



ANÁLISIS MICROECONÓMICO DEL MERCADO LABORAL FRENTE A
PROBLEMAS DE DISCRIMINACIÓN Y SEGREGACIÓN DEL LUGAR DE
RESIDENCIA EN CALI

AUTOR

Luisa Mariana Castaño Cárdenas

DIRECTOR DEL PROYECTO

Juan Tomás Sayago Gómez

UNIVERSIDAD ICESI

FACULTAD DE CIENCIAS ADMINISTRATIVAS Y ECONÓMICAS

ECONOMÍA Y NEGOCIOS INTERNACIONALES

SANTIAGO DE CALI

2019

CONTENIDO

RESUMEN	4
PALABRAS CLAVE	5
ABSTRACT	5
KEY WORDS	6
1. INTRODUCCIÓN	7
2. MARCO TEÓRICO	8
2.1. Experimentación	8
2.2. Discriminación en el mercado laboral	9
2.3. Experimentos de discriminación en el mercado laboral	10
3. METODOLOGÍA	12
3.1. Planteamiento experimental	12
3.2. Creación de perfiles	14
3.3. Búsqueda de ofertas laborales	15
3.4. Recolección de datos	15
3.5. Planteamiento del modelo	16
4. RESULTADOS	18
5. CONCLUSIONES	19
REFERENCIAS	20
ANEXOS	22

LISTADO DE TABLAS

Tabla 1	18
----------------------	----

LISTADO DE ILUSTRACIONES

Ilustración 1 distribución de las características.....	13
Ilustración 2 Datos recolectados.....	16

LISTADO DE ANEXOS

Anexo 1 Modelo 1.....	22
Anexo 2 Modelo 2.....	23
Anexo 3 Modelo 3.....	23
Anexo 4 Modelo 4.....	24
Anexo 5 Prueba de heterocedasticidad Modelo 1	25
Anexo 6 Prueba de heterocedasticidad Modelo 2	26

RESUMEN

El objetivo de este proyecto es investigar cómo afecta a la probabilidad de ser llamado a una entrevista en la ciudad de Cali, el lugar de vivienda de una persona (contexto socioeconómico) y la distancia a la que esta habite de la empresa donde aplicó. Para esto, se efectuó un estudio de la literatura sobre experimentos de discriminación en el mercado laboral y a través de internet. De ellos se pudo sacar que las variables que deseamos observar están poco estudiadas, pero que hay documentos que las avalan como causas de discriminación. El contexto socioeconómico, debido al efecto que la heterogeneidad causa en las capacidades de aprendizaje y socialización de una persona a lo largo de su vida, al igual que en sus comportamientos; mientras la distancia, según la hipótesis del spatial mismatch, por que vivir en zonas alejadas de los centros de empleo desconecta de las oportunidades de trabajo a las comunidades y dificulta el transporte.

A continuación, se realizó un experimento para recolectar datos. Para ello, se crearon 50 perfiles falsos, 25 de mujeres y 25 de hombres, en los que se distribuyeron proporcionalmente las características buscadas para poder hacer un contraste. Después, se hicieron hojas de vida con ellos, en las cuales se incluyeron el nombre, la dirección y barrio de residencia, el correo electrónico, el número de teléfono, y la dirección y barrio del colegio donde se graduó la persona. Posteriormente, se buscaron ofertas de trabajo para personas bachilleres sin experiencia laboral, se enviaron las hojas de vida por correo electrónico y se esperaron las respuestas. Finalmente, se recibieron 14 respuestas, de las cuales 3 fueron por teléfono, 10 por correo y 1 de ambas formas.

De lo anterior, pudo concluirse, a través de la realización de cuatro modelos probit, que a pesar de que sus resultados no fueron concluyentes y muchos de los parámetros

estimados no fueron significativos, los resultados fueron acorde con la intuición del modelo. Además, que lo anterior se debió al tamaño de la muestra.

