



La Belleza y su Efecto en el Mercado Laboral: Un caso de evidencia para Chile.

Seminario de título para optar al grado de
Ingeniero Comercial
Mención Economía

Rodrigo Bravo C.*

Oscar Giusti B.**

Profesora Guía: Claudia Sanhueza***

Santiago, Chile
Enero 2007

* Licenciado en Ciencias Económicas. Universidad de Chile. rbravo@fen.uchile.cl

** Licenciado en Ciencias Económicas. Universidad de Chile. ogusti@fen.uchile.cl

*** Departamento de Economía. Universidad de Chile. csanhueza@econ.uchile.cl

Índice

Resumen.....	pag. 1
Introducción.....	pag. 2
Revisión de Literatura.....	pag. 4
Modelo de Capital Humano.....	pag. 10
Datos.....	pag. 12
a)Percepción de Belleza.....	pag. 14
b)Fotografía vs. Realidad.....	pag.15
Resultados Econométricos.....	pag. 17
Conclusiones.....	pag. 33
Referencias.....	pag. 35
Anexos.....	pag. 37

La Belleza y su Efecto en el Mercado Laboral: Un caso de evidencia para Chile.^γ

Claudia Sanhueza R.*

Rodrigo Bravo C.**

Oscar Giusti B.***

Universidad de Chile
Enero 2007

Resumen

Este trabajo explica la diferencia de ingresos producto de la apariencia física o “belleza” en una muestra de ingenieros comerciales egresados desde 1978 hasta 1998. Primeramente se construyó un índice de belleza que categoriza a cada individuo y esta variable se utiliza como control. Los resultados indican que el efecto de la “belleza” está presente sólo en los cohortes más jóvenes de egresados, como un “premio” por estar sobre el promedio para las mujeres, llegando a ser del orden del 33%, y como un “castigo” por estar bajo el promedio para los hombres, cercano al 36%. Otro resultado es que el efecto para los hombres se disipa más rápidamente que para las mujeres. Por último, aunque no existe evidencia concluyente de efecto “belleza” entre trabajadores del sector público y privado, y trabajadores independientes y empleados, es presumible de acuerdo a los resultados, que la belleza importa mas en el sector privado y para trabajadores dependientes o empleados.

^γ Agradecemos a la Universidad “X” por proveer los datos, a los 8 observadores imparciales por su valiosa cooperación, a Dante Contreras y Javier Núñez por sus comentarios. Cualquier error u omisión es de exclusiva responsabilidad de los autores.

* Departamento de Economía. Universidad de Chile. csanhueza@econ.uchile.cl

** Licenciado en Ciencias Económicas. Universidad de Chile. rbravo@fen.uchile.cl

*** Licenciado en Ciencias Económicas. Universidad de Chile. ogiusti@fen.uchile.cl

I. Introducción

Las diferencias salariales explicadas por conceptos de discriminación en el mercado laboral es un tema de gran preocupación dentro de la sociedad y especialmente dentro de los economistas que aspiran a mostrar evidencia fidedigna de su existencia y magnitud. Normalmente se entiende por discriminación laboral a la diferencia existente entre salarios de personas con igual calificación que se encuentra explicada por características que no tienen que ver con su productividad, ya sea raza, género, religión u origen socioeconómico¹. Sin embargo no se debe caer en la simplicidad de calificar cualquier diferencia como discriminación, de hecho, tal como Sachsida, Dornelles y Mesquita (2003) lo mencionan es posible clasificar las causas de las diferencias de ingreso en cuatro grupos distintos.

En el primer grupo las diferencias de ingreso no existen en realidad, sólo ocurre un error en la medición de las habilidades de las personas por lo que características no observables no son tomadas en cuenta, lo que conlleva a la falsa ilusión que personas con iguales características ganan salarios diferentes cuando son en realidad atributos productivos no observables (auto confianza, desplante, etc.) las que explican estas diferencias². El segundo grupo está asociado con salarios de eficiencia, en este caso las diferencias existen ya que en equilibrio a las empresas les resulta productivo pagar salarios mayores de forma considerable ya sean por factores en las que se involucran nutrición del trabajador, motivación, esfuerzo, atracción a trabajadores más productivos, entre otros³. El tercer grupo lo explican las condiciones de trabajo, trabajadores igualmente calificados pueden ganar distinto salario debido a que se encuentran en condiciones distintas, y se debe incentivar al trabajador que se encuentra en peores condiciones con mayores retribuciones financieras, el equilibrio en ése mercado se produce con un salario mayor, ya que el costo de oportunidad del trabajador incluye soportar las condiciones adversas del actual trabajo⁴. En el último grupo las diferencias existentes en salarios no se atribuyen a condiciones de mercado, sino a un efecto discriminatorio. Es este caso en el cual personas con igual capital humano ganan distinto salario, y esta diferencia está explicada por características que no tienen que ver con productividad sino con raza, género,

¹ Núñez, Gutiérrez (2004)

² Spence (1973) y Becker (1975)

³ Shapiro y Stiglitz (1984) y Katz (1986)

⁴ Gyourko y Tracy (1989) y Gerking y Weirick (1983)

religión u otra característica que identifica al individuo dentro de un grupo de pertenencia distinto al aceptado por el empleador.

La literatura comúnmente menciona el género, la raza y el origen socioeconómico como los factores más comunes por el cual un trabajador es discriminado. Sin embargo existe otro caso de discriminación que nos parece interesante analizar: Discriminación por belleza o apariencia física⁵. Este es el objetivo de este estudio, analizar la existencia posible de discriminación en contra de “los feos” y de los posibles favoritismos hacia “los bellos” en el mercado laboral chileno. Esto reflejado posiblemente en diferencias salariales explicadas por un componente discriminatorio asociado a la belleza de los trabajadores.

Para ello, el mercado laboral que analizaremos es el de un grupo de ingenieros comerciales (egresados entre 1978 hasta 1998) de una Escuela de Economía y Administración de una Universidad “X”. Intentaremos percatar si los ingresos obtenidos por este grupo pueden estar influidos por un componente de belleza “objetiva” de estos trabajadores y si hay grupos beneficiados o perjudicados en términos de obtención de ingresos al considerar como variable crítica de análisis el componente de belleza previo y objetivamente medido.

De esta forma, el presente trabajo intenta avanzar en el estudio de la discriminación por apariencia física que resulta interesante, ya que así es importante conocer las condiciones en las que se encuentra el mercado laboral chileno: si existe discriminación por este factor y, si existe, cuán grave es ésta en magnitud.

Para lo anterior, es necesario crear un “índice de belleza” que cumpla con la condición de ser una variable de común acuerdo a fin de avalar por su objetividad, es decir, si no existe acuerdo de qué es belleza, entonces no tiene sentido estudiar su efecto sobre el mercado laboral al ser tal efecto subjetivo. Afortunadamente la literatura existente hasta ahora nos muestra que el problema del “común acuerdo” es fácilmente solucionable, o más bien, no existe tal problema, como veremos.

Otra característica interesante de señalar es que si bien el efecto de este concepto “acordado” de belleza sobre los salarios puede ser positivo y estadísticamente significativo, aún así resulta

⁵ Hamermesh y Biddle (1994), Biddle y Hamermesh (1998), Hamermesh y Parker (2003), Harper (2000), y Sachside, Dornelles y Mesquita (2003)

complicado inferir si aquella diferencia se debe a discriminación, ya que puede tratarse de casos en que la belleza esté asociada a productividad. Una forma de enfrentar esta dificultad es separar aquellos trabajos en los que la belleza puede estar asociada a productividad⁶ de los que no, y analizamos los efectos existentes. De esa forma se obtienen los resultados diferenciando claramente la productividad de los efectos que sugieren discriminación.

Sin embargo, se estudiará los efectos en los salarios para un grupo de egresados de una Facultad de Economía y Administración de una Universidad “X” por lo que se espera que este efecto no sea significativo dado que se sostiene que en los mercados laborales en que los egresados se desenvuelven haya una baja probabilidad de que la belleza sea una característica importante asociada a productividad.

El presente trabajo se estructura de la siguiente forma, luego de esta breve introducción en la sección II se muestra una revisión de la literatura relacionada a la discriminación por apariencia física y sus efectos, en la sección III se muestra un modelo de capital humano incorporando el componente de belleza, en la sección IV se describen los datos sobre los cuales se realiza el estudio y la metodología de construcción del índice de belleza, en la sección V se muestran los principales resultados econométricos y finalmente en la sección VI se entregan las conclusiones.

II. Revisión de Literatura

El trabajo pionero en economía laboral relacionado con discriminación por apariencia física es “Beauty and the Labor Market”⁷. En él los autores examinan los efectos de la belleza sobre los salarios de las personas. La única forma de poder realizar este tipo de estudio, es que la característica sobre la cual se estudia la discriminación sea una característica objetiva y no dependa de un juicio personal. En el caso de la belleza no es simple asumir eso, ya que existe la creencia de que en muchas veces la belleza depende de quien la observa, precisamente esta creencia es la que los autores refutan con evidencia empírica.

⁶ Productividad en este tipo de trabajos también puede ser discriminación por parte del cliente, proveedores, o algún otro agente con el cual el trabajador interactúa.

⁷ Hamermesh y Biddle (1994)

Los parámetros de belleza que existían en el siglo XVII difieren bastante de los actuales, bastaría ver alguna pintura de Rubens para darse cuenta que los cuerpos de mujeres obesas que en aquel entonces representaban el ideal de belleza difieren del concepto actual, entonces; ¿Cómo es que podemos estudiar el efecto de la belleza sobre el salario si es que no podemos colocarnos de acuerdo respecto de que es belleza?

Según la literatura⁸ la belleza permanece más bien constante en un periodo correspondiente a la vida laboral de un individuo (y mucho más) dentro de una misma cultura, por lo tanto existen parámetros que objetivamente explican qué es belleza. Además, existe evidencia a partir de una encuesta canadiense⁹ en la cual se toman fotografías de diferentes individuos y se les pide a una muestra de distintas personas que los categoricen dentro de 5 categorías de belleza; bellos (strikingly handsome or beautiful); sobre el promedio (above average for age or good looking); en el promedio (average for age); bajo el promedio (below average for age (quite plain)); y “feo” o bien no atractivo (homely). Luego, en otro año, se toma una muestra distinta de observadores para categorizar nuevamente las fotografías. El resultado es que la percepción de belleza dentro de distintos grupos de observadores en distintos periodos de tiempo discrepa muy poco, es más, se pudo inferir a partir de los resultados que el 54% permanece en la misma categoría de belleza en ambos años en los que se llevó a cabo el experimento, y un 96% permanece en la misma categoría o ascendió o descendió una categoría, estos resultados están lejos de ser aleatorios, es decir, las correlaciones de las respuestas de los observadores son altamente no aleatorias.

Mas aún, la evidencia muestra que las respuestas de observadores que van desde los 7 a los 50 años están altamente correlacionadas, además las fotografías de un grupo de personas en distintas etapas de su vida mostraron estar altamente correlacionadas entre sí¹⁰.

La principal conclusión es que distintos observadores, en distintos períodos de tiempo, ven a las personas de manera bastante similar en términos de belleza, por lo tanto es completamente viable velar por un componente de evaluación objetivo y estudiar el efecto de la belleza sobre los salarios de las personas a lo largo de su vida laboral.

⁸ Hatfield y Sprecher (1986); Quinn (1978); Roszell, David y Grabb (1989)

⁹ Véase Hamermesh y Biddle (1994)

¹⁰ Para mayores detalles véase Adams (1977)

Esta es la base del estudio de Hamermesh y Biddle (1994), en él se analizan los efectos de la belleza sobre los ingresos de las personas en Estados Unidos, utilizan el mismo índice de belleza de cinco categorías usados en los experimentos sociológicos anteriores. Los resultados que obtienen son interesantes. Las personas bajo el promedio de belleza en promedio reciben un “castigo” que va desde un 5% a un 10%, el “premio” por estar por sobre el promedio es levemente menor. Otro resultado interesante es que prácticamente no existen diferencias de género, y en el caso de las mujeres bajo el promedio de belleza, éstas tienen una tasa de participación laboral menor que las mujeres en general, además tienden a contraer matrimonio con hombres con menor capital humano, es decir, las potenciales ganancias de los esposos son menores a las de ellas. Existe por lo tanto, una auto segregación del mercado laboral para las mujeres bajo el promedio de belleza y un castigo en el mercado del matrimonio para estas mujeres, ya que a pesar que la probabilidad de contraer matrimonio de la mujer no depende de si está sobre o bajo el promedio de belleza, la calidad del esposo (en capital humano) con el que en general se casa es menor al promedio.

Una dificultad que podría tener este trabajo es que la causalidad vaya en sentido opuesto, es decir, personas que ganan más invierten más en “belleza” y por ese motivo existe una correlación positiva entre ambas variables, sin embargo si esto fuera cierto la brecha entre los bellos y los no bellos debería ser mayor entre los trabajadores mayores, ya que ellos han tenido mas tiempo para invertir en “belleza”, sin embargo no hay evidencia que muestra este fenómeno¹¹. Además se ha mostrado, tal como se mencionó, que la categorización de belleza cambia muy poco durante la vida de una persona.

A pesar de ser éste uno de los pioneros trabajos en economía laboral relacionado con la discriminación a partir de la apariencia física, tiene dos principales críticas. La primera es que el set de datos de los individuos es relativamente pequeño, por lo tanto en las ecuaciones de Mincer, o de ingreso, hay una alta probabilidad de que existan variables omitidas, lo que produciría sesgo en las estimaciones. La segunda es que la categorización de belleza de los individuos la coloca el encuestador, lo que conlleva a problemas de sesgo, ya que la persona que categoriza puede verse sesgada a calificar de mejor manera a las personas que ganan más, este problema lo enfrentan calculando los estimadores con efecto fijo del encuestador, los resultados no cambian significativamente. Una mejor forma de enfrentar esta dificultad es

¹¹ Para mayores detalles véase Hamermesh y Biddle (1994)

tomar a observadores que no conozcan a las personas que categorizarán, y utilizar el promedio de las calificaciones como variable explicativa, de hecho esa es la metodología que se utilizará en el presente estudio.

Otro estudio similar es realizado cuatro años más tarde por los mismos autores, en él se analiza el efecto del atractivo físico sobre las ganancias de los abogados en el mercado estadounidense años después de su graduación. La diferencia con el anterior trabajo es que en este se utilizan observadores que no interfieren con los entrevistados, es decir, se utilizan observadores que califican las fotografías de los abogados en alguna de las cinco categorías de belleza (desde “strikingly beautiful”/ “handsome” a “homely”). Como en el trabajo anterior se encuentra evidencia respecto a un premio por belleza (“beauty premium”), es decir, los con mejor ranking de belleza obtienen mayores beneficios económicos que no se encuentran explicados por ninguna otra variable, lo que presume la existencia de discriminación, aunque esto no es concluyente. Existe la posibilidad de que los clientes escojan abogados atractivos porque esta característica esta asociada a mayores habilidades. A pesar que existe evidencia de un premio por belleza, no existe evidencia concluyente de discriminación.

Existe además un estudio realizado para el caso de Brasil¹² en donde se estudia el mismo fenómeno pero sólo a un universo de vendedores en Brasilia. Al realizar este estudio hacia una profesión que recibe 2 tipos de pagos, estos son fijo y por comisión, es posible analizar la existencia de discriminación por parte del empleador y por parte del cliente. Se realizan 2 regresiones, una usando como variable explicativa la parte fija del salario que recibe el vendedor para analizar discriminación por parte del empleador, y otra usando la parte variable del salario para analizar discriminación por parte del cliente. Los resultados no presentan evidencia a favor de discriminación de ningún tipo, sólo para el caso de mujeres “atractivas” estas presentaron un premio de aproximadamente un 9%, sin embargo este está asociado a productividad debido a que la naturaleza del lugar en donde trabajaban asociaban “belleza” con productividad, sin embargo esta productividad podría ser discriminación por parte del cliente.

Por último, una de las recientes líneas de estudios relacionadas con diferencias salariales y belleza se refiere al analizar la posibilidad de separar e identificar qué partes de las diferencias

¹² Sachsida, Dornelles y Mesquita (2005)

salariales originadas por características asociadas a belleza y apariencia son efectivamente discriminación o bien la consecución de características observables o no pero de enorme relevancia en productividad y que fueron obtenidas previamente gracias al uso de virtudes asociadas a la apariencia; como lo son las habilidades no cognitivas, de comunicación como desplante, redes de contactos, capacidad de negociación y otros.¹³ Buena parte de estos estudios destacan el hecho de que la belleza produce efectos positivos en otras esferas o mercados como en el matrimonio y la escuela a través de visibles mejoras de desplante, resultados académicos y desarrollo de capital social por parte de personas catalogadas con un nivel de belleza al menos superior al promedio. Algunos experimentos consistentes en símil de entrevistas para trabajo, exámenes orales, presentaciones en público y otros dan cuenta primero de que la apariencia es fundamental en la consecución de los objetivos dado que afecta positivamente en la primera impresión que es por lo general crucial para el alcance de objetivos. Lo importante de esto es que permite encontrar una causa de diferencias salariales por belleza en el sentido de que las personas “bellas” desarrollan más y mejor sus habilidades, capital social y humano y otros factores que inciden de buena forma en la productividad en el futuro. Esto es muy distinto a las causas asociadas a productividad que pueden ser discriminación por parte de los clientes, colegas u otros o asociados al tipo de empleo en que se desenvuelve el trabajador(a).

A fin de mostrar resumidamente la evidencia internacional en el tema, a continuación se presenta un cuadro resumen con los principales resultados de varios estudios hechos en distintas partes del mundo referentes a discriminación por belleza:

¹³ Véase Hamermesh y Biddle (1994), Harper (2000), Rosenblat (2001) y Cipriani (2005)

TABLA 1

Evidencia internacional del efecto porcentual del “atractivo” sobre el salario por hora. (entre paréntesis porcentaje de trabajadores calificados bajo y sobre el promedio).

Autor	País/ Muestra Hombres	Castigo por estar bajo el promedio	Premio por estar sobre el promedio
Hamermesh y Biddle (1994)	Norte América tres muestras	-8.9** (11%)	5.4** (30%)
Mocan y Tekin (2005)	U.S. Jóvenes	-4.1** (6%)	10.1** (8%)
Hamermesh <i>et.al</i> (2002)	Shangai	-24.6** (2%)	2.9 (32%)
Borland (2001)	Australia	-18.0** (3%)	-3.1 (38%)
Harper (2000)	Reino Unido	-17.6** (1%)	0.6 (28%)

Autor	País/ Muestra Mujeres	Castigo por estar bajo el promedio	Premio por estar sobre el promedio
Hamermesh y Biddle (1994)	Norte América tres muestras	-5.5 (14%)	3.9* (32%)
Mocan y Tekin (2005)	U.S. Jóvenes	-4.3** (7%)	6.5** (14%)
Hamermesh <i>et.al</i> (2002)	Shangai	-31.1** (2%)	9.7* (34%)
Borland (2001)	Australia	-3.2 (6%)	-6.9 (41%)
Harper (2000)	Reino Unido	-10.8* (1%)	0.6 (37%)

*Significancia estadística al 90%, **Significancia estadística al 95%

III. Modelo de Capital Humano

La apariencia física puede afectar los ingresos de las personas, ya sea por discriminación del empleador, por discriminación de clientes, o por mayor productividad en ciertas ocupaciones asociada a trabajadores con mejor apariencia física. Lamentablemente no existe forma de diferenciar estas últimas dos categorías, ya que en trabajos en los que la “belleza” es productiva, esta mayor productividad del trabajador “bello” podría estar asociada a discriminación por parte del cliente, como también podría estar asociada a mayores habilidades sociales y no cognitivas propias de los trabajadores “bellos” para interactuar con sus colegas, superiores y subalternos.

Partiendo de esta base, se analizará las implicancias de la apariencia física, desde ahora “belleza”, en el mercado laboral desde un simple modelo de capital humano incorporando una categoría de belleza. Basándose en Hamermesh y Biddle (1994).

Supongamos que cada trabajador i está dotado con un vector de características productivas X_i , y además puede ser clasificado como atractivo o no atractivo. En cada trabajo u ocupación j el salario por hora w_{ij} queda determinado por:

Modelo 1:

$$w_{ij} = a_j X_i + b_j \theta_i + \varepsilon_i$$

Donde a_j es un vector de parámetros, b_j es positivo en algunos trabajos y cero en otros, los ε_i son los residuos y finalmente θ_i es 1 si el trabajador es atractivo y cero en otro caso. Se supone que los trabajadores eligen el trabajo con mayor salario.

Importantes implicancias empíricas de este modelo dependen de la distribución de los trabajadores entre los tipos de trabajos, ciertamente los trabajadores atractivos escogerán trabajos en donde esta característica sea remunerada, de la misma manera trabajadores que no son atractivos preferirán trabajos en los que no se remunere aquella condición. Sin embargo es poco probable que se dé una completa segmentación de mercado, es decir, que todos los trabajadores atractivos se encuentren en trabajos en los que esta condición sea remunerada y al

mismo tiempo todos los trabajadores no atractivos se encuentren en ocupaciones en las que esta característica sea no remunerada, lo más probable es que existan trabajadores de ambas condiciones en ambos tipos de trabajo, ya que sus otras características productivas les permiten tener un salario relativamente alto.

Otra implicancia depende de la correlación entre las características X_i y θ_i , es decir, entre las características productivas distintas del atractivo, y el atractivo. Si suponemos que no existe tal correlación los trabajadores atractivos ganarán en promedio más, ya que en los trabajos en los que la belleza no es remunerada ambos tipos de trabajadores, bellos y no bellos ganarán, en promedio, lo mismo; mientras que en trabajos en los que la belleza es remunerada los bellos ganarán, en promedio, más. Sin embargo estamos incapacitados de saber si la diferencia se debe a productividad o a discriminación, una forma de enfrentar esta dificultad es variar la ecuación de salarios e incluir los trabajos en los que la belleza puede ser productiva:

Modelo 2:

$$w_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \beta_2 \theta_i + \beta_3 OCC_i + \beta_4 \theta_i OCC_i + \varepsilon_i$$

Donde $OCC_i = 1$ si la ocupación en donde se desenvuelve el trabajador es identificada como una en la que la belleza puede ser productiva, y cero en otro caso, los ε_i son los residuos, y los β 's son los parámetros.

Al hacer interactuar las variables OCC_i y θ_i , la variable dummy resultante nos da la interacción existente entre la belleza y los trabajos en los que la belleza es productiva. Donde $\theta_i OCC_i = 1$ si se trata de un trabajador bello en un trabajo en el cual la belleza es retribuida, y cero en otro caso. Según Hamermesh y Biddle (1994) en este modelo existen 3 hipótesis: 1) si $\beta_2 > 0$, y $\beta_3 = \beta_4 = 0$, existe discriminación por parte del empleador; 2) si $\beta_3 > 0$, existe evidencia de segmentación de mercado, los trabajadores atractivos ganarán mayores salarios, en promedio, ya que se encuentran en ocupaciones en las que esa condición se retribuye y no por discriminación. Del mismo modo los trabajadores no atractivos ganan en promedio menos ya que se encuentran en ocupaciones en las cuales no se retribuye la belleza. 3) si $\beta_4 > 0$, y $\beta_2 = \beta_3 = 0$, indica la ausencia de discriminación, y sólo existe una

retribución a los bellos únicamente porque se encuentran en trabajos en los que esta condición es productiva¹⁴.

