positiva.

(2) Cuando modificamos la variable explicativa (X) con el producto de una constante (k) y manteniendo el resto de variables fijas, notamos que los indicadores principales de la regresión lineal (R2, R2 ajustado y Test F) se mantuvieron iguales los resultados y de los coeficientes solo sufrió una variación la pendiente, ya que la constante mantuvo apenas un cambio infinitesimal.

(3) Cuando modificamos ambas variables (explicada y explicativa) multiplicándolas por una constante (k), vemos que los principales indicadores de la regresión lineal se mantuvieron constantes pero que la constante y pendiente sufrieron cambios.

Resumiendo, se puede inferir que las medidas cualitativas del modelo, su porcentaje de ajuste de regresión y prueba de significancia, no se ven alteradas ante cambios nominales en las variables.

(4) Al perturbar la variable explicada (Y) con la suma de una constante (k) y manteniendo el resto de variables fijas, podemos notar que el único cambio yace en el coeficiente B0, es decir, la constante, porque la pendiente se mantuvo inalterada y los indicadores de relevancia de la regresión también.

(5) Al perturbar la variable explicativa (X) con la suma de una constante (k) y manteniendo el resto de variables inalteradas, podemos observar que nuevamente el único cambio yace en la constante (B0), con la diferencia de una tratarse de una perturbación más profunda, debido a que el cambio paso de ser positivo (un incremento en B0) a ser negativo, generando que este llegue a un nivel decreciente (-9.686268).

En síntesis, constatamos que una perturbación en Y afecta un poco a la constante y nada a la pendiente, pero una perturbación en X es capaz de afectar mucho a la constante, aunque nuevamente mantiene inalterada la pendiente.

(6-7) Cuando transformamos la funcionalidad del modelo a log-lin, representativo de una semielasticidad, podemos observar que aunque el logaritmo de la variable explicativa, incluya dentro de su argumento también el producto con una constante (k), el único cambio observado es en el coeficiente B0 que se altera, dado que B1 (pendiente) se mantuvo fija. Para con las medidas de la regresión podemos decir que también se mantuvieron inalteradas en comparación.

(8-9) Cuando transformamos la funcionalidad del modelo a lin-log, también representativo de una semielasticidad, concluimos que sucede lo mismo que en el caso anterior, es decir, que solo la pendiente (B1) se mantiene sin cambios y que la constante (B0) sufre perturbaciones significativas. La relevancia del modelo se mantiene intacta (F Test, R2, R2 Ajustado).

Podemos llegar a la conclusión de que los cambios nominales en las variables, dados a partir de un producto o cociente, solamente alteran, dependiendo el caso, la constante o pendiente, pero no el porcentaje de ajuste de las variables del modelo y su prueba de significancia conjunta.

Ejercicio 6

a) Estime la forma linealizada del modelo y comente los resultados (significación individual de los parámetros, significación conjunta del modelo y bondad de ajuste).

Para linearizar, debemos aplicar logarítmos, de modo que el modelo nos quede: logq = logA + a1\*logx1 + a2\*logx2 + a3\*logx3 + logu.

De este modo, debemos generar todas estas variables logarítmicas, y con ellas hacer la regresión

Al hacer la regresión, ya tenemos los datos para analizarlos.

Significatividad Individual:

Para esto, podemos ver en la salida de regresión los p valores de t de student asociados a cada variable (logX1, log X2 y logX3), o también podemos usar el comando "test" junto con ", mtest":

En el caso de logX1, el p valor del test t (o, en realidad, test F restringido) es decir que es un test de significatividad individual, es 0,0051. Esto quiere decir que la variable X1 es estadísticamente significativa individualmente para explicar a Q, a un nivel de singificancia incluso del 1%, ya que el p valor es muy pequeño: 0,51%.

Por su parte, logX2 tiene asociado un p valor de 0,086. Esto quiere decir que la variable X2 es significativa individualmente para niveles de significancia mayores al 8,6%; es decir, por ejemplo, a un alfa del 0,1 sí podemos decir que es significativa, pero ya, por ejemplo, a un 0,05 no, ya que no rechazaríamos la hipótesis nula de que la variable no es significativa individualmente. Es decir, si tomamos el habitual alfa=0,05, entonces deberíamos sacar a X2 (factor capital) del modelo, ya que no es individualmente significativa.

Finalmente, logX3 presenta un p valor del 0,0022; este valor es muy pequeño: rechazamos la H0 que plantea que logX3 no es significativa: podemos afirmar que X3 es individualmente significativa a un nivel de riesgo del 1%.

Significatividad Conjunta:

Para esto, simplemente usamos el test F, usando el comando "test":

El p valor nos da 0,0001; como este valor es incluso menor a 0,01 quiere decir que incluso si fueramos estrictos e impusieramos un nivel de significatividad del 1%, el las el modelo seguiría siendo significativo, porque rechaza la hipótesis nula de que logX1=logX2=logX3=0: es decir las variables son estadísticamente significativas en forma conjunta para explicar a la variable dependiente, a un nivel de significancia del 1%.

Bondad de Ajuste:

Para esto, podemos ver el coeficiente de determinación, el cual podemos pedirselo a la regresión usando el comando "di e(r2)":

Nada más el 22,23% de la variabilidad de Q está explicada por X1, X2 y X3. No obstante, a pesar de que el R^2 no da bajo, el modelo de todos modos es significativo gracias a que el test F nos dio que rechazamos que las variables explicativas no sean conjuntamente significativas.

b) Interprete los estimadores obtenidos.

Podemos pedirle a la regresión los estimadores: primero los construimos, usando el comando "scalar ... = \_b[...]", y después le pedimos a stata su valor, usando el comando "di ...":

Que a1 sea igual a 0,2925 significa que la elasticidad de la producción respecto al trabajo (dado que X1: trabajo) es igual al 0,2925%: es decir, ante una variación en un 1% en la cantidad empleada de trabajo, se espera que en promedio la producción varíe en el mismo sentido el un 0,2925%, manteniendo todo el resto constante.

a2: La elasticidad capital de la producción es del 0,2814%: ante un aumento de un 1% de la cantidad de factor capital, se espera que en promedio la cantidad producida aumente en un 0,2814%, ceteris paribus.

a3: Ante un aumento de un 1% en el consumo de combustible, la producción aumenta en un 0,3356%, siempre y cuando se mantenga todo lo demás constante.

c) Obtenga una estimación de los rendimientos a escala. Dé su definición económica.

En el caso de las funciones de producción Cobb Douglas, gracias a que son funciones homogéneas, sus rendimientos a escala se pueden calcular simplemente sumando los exponentes asociados a los factores en la función de producción. Para esto, pedimos nuevamente los valores de los coeficientes, que ya los construimos en el punto b) usando el comando “di”, y los sumamos, obteniendo así los rendimientos a escala (r):

Como nos da 0,9095, que es menor a 1, quiere decir que esta función de producción presenta rendimientos decrecientes a escala, también llamado deseconomías a escala: la producción aumenta menos que proporcionalmente que la proporción en que varían las cantidades empleadas de los factores productivos; por ejemplo, si la cantidad en que se emplean trabajo, capital y combustible se duplicara, entoces se esperaría que la cantidad producida aumentara en menos que el doble: en nuestro caso puntual, se esperaría que la producción aumentara un 90,95% (mientras que las cantidades factoriales aumentaron un 100%).