PALABRAS CLAVE

Discriminación, Segregación Residencial, Contexto Socioeconómico, Mercado Laboral, Experimentación.

ABSTRACT

The objective of these project is to research how the place of residence of a person (socioeconomic context) and the distance to which he lives to the company where he applied, affects the probability of being called to an interview in the city of Cali. For this, an study of the literature on discrimination experiments in the labor market and through the internet was carried out. From them, it was possible to obtain, that the variables we wish to observe are poorly studied, but that there are documents that support them as causes of discrimination. The socio-economic context, because of the effect that heterogeneity causes in a person's learning and socialization abilities throughout his life, as well as in his behaviors; while the distance, according to the spatial mismatch hypothesis, because living in areas far from employment centers, disconnects communities from work opportunities and makes transportation difficult.

Then, an experiment was performed to collect data. For this, 50 false profiles were created, 25 of women and 25 of men, in which the sought characteristics were distributed proportionally to be able to make a contrast. After that, CV's were made with them, which included the name, address and neighborhood of residence, email, telephone number, and address and neighborhood of the school where the person graduated. Subsequently, were sought job offers for high school graduates without work experience, CV's were sent by

email and responses were expected. Finally, 14 responses were received, of which 3 were by phone, 10 by mail and 1 in both ways.

From the above, it could be concluded, through the realization of four probit models, that even though their results were inconclusive and many of the estimated parameters were not significant, the results were consistent with the intuition of the model. Also, that the previous results were caused by the sample size.

KEY WORDS

Discrimination, Residential Segregation, Socioeconomic Context, Labor Market,
Experimentation

1. INTRODUCCIÓN

El mercado laboral es el espacio en el que demandantes y oferentes de trabajo interactúan. En Colombia, la población económicamente activa (PEA), representante de la demanda, está conformada por 27.249.183 personas (Banco Mundial, 2019), con una tasa de desempleo del 10,2% para el mes de septiembre de 2019 (DANE, 2019). Existen múltiples razones para ser parte de esta última cifra, entre ellas la falta de experiencia laboral, de estudios o simplemente, la falta de ofertas laborales. Sin embargo, existen otras razones menos amigables, como lo son la discriminación y la segregación.

La discriminación se define como “dar trato desigual a una persona o colectividad por motivos raciales, religiosos, políticos, de sexo, de edad, de condición física o mental, etc.” (RAE, 2019), mientras la segregación como “Separar y marginar a una persona o a un grupo de personas por motivos sociales, políticos o culturales.” (RAE, 2019). En este orden de ideas, estas situaciones pueden presentarse por razones como pertenecer a un grupo vulnerable, poseer una incapacidad, o ser de determinado género o raza.

En este trabajo se hará referencia a dos tipos no muy comúnmente tratados: la segregación residencial por distancia entre el lugar de vivienda y el de trabajo, y por el contexto socioeconómico en el que habita la persona. En otras palabras, se estudiará cómo se ve afectada la probabilidad de ser llamado a una entrevista de trabajo, por la distancia a la que la persona vive de la empresa a la que mandó la hoja de vida y por el lugar donde vive.

El trabajo que dio inicio a la investigación de este tipo de variables fue el hecho en la hipótesis de spatial mismatch (SMH) por Kain (Gobillon, Selod, & Zenou, 2007). Esta se desarrolla en Estados Unidos en la década de los 60 y dice que la falta de oportunidades laborales de las comunidades afrodescendientes de la época, se debía a que estaban desconectados de las oportunidades de trabajo al vivir en zonas alejadas a los centros de

empleo y tener dificultades para transportarse a las empresas. Además, existían brechas de conocimiento amplias con los necesarios para las vacantes a las que aplicaban.