El objetivo primordial de este estudio es testear las ecuaciones mostradas para así determinar la existencia o ausencia de discriminación por parte del empleador, a continuación se describirán los datos sobre los cuales se realiza este estudio.

IV. Datos

La base de datos sobre la que se realizó este estudio fue llevada a cabo por medio de una encuesta a una muestra representativa de egresados y titulados de varias carreras de una Universidad “X”, sin embargo este estudio utilizó solamente la fracción de esa base de datos correspondiente a la carrera de ingeniería comercial. La base cuenta con egresados y titulados desde el año 1978 hasta 1998 con un total de 505 graduados. Entre las variables se encuentra una rica data del background profesional, además de una categoría que mide las habilidades no cognitivas de los encuestados. Adicionalmente la universidad entregó información académica relevante de cada uno de los graduados, en consecuencia se cuenta con una rica base de datos para estimar una ecuación de salarios, o de Mincer.

Para incluir la categoría de “belleza” en la muestra, la Secretaría de Estudios de la Facultad de Economía de la Universidad “X” facilitó las fotografías de las actas de egreso de los ex-alumnos que incluidos en la muestra, algunas fotos estaban perdidas por lo que el número final de fotografías que se obtuvo fueron 462, de las cuales 231 son de cada género; además debido a la antigüedad de las actas las fotografías no son digitales, por lo que se tuvo que escanear cada una de ellas y de esta forma se respaldaron.

Por otro lado se consiguieron 8 “observadores imparciales” es decir, personas que no conocen a las personas de las fotografías para calificar su nivel de atractivo dentro de 5 categorías: atractivo(a) (strikingly handsome or beautiful), sobre promedio (above average for age), promedio (average for age), bajo promedio (below average for age), y “feo”(a) (homely).

¹⁴ Ya se discutió que esta “productividad” puede ser también discriminación, pero por parte del cliente. Pero no constituye discriminación por parte del empleador, ya que la conducta de éste es racional, está maximizando beneficios.

Los observadores que participaron fueron 8 personas, 4 hombres y 4 mujeres. Los 4 hombres se sub-clasifican por edad de la siguiente forma; 2 son mayores de 35 años (1 perteneciente al 3er quintil de ingresos y el otro al 5to) y 2 menores de tal edad, (igual subdivisión de ingresos) las 4 mujeres cumple con la misma subdivisión de categorías. La subdivisión de edad es igual a la que utiliza Hamermesh (1998); lo que se busca es básicamente la opinión de un joven (menor de 35 años) y la de un adulto (mayor de 35 años)¹⁵.

TABLA 2
Subdivisión de los Observadores Imparciales

Edad	Hombres		Mujeres	
	3 ^{er} Quintil	5 ^{to} Quintil	3 ^{er} Quintil	5 ^{to} Quintil
Menor a 35 años	1	1	1	1
Mayor a 35 años	1	1	1	1

El objetivo de esta categorización es obtener una muestra de observadores dispersa y representativa. Se podría argumentar que 8 observadores es un número reducido y que no se está tomando en cuenta la opinión de personas de los primeros quintiles de ingresos, sin embargo, tal como se ha expuesto en la evidencia empírica, la correlación entre las respuestas es tan alta (se mostrará que este caso no es la excepción) que en realidad una muestra pequeña de observadores es suficiente¹⁶, por otro lado el objetivo del estudio es analizar la discriminación por parte del empleador por lo que la opinión relevante en relación a la “belleza” es la de alguien con similares características a un empleador. Además basándonos en la realidad chilena sobre la distribución de ingresos, esta muestra que los primeros 4 quintiles de ingresos son altamente homogéneos, mientras que la diversidad se encuentra en el 5to quintil, de esta forma al tomar a “Observadores Imparciales” del 3er quintil tomamos la opinión promedio de personas del 1ro al 4to. Por otro lado, basándose en la evidencia, lo más probable es que las respuestas de alguien perteneciente a un quintil bajo de ingresos no sea muy diferente del resto.

Para construir el vector de “belleza” lo primero que se realizó fue consultarles a los 8 observadores de manera independiente, que clasificaran cada fotografía dentro de una de las 3

¹⁵ Mas detalles véase Hamermesh (1998)

¹⁶ De hecho Hamermesh (1998) utiliza la mitad de observadores y no categoriza según ingresos.

categorías; “atractivo(a)”, “promedio(a)” y “feo(a)”. Luego, se tomaron únicamente las fotografías que fueron catalogadas como “promedio” y se les pidió que las clasificaran en 3 nuevas categorías; “promedio-atractivo(a)”, “promedio-promedio”, “promedio-feo(a)”, de esta forma se construyen las 5 categorías definitivas. Se hizo de esta forma para capturar la primera impresión del observador entre “atractivo(a)”, “promedio” y “feo(a)”, para así evitar sesgo y aglomeración en la categoría “promedio”.

Los resultados finales en términos de cuantas personas fueron clasificadas en cada una de las categorías y sus respectivos porcentajes se presentan en la siguiente tabla resumen:

TABLA 3
Distribución de individuos entre categorías.

Característica	Mujeres		Hombres		Total	
	Cantidad	Porcentaje	Cantidad	Porcentaje	Cantidad	Porcentaje
Atractivos(as)	12	5,19%	6	2,60%	18	3,90%
Sobre Promedio	32	13,85%	25	10,82%	57	12,34%
Promedios	49	21,21%	41	17,75%	90	19,48%
Bajo Promedio	77	33,33%	80	34,63%	157	33,98%
Feos(as)	61	26,41%	79	34,20%	140	30,30%
Total	231	100,00%	231	100,00%	462	100,00%

a) Percepción de Belleza.

Una vez teniendo los 8 vectores de “atractivo físico” correspondientes a los 8 “observadores imparciales” se tomó la media aritmética de las respuestas y de este modo se obtuvo el vector de “atractivo físico” promedio de la muestra, además se obtuvo la matriz de correlaciones parciales entre los 8 observadores que se muestra a continuación:

TABLA 4

Matriz de Correlaciones de Belleza.

	Obs 1	Obs 2	Obs 3	Obs 4	Obs 5	Obs 6	Obs 7	Obs 8
Obs 1	1	0,584 ^a	0,746 ^a	0,495 ^a	0,519 ^a	0,555 ^a	0,423 ^a	0,398 ^a
Obs 2		1	0,667 ^a	0,468 ^a	0,5 ^a	0,521 ^a	0,379 ^a	0,399 ^a
Obs 3			1	0,68 ^a	0,709 ^a	0,719 ^a	0,474 ^a	0,445 ^a
Obs 4				1	0,528 ^a	0,479 ^a	0,378 ^a	0,329 ^a
Obs 5					1	0,64 ^a	0,467 ^a	0,375 ^a
Obs 6						1	0,458 ^a	0,516 ^a
Obs 7							1	0,329 ^a
Obs 8								1

* a indica significancia estadística al 1%.

Como es posible ver, todas las correlaciones parciales son significativas al 1% lo que refleja la existencia de un parámetro objetivo de belleza, en otras palabras, las correlaciones parciales entre los 8 observadores respecto a la percepción de belleza de las 462 fotografías son significativas al 1%, lo que significa que la belleza es vista de manera similar entre distintos individuos.

Recordemos que el vector de atractivo físico se construye a partir del promedio de los 8 vectores de cada uno de los observadores imparciales, es decir, para cada individuo de la muestra existirá un valor entre 1 y 5 que lo clasificará dentro de una de las categorías descritas anteriormente, y ese valor es el resultado del promedio de 8 valores de cada uno de los observadores.¹⁷

b) Fotografía vs. Realidad.

Tal como se mostró en el apartado anterior la belleza es vista de manera muy similar entre distintos individuos. Sin embargo, no existe evidencia respecto a que la percepción de una fotografía sea la misma que se reflejaría al ver a la persona en vivo. Para hacerse cargo de esta dificultad se innovó el procedimiento anterior realizando una pequeña modificación.

Se realizó un pequeño experimento de percepción de belleza similar al anterior. En él se tomaron las fotografías de los académicos del departamento de economía de una Universidad “X”, y se les pidió a 6 “Observadores Imparciales”, es decir, personas que no conocen a los

¹⁷ El valor final se aproxima en la medida en que el decimal sea mayor igual a 0.5

académicos en persona, que calificaran el nivel de atractivo físico de los profesionales de la universidad dentro de una de las cinco categorías descritas anteriormente, el detalle es que se tomaron aparte 2 observadores que sí conocen a los académicos en persona, esto para analizar la correlación de las respuestas de alguien que basa su juicio en una fotografía de alguien que lo basa en el conocimiento personal del académico. Para evitar problemas de sesgo en las respuestas y concentración en la categoría “promedio” se utilizó el mismo procedimiento descrito anteriormente, esto es en dos etapas. En una primera etapa se les pidió a los observadores de manera independiente que categorizarán a los académicos en tres categorías, “atractivo(a)”, “promedio” y “no atractivo(a)”, y luego se les pide que vuelvan a categorizar sólo a los que fueron categorizados “promedio” en tres nuevas categorías, “promedio-atractivo(a)”, “promedio-promedio”, “promedio-no atractivo(a)”. A partir de las dos etapas del experimento se construyeron las cinco categorías definitivas, “atractivo(a)”, “sobre promedio”, “promedio”, “bajo promedio” y “no atractivo(a)”.

Los observadores que se utilizaron cumplen los mismos requerimientos que los descritos anteriormente. Sólo que en esta oportunidad los observadores 7 y 8 conocen personalmente a los académicos, por lo tanto su juicio no lo basan en la fotografía, sino que se les preguntó directamente su opinión respecto al “atractivo” del académico. De igual forma se les pidió que los clasificaran en las 3 categorías primero, y luego a los “promedio” se les clasificó en las 3 categorías adicionales para formar las 5 finales.

Los resultados son interesantes ya que muestran, al igual que el experimento anterior, la existencia de un criterio objetivo de belleza debido a los altísimos valores del coeficiente de correlación existente entre las respuestas de los observadores. En la matriz de correlaciones a continuación, se observa el fenómeno:

TABLA 5

Matriz de Correlaciones de Belleza.

	Obs 1	Obs 2	Obs 3	Obs 4	Obs 5	Obs 6	Obs 7	Obs 8
Obs 1	1	0.675 ^a	0.778 ^a	0.7 ^a	0.564 ^a	0.528 ^b	0.836 ^a	0.684 ^a
Obs 2		1	0.533 ^b	0.492 ^c	0.568 ^a	0.414 ^d	0.671 ^a	0.775 ^a
Obs 3			1	0.518 ^b	0.752 ^a	0.587 ^a	0.795 ^a	0.650 ^a
Obs 4				1	0.631 ^a	0.582 ^a	0.461 ^c	0.530 ^b
Obs 5					1	0.579 ^a	0.571 ^a	0.703 ^a
Obs 6						1	0.4 ^d	0.621 ^a
Obs 7							1	0.726 ^a
Obs 8								1

* a, b, c, d indican significancia estadística al 1, 2, 5 y 10% respectivamente.

** Los valores críticos son distintos a los del experimento anterior ya que los grados de libertad en este experimento son 18, mientras que en el anterior eran 460.

Una crítica a este experimento podría ser el bajo número de individuos observados, la cantidad de académicos del departamento de economía de la universidad son solamente 20 personas, sin embargo 20 de las 28 correlaciones parciales son significativas al 1%, 4 restantes lo son al 2%, 2 lo son al 5%, y las 2 restantes lo son al 10%, el promedio total de las correlaciones parciales es de 0,618. Además las correlaciones de los observadores 7 y 8 con el resto de los observadores son igual de altas que el resto, con un promedio de 0,64 (sin considerar la correlación del observador 7 con el 8) lo que refleja que la percepción derivada de una fotografía no difiere en demasía con la que se deriva al conocer personalmente al individuo.

V. Resultados Econométricos

La primera forma de estimar el retorno a la belleza fue a través de un modelo bastante simple, en el cual se tomó la variable “belleza” de manera lineal, es decir, las 5 categorías de belleza se tomaron como una sola variable continua y se estimó el retorno promedio de aumentar una categoría. El modelo es el siguiente:

Modelo 3:

$$\ln(W_i / hr) = \alpha + \beta X_i + \beta_2 (Beauty_i) + \varepsilon_i$$

$\ln(W_i / hr)$ = Logaritmo natural del salario por hora del individuo “i”.

X_i = Conjunto de variables de control referidas a la productividad y origen socioeconómico del individuo “i”.

$Beauty_i$ = Variable categórica que indica el nivel de “belleza” del individuo “i”.

Se hicieron diferentes estimaciones controlando por distintas variables referidas a la experiencia laboral, educación de padres, estudios de postgrado, rendimiento en la universidad, ubicación geográfica del trabajo origen socioeconómico, etc. Además de realizar estimaciones separadas para hombres y para mujeres, los resultados se presentan en las siguientes tablas:¹⁸

TABLA 6
Estimación OLS para mujeres de “belleza” como variable lineal, variable dependiente
Logaritmo del Ingreso por hora.

	Estimaciones ¹⁹						
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Belleza	0.06 (0.031)	0.064 (0.031)*	0.047 (0.035)	0.045 (0.034)	0.031 (0.036)	-0.000 (0.037)	0.006 (0.038)
Constant	8,942 (0.086)**	8,469 (0.407)**	10,446 (0.976)**	11,284 (1.056)**	11,000 (1.135)**	10,970 (1.152)**	11,606 (1.592)**
Observations	163	163	163	163	159	159	155
R-squared	0.02	0.03	0.08	0.11	0.13	0.2	0.22

Robust standard errors in parentheses

* significant at 5%; ** significant at 1%

¹⁸ Los resultados con las especificaciones completas para cada una de las estimaciones se encuentran en las tablas contenidas en el anexo.

¹⁹ La estimación (1) utiliza como control la variable Belleza y la constante.

La estimación (2) = (1) + experiencia y experiencia al cuadrado.

La estimación (3) = (2) + region, tamaño firma, cargo y edad.

La estimación (4) = (3) + ramos reprobados., estudios anteriores y estudios postgrado.

La estimación (5) = (4) + educación del padre y educación de la madre.

La estimación (6) = (5) + tipo colegio y background pobre.

La estimación (7) = (6) + test de habilidades no cognitivas.

Para todas las tablas con regresiones siguientes las estimaciones corresponden a las indicadas acá.

TABLA 7

Estimación OLS para hombres de “belleza” como variable lineal, variable dependiente
Logaritmo del Ingreso por hora.

	Estimaciones						
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Belleza	0.057 (0.022)**	0.052 (0.022)*	0.052 (0.022)*	0.065 (0.023)**	0.061 (0.024)*	0.051 (0.025)*	0.05 (0.025)*
Constant	9,206 (0.059)**	8,281 (0.291)**	6,581 (0.869)**	7,642 (0.911)**	7,208 (0.983)**	7,253 (0.964)**	6,935 (1.263)**
Observations	194	194	194	194	187	185	181
R-squared	0.02	0.07	0.12	0.16	0.18	0.2	0.2

Robust standard errors in parentheses

* significant at 5%; ** significant at 1%

Los resultados de esta estimación muestran que para los hombres existe un aumento de 5% de ingreso por cada categoría adicional de belleza, para las mujeres los resultados no son estadísticamente significativos.

Una forma más correcta de estimar el retorno de la belleza es agrupando las 5 categorías en 3, los que fueron catalogados como “sobre promedio” y “atractivos” serán clasificados desde ahora como “atractivos”, los “promedio” seguirán como tales y los “bajo promedio” y “no atractivos” serán desde ahora catalogados como “no atractivos”, y de esta forma analizamos cuánto ganarían adicionalmente los catalogados como “promedio” y “atractivos” por sobre los “no atractivos”. La estimación es a través del siguiente modelo:

Modelo 4:

$$\ln(W_i / hr) = \alpha + \beta X_i + \beta_2 (Beauty_i 2.2) + \beta_3 (Beauty_i 2.3) + \varepsilon_i$$

$\ln(W_i / hr)$ = Logaritmo natural del salario por hora del individuo “i”.

X_i = Conjunto de variables de control referidas a la productividad y origen socioeconómico del individuo “i”.

$Beauty_i 2.2$ = Variable dummy que toma el valor 1 si el individuo “i” es “promedio”.

$Beauty_i 2.3$ = Variable dummy que toma el valor 1 si el individuo “i” es “atractivo”.

Las variable Dummy Beauty2.2 refleja cuánto gana una persona catalogada como “promedio” por sobre uno “no atractivo” y Beauty2.3 refleja cuánto gana una persona “atractiva” por sobre uno catalogado como “no atractivo”, al igual que anteriormente se realizaron estimaciones distintas para hombres y para mujeres, las que se presentan en las siguientes tablas:

TABLA 8

Estimación OLS para mujeres de “belleza” en 3 categorías como dummy , variable dependiente Logaritmo del Ingreso por hora.

	Estimaciones						
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Promedio	0.103 (0.097)	0.128 (0.102)	0.096 (0.105)	0.094 (0.107)	0.063 (0.108)	0.011 (0.103)	0.004 (0.104)
Atractivos	0.227 (0.085)**	0.234 (0.089)**	0.181 (0.102)	0.173 (0.105)	0.135 (0.106)	0.033 (0.109)	0.066 (0.109)
Constant	9,022 (0.048)**	8,535 (0.409)**	10,415 (0.969)**	11,273 (1.052)**	10,942 (1.138)**	10,937 (1.150)**	11,526 (1.603)**
Observations	163	163	163	163	159	159	155
R-squared	0.03	0.04	0.08	0.11	0.14	0.2	0.22

Robust standard errors in parentheses

* significant at 5%; ** significant at 1%

TABLA 9

Estimación OLS para hombres de “belleza” en 3 categorías como dummy , variable dependiente Logaritmo del Ingreso por hora.

	Estimaciones						
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Promedio	0.129 (0.077)	0.109 (0.078)	0.097 (0.079)	0.115 (0.081)	0.083 (0.081)	0.055 (0.083)	0.057 (0.087)
Atractivos	0.112 (0.059)	0.117 (0.063)	0.122 (0.068)	0.173 (0.071)*	0.17 (0.077)*	0.133 (0.079)	0.133 (0.078)
Constant	9,289 (0.036)**	8,345 (0.288)**	6,749 (0.852)**	7,841 (0.892)**	7,464 (0.958)**	7,461 (0.942)**	7,180 (1.240)**
Observations	194	194	194	194	187	185	181
R-squared	0.02	0.07	0.12	0.16	0.18	0.19	0.19

Robust standard errors in parentheses

* significant at 5%; ** significant at 1%

Como es posible observar en el caso de las mujeres existe un premio por haber sido catalogadas como “atractivas”, sin embargo al controlar por variables referentes a lo laboral este “premio” ya no es estadísticamente significativo.

Por otro lado en el caso de los hombres en la mayoría de las estimaciones no existe significancia estadística respecto a la diferencia de ingreso en relación al atractivo, por lo que no hay evidencia alguna hasta ahora de que existe discriminación por belleza en el mercado laboral chileno.

Sin embargo es posible argumentar que el efecto discriminatorio es mucho mas significativo, o se presenta más al comienzo de la vida laboral de los y las profesionales, por lo que agrupar todos los cohortes de egresados en una misma estimación restringe los resultados obtenidos al promedio entre todas las generaciones, cuando separándolas por generaciones jóvenes y antiguas los efectos serías mas fáciles de deslumbrar. Precisamente esta es la siguiente estimación, se trata del mismo modelo con dummies anterior pero separando la muestra en 2 subgrupos; generaciones de egreso anteriores a 1991, y generaciones a partir de 1991²⁰, tanto para hombres como para mujeres. Los resultados se presentan en las siguientes tablas:

TABLA 10

Estimación OLS de “belleza” para mujeres egresadas antes de 1991; “belleza” en 3 categorías como dummy, variable dependiente Logaritmo del Ingreso por hora.

	Estimaciones						
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Promedio	-0.000 (0.163)	-0.010 (0.169)	-0.037 (0.182)	-0.028 (0.177)	-0.065 (0.182)	-0.126 (0.173)	-0.164 (0.174)
Atractivas	-0.025 (0.16)	-0.054 (0.155)	-0.124 (0.185)	-0.082 (0.207)	-0.195 (0.21)	-0.266 (0.209)	-0.112 (0.214)
Constant	9,132 (0.075)**	9,763 (1.474)**	12,521 (2.030)**	14,166 (2.011)**	14,490 (2.064)**	14,604 (2.060)**	15,296 (2.837)**
Observations	76	76	76	76	72	72	68
R-squared	0.00	0.02	0.10	0.23	0.28	0.37	0.45

Robust standard errors in parentheses

* significant at 5%; ** significant at 1%

²⁰ Se escogió este año ya que divide aproximadamente a la mitad la muestra.

TABLA 11

Estimación OLS de “belleza” para mujeres egresadas a partir de 1991; “belleza” en 3 categorías como dummy, variable dependiente Logaritmo del Ingreso por hora.

	Estimaciones						
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Promedio	0.194 (0.109)	0.241 (0.105)*	0.209 (0.114)	0.221 (0.116)	0.175 (0.12)	0.130 (0.116)	0.150 (0.124)
Atractivas	0.42 (0.085)**	0.451 (0.087)**	0.404 (0.106)**	0.4 (0.098)**	0.414 (0.104)**	0.34 (0.115)**	0.333 (0.120)**
Constant	8,925 (0.058)**	8,959 (0.472)**	10,506 (1.133)**	10,936 (1.199)**	10,079 (1.333)**	10,141 (1.454)**	11,163 (1.979)**
Observations	87	87	87	87	87	87	87
R-squared	0.14	0.17	0.2	0.21	0.24	0.27	0.28

Robust standard errors in parentheses

* significant at 5%; ** significant at 1%

TABLA 12

Estimación OLS de “belleza” para hombres egresados antes de 1991; “belleza” en 3 categorías como dummy, variable dependiente Logaritmo del Ingreso por hora.

	Estimaciones						
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Promedio	0.041 (0.098)	0.047 (0.098)	0.057 (0.100)	0.07 (0.101)	0.048 (0.103)	-0.002 (0.106)	-0.017 (0.115)
Atractivos	0.071 (0.079)	0.057 (0.090)	0.13 (0.100)	0.206 (0.116)	0.24 (0.114)*	0.157 (0.104)	0.155 (0.112)
Constant	9,405 (0.047)**	10,290 (0.997)**	8,069 (1.117)**	9,291 (1.305)**	8,972 (1.431)**	8,336 (1.215)**	9,549 (2.111)**
Observations	99	99	99	99	96	96	94
R-squared	0.00	0.02	0.10	0.15	0.18	0.24	0.25

Robust standard errors in parentheses

* significant at 5%; ** significant at 1%

TABLA 13

Estimación OLS de “belleza” para hombres egresados a partir de 1991; “belleza” en 3 categorías como dummy, variable dependiente Logaritmo del Ingreso por hora.