Por otro lado, se obtendrán los datos para la realización del estudio, a través de la creación de perfiles falsos para mandar hojas de vida a ofertas laborales publicadas en clasificados. Para esto, se crearán múltiples cuentas de correo electrónico, con nombres comunes en el país. Con las respuestas obtenidas se hará un modelo probit, que indique el efecto de las variables en la probabilidad de ser llamado a una entrevista. Se espera obtener que el vivir lejos de la empresa a la que se postuló y en una zona con un contexto socioeconómico bajo, afecte negativamente a la probabilidad.

2. MARCO TEÓRICO

2.1. Experimentación

La manera de verificar una teoría es a través de la ciencia, específicamente por medio de la investigación experimental. Para llevar a cabo esto último, es necesario reunir datos, ya sean de campo o de laboratorio. La información obtenida de los primeros, es el resultado de lo que normalmente ocurre en la economía, sin ningún tipo de control (tasas de desempleo, salarios, ingresos, etc.); mientras que los datos obtenidos de los segundos, se dan en condiciones controladas por un científico para sus propósitos, es decir, crean sus propios datos (Falk & Fehr, 2003). Los datos obtenidos a través de experimentos de laboratorio agregan control a la situación, ya que permiten controlar la variable que nos interesa dejando todas las otras quietas. Sin embargo, el investigador nunca está seguro si el ambiente en el que plantea el experimento es parecido al que se planteó en la teoría, de manera que estos factores desconocidos pueden afectar el desarrollo del experimento de una manera que no se

puede controlar. No obstante, el efecto de lo anteriormente mencionado, se ha comprobado que no es significativo, por lo que dichas críticas no afectan mucho. A final de cuentas, elegir el tipo de datos que se utilizarán depende de si el investigador considera más importante adherir realidad o control.

Por otro lado, la intermediación de computadores agrega control a los experimentos. También, nos da la posibilidad de entrar a mercados en línea como el laboral, lo que permite tener acceso a un gran número de sujetos que están listos y dispuestos a participar en experimentos (Horton, Rand, & Zeckhauser, 2011). Sin embargo, hay que tener cuidado con los sujetos que tienen múltiples cuentas y participan más de una vez en el experimento, así como con la comunicación entre sujetos para que esto no afecte los resultados, validez y confiabilidad de este. De igual manera, se debe tener en cuenta la validez interna y externa de este tipo de experimentos, es decir, si se pueden hacer inferencias causales y generalizarlas.

2.2. Discriminación en el mercado laboral

De acuerdo con Bertrand y Duflo (2016), la discriminación se da cuando miembros de un grupo minoritario (mujeres, afrodescendientes, musulmanes, inmigrantes, etc.) son tratados diferente (menos favorablemente) que miembros de un grupo mayoritario con otras características idénticas en circunstancias similares. Además, muestra dos teorías con respecto a los efectos de esto en la sociedad en general: la teoría basada en el gusto y la basada en la estadística. En la primera, se dice que contratar a personas de dichos grupos, genera un desagrado en los empresarios, por lo que, para hacerlo a un lado, lo que hacen es ofrecerles un menor salario por el mismo trabajo. En contraste, en la segunda, se afirma que los tratos diferenciales en el mercado laboral, son solo un problema de información imperfecta y que la discriminación hace parte de esto, pues es de conocimiento general, según esta teoría, que los trabajadores pertenecientes a minorías son menos productivos, por lo que

al contrastar toda la información disponible con la de otra persona en igualdad de condiciones, pero de un grupo mayoritario, esta última sería la contratada.

2.3. Experimentos de discriminación en el mercado laboral

En las bases de datos pueden encontrarse muchos ejemplos de experimentos sobre discriminación. Un ejemplo de esto es el de Katzman y Retamoso (2006), en el que se habla de segregación residencial en Montevideo debido al deterioro de la calidad de vida en Uruguay. Hace referencia a que la heterogeneidad en las escuelas genera mayores oportunidades para los niños, debido a que están expuestos a diferentes entornos sociales, mientras que cuando estos viven en una situación de exclusión social (pobreza en el contexto de su barrio) sus capacidades de aprendizaje bajan, al igual que las de socialización. A fin de cuentas, el contexto social en el que los niños crecen, marca muchos de sus comportamientos futuros y por eso he aquí la importancia de esta variable.