	Estimaciones						
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Promedio	0.193 (0.123)	0.169 (0.124)	0.135 (0.132)	0.154 (0.134)	0.14 (0.128)	0.123 (0.134)	0.105 (0.138)
Atractivos	0.172 (0.080)*	0.14 (0.089)	0.108 (0.093)	0.126 (0.097)	0.136 (0.109)	0.112 (0.118)	0.075 (0.115)
Constant	9,175 (0.052)**	8,387 (0.371)**	7,032 (1.616)**	8,784 (1.856)**	8,555 (1.904)**	8,502 (1.976)**	6,595 (1.922)**
Observations	95	95	95	95	91	89	87
R-squared	0.04	0.09	0.13	0.23	0.26	0.26	0.27

Robust standard errors in parentheses

* significant at 5%; ** significant at 1%

Como es posible observar el único caso en que existe evidencia absoluta de diferencia de ingresos explicada únicamente por belleza es el caso de mujeres jóvenes, en tal caso existe un “premio” por estar catalogado como “atractivo”, tal premio es del orden del 33% y significativo al 1%, lo cual prueba que el efecto discriminatorio podría estar presente al comienzo de la vida laboral para las mujeres. Para el caso de los hombres no existe evidencia que exista diferencia de ingresos por belleza, sin embargo si acotamos mas aún la base de datos a cohortes más jóvenes aun, podríamos encontrarnos con más resultados. Para esto se realizaron las mismas estimaciones anteriores solo que dividimos la muestra en egresados antes de 1994 y después de tal año, al igual que anteriormente se analizaron los resultados para hombres y para mujeres de forma separada²¹.

²¹ A pesar que nuestra muestra llega hasta el año 1998 no es posible restringirla mas, ya que del año 1995 al 1998 existen menos datos que variables de control, por lo que es imposible estimar por MCO.

TABLA 14

Estimación OLS de “belleza” para mujeres egresados antes de 1994; “belleza” en 3 categorías como dummy, variable dependiente Logaritmo del Ingreso por hora.

	Estimaciones						
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Promedio	0.116 (0.127)	0.106 (0.13)	0.073 (0.137)	0.096 (0.138)	0.069 (0.138)	-0.011 (0.128)	-0.035 (0.134)
Atractivas	0.157 (0.097)	0.134 (0.100)	0.078 (0.117)	0.059 (0.125)	0.000 (0.125)	-0.105 (0.118)	-0.053 (0.119)
Constant	9.094 (0.055)**	9.414 (0.540)**	11.987 (1.162)**	13.074 (1.164)**	13.221 (1.156)**	13.481 (1.094)**	13.601 (1.512)**
Observations	126	126	126	126	122	122	118
R-squared	0.02	0.03	0.09	0.17	0.2	0.29	0.31

Robust standard errors in parentheses

* significant at 5%; ** significant at 1%

TABLA 15

Estimación OLS de “belleza” para mujeres egresados a partir de 1994; “belleza” en 3 categorías como dummy, variable dependiente Logaritmo del Ingreso por hora.

	Estimaciones						
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Promedio	0.166 (0.123)	0.171 (0.132)	0.161 (0.138)	0.112 (0.131)	0.023 (0.139)	0.027 (0.151)	0.023 (0.164)
Atractivas	0.469 (0.169)**	0.479 (0.185)*	0.458 (0.208)*	0.403 (0.159)*	0.376 (0.124)**	0.362 (0.153)*	0.404 (0.195)
Constant	8.772 (0.075)**	9.238 (0.519)**	9.481 (1.387)**	10.895 (1.543)**	9.824 (2.041)**	9.761 (2.110)**	9.651 (2.833)**
Observations	37	37	37	37	37	37	37
R-squared	0.17	0.18	0.18	0.26	0.37	0.37	0.39

Robust standard errors in parentheses

* significant at 5%; ** significant at 1%

TABLA 16

Estimación OLS de “belleza” para hombres egresados antes de 1994; “belleza” en 3 categorías como dummy, variable dependiente Logaritmo del Ingreso por hora.

	Estimaciones						
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Promedio	0.034 (0.088)	0.032 (0.090)	0.013 (0.090)	0.038 (0.092)	0.019 (0.092)	-0.012 (0.097)	-0.015 (0.104)
Atractivos	0.032 (0.064)	0.035 (0.067)	0.043 (0.073)	0.115 (0.08)	0.113 (0.08)	0.071 (0.084)	0.071 (0.088)
Constant	9.379 (0.038)**	9.163 (0.427)**	7.207 (0.855)**	8.205 (0.916)**	7.778 (0.997)**	7.809 (0.964)**	8.568 (1.323)**
Observations	145	145	145	145	142	140	138
R-squared	0.00	0.00	0.07	0.10	0.13	0.15	0.15

Robust standard errors in parentheses

* significant at 5%; ** significant at 1%

TABLA 17

Estimación OLS de “belleza” para hombres egresados a partir de 1994; “belleza” en 3 categorías como dummy, variable dependiente Logaritmo del Ingreso por hora.

	Estimaciones						
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Promedio	0.390 (0.098)**	0.370 (0.093)**	0.402 (0.108)**	0.384 (0.128)**	0.373 (0.114)**	0.377 (0.140)*	0.364 (0.152)*
Atractivos	0.316 (0.124)*	0.25 (0.144)	0.304 (0.16)	0.252 (0.167)	0.273 (0.228)	0.208 (0.246)	0.201 (0.248)
Constant	9.054 (0.072)**	8.123 (0.479)**	6.394 (3.949)	7.947 (4.272)	7.886 (4.775)	8.124 (4.482)	6.813 (5.609)
Observations	49	49	49	49	45	45	43
R-squared	0.12	0.2	0.26	0.34	0.34	0.4	0.37

Robust standard errors in parentheses

* significant at 5%; ** significant at 1%

Una vez que tomamos cohortes de generaciones mas jóvenes nos encontramos con resultados aun más interesantes, el “premio” por haber sido catalogado como “atractivo” para las mujeres sigue siendo en la mayoría de los modelos estadísticamente significativos, del orden del 36%,

algo mayor a la del conjunto de generaciones a partir de 1991 el cual era de un 33%. En el caso de los hombres está la sorpresa; en los cohortes más jóvenes existe un “castigo” por estar bajo el promedio, este castigo es del orden de un 37% y es estadísticamente significativo en todas las estimaciones.

Estos resultados no eran posibles de descubrir con las estimaciones anteriores, pero al separar sólo a los más jóvenes del conjunto de datos hace posible deslumbrar que el efecto de la belleza está presente sólo en los trabajadores relativamente jóvenes, como un “premio” para las mujeres atractivas, y como un “castigo” para los hombres “no atractivos”. Cabe señalar que estos resultados son significativos aún controlando por variables que definen el origen socioeconómico, educación de los padres, experiencia laboral, estudios anteriores, estudios de postgrado y habilidades no cognitivas, entre otras, por lo que indican en principio “belleza” y no algún no observable correlacionado con belleza.

Además se hicieron estimaciones distintas para trabajadores por cuenta propia o independientes con trabajadores dependientes o empleados. Los resultados se presentan a continuación:

TABLA 18

Estimación OLS de “belleza para trabajadores por cuenta propia en 3 categorías como dummy, variable dependiente Logaritmo del Ingreso por hora.

	Estimaciones ²²							
	1	2	3	4	5	6	7	8
Promedio	-0.096 (0.254)	-0.197 (0.250)	-0.246 (0.247)	-0.283 (0.257)	-0.183 (0.279)	-0.388 (0.286)	-0.445 (0.316)	-0.520 (0.277)
Atractivos	0.114 (0.154)	0.149 (0.144)	0.142 (0.140)	0.111 (0.161)	0.250 (0.191)	0.265 (0.204)	0.167 (0.203)	0.106 (0.224)
Constant	9,208 (0.070)**	8,375 (0.577)**	8,010 (0.556)**	6,612 (2.465)**	7,928 (2.576)**	6,628 (3.095)*	5,588 (3,607)	4,626 (3,952)
Observations	70	70	70	70	70	67	66	65
R-squared	0.01	0.09	0.15	0.18	0.23	0.26	0.37	0.42

Robust standard errors in parentheses

* significant at 5%; ** significant at 1%

²² Existe una estimación adicional ya que la variable sexo se incluye a partir de la estimación (3).

TABLA 19

Estimación OLS de “belleza para trabajadores dependientes en 3 categorías como dummy, variable dependiente Logaritmo del Ingreso por hora.

	Estimaciones							
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Promedio	0.131 (0.064)*	0.138 (0.064)*	0.155 (0.061)*	0.121 (0.061)*	0.134 (0.061)*	0.120 (0.060)*	0.093 (0.061)	0.078 (0.062)
Atractivos	0.134 (0.052)*	0.144 (0.056)*	0.158 (0.055)**	0.131 (0.058)*	0.157 (0.059)**	0.141 (0.060)*	0.100 (0.063)	0.108 (0.063)
Constant	9,222 (0.033)**	8,279 (0.272)**	8,088 (0.285)**	7,923 (0.750)**	8,895 (0.854)**	8,631 (0.892)**	8,697 (0.894)**	9,835 (1.068)**
Observations	286	286	286	286	286	278	277	270
R-squared	0.02	0.07	0.15	0.19	0.22	0.23	0.25	0.26

Robust standard errors in parentheses

* significant at 5%; ** significant at 1%

Como es posible observar, la belleza no tiene un impacto significativo en ninguna de las estimaciones para trabajadores independientes, sin embargo en los trabajadores dependientes los catalogados “promedio” obtienen un 8% por sobre los “no atractivos” y los “atractivos” ganan por sobre los “no atractivos” un 11%, a pesar que estos resultados son significativos en la mayoría de las estimaciones la evidencia no es concluyente ya que en las últimas estimaciones las variables referente a la belleza se vuelven no significativas estadísticamente. De todos modos es presumible, dada la evidencia, que la belleza importa en los trabajadores dependientes y esta tiene un impacto en los salarios.

Se hizo además otra categorización, esta es entre trabajadores del sector público y del sector privado, de este modo se estimaron dos modelos adicionales diferenciándose unicamente en la naturaleza del sector, los resultados se presentan a continuación:

TABLA 20

Estimación OLS de “belleza para trabajadores del sector público en 3 categorías como dummy, variable dependiente Logaritmo del Ingreso por hora.

	Estimaciones							
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Promedio	-0.291 (0.147)	-0.294 (0.148)	-0.246 (0.144)	-0.227 (0.145)	-0.244 (0.160)	-0.240 (0.163)	-0.255 (0.165)	-0.237 (0.157)
Atractivos	0.102 (0.109)	0.070 (0.118)	0.090 (0.155)	0.092 (0.168)	0.138 (0.225)	0.115 (0.209)	0.041 (0.225)	0.114 (0.201)
Constant	9,076 (0.058)**	8,787 (0.480)**	8,486 (0.449)**	7,522 (1.183)**	8,159 (1.362)**	7,312 (1.445)**	7,665 (1.385)**	9,890 (1.616)**
Observations	59	59	59	59	59	56	55	53
R-squared	0.08	0.10	0.19	0.21	0.28	0.34	0.37	0.51

Robust standard errors in parentheses

* significant at 5%; ** significant at 1%

TABLA 21

Estimación OLS de “belleza para trabajadores del sector privado en 3 categorías como dummy, variable dependiente Logaritmo del Ingreso por hora.

	Estimaciones							
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Promedio	0.169 (0.062)**	0.176 (0.061)**	0.192 (0.061)**	0.164 (0.061)**	0.171 (0.063)**	0.153 (0.062)*	0.131 (0.064)*	0.109 (0.067)
Atractivos	0.106 (0.057)	0.130 (0.060)*	0.147 (0.059)*	0.138 (0.061)*	0.159 (0.060)**	0.143 (0.060)*	0.113 (0.063)	0.096 (0.064)
Constant	9,265 (0.039)**	8,235 (0.320)**	8,087 (0.337)**	7,627 (1.005)**	9,197 (1.075)**	9,212 (1.098)**	9,207 (1.128)**	9,578 (1.362)**
Observations	227	227	227	227	227	222	222	217
R-squared	0.03	0.09	0.14	0.18	0.22	0.24	0.25	0.26

Robust standard errors in parentheses

* significant at 5%; ** significant at 1%

Los resultados reflejan un fenómeno similar al caso anterior, esto es un efecto de la belleza solamente en el caso de los trabajadores del sector privado, y aunque los coeficientes no son estadísticamente significativos en todas las estimaciones es presumible que la belleza afecta los

salarios de manera mas relevante en el sector privado que en el público, y se puede desprender de las estimaciones que una persona “no atractiva” gana al rededor de un 10% menos que una persona “promedio” o “atractiva”.

Por otro lado, se realizaron agrupaciones a las clasificaciones originales a fin de separar la muestra en personas con un índice de belleza superior al menos con respecto al resto, es decir, que en la categorización de belleza inicial obtuvieron los valores 4 y 5; en adelante a este grupo se llamará “las (los) atractivas (os)”. Además, se clasifican a las personas de la muestra que obtuvieron las calificaciones de belleza inicial los valores 1 y 2 a fin de considerarlos como personas con niveles de belleza obtenidos menores al promedio; a este grupo se llamará “las (los) no atractivas (os)” con respecto al resto de las observaciones. De esta forma se realizaron estimaciones con la especificación de variables como sigue:

Modelo 5:

$$\text{Ln}(W_i / hr) = \alpha + \beta X_i + \beta_4 (\text{Beauty}_i 3) + \varepsilon_i$$

Modelo 6:

$$\text{Ln}(W_i / hr) = \alpha + \beta X_i + \beta_5 (\text{Beauty}_i 4) + \varepsilon_i$$

$\text{Ln}(W_i / hr)$ = Logaritmo natural del salario por hora del individuo “i”.

X_i = Conjunto de variables de control referidas a la productividad y origen socioeconómico del individuo “i”.

$\text{Beauty}_i 3 = 1$ si la persona pertenece al grupo de los “atractivos”, 0 si no lo es.

$\text{Beauty}_i 4 = 1$ si la persona pertenece al grupo de los “no atractivos”, 0 si no lo es.

A fin de mostrar los resultados más relevantes, se considera primero el efecto sobre los salarios para las mujeres que egresaron a partir de 1991.²³ Obteniéndose los resultados siguientes:

²³ Los resultados de las demás estimaciones se encuentran en las tablas contenidas en el anexo.

TABLA 22

Estimación OLS de “belleza” para mujeres egresadas a partir de 1991; “belleza” en categoría dummy=1 sólo para atractivas, variable dependiente Logaritmo del Ingreso por hora.

	Estimaciones						
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Atractivas	0.378 (0.080)**	0.398 (0.084)**	0.349 (0.099)**	0.341 (0.093)**	0.368 (0.096)**	0.297 (0.104)**	0.284 (0.108)*
Constant	8.967 (0.050)**	9.239 (0.518)**	11.073 (1.116)**	11.507 (1.169)**	10.317 (1.335)**	10.329 (1.475)**	11.291 (1.975)**
Observations	87	87	87	87	87	87	87
R-squared	0.11	0.13	0.17	0.18	0.23	0.26	0.27

Robust standard errors in parentheses

* significant at 5%; ** significant at 1%

Uno de las conclusiones que sugieren estos resultados corresponde a que habría un “premio” en los ingresos para las mujeres que fueron catalogadas como atractivas, que este “premio” es significativo (al menos al 5% de significancia) y de una magnitud considerable no menor al 28%. Este valor es menor al de la estimación “a partir de 1991” para mujeres anterior, que era un 33%, debido a que en tal estimación el referente era una mujer “no atractiva”, es decir, una mujer “atractiva” gana un 33% más que una “no atractiva”; en esta estimación el referente es una mujer que no es catalogada como atractiva, este grupo incluye tanto a las “promedio” como a las “no atractivas” y por este motivo el valor del coeficiente es menor. La misma estimación para el grupo de los hombres no entrega resultados significativos con respecto a nuestra variable de interés. Sin embargo para el caso de los hombres, uno de los resultados relevantes tiene que ver con las estimaciones considerando el grupo de los “no atractivos” que egresaron a partir del año 1991. Los resultados de las estimaciones para identificar este grupo se encuentran a continuación:

TABLA 23

Estimación OLS de “belleza” para hombres egresados a partir de 1991; “belleza” en categoría dummy=1 sólo para no atractivos, variable dependiente Logaritmo del Ingreso por hora.

	Estimaciones						
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
No Atractivos	-0.182 (0.080)*	-0.153 (0.083)	-0.12 (0.089)	-0.139 (0.086)	-0.138 (0.088)	-0.118 (0.096)	-0.091 (0.097)
Constant	9.357 (0.061)**	8.543 (0.373)**	7.155 (1.590)**	8.919 (1.843)**	8.695 (1.881)**	8.625 (1.955)**	6.710 (1.885)**
Observations	95	95	95	95	91	89	87
R-squared	0.04	0.09	0.13	0.23	0.26	0.26	0.27

Robust standard errors in parentheses

* significant at 5%; ** significant at 1%

De estas estimaciones no hay evidencia que sugiere un tratamiento distinto en los ingresos para los hombres que no son atractivos. Sin embargo, el efecto cohorte podría estar presente para personas que egresaron más tarde. Se considera que un posible efecto discriminatorio en contra de los no atractivos podría verse reflejado al comienzo de la vida laboral, y que luego este efecto se disipa a través del tiempo. Para probar esto se realizan estimaciones para el grupo de hombres egresados a partir del año 1994 en donde se concentra cerca del 25% de los datos de la muestra. Los resultados fueron los siguientes:

TABLA 24

Estimación OLS de “belleza” para hombres egresados a partir de 1994; “belleza” en categoría dummy=1 sólo para no atractivos, variable dependiente Logaritmo del Ingreso por hora.

	Estimaciones						
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
No Atractivos	-0.349 (0.095)**	-0.305 (0.104)**	-0.35 (0.112)**	-0.314 (0.119)*	-0.327 (0.132)*	-0.302 (0.141)*	-0.298 (0.148)
Constant	9.403 (0.063)**	8.462 (0.482)**	7.005 (3.857)	8.576 (4.192)*	8.496 (4.636)	8.87 (4.360)	7.645 (5.457)
Observations	49	49	49	49	45	45	43
R-squared	0.12	0.2	0.26	0.33	0.34	0.4	0.37

Robust standard errors in parentheses

* significant at 5%; ** significant at 1%

En estas estimaciones es posible observar un efecto “castigo” a aquellos con bajas evaluaciones en belleza, que resulta significativa en la gran mayoría de las estimaciones y con una magnitud similar al “premio” identificado a las mujeres “atractivas” vistas en el grupo de estimaciones anterior. Esto conviene a no descartar un posible efecto discriminatorio a favor de las mujeres atractivas y en contra de los hombres no atractivos a medida que se divide la muestra según años más recientes de egreso. Esto podría significar que tal efecto discriminatorio se disipe en el tiempo y con la experiencia laboral de los trabajadores, especialmente para el caso de los hombres.

De hecho, el efecto sobre ingresos de las mujeres atractivas por sobre las mujeres egresadas a partir del año 1994 es considerable y mayor al caso análogo anterior. Los resultados se resaltan a continuación:

TABLA 25

Estimación OLS de “belleza” para mujeres egresadas a partir de 1994; “belleza” en categoría dummy=1 sólo para atractivas, variable dependiente Logaritmo del Ingreso por hora.

	Estimaciones						
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Atractivas	0.421 (0.162)*	0.423 (0.177)*	0.381 (0.202)	0.352 (0.149)*	0.366 (0.119)**	0.35 (0.144)*	0.394 (0.171)*
Constant	8.82 (0.061)**	9.329 (0.534)**	9.689 (1.352)**	11.146 (1.521)**	9.804 (2.005)**	9.743 (2.062)**	9.617 (2.849)**
Observations	37	37	37	37	37	37	37
R-squared	0.13	0.14	0.15	0.25	0.37	0.37	0.39

Robust standard errors in parentheses

* significant at 5%; ** significant at 1%

Lo interesante es que el efecto “premio” sobre las mujeres atractivas es mayor al caso anterior, no menor al 35%, y además significativo. Es posible plantear que para generaciones más recientes con poca experiencia laboral el efecto belleza o presentación es muy importante al momento de obtener ingresos ya sea al menos como premio para el caso de las mujeres o como castigo para el caso de los hombres.

VI. Conclusiones

Este estudio consiste en un intento por identificar y medir una posible causal de discriminación en un mercado laboral chileno, que es el de discriminación por belleza.

Siguiendo una metodología similar al de Hamermesh y Biddle (1994) se analizó las diferencias salariales de un grupo de egresados de la carrera de ingeniería comercial en donde se incluyó en la ecuación de salarios o ingresos una variable asociada a belleza con los patrones más objetivos posible, esto basándose en el promedio simple de las observaciones categóricas realizadas por 8 observadores imparciales de distintos estratos socioeconómicos, género, edad y que no conocen a los observados. Los altos y significativos índices de correlación entre observadores sugieren un resultado de evaluación de las personas objetiva y veraz.

En los resultados obtenidos a partir de las primeras estimaciones de la ecuación de salarios no se encuentra evidencia de un efecto de las condiciones de belleza sobre los ingresos obtenidos. Sin embargo, las estimaciones se realizaron considerando todas las observaciones lo que no nos permite testear otras posibles vías en que la discriminación se presenta.

Para ello se realiza otra serie de estimaciones de las cuales se destaca un posible efecto “premio” para las mujeres consideradas atractivas (al menos sobre el promedio) y un efecto “castigo” del orden cercano para los hombres considerados como “no atractivos” (con clasificación de belleza menor al promedio). Estos efectos son de mayor magnitud y significancia para personas egresadas en años más recientes como en el caso de las mujeres que alcanza niveles del orden del 33% (premio) y del 36% (castigo) para los hombres, lo que sugiere un efecto discriminatorio ya sea positivo o negativo una vez egresado y en sus primeros años de vida laboral, lo que se disipa al pasar el tiempo o bien al aumentar la experiencia laboral, especialmente para el caso de los hombres en cuyo caso el efecto “castigo” se disipa mucho más rápido que el efecto “premio” para las mujeres, esto es comprobable ya que para los hombres el efecto es significativo únicamente en la muestra de egresados a partir del año 1994 (los más jóvenes), mientras que para las mujeres el efecto es significativo en muestras de este año y anteriores (“medianamente jóvenes”).

Además se estimaron ecuaciones considerando muestras divididas en relación al tipo de trabajador; ya sea independiente o dependiente y si trabaja en el sector público o privado, en el caso de los trabajadores del sector público no hay efecto alguno, pero en el caso de trabajadores del sector privado existe una diferencia de aproximadamente un 10% de ingreso entre los “no atractivos” y el resto, sin embargo la evidencia no es concluyente debido a que este resultado no es estadísticamente significativo en todas las estimaciones. En el caso de los trabajadores independientes versus los dependientes o empleados la evidencia muestra que la belleza afecta solamente a los trabajadores dependientes con una magnitud cercana a un 8% de diferencia entre los “no atractivos” y los “promedio” y de un 11% entre los “no atractivos” y los “atractivos” y aunque estos resultados no son estadísticamente significativos en todas las estimaciones es presumible suponer, dados los resultados, que la “belleza” importa más en trabajos dependientes que en independientes como también importa más en el sector privado que en público.

Uno de los ámbitos por analizar para otros estudios debiesen considerar la estatura, peso de los graduados e índice de biomasa, entre otros, ya sea controlando por estas variables o a fin de explicar otras hipótesis relacionadas con diferencias salariales como son los salarios de eficiencia.

Por último, resultaría prematuro indicar que las diferencias salariales encontradas en este trabajo coincidan necesariamente a un problema de discriminación, ya que si bien es poco probable en el mercado laboral analizado, es posible encontrar casos en que las características asociadas a bellezas sean importantes para la productividad y esto esté asociado ya sea a mejores características de capital humano y habilidades no cognitivas o posible discriminación por parte de clientes, colegas y otros.

VII. Referencias

1. Adams, G. (1977a): "Physical Attractiveness, Personality, and Social Reaction to Peer Pressure," *Journal of Psychology*, 96, 287–296.
2. Adams, G. (1977b): "Physical Attractiveness Research: Towards a Developmental Social Psychology of beauty," *Human Development*, 20, 217–239.
3. Andreoni, J., Petrie, R. (2005): "Beauty, Gender, and Stereotypes: Evidence from Laboratory Experiments"
4. Averett Susan and Sanders Koreman (1996): "The Economic Reality of "The Beauty Myth", *Journal of human Resources*, Vol. 31, pp. 604 – 630.
5. Becker, G. (1957): "The Economics of Discrimination". *The University of Chicago Press*.
6. Berhman, J., Rosenzweig, M. (2001): "The Return to Increasing Body Weight",
7. Biddle, J. E., and D. S. Hamermesh (1998): "Beauty, Productivity, and Discrimination: Lawyers' Looks and Lucre," *Journal of Labor Economics*, 16(1), 172–201.
8. Borland, J., (2001): "Beauty down under: Being average is OK." *Mimeo University of Melbourne*.
9. Cawley, J., (2000): "Body Weight and Women's Labor Market Outcomes", *Working paper 7841, NBER*.
10. Cipriani, G., Zago, A.: "Productivity or Discrimination" Beauty and the Exams", *Working paper series. Department of Economics, University of Verona, Italy, May 2005*.
11. Contreras, D. (2002): "Explaining Wage Inequality in Chile: does education really matter?", *Documentos de Trabajo, Departamento de Economía, Universidad de Chile, Octubre 2002*
12. Contreras, D., Bravo, D., Medrano, P. (1999): "Measurement error, unobservables and skill bias in estimating the return to education in Chile", *Documentos de Trabajo, Departamento de Economía, Universidad de Chile, Septiembre 1999*.
13. Contreras, D., Bravo, D., Puentes, E. (1999): "Tasa de Participación Femenina: 1957 – 1997. Un Análisis de Cohortes Sintéticos", *Documento de Trabajo N ° 170, Departamento de Economía, Universidad de Chile*.
14. Contreras, D., Bravo, D., Sanhueza, C. (1999): "Rendimiento Educativo, Desigualdad, y Brecha de Desempeño Privado/Público: Chile 1982 - 1997", *Documento de Trabajo N ° 163, Departamento de Economía, Universidad de Chile*.
15. Contreras, D., Landeau, S. S., (2001): "Chilean Labor Market Efficiency: An Earnings Frontier Approach", *Documento de Trabajo N ° 190, Departamento de Economía, Universidad de Chile*.

16. Greking, S. D. and Weirick, W.N. (1983): "Compensating Differences and Interregional Wage Differentials". *Review of Economics and Statistics* 1983, pp. 483-487.
17. Gyourko, J. and Tracy, J. (1989): "The Importance of Local Fiscal Conditions in Analyzing Local Labor Markets". *Journal of Political Economy*, 1989, pp. 1208-1231.
18. Hamermesh, D. S., and J. E. Biddle (1994): "Beauty and the Labor Market," *The American Economic Review*, 84(5), 1174–1194.
19. Hamermesh, D. S., M. Xin, and Z. Junsen (1999): "Dress for Success - Does Priming Pay?," *Working paper 7167*, NBER.
20. Hamermesh, D. S., (2005): "Changing Looks and Changing Outcomes: The Beauty of Economists."
21. Hamermesh, D. S. and Parker, A. M. (1998): Beauty in the Classroom: Professor's Pulchritude and Putative Pedagogical Productivity. *University of Texas at Austin Working Paper*, October, 2003.
22. Harper, B. (2000): "Beauty, Stature and the Labour Market: A British Cohort Study," *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 62(0), 771–800.
23. Hatfield, E., and S. Sprecher (1986): *Mirror, Mirror ...: The Importance of Looks in Everyday Life*. SUNY Press, Albany.
24. Katz, L. F. (1986): "Efficiency Wages Theories: A Partial Evaluation". NBER 1986, pp. 235-276.
25. Mocan, N., Tekin, E. (2005): "Ugly Criminals".
26. Nuñez, J., Risco, C. (2004): "Movilidad Intergeneracional del Ingreso en un País en Desarrollo: El Caso de Chile.", *Documento de Trabajo N° 210*, Departamento de Economía, Universidad de Chile, Diciembre, 2004.
27. Nuñez, J., Gutierrez R. (2004): "Classism, Meritocracy and Discrimination in the Labor Market: The Case of Chile.", *Documento de Trabajo N° 208*, Departamento de Economía, Universidad de Chile, Abril, 2004.
28. Sachsida, A., Dornelles, A., and Mesquita, C. (2003): "Beauty and the Labor Market – Study one Specific Occupation". *Unpublished paper*, University of Brasilia.
29. Spence, M. (1973): "Job Market Signaling". *Quarterly Journal of Economics*, 1973, pp. 355-374.
30. Rosenblat, T., S. (2001): "Why Good Looks Matters". *Unpublished paper*, Wesleyan University.

Anexos

Variable	Descripción de Variables
Ln ing/hr.	Variable continua que indica el logaritmo natural del salario por hora del individuo.
tingreso	Variable discreta que indica el tramo de ingresos del individuo
beauty	Variable discreta que indica el nivel de belleza de la persona de 1 a 5, en orden creciente de atractivo
beauty_2	Variable discreta que indica el nivel de belleza de la persona de 1 a 3, en orden creciente de atractivo
beauty_3	Variable dummy que toma el valor 1 si la persona esta bajo el promedio de belleza, 0 en otro caso.
beauty_4	Variable dummy que toma el valor 1 si la persona esta sobre el promedio de belleza, 0 en otro caso.
exp_2	Variable continua que indica los anos de experiencia laboral del individuo.
exp_22	Variable continua que indica los anos de experiencia laboral del individuo al cuadrado.
sex	Variable dummy que toma el valor 1 si la persona es hombre, 0 en otro caso.
dregion	Variable dummy que toma el valor 1 si la persona trabaja en la región metropolitana.
bigfirm	Variable dummy que toma valor 1 si la persona trabaja en una institución "grande", es decir, con una cantidad de empleados mayor igual a 500 personas
cargo	Variable dummy que toma el valor 1 si la persona tiene un cargo de alta responsabilidad
edad	Variable continua que indica la edad de la persona medida en anos.
rrep	Variable dummy que refleja el rendimiento académico, tomando el valor 1 si la persona reprobo algún ramo en la universidad.
estant	Variable dummy que toma el valor 1 si la persona estudió alguna carrera antes de Ing. Comercial
estpostg	Variable dummy que toma el valor 1 si la persona estudió algún postgrado
educp	Variable continua que indica los anos de educación del padre
educm	Variable continua que indica los anos de educación de la madre

colpp	Variable dummy que toma el valor 1 si la persona proviene de un colegio particular pagado
poorbck	Variable dummy que toma el valor 1 si la persona proviene de un background pobre
habc1	Variable continua que mide la habilidad de autocontrol de la persona
habc2	Variable continua que mide la habilidad de autoestima de la persona

ESTADÍSTICAS DESCRIPTIVAS DE LAS PRINCIPALES VARIABLES

Variable	Obs	Mean	Std, Dev,	Min	Max
ling6	393	9.21	0.48	5.70	11.04
beauty	462	2.26	1.13	1.00	5.00
exp_2	505	18.45	5.80	5.00	53.00
exp_22	505	373.96	255.06	25.00	2,809
sex	505	0.50	0.50	0.00	1.00
dregion	505	0.93	0.26	0.00	1.00
bigfirm	505	0.54	0.50	0.00	1.00
cargo	459	0.49	0.50	0.00	1.00
edad	505	41.77	5.87	28.00	76.00
rrep	505	0.86	0.35	0.00	1.00
estant	505	0.35	0.48	0.00	1.00
estpostg	505	0.40	0.49	0.00	1.00
educp	492	14.60	3.40	3.00	22.00
educm	497	13.14	3.23	2.00	23.00
colpp	505	0.68	0.47	0.00	1.00
poorbck	503	0.07	0.26	0.00	1.00
habc1	495	3.85	0.17	3.25	4.00
habc2	494	8.70	0.98	4.75	10.00

ESTADÍSTICAS DESCRIPTIVAS DE LAS PRINCIPALES VARIABLES SEXO FEMENINO

Variable	Obs	Mean	Std, Dev,	Min	Max
ling6	182	9.07	0.53	5.70	11.04
beauty	230	2.38	1.17	1.00	5.00
exp_2	253	17.73	5.08	5.00	36.00
exp_22	253	340.13	198.06	25.00	1,296.00
dregion	253	0.93	0.25	0.00	1.00
bigfirm	253	0.60	0.49	0.00	1.00
cargo	214	0.43	0.50	0.00	1.00
edad	253	41.04	5.20	28.00	60.00
rrep	253	0.83	0.38	0.00	1.00
estant	253	0.25	0.43	0.00	1.00
estpostg	253	0.32	0.47	0.00	1.00
educp	247	14.58	3.55	4.00	22.00
educm	249	13.34	3.25	3.00	23.00
colpp	253	0.69	0.46	0.00	1.00
poorbck	253	0.08	0.26	0.00	1.00
habc1	248	3.84	0.17	3.25	4.00
habc2	249	8.77	0.99	6.75	10.00

**ESTADÍSTICAS DESCRIPTIVAS DE LAS PRINCIPALES
VARIABLES SEXO MASCULINO**

Variable	Obs	Mean	Std. Dev,	Min	Max
ling6	211	9.33	0.40	7.98	10.60
beauty	232	2.13	1.08	1.00	5.00
exp_2	252	19.17	6.37	8.00	53.00
exp_22	252	407.92	298.22	64.00	2,809.00
dregion	252	0.92	0.27	0.00	1.00
bigfirm	252	0.47	0.50	0.00	1.00
cargo	245	0.56	0.50	0.00	1.00
edad	252	42.50	6.40	31.00	76.00
rrep	252	0.89	0.31	0.00	1.00
estant	252	0.45	0.50	0.00	1.00
estpostg	252	0.47	0.50	0.00	1.00
educp	245	14.62	3.26	3.00	22.00
educm	248	12.95	3.20	2.00	22.00
colpp	252	0.66	0.47	0.00	1.00
poorbck	250	0.07	0.26	0.00	1.00
habc1	247	3.86	0.17	3.25	4.00
habc2	245	8.63	0.96	4.75	10.00

**Regresiones OLS robust con variable dependiente ln(ing/h) y índice de belleza
beauty lineal SEXO FEMENINO**

	1	2	3	4	5	6	7
beauty	0.060 (0.031)	0.064 (0.031)*	0.047 (0.035)	0.045 (0.034)	0.031 (0.036)	-0.000 (0.037)	0.006 (0.038)
exp_2		0.049 (0.045)	0.106 (0.048)*	0.130 (0.054)*	0.112 (0.060)	0.098 (0.057)	0.102 (0.057)
exp_22		-0.001 (0.001)	-0.001 (0.001)	-0.000 (0.001)	0.000 (0.001)	0.000 (0.001)	0.000 (0.001)
region met==1			0.160 (0.193)	0.193 (0.180)	0.183 (0.185)	0.100 (0.172)	0.097 (0.166)
firm grand=1			-0.070 (0.071)	-0.091 (0.074)	-0.057 (0.074)	-0.008 (0.072)	0.003 (0.074)
cargo			0.094 (0.080)	0.109 (0.083)	0.124 (0.082)	0.103 (0.080)	0.105 (0.081)
edad			-0.081 (0.035)*	-0.116 (0.040)**	-0.111 (0.046)*	-0.103 (0.046)*	-0.097 (0.046)*
ramosrep=1				-0.054 (0.105)	-0.042 (0.109)	-0.025 (0.103)	-0.031 (0.107)
estanterioes				0.140 (0.088)	0.159 (0.090)	0.176 (0.084)*	0.184 (0.083)*
estpostgrado				0.131 (0.087)	0.096 (0.095)	0.098 (0.091)	0.113 (0.093)
educpadre					0.003 (0.013)	0.001 (0.013)	-0.004 (0.014)
educmadre					0.019 (0.014)	0.009 (0.015)	0.008 (0.015)
coleg.priv=1						0.280 (0.089)**	0.299 (0.092)**
bckgr.pobr=1						-0.088 (0.123)	-0.126 (0.116)
testhabc1							-0.236 (0.208)
testhabc2							0.015 (0.040)
Constant	8.942 (0.086)**	8.469 (0.407)**	10.446 (0.976)**	11.284 (1.056)**	11.000 (1.135)**	10.970 (1.152)**	11.606 (1.592)**
Observations	163	163	163	163	159	159	155
R-squared	0.02	0.03	0.08	0.11	0.13	0.20	0.22
Robust standard errors in parentheses							
* significant at 5%; ** significant at 1%							

**Regresiones OLS robust con variable dependiente ln(ing/h) y índice de belleza
beauty lineal SEXO MASCULINO**

	1	2	3	4	5	6	7
beauty	0.057 (0.022)**	0.052 (0.022)*	0.052 (0.022)*	0.065 (0.023)**	0.061 (0.024)*	0.051 (0.025)*	0.050 (0.025)*
exp_2		0.094 (0.030)**	0.016 (0.047)	0.061 (0.050)	0.074 (0.053)	0.083 (0.055)	0.057 (0.052)
exp_22		-0.002 (0.001)**	-0.002 (0.001)**	-0.002 (0.001)*	-0.002 (0.001)**	-0.002 (0.001)**	-0.002 (0.001)*
region met==1			0.111 (0.103)	0.084 (0.110)	0.071 (0.108)	0.057 (0.108)	0.086 (0.113)
firm grand=1			-0.038 (0.057)	-0.027 (0.057)	-0.014 (0.058)	-0.013 (0.058)	-0.012 (0.060)
cargo			0.125 (0.058)*	0.140 (0.060)*	0.099 (0.063)	0.091 (0.064)	0.089 (0.063)
edad			0.070 (0.034)*	0.021 (0.038)	0.024 (0.040)	0.019 (0.040)	0.028 (0.043)
ramosrep=1				-0.004 (0.069)	-0.019 (0.070)	-0.032 (0.071)	-0.029 (0.071)
estanterioes				0.010 (0.059)	0.001 (0.060)	0.003 (0.060)	0.002 (0.063)
estpostgrado				0.186 (0.059)**	0.188 (0.060)**	0.185 (0.060)**	0.192 (0.061)**
educpadre					0.021 (0.010)*	0.022 (0.011)*	0.020 (0.011)
educmadre					-0.003 (0.009)	-0.004 (0.010)	-0.000 (0.010)
coleg.priv=1						0.103 (0.070)	0.110 (0.071)
bckgr.pobr=1						0.155 (0.123)	0.140 (0.125)
testhabc1							0.027 (0.196)
testhabc2							0.010 (0.030)
Constant	9.206 (0.059)**	8.281 (0.291)**	6.581 (0.869)**	7.642 (0.911)**	7.208 (0.983)**	7.253 (0.964)**	6.935 (1.263)**
Observations	194	194	194	194	187	185	181
R-squared	0.02	0.07	0.12	0.16	0.18	0.20	0.20
Robust standard errors in parentheses							
* significant at 5%; ** significant at 1%							

**Regresiones OLS robust con variable dependiente ln(ing/h) y índice de belleza
beauty_2 SEXO FEMENINO**

	1	2	3	4	5	6	7
Promedio	0.103 (0.097)	0.128 (0.102)	0.096 (0.105)	0.094 (0.107)	0.063 (0.108)	0.011 (0.103)	0.004 (0.104)
Atractivas	0.227 (0.085)**	0.234 (0.089)**	0.181 (0.102)	0.173 (0.105)	0.135 (0.106)	0.033 (0.109)	0.066 (0.109)
exp_2		0.050 (0.045)	0.105 (0.049)*	0.131 (0.055)*	0.111 (0.062)	0.098 (0.058)	0.101 (0.059)
exp_22		-0.001 (0.001)	-0.001 (0.001)	-0.000 (0.001)	0.000 (0.001)	0.000 (0.001)	0.000 (0.001)
dregion			0.160 (0.187)	0.193 (0.176)	0.179 (0.182)	0.097 (0.172)	0.094 (0.164)
bigfirm			-0.073 (0.071)	-0.094 (0.074)	-0.062 (0.074)	-0.011 (0.072)	0.000 (0.074)
cargo			0.079 (0.083)	0.094 (0.085)	0.109 (0.085)	0.097 (0.082)	0.097 (0.082)
edad			-0.078 (0.035)*	-0.114 (0.040)**	-0.108 (0.046)*	-0.102 (0.046)*	-0.096 (0.046)*
rrep				-0.047 (0.105)	-0.036 (0.109)	-0.022 (0.103)	-0.028 (0.108)
estant				0.137 (0.088)	0.156 (0.090)	0.175 (0.086)*	0.183 (0.084)*
estpostg				0.135 (0.086)	0.097 (0.095)	0.099 (0.091)	0.112 (0.094)
educp					0.004 (0.013)	0.000 (0.013)	-0.004 (0.014)
educm					0.019 (0.014)	0.010 (0.015)	0.008 (0.015)
colpp						0.273 (0.088)**	0.292 (0.091)**
poorbck						-0.087 (0.124)	-0.121 (0.118)
habc1							-0.229 (0.211)
habc2							0.017 (0.040)
Constant	9.022 (0.048)**	8.535 (0.409)**	10.415 (0.969)**	11.273 (1.052)**	10.942 (1.138)**	10.937 (1.150)**	11.526 (1.603)**
Observations	163	163	163	163	159	159	155
R-squared	0.03	0.04	0.08	0.11	0.14	0.20	0.22
Robust standard errors in parentheses							
* significant at 5%; ** significant at 1%							

**Regresiones OLS robust con variable dependiente ln(ing/h) y índice de belleza
beauty_2 SEXO MASCULINO**

	1	2	3	4	5	6	7
Promedio	0.129 (0.077)	0.109 (0.078)	0.097 (0.079)	0.115 (0.081)	0.083 (0.081)	0.055 (0.083)	0.057 (0.087)
Atractivos	0.112 (0.059)	0.117 (0.063)	0.122 (0.068)	0.173 (0.071)*	0.170 (0.077)*	0.133 (0.079)	0.133 (0.078)
exp_2		0.095 (0.030)**	0.021 (0.046)	0.069 (0.050)	0.084 (0.053)	0.091 (0.054)	0.064 (0.051)
exp_22		-0.002 (0.001)**	-0.002 (0.001)**	-0.002 (0.001)*	-0.002 (0.001)**	-0.002 (0.001)**	-0.002 (0.001)*
region met==1			0.121 (0.102)	0.096 (0.109)	0.084 (0.108)	0.069 (0.108)	0.099 (0.114)
firm grand=1			-0.040 (0.058)	-0.030 (0.057)	-0.017 (0.059)	-0.016 (0.059)	-0.014 (0.061)
cargo			0.126 (0.059)*	0.142 (0.060)*	0.105 (0.063)	0.095 (0.064)	0.092 (0.063)
edad			0.066 (0.034)	0.015 (0.038)	0.016 (0.039)	0.013 (0.039)	0.021 (0.041)
ramosrep=1				0.006 (0.070)	-0.013 (0.072)	-0.027 (0.073)	-0.025 (0.072)
estanterioes				0.010 (0.059)	0.002 (0.060)	0.003 (0.061)	0.003 (0.064)
estpostgrado				0.191 (0.061)**	0.194 (0.062)**	0.189 (0.063)**	0.196 (0.063)**
educpadre					0.020 (0.010)	0.022 (0.011)	0.019 (0.012)
educmadre					-0.004 (0.010)	-0.005 (0.010)	-0.001 (0.010)
coleg.priv=1						0.106 (0.070)	0.113 (0.071)
bckgr.pobr=1						0.145 (0.121)	0.129 (0.123)
testhabc1							0.028 (0.198)
testhabc2							0.008 (0.031)
Constant	9.289 (0.036)**	8.345 (0.288)**	6.749 (0.852)**	7.841 (0.892)**	7.464 (0.958)**	7.461 (0.942)**	7.180 (1.240)**
Observations	194	194	194	194	187	185	181
R-squared	0.02	0.07	0.12	0.16	0.18	0.19	0.19
Robust standard errors in parentheses							
* significant at 5%; ** significant at 1%							

**Regresiones OLS robust con variable dependiente ln(ing/h) y índice de belleza
beauty_2 generación antes 1991 SEXO FEMENINO**

	1	2	3	4	5	6	7
Promedio	-0.000 (0.163)	-0.010 (0.169)	-0.037 (0.182)	-0.028 (0.177)	-0.065 (0.182)	-0.126 (0.173)	-0.164 (0.174)
Atractivas	-0.025 (0.160)	-0.054 (0.155)	-0.124 (0.185)	-0.082 (0.207)	-0.195 (0.210)	-0.266 (0.209)	-0.112 (0.214)
exp_2		-0.038 (0.133)	0.041 (0.133)	-0.045 (0.124)	-0.034 (0.122)	-0.048 (0.129)	-0.103 (0.134)
exp_22		0.000 (0.003)	0.001 (0.003)	0.004 (0.002)	0.004 (0.003)	0.004 (0.003)	0.005 (0.003)
regionmet==1			0.260 (0.462)	0.337 (0.336)	0.436 (0.376)	0.196 (0.340)	0.059 (0.335)
firm grand			-0.096 (0.116)	-0.101 (0.115)	-0.019 (0.114)	0.050 (0.108)	0.060 (0.118)
cargo			0.077 (0.136)	0.068 (0.129)	0.137 (0.125)	0.086 (0.120)	0.052 (0.122)
edad			-0.113 (0.051)*	-0.138 (0.056)*	-0.166 (0.056)**	-0.156 (0.055)**	-0.130 (0.058)*
ramosrep==1				-0.112 (0.139)	-0.129 (0.149)	-0.051 (0.154)	-0.001 (0.156)
estanteriores				0.444 (0.170)*	0.503 (0.171)**	0.465 (0.164)**	0.501 (0.155)**
estpostgrado				0.083 (0.159)	0.094 (0.165)	0.137 (0.153)	0.126 (0.175)
educpadre					0.013 (0.020)	0.005 (0.021)	-0.004 (0.021)
educmadre					0.010 (0.022)	-0.011 (0.023)	-0.019 (0.023)
coleg.priv=1						0.353 (0.123)**	0.468 (0.130)**
bck.pobre=1						-0.463 (0.244)	-0.543 (0.278)
testhabc1							-0.283 (0.380)
testhabc2							0.052 (0.064)
Constant	9.132 (0.075)**	9.763 (1.474)**	12.521 (2.030)**	14.166 (2.011)**	14.490 (2.064)**	14.604 (2.060)**	15.296 (2.837)**
Observations	76	76	76	76	72	72	68
R-squared	0.00	0.02	0.10	0.23	0.28	0.37	0.45
Robust standard errors in parentheses							
* significant at 5%; ** significant at 1%							

**Regresiones OLS robust con variable dependiente ln(ing/h) y índice de belleza
beauty_2 generación después 1991 SEXO FEMENINO**

	1	2	3	4	5	6	7
Promedio	0.194 (0.109)	0.241 (0.105)*	0.209 (0.114)	0.221 (0.116)	0.175 (0.120)	0.130 (0.116)	0.150 (0.124)
Atractivas	0.420 (0.085)**	0.451 (0.087)**	0.404 (0.106)**	0.400 (0.098)**	0.414 (0.104)**	0.340 (0.115)**	0.333 (0.120)**
exp_2		-0.023 (0.059)	-0.002 (0.060)	0.019 (0.063)	-0.014 (0.075)	-0.020 (0.076)	-0.005 (0.080)
exp_22		0.001 (0.002)	0.002 (0.002)	0.002 (0.002)	0.003 (0.002)	0.003 (0.002)	0.002 (0.002)
regionmet==1			0.008 (0.187)	0.041 (0.202)	-0.005 (0.184)	-0.004 (0.183)	-0.020 (0.194)
firm grand			-0.040 (0.087)	-0.069 (0.093)	-0.035 (0.093)	-0.023 (0.097)	-0.014 (0.099)
cargo			0.129 (0.105)	0.128 (0.110)	0.093 (0.099)	0.099 (0.103)	0.094 (0.104)
edad			-0.055 (0.039)	-0.076 (0.042)	-0.051 (0.051)	-0.051 (0.056)	-0.060 (0.066)
ramosrep==1				0.006 (0.156)	0.034 (0.156)	0.017 (0.145)	0.010 (0.151)
estanteriores				-0.024 (0.090)	-0.025 (0.090)	-0.007 (0.091)	-0.004 (0.091)
estpostgrado				0.106 (0.089)	0.023 (0.101)	0.027 (0.104)	0.032 (0.109)
educpadre					-0.003 (0.019)	-0.004 (0.020)	-0.005 (0.020)
educmadre					0.033 (0.017)	0.028 (0.018)	0.027 (0.017)
coleg.priv=1						0.151 (0.119)	0.134 (0.119)
bck.pobre=1						0.062 (0.144)	0.060 (0.147)
testhabc1							-0.065 (0.274)
testhabc2							-0.061 (0.051)
Constant	8.925 (0.058)**	8.959 (0.472)**	10.506 (1.133)**	10.936 (1.199)**	10.079 (1.333)**	10.141 (1.454)**	11.163 (1.979)**
Observations	87	87	87	87	87	87	87
R-squared	0.14	0.17	0.20	0.21	0.24	0.27	0.28
Robust standard errors in parentheses * significant at 5%; ** significant at 1%							

**Regresiones OLS robust con variable dependiente ln(ing/h) y índice de belleza
beauty_2 generación antes 1991 SEXO MASCULINO**

	1	2	3	4	5	6	7
Promedio	0.041 (0.098)	0.047 (0.098)	0.057 (0.100)	0.070 (0.101)	0.048 (0.103)	-0.002 (0.106)	-0.017 (0.115)
Atractivos	0.071 (0.079)	0.057 (0.090)	0.130 (0.100)	0.206 (0.116)	0.240 (0.114)*	0.157 (0.104)	0.155 (0.112)
exp_2		-0.071 (0.090)	-0.146 (0.079)	-0.142 (0.081)	-0.167 (0.096)	-0.137 (0.086)	-0.117 (0.090)
exp_22		0.001 (0.002)	0.001 (0.002)	0.002 (0.002)	0.002 (0.002)	0.002 (0.002)	0.001 (0.002)
regionmet==1			0.115 (0.101)	0.094 (0.108)	0.087 (0.114)	0.072 (0.100)	0.087 (0.105)
firm grand			-0.110 (0.076)	-0.140 (0.079)	-0.148 (0.084)	-0.138 (0.084)	-0.137 (0.087)
cargo			0.121 (0.075)	0.146 (0.072)*	0.128 (0.081)	0.121 (0.079)	0.119 (0.079)
edad			0.083 (0.030)**	0.043 (0.038)	0.056 (0.043)	0.061 (0.039)	0.046 (0.053)
ramosrep==1				-0.001 (0.137)	-0.008 (0.141)	-0.034 (0.140)	-0.060 (0.142)
estanteriores				0.159 (0.078)*	0.138 (0.082)	0.134 (0.077)	0.140 (0.082)
estpostgrado				0.131 (0.093)	0.114 (0.095)	0.079 (0.097)	0.089 (0.098)
educpadre					0.011 (0.016)	0.019 (0.018)	0.019 (0.018)
educmadre					0.006 (0.013)	-0.003 (0.013)	-0.007 (0.014)
coleg.priv=1						0.195 (0.089)*	0.210 (0.094)*
bck.pobre=1						0.220 (0.126)	0.145 (0.146)
testhabc1							-0.287 (0.267)
testhabc2							0.029 (0.040)
Constant	9.405 (0.047)**	10.290 (0.997)**	8.069 (1.117)**	9.291 (1.305)**	8.972 (1.431)**	8.336 (1.215)**	9.549 (2.111)**
Observations	99	99	99	99	96	96	94
R-squared	0.00	0.02	0.10	0.15	0.18	0.24	0.25
Robust standard errors in parentheses							
* significant at 5%; ** significant at 1%							

**Regresiones OLS robust con variable dependiente ln(ing/h) y índice de belleza
beauty_2 generación despues 1991 SEXO MASCULINO**

	1	2	3	4	5	6	7
Promedio	0.193 (0.123)	0.169 (0.124)	0.135 (0.132)	0.154 (0.134)	0.140 (0.128)	0.123 (0.134)	0.105 (0.138)
Atractivos	0.172 (0.080)*	0.140 (0.089)	0.108 (0.093)	0.126 (0.097)	0.136 (0.109)	0.112 (0.118)	0.075 (0.115)
exp_2		0.091 (0.040)*	0.051 (0.063)	0.143 (0.072)	0.160 (0.076)*	0.165 (0.080)*	0.102 (0.080)
exp_22		-0.002 (0.001)*	-0.003 (0.001)*	-0.003 (0.001)*	-0.003 (0.001)*	-0.003 (0.001)*	-0.002 (0.001)
regionmet==1			0.156 (0.215)	0.188 (0.225)	0.210 (0.219)	0.214 (0.223)	0.202 (0.217)
firm grand			0.033 (0.090)	0.033 (0.086)	0.056 (0.087)	0.051 (0.090)	0.054 (0.089)
cargo			0.110 (0.097)	0.141 (0.103)	0.101 (0.105)	0.089 (0.110)	0.056 (0.110)
edad			0.048 (0.062)	-0.038 (0.074)	-0.049 (0.077)	-0.049 (0.080)	-0.013 (0.081)
ramosrep==1				0.012 (0.085)	0.009 (0.089)	0.008 (0.094)	-0.051 (0.099)
estanteriores				-0.082 (0.101)	-0.073 (0.106)	-0.082 (0.111)	-0.088 (0.109)
estpostgrado				0.292 (0.079)**	0.317 (0.083)**	0.323 (0.084)**	0.309 (0.082)**
educpadre					0.019 (0.015)	0.018 (0.017)	0.013 (0.018)
educmadre					0.008 (0.014)	0.008 (0.017)	0.017 (0.017)
coleg.priv=1						0.058 (0.129)	0.072 (0.129)
bck.pobre=1						0.023 (0.172)	0.070 (0.175)
testhabc1							0.447 (0.323)
testhabc2							-0.045 (0.054)
Constant	9.175 (0.052)**	8.387 (0.371)**	7.032 (1.616)**	8.784 (1.856)**	8.555 (1.904)**	8.502 (1.976)**	6.595 (1.922)**
Observations	95	95	95	95	91	89	87
R-squared	0.04	0.09	0.13	0.23	0.26	0.26	0.27
Robust standard errors in parentheses * significant at 5%; ** significant at 1%							

**Regresiones OLS robust con variable dependiente ln(ing/h) y índice de belleza beauty_2
empleadores o trabajadores por cuenta propia**

	1	2	3	4	5	6	7	8
Promedio	-0.096 (0.254)	-0.197 (0.250)	-0.246 (0.247)	-0.283 (0.257)	-0.183 (0.279)	-0.388 (0.286)	-0.445 (0.316)	-0.520 (0.277)
Atractivos	0.114 (0.154)	0.149 (0.144)	0.142 (0.140)	0.111 (0.161)	0.250 (0.191)	0.265 (0.204)	0.167 (0.203)	0.106 (0.224)
exp_2		0.061 (0.056)	0.079 (0.054)	0.056 (0.078)	0.102 (0.081)	0.092 (0.099)	0.083 (0.106)	0.121 (0.104)
exp_22		-0.001 (0.001)	-0.001 (0.001)	-0.002 (0.001)	-0.002 (0.002)	-0.002 (0.002)	-0.003 (0.002)	-0.004 (0.002)
sex			0.285 (0.132)*	0.347 (0.144)*	0.266 (0.153)	0.361 (0.149)*	0.409 (0.146)**	0.407 (0.153)*
dregion				0.330 (0.253)	0.317 (0.257)	0.251 (0.265)	0.236 (0.273)	0.294 (0.267)
bigfirm				-0.061 (0.192)	-0.076 (0.204)	-0.161 (0.210)	-0.292 (0.218)	-0.186 (0.217)
cargo				0.035 (0.129)	0.013 (0.133)	-0.032 (0.143)	-0.113 (0.155)	-0.181 (0.159)
edad				0.039 (0.088)	-0.015 (0.094)	0.020 (0.114)	0.055 (0.130)	0.057 (0.126)
rrep					-0.118 (0.157)	-0.164 (0.205)	-0.244 (0.208)	-0.135 (0.201)
estant					0.172 (0.137)	0.080 (0.175)	0.132 (0.167)	0.099 (0.161)
estpostg					0.209 (0.160)	0.153 (0.161)	0.084 (0.166)	0.127 (0.155)
educp						0.031 (0.025)	0.039 (0.024)	0.043 (0.026)
educm						-0.005 (0.021)	-0.024 (0.022)	-0.039 (0.025)
colpp							0.402 (0.158)*	0.494 (0.149)**
poorbck							0.248 (0.312)	0.274 (0.322)
habc1								-0.205 (0.422)
habc2								0.141 (0.058)*
Constant	9.208 (0.070)**	8.375 (0.577)**	8.010 (0.556)**	6.612 (2.465)**	7.928 (2.576)**	6.628 (3.095)*	5.588 -3.607	4.626 -3.952
Observations	70	70	70	70	70	67	66	65
R-squared	0.01	0.09	0.15	0.18	0.23	0.26	0.37	0.42
Robust standard errors in parentheses * significant at 5%; ** significant at 1%								

Regresiones OLS robust con variable dependiente ln(ing/h) y índice de belleza beauty_2 empleados dependientes

	1	2	3	4	5	6	7	8
Promedio	0.131 (0.064)*	0.138 (0.064)*	0.155 (0.061)*	0.121 (0.061)*	0.134 (0.061)*	0.120 (0.060)*	0.093 (0.061)	0.078 (0.062)
Atractivos	0.134 (0.052)*	0.144 (0.056)*	0.158 (0.055)**	0.131 (0.058)*	0.157 (0.059)**	0.141 (0.060)*	0.100 (0.063)	0.108 (0.063)
exp_2		0.099 (0.029)**	0.101 (0.030)**	0.065 (0.043)	0.109 (0.047)*	0.111 (0.049)*	0.112 (0.051)*	0.106 (0.050)*
exp_22		-0.002 (0.001)**	-0.003 (0.001)**	-0.002 (0.001)*	-0.002 (0.001)*	-0.002 (0.001)*	-0.002 (0.001)*	-0.001 (0.001)
sex			0.263 (0.049)**	0.241 (0.050)**	0.212 (0.052)**	0.221 (0.052)**	0.215 (0.052)**	0.207 (0.054)**
dregion				0.078 (0.084)	0.063 (0.090)	0.051 (0.092)	0.025 (0.089)	0.081 (0.086)
bigfirm				-0.083 (0.049)	-0.086 (0.048)	-0.066 (0.048)	-0.059 (0.048)	-0.067 (0.048)
cargo				0.141 (0.050)**	0.152 (0.052)**	0.135 (0.053)*	0.123 (0.053)*	0.133 (0.053)*
edad				0.014 (0.030)	-0.031 (0.036)	-0.030 (0.037)	-0.031 (0.037)	-0.045 (0.037)
rrep					-0.002 (0.063)	-0.006 (0.063)	-0.011 (0.062)	-0.011 (0.063)
estant					0.016 (0.049)	0.027 (0.049)	0.019 (0.051)	0.022 (0.050)
estpostg					0.164 (0.050)**	0.167 (0.051)**	0.169 (0.052)**	0.184 (0.051)**
educp						0.013 (0.009)	0.011 (0.010)	0.008 (0.010)
educm						0.002 (0.009)	-0.001 (0.009)	0.002 (0.009)
colpp							0.121 (0.057)*	0.130 (0.057)*
poorbck							-0.004 (0.090)	-0.069 (0.092)
habc1								-0.157 (0.139)
habc2								-0.008 (0.027)
Constant	9.222 (0.033)**	8.279 (0.272)**	8.088 (0.285)**	7.923 (0.750)**	8.895 (0.854)**	8.631 (0.892)**	8.697 (0.894)**	9.835 (1.068)**
Observations	286	286	286	286	286	278	277	270
R-squared	0.02	0.07	0.15	0.19	0.22	0.23	0.25	0.26
Robust standard errors in parentheses								
* significant at 5%; ** significant at 1%								

Regresiones OLS robust con variable dependiente ln(ing/h) y índice de belleza beauty_2 empleados sector público

	1	2	3	4	5	6	7	8
Promedio	-0.291 (0.147)	-0.294 (0.148)	-0.246 (0.144)	-0.227 (0.145)	-0.244 (0.160)	-0.240 (0.163)	-0.255 (0.165)	-0.237 (0.157)
Atractivos	0.102 (0.109)	0.070 (0.118)	0.090 (0.155)	0.092 (0.168)	0.138 (0.225)	0.115 (0.209)	0.041 (0.225)	0.114 (0.201)
exp_2		0.042 (0.058)	0.061 (0.051)	0.047 (0.065)	0.063 (0.068)	0.017 (0.071)	0.016 (0.068)	0.050 (0.081)
exp_22		-0.001 (0.002)	-0.002 (0.001)	-0.003 (0.002)	-0.002 (0.002)	-0.002 (0.002)	-0.002 (0.002)	-0.001 (0.002)
sex			0.229 (0.099)*	0.215 (0.106)*	0.156 (0.107)	0.197 (0.118)	0.158 (0.148)	0.195 (0.135)
dregion				-0.092 (0.185)	-0.016 (0.195)	-0.121 (0.195)	-0.184 (0.214)	-0.019 (0.191)
bigfirm				0.013 (0.096)	-0.014 (0.097)	0.034 (0.095)	0.016 (0.101)	0.003 (0.091)
cargo				0.028 (0.149)	-0.053 (0.152)	0.005 (0.151)	-0.022 (0.159)	-0.008 (0.134)
edad				0.037 (0.044)	0.009 (0.051)	0.042 (0.054)	0.039 (0.051)	-0.006 (0.052)
rrep					-0.109 (0.162)	-0.084 (0.171)	-0.088 (0.171)	-0.151 (0.150)
estant					-0.006 (0.117)	0.070 (0.121)	0.065 (0.121)	0.022 (0.115)
estpostg					0.235 (0.132)	0.109 (0.141)	0.127 (0.143)	0.212 (0.142)
educp						0.013 (0.018)	0.008 (0.020)	-0.007 (0.021)
educm						0.010 (0.017)	-0.001 (0.019)	0.007 (0.018)
colpp							0.155 (0.149)	0.124 (0.138)
poorbck							-0.098 (0.170)	-0.245 (0.164)
habc1								-0.555 (0.223)*
habc2								0.119 (0.052)*
Constant	9,076 (0.058)**	8,787 (0.480)**	8,486 (0.449)**	7,522 (1.183)**	8,159 (1.362)**	7,312 (1.445)**	7,665 (1.385)**	9,890 (1.616)**
Observations	59	59	59	59	59	56	55	53
R-squared	0.08	0.10	0.19	0.21	0.28	0.34	0.37	0.51
Robust standard errors in parentheses								
* significant at 5%; ** significant at 1%								

Regresiones OLS robust con variable dependiente ln(ing/h) y índice de belleza beauty_2 empleados sector privado

	1	2	3	4	5	6	7	8
Promedio	0.169 (0.062)**	0.176 (0.061)**	0.192 (0.061)**	0.164 (0.061)**	0.171 (0.063)**	0.153 (0.062)*	0.131 (0.064)*	0.109 (0.067)
Atractivos	0.106 (0.057)	0.130 (0.060)*	0.147 (0.059)*	0.138 (0.061)*	0.159 (0.060)**	0.143 (0.060)*	0.113 (0.063)	0.096 (0.064)
exp_2		0.105 (0.034)**	0.105 (0.035)**	0.056 (0.058)	0.120 (0.061)	0.141 (0.062)*	0.143 (0.064)*	0.091 (0.060)
exp_22		-0.002 (0.001)**	-0.003 (0.001)**	-0.002 (0.001)*	-0.002 (0.001)*	-0.002 (0.001)*	-0.002 (0.001)*	-0.001 (0.001)
sex			0.221 (0.057)**	0.204 (0.057)**	0.171 (0.061)**	0.170 (0.061)**	0.171 (0.061)**	0.172 (0.063)**
dregion				0.076 (0.089)	0.032 (0.093)	0.023 (0.093)	0.011 (0.091)	0.012 (0.093)
bigfirm				-0.090 (0.053)	-0.086 (0.052)	-0.065 (0.052)	-0.058 (0.052)	-0.060 (0.052)
cargo				0.128 (0.053)*	0.148 (0.053)**	0.124 (0.055)*	0.119 (0.056)*	0.112 (0.056)*
edad				0.026 (0.043)	-0.041 (0.047)	-0.055 (0.047)	-0.056 (0.048)	-0.025 (0.044)
rrep					-0.041 (0.054)	-0.048 (0.053)	-0.053 (0.053)	-0.068 (0.054)
estant					0.006 (0.054)	0.012 (0.054)	0.011 (0.055)	0.030 (0.055)
estpostg					0.190 (0.056)**	0.221 (0.056)**	0.219 (0.057)**	0.212 (0.057)**
educp						0.019 (0.010)	0.018 (0.011)	0.016 (0.011)
educm						-0.002 (0.009)	-0.003 (0.009)	-0.003 (0.009)
colpp							0.093 (0.063)	0.115 (0.064)
poorbck							0.043 (0.099)	0.015 (0.108)
habc1								-0.119 (0.169)
habc2								-0.048 (0.032)
Constant	9,265 (0.039)**	8,235 (0.320)**	8,087 (0.337)**	7,627 (1.005)**	9,197 (1.075)**	9,212 (1.098)**	9,207 (1.128)**	9,578 (1.362)**
Observations	227	227	227	227	227	222	222	217
R-squared	0.03	0.09	0.14	0.18	0.22	0.24	0.25	0.26
Robust standard errors in parentheses								
* significant at 5%; ** significant at 1%								

Regresiones OLS robust con variable dependiente ln(ing/h) y índice de belleza beauty_2 generación antes 1994 SEXO FEMENINO

	1	2	3	4	5	6	7
Promedio	0.116 (0.127)	0.106 (0.130)	0.073 (0.137)	0.096 (0.138)	0.069 (0.138)	-0.011 (0.128)	-0.035 (0.134)
Atractiva	0.157 (0.097)	0.134 (0.100)	0.078 (0.117)	0.059 (0.125)	0.000 (0.125)	-0.105 (0.118)	-0.053 (0.119)
exp_2		-0.022 (0.053)	0.083 (0.063)	0.084 (0.063)	0.089 (0.060)	0.082 (0.057)	0.083 (0.063)
exp_22		0.000 (0.001)	0.001 (0.001)	0.001 (0.001)	0.002 (0.001)	0.002 (0.001)*	0.002 (0.001)*
dregion			0.206 (0.248)	0.260 (0.223)	0.245 (0.236)	0.074 (0.219)	0.051 (0.203)
bigfirm			-0.092 (0.081)	-0.090 (0.080)	-0.047 (0.080)	0.022 (0.077)	0.032 (0.080)
cargo			0.050 (0.093)	0.074 (0.094)	0.105 (0.092)	0.097 (0.086)	0.090 (0.085)
edad			-0.115 (0.043)**	-0.151 (0.045)**	-0.168 (0.045)**	-0.171 (0.043)**	-0.161 (0.044)**
rrep				-0.060 (0.138)	-0.062 (0.147)	-0.036 (0.133)	-0.034 (0.138)
estant				0.292 (0.110)**	0.336 (0.112)**	0.340 (0.103)**	0.333 (0.100)**
estpostg				0.124 (0.106)	0.117 (0.110)	0.151 (0.103)	0.164 (0.109)
educp					0.015 (0.016)	0.016 (0.016)	0.011 (0.016)
educm					0.007 (0.016)	-0.008 (0.016)	-0.011 (0.016)
colpp						0.357 (0.113)**	0.404 (0.116)**
poorbck						-0.045 (0.160)	-0.085 (0.160)
habc1							-0.185 (0.239)
habc2							0.037 (0.040)
Constant	9,094 (0.055)**	9,414 (0.540)**	11,987 (1.162)**	13,074 (1.164)**	13,221 (1.156)**	13,481 (1.094)**	13,601 (1.512)**
Observations	126	126	126	126	122	122	118
R-squared	0.02	0.03	0.09	0.17	0.20	0.29	0.31
Robust standard errors in parentheses							
* significant at 5%; ** significant at 1%							

Regresiones OLS robust con variable dependiente ln(ing/h) y índice de belleza beauty_2 generación después 1994 SEXO FEMENINO

	1	2	3	4	5	6	7
Promedio	0.166 (0.123)	0.171 (0.132)	0.161 (0.138)	0.112 (0.131)	0.023 (0.139)	0.027 (0.151)	0.023 (0.164)
Atractiva	0.469 (0.169)**	0.479 (0.185)*	0.458 (0.208)*	0.403 (0.159)*	0.376 (0.124)**	0.362 (0.153)*	0.404 (0.195)
exp_2		-0.064 (0.070)	-0.057 (0.069)	-0.047 (0.084)	-0.081 (0.098)	-0.068 (0.122)	-0.061 (0.135)
exp_22		0.002 (0.002)	0.002 (0.002)	0.003 (0.003)	0.003 (0.003)	0.003 (0.003)	0.002 (0.004)
dregion			-0.005 (0.163)	0.102 (0.188)	0.134 (0.224)	0.114 (0.261)	0.079 (0.282)
bigfirm			0.028 (0.138)	-0.039 (0.168)	0.008 (0.161)	0.026 (0.189)	0.003 (0.189)
cargo			0.034 (0.109)	-0.033 (0.121)	-0.092 (0.123)	-0.091 (0.130)	-0.089 (0.158)
edad			-0.010 (0.039)	-0.060 (0.045)	-0.029 (0.064)	-0.028 (0.066)	-0.036 (0.072)
rrep				-0.136 (0.146)	-0.122 (0.136)	-0.127 (0.137)	-0.108 (0.168)
estant				0.073 (0.164)	0.012 (0.179)	0.016 (0.190)	0.016 (0.203)
estpostg				0.221 (0.136)	0.112 (0.141)	0.109 (0.152)	0.118 (0.172)
educp					-0.017 (0.030)	-0.020 (0.033)	-0.017 (0.033)
educm					0.057 (0.028)	0.056 (0.030)	0.052 (0.034)
colpp						0.006 (0.148)	0.002 (0.160)
poorbck						-0.064 (0.264)	-0.063 (0.289)
habc1							0.235 (0.581)
habc2							-0.064 (0.096)
Constant	8,772 (0.075)**	9,238 (0.519)**	9,481 (1.387)**	10,895 (1.543)**	9,824 (2.041)**	9,761 (2.110)**	9,651 (2.833)**
Observations	37	37	37	37	37	37	37
R-squared	0.17	0.18	0.18	0.26	0.37	0.37	0.39
Robust standard errors in parentheses							
* significant at 5%; ** significant at 1%							

Regresiones OLS robust con variable dependiente ln(ing/h) y índice de belleza beauty_2 generación antes 1994 SEXO MASCULINO

	1	2	3	4	5	6	7
Promedio	0.034 (0.088)	0.032 (0.090)	0.013 (0.090)	0.038 (0.092)	0.019 (0.092)	-0.012 (0.097)	-0.015 (0.104)
Atractivo	0.032 (0.064)	0.035 (0.067)	0.043 (0.073)	0.115 (0.080)	0.113 (0.080)	0.071 (0.084)	0.071 (0.088)
exp_2		0.023 (0.041)	-0.045 (0.048)	-0.018 (0.051)	-0.012 (0.057)	-0.021 (0.058)	-0.007 (0.061)
exp_22		-0.001 (0.001)	-0.001 (0.001)	-0.000 (0.001)	-0.000 (0.001)	-0.000 (0.001)	-0.000 (0.001)
dregion			0.178 (0.115)	0.148 (0.122)	0.145 (0.121)	0.141 (0.120)	0.163 (0.128)
bigfirm			-0.013 (0.065)	-0.020 (0.066)	-0.012 (0.066)	-0.011 (0.067)	-0.013 (0.069)
cargo			0.114 (0.063)	0.125 (0.064)	0.096 (0.067)	0.079 (0.066)	0.082 (0.066)
edad			0.072 (0.028)*	0.031 (0.032)	0.035 (0.035)	0.035 (0.033)	0.016 (0.038)
rrep				0.008 (0.099)	0.005 (0.097)	-0.002 (0.098)	-0.002 (0.098)
estant				0.058 (0.069)	0.039 (0.069)	0.052 (0.072)	0.050 (0.074)
estpostg				0.159 (0.073)*	0.162 (0.072)*	0.162 (0.072)*	0.169 (0.075)*
educp					0.014 (0.012)	0.016 (0.013)	0.016 (0.013)
educm					0.005 (0.010)	0.003 (0.011)	0.003 (0.011)
colpp						0.105 (0.073)	0.106 (0.076)
poorbck						0.147 (0.133)	0.106 (0.141)
habc1							-0.079 (0.209)
habc2							0.003 (0.031)
Constant	9,379 (0.038)**	9,163 (0.427)**	7,207 (0.855)**	8,205 (0.916)**	7,778 (0.997)**	7,809 (0.964)**	8,568 (1.323)**
Observations	145	145	145	145	142	140	138
R-squared	0.00	0.00	0.07	0.10	0.13	0.15	0.15
Robust standard errors in parentheses							
* significant at 5%; ** significant at 1%							

Regresiones OLS robust con variable dependiente ln(ing/h) y índice de belleza beauty_2 generación después 1994 SEXO MASCULINO

	1	2	3	4	5	6	7
Promedio	0.390 (0.098)**	0.370 (0.093)**	0.402 (0.108)**	0.384 (0.128)**	0.373 (0.114)**	0.377 (0.140)*	0.364 (0.152)*
Atractivo	0.316 (0.124)*	0.250 (0.144)	0.304 (0.160)	0.252 (0.167)	0.273 (0.228)	0.208 (0.246)	0.201 (0.248)
exp_2		0.117 (0.055)*	0.039 (0.098)	0.126 (0.104)	0.139 (0.108)	0.157 (0.100)	0.123 (0.168)
exp_22		-0.003 (0.001)*	-0.003 (0.002)	-0.003 (0.002)	-0.004 (0.003)	-0.004 (0.003)	-0.004 (0.003)
dregion			-0.083 (0.133)	0.079 (0.155)	-0.007 (0.165)	-0.152 (0.179)	-0.147 (0.213)
bigfirm			-0.116 (0.119)	-0.093 (0.112)	-0.056 (0.112)	-0.095 (0.125)	-0.088 (0.133)
cargo			0.143 (0.138)	0.162 (0.163)	0.155 (0.190)	0.118 (0.182)	0.116 (0.197)
edad			0.079 (0.146)	-0.004 (0.159)	-0.000 (0.177)	-0.004 (0.168)	0.021 (0.197)
rrep				0.011 (0.131)	-0.065 (0.134)	-0.133 (0.144)	-0.137 (0.156)
estant				-0.051 (0.134)	-0.032 (0.142)	-0.150 (0.201)	-0.163 (0.223)
estpostg				0.269 (0.115)*	0.251 (0.119)*	0.193 (0.113)	0.197 (0.116)
educp					0.022 (0.020)	0.016 (0.025)	0.018 (0.028)
educm					-0.029 (0.021)	-0.035 (0.029)	-0.034 (0.034)
colpp						0.311 (0.240)	0.310 (0.237)
poorbck						0.130 (0.310)	0.165 (0.299)
habc1							0.114 (0.568)
habc2							0.036 (0.132)
Constant	9,054 (0.072)**	8,123 (0.479)**	6,394 -3,949	7,947 -4,272	7,886 -4,775	8,124 -4,482	6,813 -5,609
Observations	49	49	49	49	45	45	43
R-squared	0.12	0.20	0.26	0.34	0.34	0.40	0.37
Robust standard errors in parentheses * significant at 5%; ** significant at 1%							

**Regresiones OLS robust con variable dependiente ln(ing/h) y índice de belleza beauty_3
SEXO FEMENINO**

	1	2	3	4	5	6	7
beauty_3	0.204 (0.082)*	0.204 (0.085)*	0.154 (0.096)	0.146 (0.098)	0.116 (0.097)	0.029 (0.099)	0.065 (0.098)
exp_2		0.040 (0.046)	0.099 (0.049)*	0.123 (0.054)*	0.104 (0.060)	0.097 (0.056)	0.100 (0.057)
exp_22		-0.001 (0.001)	-0.000 (0.001)	-0.000 (0.001)	0.000 (0.001)	0.000 (0.001)	0.000 (0.001)
dregion			0.174 (0.186)	0.205 (0.174)	0.185 (0.182)	0.097 (0.172)	0.094 (0.164)
bigfirm			-0.068 (0.071)	-0.088 (0.075)	-0.057 (0.075)	-0.010 (0.073)	0.000 (0.075)
cargo			0.091 (0.080)	0.106 (0.082)	0.117 (0.081)	0.098 (0.079)	0.098 (0.079)
edad			-0.081 (0.035)*	-0.114 (0.040)**	-0.108 (0.046)*	-0.102 (0.046)*	-0.096 (0.046)*
rrep				-0.059 (0.103)	-0.043 (0.107)	-0.023 (0.103)	-0.028 (0.107)
estant				0.141 (0.087)	0.159 (0.089)	0.176 (0.084)*	0.183 (0.083)*
estpostg				0.127 (0.086)	0.090 (0.094)	0.098 (0.090)	0.112 (0.093)
educp					0.005 (0.013)	0.001 (0.013)	-0.004 (0.014)
educm					0.019 (0.014)	0.010 (0.015)	0.008 (0.015)
colpp						0.275 (0.088)**	0.293 (0.091)**
poorbck						-0.086 (0.123)	-0.121 (0.117)
habc1							-0.230 (0.208)
habc2							0.017 (0.040)
Constant	9,046 (0.041)**	8,664 (0.415)**	10,582 (0.982)**	11,385 (1.052)**	10,983 (1.144)**	10,944 (1.145)**	11,528 (1.593)**
Observations	163	163	163	163	159	159	155
R-squared	0.02	0.03	0.08	0.11	0.13	0.20	0.22

Robust standard errors in parentheses

* significant at 5%; ** significant at 1%

**Regresiones OLS robust con variable dependiente ln(ing/h) y índice de belleza beauty_4
SEXO FEMENINO**

	1	2	3	4	5	6	7
beauty_4	-0.157 (0.075)*	-0.175 (0.078)*	-0.132 (0.086)	-0.128 (0.088)	-0.094 (0.091)	-0.020 (0.089)	-0.028 (0.091)
exp_2		0.055 (0.043)	0.109 (0.048)*	0.136 (0.054)*	0.116 (0.061)	0.100 (0.057)	0.104 (0.058)
exp_22		-0.001 (0.001)	-0.001 (0.001)	-0.000 (0.001)	0.000 (0.001)	0.000 (0.001)	-0.000 (0.001)
dregion			0.165 (0.187)	0.199 (0.176)	0.185 (0.181)	0.098 (0.171)	0.097 (0.164)
bigfirm			-0.073 (0.071)	-0.095 (0.073)	-0.062 (0.074)	-0.011 (0.071)	0.001 (0.074)
cargo			0.085 (0.083)	0.099 (0.085)	0.116 (0.085)	0.099 (0.083)	0.102 (0.083)
edad			-0.078 (0.035)*	-0.115 (0.040)**	-0.110 (0.046)*	-0.102 (0.045)*	-0.097 (0.046)*
rrep				-0.045 (0.105)	-0.036 (0.109)	-0.022 (0.103)	-0.028 (0.108)
estant				0.135 (0.088)	0.155 (0.090)	0.175 (0.085)*	0.182 (0.084)*
estpostg				0.139 (0.088)	0.102 (0.096)	0.100 (0.091)	0.115 (0.094)
educp					0.004 (0.013)	0.000 (0.013)	-0.005 (0.014)
educm					0.018 (0.014)	0.010 (0.015)	0.008 (0.015)
colpp						0.275 (0.086)**	0.295 (0.089)**
poorbck						-0.089 (0.123)	-0.127 (0.116)
habc1							-0.233 (0.210)
habc2							0.015 (0.040)
Constant	9,180 (0.058)**	8,668 (0.394)**	10,513 (0.951)**	11,396 (1.039)**	11,064 (1.130)**	10,966 (1.141)**	11,613 (1.586)**
Observations	163	163	163	163	159	159	155
R-squared	0.03	0.04	0.08	0.11	0.13	0.20	0.22
Robust standard errors in parentheses * significant at 5%; ** significant at 1%							

**Regresiones OLS robust con variable dependiente ln(ing/h) y índice de belleza beauty_3
SEXO MASCULINO**

	1	2	3	4	5	6	7
beauty_3	0.087 (0.056)	0.096 (0.061)	0.100 (0.066)	0.146 (0.070)*	0.150 (0.076)	0.117 (0.078)	0.117 (0.078)
exp_2		0.099 (0.030)**	0.027 (0.046)	0.073 (0.050)	0.088 (0.052)	0.095 (0.054)	0.069 (0.051)
exp_22		-0.002 (0.001)**	-0.002 (0.001)**	-0.002 (0.001)**	-0.002 (0.001)**	-0.002 (0.001)**	-0.002 (0.001)*
dregion			0.127 (0.104)	0.104 (0.112)	0.089 (0.110)	0.070 (0.109)	0.100 (0.115)
bigfirm			-0.036 (0.058)	-0.026 (0.057)	-0.014 (0.059)	-0.013 (0.059)	-0.012 (0.060)
cargo			0.136 (0.058)*	0.153 (0.060)*	0.111 (0.063)	0.098 (0.064)	0.095 (0.063)
edad			0.061 (0.033)	0.012 (0.037)	0.014 (0.039)	0.011 (0.039)	0.018 (0.041)
rrep				-0.000 (0.069)	-0.018 (0.071)	-0.032 (0.072)	-0.029 (0.071)
estant				0.012 (0.060)	0.002 (0.060)	0.003 (0.061)	0.004 (0.064)
estpostg				0.183 (0.060)**	0.189 (0.061)**	0.185 (0.062)**	0.192 (0.063)**
educp					0.021 (0.011)	0.022 (0.011)	0.020 (0.012)
educm					-0.004 (0.010)	-0.006 (0.010)	-0.002 (0.010)
colpp						0.115 (0.069)	0.123 (0.070)
poorbck						0.150 (0.118)	0.133 (0.121)
habc1							0.019 (0.196)
habc2							0.008 (0.031)
Constant	9,314 (0.032)**	8,333 (0.292)**	6,843 (0.848)**	7,907 (0.885)**	7,496 (0.950)**	7,485 (0.934)**	7,268 (1.214)**
Observations	194	194	194	194	187	185	181
R-squared	0.01	0.06	0.11	0.15	0.17	0.19	0.19
Robust standard errors in parentheses * significant at 5%; ** significant at 1%							

**Regresiones OLS robust con variable dependiente ln(ing/h) y índice de belleza beauty_4
SEXO MASCULINO**

	1	2	3	4	5	6	7
beauty_4	-0.122 (0.057)*	-0.112 (0.058)	-0.107 (0.060)	-0.138 (0.062)*	-0.115 (0.063)	-0.083 (0.065)	-0.085 (0.067)
exp_2		0.095 (0.030)**	0.022 (0.046)	0.068 (0.050)	0.082 (0.053)	0.090 (0.054)	0.063 (0.052)
exp_22		-0.002 (0.001)**	-0.002 (0.001)**	-0.002 (0.001)*	-0.002 (0.001)**	-0.002 (0.001)**	-0.002 (0.001)*
dregion			0.120 (0.102)	0.095 (0.109)	0.083 (0.107)	0.067 (0.107)	0.098 (0.113)
bigfirm			-0.039 (0.057)	-0.027 (0.057)	-0.013 (0.058)	-0.012 (0.059)	-0.012 (0.060)
cargo			0.126 (0.058)*	0.142 (0.060)*	0.103 (0.063)	0.094 (0.064)	0.091 (0.063)
edad			0.065 (0.033)	0.015 (0.038)	0.017 (0.039)	0.013 (0.039)	0.022 (0.041)
rrep				0.009 (0.070)	-0.006 (0.072)	-0.022 (0.073)	-0.019 (0.072)
estant				0.008 (0.059)	-0.002 (0.060)	-0.000 (0.060)	-0.001 (0.063)
estpostg				0.187 (0.061)**	0.187 (0.062)**	0.182 (0.062)**	0.189 (0.063)**
educp					0.020 (0.010)*	0.022 (0.011)*	0.019 (0.011)
educm					-0.004 (0.009)	-0.005 (0.010)	-0.001 (0.010)
colpp						0.109 (0.069)	0.115 (0.071)
poorbck						0.146 (0.121)	0.132 (0.124)
habc1							0.048 (0.193)
habc2							0.006 (0.030)
Constant	9,411 (0.044)**	8,459 (0.289)**	6,872 (0.835)**	7,996 (0.885)**	7,565 (0.955)**	7,534 (0.939)**	7,184 (1.234)**
Observations	194	194	194	194	187	185	181
R-squared	0.02	0.07	0.12	0.16	0.17	0.19	0.19

Robust standard errors in parentheses

* significant at 5%; ** significant at 1%

**Regresiones OLS robust con variable dependiente ln(ing/h) y índice de belleza beauty_3
generación antes 1991 SEXO FEMENINO**

	1	2	3	4	5	6	7
beauty_3	-0.025 (0.155)	-0.051 (0.148)	-0.113 (0.174)	-0.073 (0.198)	-0.173 (0.201)	-0.221 (0.202)	-0.047 (0.211)
exp_2		-0.037 (0.127)	0.045 (0.126)	-0.040 (0.113)	-0.024 (0.110)	-0.028 (0.116)	-0.074 (0.121)
exp_22		0.000 (0.003)	0.001 (0.002)	0.004 (0.002)	0.004 (0.002)	0.004 (0.002)	0.004 (0.002)
dregion			0.261 (0.455)	0.338 (0.326)	0.437 (0.358)	0.210 (0.315)	0.076 (0.314)
bigfirm			-0.099 (0.116)	-0.104 (0.116)	-0.028 (0.117)	0.029 (0.113)	0.032 (0.124)
cargo			0.071 (0.127)	0.063 (0.121)	0.126 (0.117)	0.067 (0.114)	0.026 (0.118)
edad			-0.111 (0.050)*	-0.139 (0.055)*	-0.168 (0.055)**	-0.159 (0.055)**	-0.137 (0.059)*
rrep				-0.109 (0.141)	-0.122 (0.156)	-0.041 (0.164)	0.017 (0.168)
estant				0.443 (0.168)*	0.500 (0.169)**	0.462 (0.164)**	0.498 (0.155)**
estpostg				0.089 (0.153)	0.108 (0.161)	0.160 (0.152)	0.160 (0.175)
educp					0.012 (0.020)	0.003 (0.021)	-0.006 (0.021)
educm					0.011 (0.022)	-0.009 (0.023)	-0.016 (0.023)
colpp						0.336 (0.123)**	0.446 (0.130)**
poorbck						-0.441 (0.251)	-0.499 (0.283)
habc1							-0.232 (0.372)
habc2							0.056 (0.065)
Constant	9,132 (0.067)**	9,746 (1.384)**	12,416 (1.860)**	14,137 (1.947)**	14,423 (2.009)**	14,474 (1.988)**	14,926 (2.794)**
Observations	76	76	76	76	72	72	68
R-squared	0.00	0.02	0.10	0.23	0.28	0.36	0.43

Robust standard errors in parentheses

* significant at 5%; ** significant at 1%

Regresiones OLS robust con variable dependiente ln(ing/h) y índice de belleza beauty_3 generación después 1991 SEXO FEMENINO

	1	2	3	4	5	6	7
beauty_3	0.378 (0.080)**	0.398 (0.084)**	0.349 (0.099)**	0.341 (0.093)**	0.368 (0.096)**	0.297 (0.104)**	0.284 (0.108)*
exp_2		-0.045 (0.064)	-0.011 (0.061)	0.006 (0.062)	-0.031 (0.074)	-0.035 (0.074)	-0.023 (0.078)
exp_22		0.002 (0.002)	0.003 (0.002)	0.003 (0.002)	0.003 (0.002)	0.003 (0.002)	0.003 (0.002)
dregion			0.059 (0.183)	0.089 (0.200)	0.017 (0.182)	0.013 (0.182)	0.001 (0.190)
bigfirm			-0.042 (0.088)	-0.066 (0.095)	-0.028 (0.096)	-0.019 (0.098)	-0.010 (0.101)
cargo			0.141 (0.105)	0.146 (0.110)	0.099 (0.100)	0.106 (0.104)	0.102 (0.105)
edad			-0.070 (0.037)	-0.090 (0.040)*	-0.055 (0.050)	-0.054 (0.056)	-0.063 (0.066)
rrep				-0.003 (0.162)	0.030 (0.161)	0.011 (0.145)	0.003 (0.152)
estant				0.003 (0.095)	-0.006 (0.094)	0.009 (0.094)	0.015 (0.095)
estpostg				0.097 (0.090)	0.003 (0.100)	0.015 (0.103)	0.017 (0.108)
educp					-0.001 (0.019)	-0.003 (0.019)	-0.003 (0.019)
educm					0.036 (0.017)*	0.030 (0.018)	0.029 (0.017)
colpp						0.175 (0.116)	0.163 (0.116)
poorbck						0.093 (0.144)	0.095 (0.149)
habc1							-0.066 (0.273)
habc2							-0.054 (0.050)
Constant	8,967 (0.050)**	9,239 (0.518)**	11,073 (1.116)**	11,507 (1.169)**	10,317 (1.335)**	10,329 (1.475)**	11,291 (1.975)**
Observations	87	87	87	87	87	87	87
R-squared	0.11	0.13	0.17	0.18	0.23	0.26	0.27
Robust standard errors in parentheses							
* significant at 5%; ** significant at 1%							

Regresiones OLS robust con variable dependiente ln(ing/h) y índice de belleza beauty_3 generación antes 1991 SEXO MASCULINO

	1	2	3	4	5	6	7
beauty_3	0.061 (0.076)	0.046 (0.087)	0.113 (0.096)	0.184 (0.113)	0.224 (0.110)*	0.158 (0.101)	0.162 (0.108)
exp_2		-0.069 (0.090)	-0.140 (0.080)	-0.136 (0.082)	-0.161 (0.097)	-0.137 (0.087)	-0.120 (0.091)
exp_22		0.001 (0.002)	0.001 (0.002)	0.002 (0.002)	0.002 (0.002)	0.002 (0.002)	0.002 (0.002)
dregion			0.117 (0.103)	0.097 (0.109)	0.088 (0.115)	0.072 (0.099)	0.088 (0.104)
bigfirm			-0.104 (0.075)	-0.134 (0.078)	-0.142 (0.082)	-0.139 (0.082)	-0.140 (0.083)
cargo			0.127 (0.076)	0.155 (0.073)*	0.132 (0.081)	0.120 (0.079)	0.119 (0.080)
edad			0.079 (0.030)*	0.041 (0.038)	0.054 (0.043)	0.061 (0.039)	0.046 (0.053)
rrep				0.015 (0.138)	0.002 (0.141)	-0.034 (0.139)	-0.063 (0.141)
estant				0.159 (0.078)*	0.136 (0.082)	0.134 (0.077)	0.140 (0.082)
estpostg				0.123 (0.091)	0.109 (0.093)	0.079 (0.096)	0.091 (0.099)
educp					0.011 (0.016)	0.019 (0.018)	0.019 (0.018)
educm					0.006 (0.013)	-0.003 (0.013)	-0.006 (0.014)
colpp						0.195 (0.092)*	0.207 (0.095)*
poorbck						0.220 (0.124)	0.144 (0.146)
habc1							-0.279 (0.253)
habc2							0.028 (0.039)
Constant	9,415 (0.041)**	10,282 (1.003)**	8,143 (1.124)**	9,286 (1.313)**	8,940 (1.438)**	8,339 (1.219)**	9,532 (2.083)**
Observations	99	99	99	99	96	96	94
R-squared	0.00	0.02	0.10	0.15	0.17	0.24	0.25

Robust standard errors in parentheses

* significant at 5%; ** significant at 1%

Regresiones OLS robust con variable dependiente ln(ing/h) y índice de belleza beauty_3 generación despues 1991 SEXO MASCULINO

	1	2	3	4	5	6	7
beauty_3	0.144 (0.077)	0.112 (0.087)	0.082 (0.088)	0.100 (0.096)	0.113 (0.109)	0.086 (0.116)	0.046 (0.116)
exp_2		0.095 (0.041)*	0.055 (0.061)	0.142 (0.070)*	0.160 (0.074)*	0.169 (0.078)*	0.104 (0.079)
exp_22		-0.002 (0.001)*	-0.003 (0.001)*	-0.003 (0.001)*	-0.003 (0.001)*	-0.003 (0.001)*	-0.002 (0.001)
dregion			0.178 (0.215)	0.205 (0.227)	0.223 (0.221)	0.225 (0.226)	0.213 (0.218)
bigfirm			0.032 (0.089)	0.032 (0.086)	0.055 (0.087)	0.049 (0.089)	0.049 (0.087)
cargo			0.125 (0.094)	0.156 (0.102)	0.116 (0.103)	0.099 (0.110)	0.062 (0.109)
edad			0.044 (0.059)	-0.038 (0.072)	-0.049 (0.074)	-0.051 (0.077)	-0.015 (0.079)
rrep				-0.016 (0.080)	-0.022 (0.082)	-0.020 (0.087)	-0.077 (0.087)
estant				-0.079 (0.102)	-0.067 (0.107)	-0.081 (0.112)	-0.088 (0.109)
estpostg				0.285 (0.079)**	0.311 (0.083)**	0.321 (0.085)**	0.304 (0.083)**
educp					0.020 (0.015)	0.018 (0.018)	0.013 (0.019)
educm					0.007 (0.015)	0.007 (0.017)	0.016 (0.017)
colpp						0.079 (0.129)	0.091 (0.127)
poorbck						0.032 (0.168)	0.076 (0.174)
habc1							0.480 (0.323)
habc2							-0.053 (0.055)
Constant	9,203 (0.047)**	8,389 (0.377)**	7,112 (1.568)**	8,821 (1.798)**	8,600 (1.845)**	8,574 (1.908)**	6,612 (1.873)**
Observations	95	95	95	95	91	89	87
R-squared	0.02	0.07	0.11	0.22	0.24	0.25	0.26
Robust standard errors in parentheses * significant at 5%; ** significant at 1%							

**Regresiones OLS robust con variable dependiente ling6 y índice de belleza beauty_4
generación antes 1991 SEXO FEMENINO**

	1	2	3	4	5	6	7
beauty_4	0.010 (0.128)	0.027 (0.133)	0.068 (0.149)	0.048 (0.150)	0.108 (0.155)	0.172 (0.149)	0.150 (0.152)
exp_2		-0.039 (0.132)	0.040 (0.131)	-0.047 (0.121)	-0.041 (0.118)	-0.055 (0.125)	-0.102 (0.132)
exp_22		0.000 (0.003)	0.001 (0.003)	0.004 (0.002)	0.004 (0.002)	0.004 (0.003)	0.005 (0.003)
dregion			0.248 (0.452)	0.329 (0.328)	0.417 (0.372)	0.177 (0.334)	0.069 (0.325)
bigfirm			-0.096 (0.114)	-0.100 (0.115)	-0.022 (0.113)	0.046 (0.107)	0.062 (0.115)
cargo			0.072 (0.134)	0.065 (0.127)	0.126 (0.123)	0.074 (0.118)	0.055 (0.120)
edad			-0.112 (0.050)*	-0.136 (0.055)*	-0.162 (0.054)**	-0.151 (0.054)**	-0.131 (0.058)*
rrep				-0.113 (0.137)	-0.131 (0.145)	-0.053 (0.150)	-0.002 (0.155)
estant				0.447 (0.167)**	0.509 (0.170)**	0.472 (0.163)**	0.498 (0.152)**
estpostg				0.079 (0.157)	0.091 (0.164)	0.133 (0.153)	0.124 (0.172)
educp					0.016 (0.020)	0.008 (0.021)	-0.005 (0.021)
educm					0.008 (0.021)	-0.013 (0.022)	-0.018 (0.022)
colpp						0.353 (0.123)**	0.465 (0.128)**
poorbck						-0.456 (0.246)	-0.547 (0.276)
habc1							-0.273 (0.365)
habc2							0.050 (0.064)
Constant	9,122 (0.103)**	9,736 (1.416)**	12,443 (1.964)**	14,094 (1.954)**	14,309 (2.004)**	14,355 (2.004)**	15,140 (2.762)**
Observations	76	76	76	76	72	72	68
R-squared	0.00	0.02	0.10	0.23	0.28	0.36	0.44

Robust standard errors in parentheses

* significant at 5%; ** significant at 1%

**Regresiones OLS robust con variable dependiente ling6 y índice de belleza beauty_4
generación después 1991 SEXO FEMENINO**

	1	2	3	4	5	6	7
beauty_4	-0.304 (0.083)**	-0.350 (0.081)**	-0.308 (0.094)**	-0.313 (0.091)**	-0.298 (0.098)**	-0.232 (0.103)*	-0.239 (0.110)*
exp_2		-0.006 (0.058)	0.007 (0.060)	0.029 (0.064)	0.003 (0.076)	-0.004 (0.075)	0.010 (0.080)
exp_22		0.001 (0.002)	0.002 (0.002)	0.002 (0.002)	0.002 (0.002)	0.002 (0.002)	0.002 (0.002)
dregion			0.006 (0.184)	0.044 (0.200)	0.001 (0.186)	-0.003 (0.184)	-0.022 (0.195)
bigfirm			-0.037 (0.087)	-0.069 (0.092)	-0.041 (0.093)	-0.024 (0.096)	-0.013 (0.098)
cargo			0.146 (0.103)	0.144 (0.108)	0.117 (0.099)	0.118 (0.102)	0.108 (0.104)
edad			-0.049 (0.040)	-0.074 (0.043)	-0.050 (0.052)	-0.050 (0.057)	-0.060 (0.068)
rrep				0.006 (0.157)	0.029 (0.158)	0.011 (0.145)	0.001 (0.150)
estant				-0.028 (0.090)	-0.031 (0.091)	-0.012 (0.090)	-0.007 (0.091)
estpostg				0.118 (0.094)	0.052 (0.103)	0.050 (0.105)	0.053 (0.110)
educp					-0.001 (0.019)	-0.003 (0.020)	-0.004 (0.019)
educm					0.026 (0.017)	0.022 (0.017)	0.021 (0.017)
colpp						0.169 (0.118)	0.147 (0.119)
poorbck						0.035 (0.142)	0.034 (0.146)
habc1							-0.102 (0.268)
habc2							-0.067 (0.051)
Constant	9,228 (0.060)**	9,152 (0.476)**	10,540 (1.144)**	11,048 (1.210)**	10,216 (1.361)**	10,222 (1.490)**	11,484 (1.999)**
Observations	87	87	87	87	87	87	87
R-squared	0.12	0.15	0.18	0.20	0.22	0.25	0.27
Robust standard errors in parentheses * significant at 5%; ** significant at 1%							

**Regresiones OLS robust con variable dependiente ln(ingh) y índice de belleza beauty_4
generación antes 1991 SEXO MASCULINO**

	1	2	3	4	5	6	7
beauty_4	-0.051 (0.077)	-0.050 (0.078)	-0.079 (0.083)	-0.108 (0.088)	-0.098 (0.090)	-0.037 (0.089)	-0.029 (0.097)
exp_2		-0.071 (0.089)	-0.149 (0.080)	-0.149 (0.084)	-0.177 (0.100)	-0.144 (0.089)	-0.127 (0.092)
exp_22		0.001 (0.002)	0.001 (0.002)	0.002 (0.002)	0.002 (0.002)	0.002 (0.002)	0.002 (0.002)
dregion			0.113 (0.100)	0.094 (0.105)	0.087 (0.110)	0.072 (0.095)	0.087 (0.100)
bigfirm			-0.104 (0.076)	-0.129 (0.078)	-0.132 (0.084)	-0.125 (0.084)	-0.124 (0.089)
cargo			0.120 (0.075)	0.141 (0.073)	0.121 (0.081)	0.115 (0.078)	0.114 (0.079)
edad			0.081 (0.029)**	0.042 (0.038)	0.057 (0.044)	0.062 (0.039)	0.048 (0.052)
rrep				-0.020 (0.147)	-0.034 (0.154)	-0.058 (0.150)	-0.084 (0.154)
estant				0.152 (0.076)*	0.130 (0.079)	0.128 (0.075)	0.132 (0.079)
estpostg				0.115 (0.092)	0.090 (0.094)	0.058 (0.095)	0.066 (0.097)
educp					0.011 (0.015)	0.020 (0.017)	0.020 (0.017)
educm					0.007 (0.013)	-0.002 (0.013)	-0.005 (0.014)
colpp						0.199 (0.089)*	0.212 (0.094)*
poorbck						0.240 (0.123)	0.169 (0.142)
habc1							-0.268 (0.259)
habc2							0.024 (0.039)
Constant	9,456 (0.062)**	10,349 (0.976)**	8,268 (1.103)**	9,534 (1.334)**	9,152 (1.456)**	8,433 (1.219)**	9,580 (2.075)**
Observations	99	99	99	99	96	96	94
R-squared	0.00	0.02	0.10	0.15	0.16	0.22	0.23

Robust standard errors in parentheses

* significant at 5%; ** significant at 1%

Regresiones OLS robust con variable dependiente ln(ing/h) y índice de belleza beauty_4 generación despues 1991 SEXO MASCULINO

	1	2	3	4	5	6	7
beauty_4	-0.182 (0.080)*	-0.153 (0.083)	-0.120 (0.089)	-0.139 (0.086)	-0.138 (0.088)	-0.118 (0.096)	-0.091 (0.097)
exp_2		0.091 (0.040)*	0.051 (0.062)	0.142 (0.072)	0.159 (0.075)*	0.165 (0.079)*	0.101 (0.078)
exp_22		-0.002 (0.001)*	-0.003 (0.001)*	-0.003 (0.001)*	-0.003 (0.001)*	-0.003 (0.001)*	-0.002 (0.001)
dregion			0.158 (0.212)	0.189 (0.223)	0.211 (0.217)	0.214 (0.222)	0.202 (0.216)
bigfirm			0.033 (0.089)	0.033 (0.085)	0.056 (0.086)	0.051 (0.089)	0.054 (0.089)
cargo			0.109 (0.096)	0.141 (0.102)	0.101 (0.104)	0.089 (0.109)	0.057 (0.109)
edad			0.048 (0.061)	-0.038 (0.074)	-0.049 (0.076)	-0.049 (0.079)	-0.013 (0.080)
rrep				0.007 (0.077)	0.008 (0.080)	0.005 (0.083)	-0.057 (0.085)
estant				-0.080 (0.101)	-0.073 (0.106)	-0.082 (0.112)	-0.085 (0.109)
estpostg				0.292 (0.078)**	0.317 (0.081)**	0.324 (0.083)**	0.310 (0.081)**
educp					0.019 (0.014)	0.018 (0.017)	0.012 (0.018)
educm					0.008 (0.014)	0.008 (0.016)	0.017 (0.017)
colpp						0.058 (0.128)	0.071 (0.129)
poorbck						0.024 (0.171)	0.073 (0.173)
habc1							0.441 (0.319)
habc2							-0.045 (0.053)
Constant	9,357 (0.061)**	8,543 (0.373)**	7,155 (1.590)**	8,919 (1.843)**	8,695 (1.881)**	8,625 (1.955)**	6,710 (1.885)**
Observations	95	95	95	95	91	89	87
R-squared	0.04	0.09	0.13	0.23	0.26	0.26	0.27
Robust standard errors in parentheses							
* significant at 5%; ** significant at 1%							

Regresiones OLS robust con variable dependiente ln(ing/h) y índice de belleza beauty_3 generación antes 1994 SEXO FEMENINO

	1	2	3	4	5	6	7
beauty_3	0.133 (0.094)	0.111 (0.094)	0.059 (0.109)	0.034 (0.115)	-0.019 (0.113)	-0.101 (0.107)	-0.041 (0.106)
exp_2		-0.033 (0.051)	0.077 (0.061)	0.071 (0.058)	0.080 (0.055)	0.083 (0.052)	0.088 (0.056)
exp_22		0.001 (0.001)	0.001 (0.001)	0.002 (0.001)	0.002 (0.001)*	0.002 (0.001)**	0.002 (0.001)*
dregion			0.211 (0.248)	0.266 (0.223)	0.247 (0.237)	0.074 (0.217)	0.054 (0.202)
bigfirm			-0.091 (0.081)	-0.088 (0.081)	-0.045 (0.080)	0.021 (0.078)	0.030 (0.081)
cargo			0.058 (0.088)	0.085 (0.089)	0.113 (0.086)	0.096 (0.081)	0.087 (0.081)
edad			-0.117 (0.044)**	-0.149 (0.046)**	-0.166 (0.045)**	-0.171 (0.043)**	-0.162 (0.044)**
rrep				-0.074 (0.133)	-0.073 (0.142)	-0.035 (0.134)	-0.028 (0.138)
estant				0.291 (0.109)**	0.336 (0.111)**	0.340 (0.103)**	0.334 (0.100)**
estpostg				0.110 (0.103)	0.107 (0.107)	0.152 (0.102)	0.168 (0.107)
educp					0.016 (0.016)	0.016 (0.016)	0.010 (0.016)
educm					0.006 (0.016)	-0.008 (0.017)	-0.010 (0.017)
colpp						0.355 (0.115)**	0.397 (0.117)**
poorbck						-0.045 (0.158)	-0.086 (0.159)
habc1							-0.176 (0.227)
habc2							0.035 (0.039)
Constant	9,119 (0.050)**	9,540 (0.503)**	12,123 (1.147)**	13,142 (1.175)**	13,269 (1.157)**	13,472 (1.070)**	13,559 (1.470)**
Observations	126	126	126	126	122	122	118
R-squared	0.01	0.02	0.09	0.16	0.20	0.29	0.31

Robust standard errors in parentheses

* significant at 5%; ** significant at 1%

Regresiones OLS robust con variable dependiente ln(ing/h) y índice de belleza beauty_3 generación después 1994 SEXO FEMENINO

	1	2	3	4	5	6	7
beauty_3	0.421 (0.162)*	0.423 (0.177)*	0.381 (0.202)	0.352 (0.149)*	0.366 (0.119)**	0.350 (0.144)*	0.394 (0.171)*
exp_2		-0.066 (0.071)	-0.054 (0.069)	-0.051 (0.084)	-0.084 (0.094)	-0.073 (0.114)	-0.065 (0.125)
exp_22		0.002 (0.002)	0.002 (0.002)	0.003 (0.003)	0.003 (0.003)	0.003 (0.003)	0.003 (0.003)
dregion			0.077 (0.160)	0.153 (0.177)	0.141 (0.217)	0.124 (0.246)	0.088 (0.261)
bigfirm			0.063 (0.145)	-0.015 (0.174)	0.012 (0.166)	0.030 (0.193)	0.006 (0.192)
cargo			0.040 (0.108)	-0.028 (0.127)	-0.093 (0.121)	-0.092 (0.127)	-0.089 (0.154)
edad			-0.018 (0.039)	-0.067 (0.045)	-0.029 (0.062)	-0.027 (0.064)	-0.035 (0.070)
rrep				-0.139 (0.144)	-0.123 (0.134)	-0.127 (0.134)	-0.107 (0.164)
estant				0.099 (0.171)	0.014 (0.176)	0.018 (0.187)	0.018 (0.199)
estpostg				0.226 (0.138)	0.110 (0.140)	0.106 (0.149)	0.115 (0.171)
educp					-0.017 (0.029)	-0.019 (0.032)	-0.016 (0.032)
educm					0.058 (0.027)*	0.057 (0.027)*	0.053 (0.031)
colpp						0.010 (0.140)	0.006 (0.153)
poorbck						-0.058 (0.244)	-0.057 (0.270)
habc1							0.240 (0.576)
habc2							-0.064 (0.093)
Constant	8,820 (0.061)**	9,329 (0.534)**	9,689 (1.352)**	11,146 (1.521)**	9,804 (2.005)**	9,743 (2.062)**	9,617 (2.849)**
Observations	37	37	37	37	37	37	37
R-squared	0.13	0.14	0.15	0.25	0.37	0.37	0.39
Robust standard errors in parentheses							
* significant at 5%; ** significant at 1%							

**Regresiones OLS robust con variable dependiente ling6 y índice de belleza beauty_3
generación antes 1994 SEXO MASCULINO**

	1	2	3	4	5	6	7
beauty_3	0.024 (0.062)	0.028 (0.065)	0.040 (0.071)	0.103 (0.078)	0.107 (0.080)	0.076 (0.082)	0.076 (0.087)
exp_2		0.024 (0.041)	-0.044 (0.048)	-0.017 (0.051)	-0.011 (0.056)	-0.022 (0.058)	-0.008 (0.061)
exp_22		-0.001 (0.001)	-0.001 (0.001)	-0.000 (0.001)	-0.001 (0.001)	-0.000 (0.001)	-0.000 (0.001)
dregion			0.179 (0.116)	0.151 (0.124)	0.147 (0.122)	0.140 (0.120)	0.162 (0.128)
bigfirm			-0.012 (0.064)	-0.018 (0.065)	-0.010 (0.066)	-0.012 (0.066)	-0.014 (0.068)
cargo			0.116 (0.063)	0.130 (0.064)*	0.098 (0.067)	0.078 (0.066)	0.081 (0.066)
edad			0.071 (0.028)*	0.031 (0.032)	0.035 (0.035)	0.035 (0.033)	0.016 (0.038)
rrep				0.007 (0.097)	0.004 (0.096)	-0.002 (0.098)	-0.002 (0.098)
estant				0.058 (0.069)	0.039 (0.070)	0.053 (0.071)	0.050 (0.074)
estpostg				0.154 (0.072)*	0.160 (0.070)*	0.163 (0.072)*	0.171 (0.074)*
educp					0.014 (0.012)	0.016 (0.013)	0.016 (0.013)
educm					0.005 (0.010)	0.003 (0.011)	0.003 (0.012)
colpp						0.103 (0.071)	0.103 (0.073)
poorbck						0.145 (0.133)	0.105 (0.141)
habc1							-0.074 (0.204)
habc2							0.003 (0.031)
Constant	9,387 (0.034)**	9,157 (0.424)**	7,217 (0.854)**	8,203 (0.913)**	7,775 (0.993)**	7,811 (0.962)**	8,548 (1.310)**
Observations	145	145	145	145	142	140	138
R-squared	0.00	0.00	0.07	0.10	0.13	0.15	0.15
Robust standard errors in parentheses * significant at 5%; ** significant at 1%							

**Regresiones OLS robust con variable dependiente ln(ing/h) y índice de belleza
beauty_3 generación despues 1994 SEXO MASCULINO**

	1	2	3	4	5	6	7
beauty_3	0.271 (0.120)*	0.204 (0.138)	0.267 (0.157)	0.213 (0.168)	0.241 (0.222)	0.177 (0.237)	0.164 (0.234)
exp_2		0.116 (0.057)*	0.066 (0.097)	0.148 (0.104)	0.156 (0.109)	0.174 (0.101)	0.135 (0.171)
exp_22		-0.003 (0.001)*	-0.003 (0.002)	-0.003 (0.002)	-0.003 (0.003)	-0.003 (0.003)	-0.003 (0.003)
dregion			0.004 (0.132)	0.130 (0.180)	0.040 (0.191)	-0.105 (0.216)	-0.082 (0.237)
bigfirm			-0.146 (0.126)	-0.107 (0.115)	-0.059 (0.121)	-0.097 (0.132)	-0.097 (0.141)
cargo			0.107 (0.145)	0.136 (0.171)	0.132 (0.195)	0.096 (0.186)	0.089 (0.198)
edad			0.033 (0.144)	-0.049 (0.157)	-0.038 (0.179)	-0.042 (0.170)	-0.013 (0.197)
rrep				-0.035 (0.133)	-0.117 (0.137)	-0.184 (0.151)	-0.184 (0.161)
estant				-0.024 (0.144)	-0.004 (0.151)	-0.120 (0.199)	-0.137 (0.220)
estpostg				0.281 (0.119)*	0.276 (0.125)*	0.219 (0.114)	0.223 (0.118)
educp					0.025 (0.024)	0.020 (0.031)	0.021 (0.037)
educm					-0.021 (0.023)	-0.027 (0.030)	-0.027 (0.036)
colpp						0.307 (0.257)	0.307 (0.254)
poorbck						0.135 (0.329)	0.160 (0.308)
habc1							0.166 (0.566)
habc2							0.042 (0.132)
Constant	9,099 (0.066)**	8,190 (0.491)**	7,602 -3,908	9,232 (4.208)*	8,826 -4,852	9,063 -4,598	7,423 -5,675
Observations	49	49	49	49	45	45	43
R-squared	0.05	0.13	0.18	0.27	0.28	0.34	0.31
Robust standard errors in parentheses * significant at 5%; ** significant at 1%							

Regresiones OLS robust con variable dependiente ln(ing/h) y índice de belleza beauty_4 generación antes 1994 SEXO FEMENINO

	1	2	3	4	5	6	7
beauty_4	-0.136 (0.089)	-0.120 (0.094)	-0.076 (0.106)	-0.078 (0.110)	-0.037 (0.112)	0.054 (0.103)	0.043 (0.109)
exp_2		-0.021 (0.051)	0.083 (0.061)	0.082 (0.061)	0.085 (0.059)	0.077 (0.056)	0.082 (0.061)
exp_22		0.000 (0.001)	0.001 (0.001)	0.001 (0.001)	0.002 (0.001)*	0.002 (0.001)*	0.002 (0.001)*
dregion			0.206 (0.246)	0.256 (0.221)	0.237 (0.233)	0.064 (0.218)	0.049 (0.201)
bigfirm			-0.092 (0.081)	-0.090 (0.080)	-0.047 (0.079)	0.021 (0.077)	0.032 (0.080)
cargo			0.050 (0.093)	0.072 (0.094)	0.099 (0.092)	0.089 (0.086)	0.089 (0.085)
edad			-0.115 (0.043)**	-0.150 (0.045)**	-0.165 (0.045)**	-0.168 (0.043)**	-0.160 (0.044)**
rrep				-0.062 (0.138)	-0.065 (0.146)	-0.040 (0.132)	-0.035 (0.137)
estant				0.291 (0.110)**	0.333 (0.112)**	0.336 (0.104)**	0.332 (0.100)**
estpostg				0.121 (0.105)	0.112 (0.109)	0.144 (0.102)	0.163 (0.108)
educp					0.015 (0.016)	0.017 (0.015)	0.011 (0.016)
educm					0.007 (0.016)	-0.008 (0.016)	-0.011 (0.016)
colpp						0.354 (0.112)**	0.404 (0.115)**
poorbck						-0.039 (0.162)	-0.084 (0.160)
habc1							-0.186 (0.236)
habc2							0.037 (0.039)
Constant	9,230 (0.070)**	9,526 (0.488)**	12,061 (1.127)**	13,144 (1.136)**	13,218 (1.150)**	13,371 (1.097)**	13,545 (1.500)**
Observations	126	126	126	126	122	122	118
R-squared	0.02	0.03	0.09	0.17	0.20	0.28	0.31

Robust standard errors in parentheses

* significant at 5%; ** significant at 1%

Regresiones OLS robust con variable dependiente ln(ing/h) y índice de belleza beauty_4 generación después 1994 SEXO FEMENINO

	1	2	3	4	5	6	7
beauty_4	-0.252 (0.116)*	-0.260 (0.126)*	-0.233 (0.132)	-0.186 (0.120)	-0.125 (0.119)	-0.112 (0.130)	-0.116 (0.146)
exp_2		-0.060 (0.072)	-0.051 (0.070)	-0.031 (0.092)	-0.046 (0.106)	-0.026 (0.128)	-0.020 (0.141)
exp_22		0.002 (0.002)	0.002 (0.002)	0.003 (0.003)	0.002 (0.003)	0.002 (0.003)	0.001 (0.004)
dregion			0.012 (0.160)	0.127 (0.185)	0.176 (0.215)	0.139 (0.284)	0.127 (0.287)
bigfirm			0.061 (0.133)	-0.013 (0.160)	0.036 (0.153)	0.074 (0.174)	0.071 (0.176)
cargo			0.047 (0.117)	-0.030 (0.130)	-0.083 (0.138)	-0.085 (0.144)	-0.094 (0.162)
edad			-0.012 (0.040)	-0.060 (0.046)	-0.041 (0.066)	-0.037 (0.068)	-0.042 (0.076)
rrep				-0.181 (0.166)	-0.178 (0.153)	-0.180 (0.153)	-0.181 (0.173)
estant				0.023 (0.173)	-0.032 (0.191)	-0.017 (0.201)	-0.025 (0.209)
estpostg				0.232 (0.147)	0.144 (0.154)	0.130 (0.157)	0.148 (0.180)
educp					-0.020 (0.030)	-0.026 (0.034)	-0.024 (0.034)
educm					0.050 (0.027)	0.048 (0.028)	0.045 (0.031)
colpp						0.047 (0.148)	0.035 (0.155)
poorbck						-0.124 (0.267)	-0.132 (0.286)
habc1							0.025 (0.524)
habc2							-0.051 (0.095)
Constant	9,024 (0.089)**	9,462 (0.557)**	9,688 (1.427)**	10,981 (1.546)**	10,171 (2.083)**	9,983 (2.165)**	10,508 (2.912)**
Observations	37	37	37	37	37	37	37
R-squared	0.11	0.13	0.14	0.22	0.31	0.32	0.33
Robust standard errors in parentheses * significant at 5%; ** significant at 1%							

Regresiones OLS robust con variable dependiente ln(ing/h) y índice de belleza beauty_4 generación antes 1994 SEXO MASCULINO

	1	2	3	4	5	6	7
beauty_4	-0.033 (0.065)	-0.033 (0.065)	-0.024 (0.068)	-0.064 (0.072)	-0.051 (0.071)	-0.016 (0.076)	-0.015 (0.080)
exp_2		0.022 (0.040)	-0.046 (0.048)	-0.022 (0.052)	-0.017 (0.057)	-0.026 (0.058)	-0.012 (0.061)
exp_22		-0.001 (0.001)	-0.001 (0.001)	-0.000 (0.001)	-0.000 (0.001)	-0.000 (0.001)	-0.000 (0.001)
dregion			0.177 (0.114)	0.146 (0.122)	0.144 (0.120)	0.139 (0.118)	0.162 (0.127)
bigfirm			-0.012 (0.065)	-0.017 (0.066)	-0.008 (0.067)	-0.008 (0.068)	-0.011 (0.070)
cargo			0.114 (0.063)	0.124 (0.064)	0.095 (0.068)	0.078 (0.066)	0.081 (0.067)
edad			0.071 (0.028)*	0.031 (0.033)	0.035 (0.036)	0.035 (0.034)	0.015 (0.038)
rrep				0.014 (0.100)	0.010 (0.098)	0.003 (0.099)	0.003 (0.099)
estant				0.053 (0.069)	0.034 (0.069)	0.048 (0.071)	0.044 (0.074)
estpostg				0.151 (0.072)*	0.153 (0.071)*	0.153 (0.071)*	0.160 (0.074)*
educp					0.014 (0.012)	0.016 (0.013)	0.017 (0.013)
educm					0.006 (0.010)	0.003 (0.011)	0.004 (0.011)
colpp						0.107 (0.073)	0.106 (0.075)
poorbck						0.148 (0.134)	0.111 (0.141)
habc1							-0.055 (0.204)
habc2							0.001 (0.030)
Constant	9,413 (0.052)**	9,198 (0.417)**	7,277 (0.816)**	8,326 (0.908)**	7,879 (0.995)**	7,871 (0.955)**	8,568 (1.320)**
Observations	145	145	145	145	142	140	138
R-squared	0.00	0.00	0.07	0.10	0.12	0.15	0.15

Robust standard errors in parentheses

* significant at 5%; ** significant at 1%

**Regresiones OLS robust con variable dependiente ln(ing/h) y índice de belleza
beauty_4 generación despues 1994 SEXO MASCULINO**

	1	2	3	4	5	6	7
beauty_4	-0.349 (0.095)**	-0.305 (0.104)**	-0.350 (0.112)**	-0.314 (0.119)*	-0.327 (0.132)*	-0.302 (0.141)*	-0.298 (0.148)
exp_2		0.113 (0.054)*	0.040 (0.097)	0.124 (0.104)	0.137 (0.108)	0.154 (0.101)	0.115 (0.166)
exp_22		-0.003 (0.001)*	-0.003 (0.002)	-0.003 (0.002)	-0.003 (0.002)	-0.003 (0.003)	-0.003 (0.003)
dregion			-0.072 (0.130)	0.088 (0.158)	-0.000 (0.165)	-0.138 (0.181)	-0.161 (0.213)
bigfirm			-0.132 (0.108)	-0.113 (0.105)	-0.066 (0.107)	-0.109 (0.122)	-0.096 (0.129)
cargo			0.134 (0.136)	0.148 (0.161)	0.150 (0.185)	0.111 (0.181)	0.114 (0.195)
edad			0.070 (0.143)	-0.012 (0.157)	-0.009 (0.173)	-0.018 (0.164)	0.011 (0.194)
rrep				-0.003 (0.128)	-0.080 (0.127)	-0.155 (0.142)	-0.156 (0.156)
estant				-0.052 (0.135)	-0.032 (0.141)	-0.145 (0.196)	-0.155 (0.218)
estpostg				0.263 (0.112)*	0.253 (0.116)*	0.199 (0.107)	0.205 (0.110)
educp					0.022 (0.020)	0.016 (0.026)	0.019 (0.029)
educm					-0.028 (0.021)	-0.032 (0.028)	-0.031 (0.034)
colpp						0.299 (0.235)	0.302 (0.233)
poorbck						0.133 (0.307)	0.189 (0.300)
habc1							0.039 (0.570)
habc2							0.050 (0.135)
Constant	9,403 (0.063)**	8,462 (0.482)**	7,005 -3,857	8,576 (4.192)*	8,496 -4,636	8,870 -4,360	7,645 -5,457
Observations	49	49	49	49	45	45	43
R-squared	0.12	0.20	0.26	0.33	0.34	0.40	0.37
Robust standard errors in parentheses * significant at 5%; ** significant at 1%							

Regresiones ORDERED PROBIT robust con variable dependiente tngreso y índice de belleza beauty SEXO FEMENINO

	1	2	3	4	5	6	7
beauty	0.172 (0.069)*	0.190 (0.072)**	0.156 (0.074)*	0.150 (0.075)*	0.128 (0.080)	0.067 (0.083)	0.086 (0.088)
exp_2		0.062 (0.108)	0.122 (0.115)	0.173 (0.122)	0.122 (0.128)	0.096 (0.125)	0.107 (0.127)
exp_22		-0.001 (0.003)	0.000 (0.003)	0.001 (0.003)	0.002 (0.003)	0.002 (0.003)	0.001 (0.003)
dregion			0.554 (0.590)	0.621 (0.583)	0.615 (0.574)	0.467 (0.547)	0.451 (0.538)
bigfirm			0.132 (0.167)	0.082 (0.175)	0.170 (0.177)	0.281 (0.180)	0.299 (0.187)
cargo			0.184 (0.173)	0.210 (0.171)	0.257 (0.171)	0.216 (0.177)	0.220 (0.178)
edad			-0.098 (0.074)	-0.166 (0.088)	-0.152 (0.096)	-0.136 (0.096)	-0.126 (0.097)
rrep				-0.211 (0.223)	-0.177 (0.228)	-0.141 (0.228)	-0.149 (0.234)
estant				0.186 (0.181)	0.232 (0.183)	0.270 (0.186)	0.295 (0.187)
estpostg				0.268 (0.216)	0.178 (0.243)	0.186 (0.240)	0.220 (0.251)
educp					-0.008 (0.031)	-0.016 (0.031)	-0.027 (0.031)
educm					0.064 (0.034)	0.045 (0.035)	0.042 (0.034)
colpp						0.563 (0.177)**	0.607 (0.179)**
poorbck						-0.334 (0.280)	-0.418 (0.263)
habc1							-0.529 (0.507)
habc2							0.038 (0.087)
Observations	163	163	163	163	159	159	155
Robust standard errors in parentheses * significant at 5%; ** significant at 1%							

Regresiones ORDERED PROBIT robust con variable dependiente tingreso y índice de belleza beauty_2 SEXO FEMENINO

	1	2	3	4	5	6	7
beauty_2	0.245 (0.105)*	0.276 (0.111)*	0.223 (0.118)	0.213 (0.122)	0.174 (0.128)	0.069 (0.130)	0.097 (0.139)
exp_2		0.059 (0.107)	0.117 (0.114)	0.170 (0.122)	0.115 (0.129)	0.091 (0.124)	0.100 (0.128)
exp_22		-0.001 (0.003)	0.000 (0.003)	0.001 (0.003)	0.002 (0.003)	0.002 (0.003)	0.001 (0.003)
dregion			0.590 (0.583)	0.658 (0.576)	0.638 (0.568)	0.483 (0.542)	0.469 (0.533)
bigfirm			0.131 (0.167)	0.080 (0.176)	0.166 (0.178)	0.284 (0.182)	0.302 (0.189)
cargo			0.167 (0.179)	0.194 (0.177)	0.241 (0.177)	0.216 (0.181)	0.216 (0.181)
edad			-0.094 (0.074)	-0.164 (0.087)	-0.147 (0.097)	-0.135 (0.096)	-0.123 (0.098)
rrep				-0.206 (0.222)	-0.172 (0.228)	-0.142 (0.228)	-0.152 (0.235)
estant				0.180 (0.181)	0.226 (0.183)	0.268 (0.187)	0.291 (0.188)
estpostg				0.274 (0.218)	0.177 (0.243)	0.183 (0.240)	0.217 (0.252)
educp					-0.003 (0.030)	-0.013 (0.031)	-0.024 (0.031)
educm					0.065 (0.034)	0.045 (0.035)	0.042 (0.034)
colpp						0.574 (0.176)**	0.616 (0.177)**
poorbck						-0.332 (0.280)	-0.414 (0.264)
habc1							-0.536 (0.510)
habc2							0.038 (0.088)
Observations	163	163	163	163	159	159	155
Robust standard errors in parentheses							
* significant at 5%; ** significant at 1%							

Regresiones ORDERED PROBIT robust con variable dependiente tngreso y índice de belleza beauty SEXO MASCULINO

	1	2	3	4	5	6	7
beauty	0.235 (0.069)**	0.229 (0.071)**	0.228 (0.072)**	0.266 (0.076)**	0.263 (0.080)**	0.235 (0.083)**	0.230 (0.084)**
exp_2		0.193 (0.073)**	-0.123 (0.127)	-0.006 (0.141)	0.020 (0.147)	0.030 (0.153)	0.000 (0.155)
exp_22		-0.004 (0.002)*	-0.004 (0.002)*	-0.003 (0.002)	-0.005 (0.002)*	-0.005 (0.002)*	-0.003 (0.002)
dregion			0.175 (0.280)	0.094 (0.306)	0.065 (0.303)	0.038 (0.303)	0.164 (0.308)
bigfirm			0.098 (0.160)	0.118 (0.161)	0.132 (0.166)	0.134 (0.168)	0.140 (0.173)
cargo			0.703 (0.173)**	0.786 (0.184)**	0.697 (0.190)**	0.665 (0.197)**	0.665 (0.193)**
edad			0.288 (0.108)**	0.164 (0.124)	0.182 (0.131)	0.181 (0.134)	0.153 (0.143)
rrep				-0.099 (0.236)	-0.201 (0.243)	-0.223 (0.243)	-0.224 (0.240)
estant				0.178 (0.165)	0.185 (0.170)	0.183 (0.175)	0.151 (0.176)
estpostg				0.473 (0.175)**	0.484 (0.179)**	0.481 (0.180)**	0.535 (0.184)**
educp					0.057 (0.030)	0.058 (0.031)	0.050 (0.032)
educm					-0.001 (0.026)	-0.006 (0.028)	0.011 (0.028)
colpp						0.235 (0.210)	0.253 (0.213)
poorbck						0.203 (0.315)	0.262 (0.318)
habc1							0.807 (0.561)
habc2							0.062 (0.095)
Observations	194	194	194	194	187	185	181
Robust standard errors in parentheses							
* significant at 5%; ** significant at 1%							

Regresiones ORDERED PROBIT robust con variable dependiente tngreso y índice de belleza beauty_2 SEXO MASCULINO

	1	2	3	4	5	6	7
beauty_2	0.310 (0.100)**	0.308 (0.103)**	0.294 (0.107)**	0.368 (0.112)**	0.353 (0.119)**	0.306 (0.124)*	0.298 (0.125)*
exp_2		0.205 (0.073)**	-0.093 (0.125)	0.032 (0.139)	0.063 (0.146)	0.066 (0.151)	0.034 (0.154)
exp_22		-0.005 (0.002)**	-0.004 (0.002)*	-0.004 (0.002)*	-0.005 (0.002)*	-0.005 (0.002)*	-0.003 (0.002)
dregion			0.226 (0.275)	0.151 (0.301)	0.122 (0.299)	0.092 (0.299)	0.219 (0.307)
bigfirm			0.090 (0.159)	0.106 (0.160)	0.122 (0.165)	0.125 (0.168)	0.127 (0.174)
cargo			0.714 (0.171)**	0.801 (0.182)**	0.719 (0.188)**	0.679 (0.195)**	0.678 (0.191)**
edad			0.265 (0.105)*	0.135 (0.123)	0.146 (0.129)	0.151 (0.131)	0.121 (0.139)
rrep				-0.061 (0.239)	-0.171 (0.246)	-0.194 (0.246)	-0.196 (0.243)
estant				0.184 (0.164)	0.190 (0.169)	0.184 (0.174)	0.155 (0.176)
estpostg				0.491 (0.177)**	0.507 (0.183)**	0.500 (0.183)**	0.551 (0.188)**
educp					0.054 (0.030)	0.055 (0.031)	0.047 (0.033)
educm					-0.004 (0.026)	-0.011 (0.028)	0.007 (0.029)
colpp						0.238 (0.208)	0.257 (0.211)
poorbck						0.158 (0.306)	0.212 (0.312)
habc1							0.820 (0.556)
habc2							0.052 (0.098)
Observations	194	194	194	194	187	185	181
Robust standard errors in parentheses * significant at 5%; ** significant at 1%							

Regresiones ORDERED PROBIT robust con variable dependiente tingsreso y índice de belleza beauty_3 SEXO FEMENINO

	1	2	3	4	5	6	7
beauty_3	0.283 (0.213)	0.313 (0.220)	0.205 (0.240)	0.186 (0.246)	0.120 (0.252)	-0.081 (0.263)	-0.022 (0.281)
exp_2		0.039 (0.107)	0.106 (0.116)	0.154 (0.123)	0.101 (0.128)	0.088 (0.122)	0.091 (0.124)
exp_22		-0.000 (0.003)	0.001 (0.003)	0.001 (0.003)	0.002 (0.003)	0.002 (0.003)	0.002 (0.003)
dregion			0.647 (0.581)	0.709 (0.573)	0.677 (0.570)	0.505 (0.542)	0.485 (0.532)
bigfirm			0.146 (0.169)	0.098 (0.177)	0.186 (0.179)	0.305 (0.184)	0.326 (0.190)
cargo			0.223 (0.177)	0.252 (0.177)	0.294 (0.175)	0.257 (0.179)	0.251 (0.180)
edad			-0.105 (0.076)	-0.169 (0.089)	-0.152 (0.097)	-0.140 (0.097)	-0.126 (0.098)
rrep				-0.241 (0.217)	-0.201 (0.224)	-0.158 (0.227)	-0.176 (0.232)
estant				0.187 (0.182)	0.234 (0.183)	0.276 (0.186)	0.297 (0.189)
estpostg				0.259 (0.215)	0.159 (0.239)	0.180 (0.235)	0.206 (0.247)
educp					0.001 (0.030)	-0.011 (0.031)	-0.021 (0.031)
educm					0.064 (0.034)	0.043 (0.035)	0.040 (0.035)
colpp						0.619 (0.181)**	0.657 (0.181)**
poorbck						-0.336 (0.278)	-0.418 (0.263)
habc1							-0.575 (0.506)
habc2							0.033 (0.089)
Observations	163	163	163	163	159	159	155
Robust standard errors in parentheses							
* significant at 5%; ** significant at 1%							

Regresiones ORDERED PROBIT robust con variable dependiente tngreso y índice de belleza beauty_4 SEXO FEMENINO

	1	2	3	4	5	6	7
beauty_4	-0.440 (0.168)**	-0.501 (0.181)**	-0.426 (0.190)*	-0.415 (0.195)*	-0.356 (0.200)	-0.218 (0.199)	-0.242 (0.206)
exp_2		0.079 (0.106)	0.131 (0.113)	0.191 (0.122)	0.135 (0.129)	0.107 (0.126)	0.118 (0.129)
exp_22		-0.001 (0.003)	-0.000 (0.003)	0.000 (0.003)	0.001 (0.003)	0.002 (0.003)	0.001 (0.003)
dregion			0.579 (0.587)	0.651 (0.581)	0.636 (0.570)	0.478 (0.544)	0.469 (0.536)
bigfirm			0.126 (0.166)	0.070 (0.174)	0.156 (0.177)	0.269 (0.179)	0.288 (0.186)
cargo			0.158 (0.180)	0.181 (0.178)	0.230 (0.178)	0.195 (0.181)	0.202 (0.182)
edad			-0.090 (0.072)	-0.166 (0.086)	-0.150 (0.096)	-0.135 (0.096)	-0.126 (0.097)
rrep				-0.185 (0.225)	-0.155 (0.230)	-0.126 (0.229)	-0.134 (0.235)
estant				0.171 (0.181)	0.218 (0.183)	0.259 (0.187)	0.285 (0.188)
estpostg				0.294 (0.219)	0.198 (0.245)	0.199 (0.242)	0.234 (0.253)
educp					-0.007 (0.030)	-0.016 (0.031)	-0.026 (0.031)
educm					0.064 (0.034)	0.046 (0.035)	0.041 (0.034)
colpp						0.547 (0.172)**	0.594 (0.173)**
poorbck						-0.347 (0.281)	-0.431 (0.266)
habc1							-0.518 (0.510)
habc2							0.035 (0.088)
Observations	163	163	163	163	159	159	155
Robust standard errors in parentheses							
* significant at 5%; ** significant at 1%							

Regresiones ORDERED PROBIT robust con variable dependiente tngreso y índice de belleza beauty_3 SEXO MASCULINO

	1	2	3	4	5	6	7
beauty_3	0.500 (0.195)*	0.526 (0.203)**	0.515 (0.213)*	0.668 (0.231)**	0.701 (0.257)**	0.621 (0.261)*	0.604 (0.261)*
exp_2		0.213 (0.073)**	-0.073 (0.124)	0.050 (0.137)	0.085 (0.143)	0.087 (0.149)	0.059 (0.151)
exp_22		-0.005 (0.002)**	-0.004 (0.002)*	-0.004 (0.002)*	-0.005 (0.002)*	-0.005 (0.002)*	-0.003 (0.002)
dregion			0.246 (0.278)	0.178 (0.305)	0.141 (0.304)	0.101 (0.303)	0.227 (0.311)
bigfirm			0.098 (0.159)	0.112 (0.160)	0.126 (0.165)	0.127 (0.169)	0.132 (0.174)
cargo			0.736 (0.170)**	0.824 (0.180)**	0.737 (0.187)**	0.689 (0.194)**	0.687 (0.191)**
edad			0.250 (0.105)*	0.123 (0.122)	0.133 (0.128)	0.139 (0.130)	0.105 (0.137)
rrep				-0.079 (0.239)	-0.200 (0.247)	-0.226 (0.247)	-0.226 (0.243)
estant				0.184 (0.167)	0.192 (0.171)	0.186 (0.176)	0.160 (0.178)
estpostg				0.472 (0.175)**	0.502 (0.182)**	0.498 (0.183)**	0.550 (0.188)**
educp					0.058 (0.030)	0.058 (0.032)	0.049 (0.033)
educm					-0.007 (0.027)	-0.014 (0.028)	0.004 (0.029)
colpp						0.280 (0.204)	0.299 (0.208)
poorbck						0.183 (0.301)	0.227 (0.307)
habc1							0.766 (0.549)
habc2							0.055 (0.098)
Observations	194	194	194	194	187	185	181
Robust standard errors in parentheses * significant at 5%; ** significant at 1%							

Regresiones ORDERED PROBIT robust con variable dependiente tingreso y índice de belleza beauty_4 SEXO MASCULINO

	1	2	3	4	5	6	7
beauty_4	-0.471 (0.170)**	-0.455 (0.177)**	-0.422 (0.179)*	-0.509 (0.183)**	-0.448 (0.188)*	-0.371 (0.197)	-0.362 (0.199)
exp_2		0.200 (0.073)**	-0.092 (0.125)	0.028 (0.140)	0.060 (0.146)	0.064 (0.151)	0.030 (0.154)
exp_22		-0.004 (0.002)*	-0.004 (0.002)*	-0.004 (0.002)	-0.005 (0.002)*	-0.005 (0.002)*	-0.003 (0.002)
dregion			0.216 (0.275)	0.145 (0.300)	0.118 (0.296)	0.086 (0.297)	0.214 (0.305)
bigfirm			0.104 (0.159)	0.125 (0.160)	0.139 (0.164)	0.141 (0.167)	0.142 (0.173)
cargo			0.714 (0.171)**	0.797 (0.183)**	0.713 (0.189)**	0.672 (0.195)**	0.670 (0.191)**
edad			0.260 (0.105)*	0.135 (0.122)	0.149 (0.129)	0.152 (0.131)	0.124 (0.139)
rrep				-0.040 (0.237)	-0.139 (0.247)	-0.168 (0.247)	-0.174 (0.245)
estant				0.171 (0.163)	0.174 (0.168)	0.169 (0.173)	0.138 (0.174)
estpostg				0.464 (0.176)**	0.468 (0.181)**	0.463 (0.182)*	0.514 (0.187)**
educp					0.056 (0.029)	0.057 (0.031)	0.049 (0.032)
educm					-0.004 (0.026)	-0.011 (0.027)	0.008 (0.028)
colpp						0.259 (0.208)	0.275 (0.210)
poorbck						0.168 (0.308)	0.229 (0.314)
habc1							0.884 (0.555)
habc2							0.044 (0.098)
Observations	194	194	194	194	187	185	181
Robust standard errors in parentheses							
* significant at 5%; ** significant at 1%							