También, hay experimentos basados en la correspondencia. En Hanson & Hawley (2011) se trabaja en la discriminación racial al momento de adquirir vivienda. De manera que, a través de cartas con características específicas, se demuestra que dependiendo el origen de los nombres de quienes las escriben (afro o blanco) y si tenían una buena escritura (reflejo de la educación y clase a la que pertenecen), los vendedores de las casas respondían a los correos.

Por otro lado, Baert (2017) da un resumen de los experimentos de correspondencia sobre discriminación a nivel mundial (discriminación de grupos vulnerables, incapacitados, enfermos mentales, migrantes. Causas que son al menos prohibidas en un estado de USA) y muestra que históricamente se han hecho experimentos de campo en este ámbito, pero no desde el laboratorio. Por esto último, el autor dice que el investigador puede tener diferencias en cuanto a la clasificación de los sujetos. Por ejemplo, que para él pueden ser parecidas las

personas que aplican a una vacante, pero para el empleador no, lo cual crea disonancias en la investigación. Además, aquellos que han hecho las investigaciones, han caído en los errores de solo usar las fuentes más conocidas y que se centran en los motivos más comunes y no tienen en cuenta que la literatura sobre discriminación en el mercado laboral es amplia y de muchos países.

El experimento hecho por Bravo, Sanhueza, & Urzúa (2008), recuerda algunas de las cosas ya mencionadas. En este se mandan hojas de vida a ofertas semanales que se postean en el periodico de mayor circulación en Chile, con el objetivo de estudiar la discriminación por el genero y el lugar de residencia en el país. Los autores resaltan que a pesar de que ellos hicieron la selección, para que por grupos fueran iguales las hojas de vida (sujetos similares), puede que para el empleador no lo sean y que este descubra que se encuentra en medio de un experimento. Por otro lado, describen una brecha de características no observadas, que no se sabe como afectan a la variable dependiente, pero que dentro de ella está la discriminación, pues es algo que no afecta la productividad, pero de todas formas es penada con la no contratación. Además, cuentan que se debe hacer el experimento para diferentes niveles de experiencia, para tener mejores resultados, sacar otras variables de la brecha y tener un modelo más explicativo.

Por otra parte, Gächter & Fehr (2002) trabajan en el mercado laboral, pero a partir de la teoría de que los contratos incompletos son los que gobiernan normalmente las relaciones de intercambio del mercado laboral. Dice que una ventaja de hacer experimentos en este mercado, es que es el mejor descrito dentro de la teoría económica. En su estudio, plantea que no todos los salarios son equivalentemente retributivos al trabajo que se hace y no compensan otras cosas. Además, dice que el intercambio de regalos reciproco, impulsa el cumplimiento de los contratos y puede explicar muchos fenómenos del mercado laboral, como el hecho de

que las personas se esfuercen en sus trabajos a pesar de tener salarios como los anteriormente descritos.

3. METODOLOGÍA

3.1. Planteamiento experimental

Para la realización de este estudio se disidió hacer un experimento a través de internet. Se crearon 50 perfiles falsos, de los cuales 25 fueron de mujeres y 25 de hombres. Las demás características fueron repartidas de manera equitativa para que pudiesen hacerse contraste entre los perfiles. 14 perfiles masculinos y 16 femeninos fueron encasillados en barrios peligrosos, mientras los sobrantes en no peligrosos. Además, se repartieron 12 personas a la zona sur, 12 a la zona norte, 13 a la zona oriente y 13 a la zona occidente. De esta manera, la distribución quedó así:

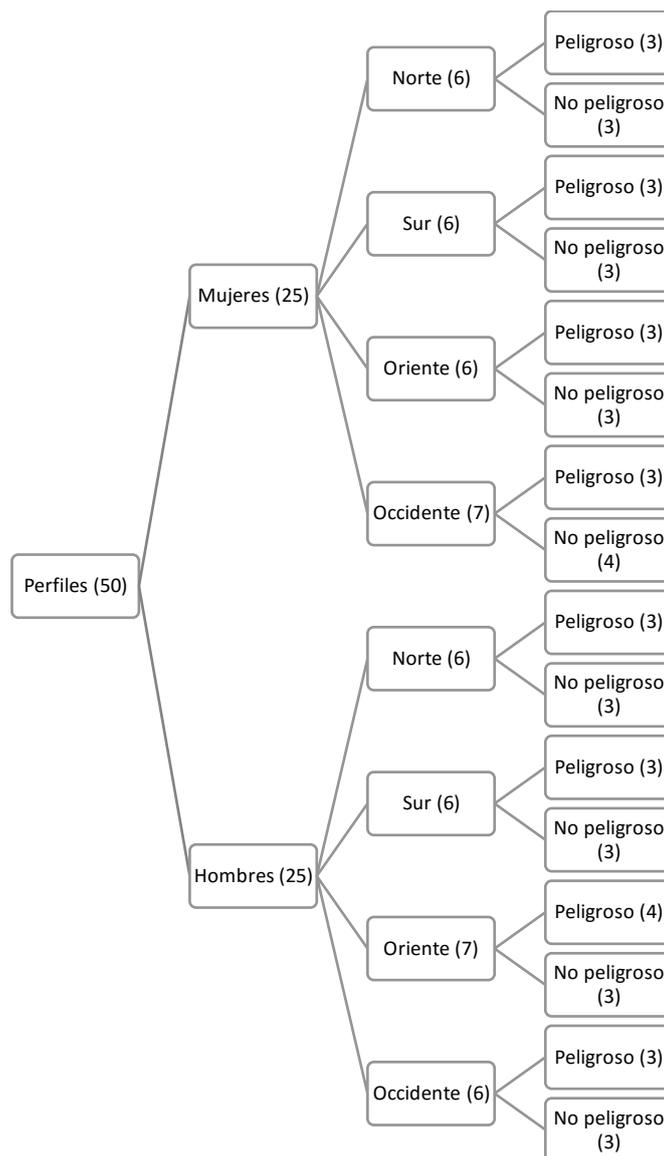


Ilustración 1 distribución de las características

Fuente: Elaboración propia

La peligrosidad representa el contexto socioeconómico donde habita la persona. Para distribuir esta variable, se buscaron los barrios con mayor y menor tasa de homicidio para cada una de las zonas de Cali. Para el norte fueron Ciudadela Floralia y Marco Fidel Suarez, respectivamente; y así sucesivamente para el sur Siloé y Ciudad Campestre; para el Oriente Mojica y Maracaibo; y para el occidente Lleras Camargo y Cañaverál.

3.2. Creación de perfiles

En las hojas de vida, se colocó el nombre, correo electrónico, número de celular, barrio y dirección de residencia, y nombre, dirección y barrio del colegio donde se graduó. Con respecto al nombre de la persona, este fue sacado de la base de datos de nombres y apellidos más comunes en Colombia de la registraduría. Por el lado de los correos electrónicos, se hicieron 50 cuentas en Gmail, bajo el formato: inicial del primer nombre, inicial del segundo nombre (si tenía), primer apellido, número de identificación del sujeto (cada perfil tenía un indicativo entre 1 y 50) en tres cifras (por ejemplo: 001 y 050), inicial del segundo apellido, y finalmente @gmail.com. Sin embargo, hubo problemas en la creación de los correos, debido a que se necesitaba de un número de celular de verificación, pero cada uno solo podía ser usado hasta tres veces antes de bloquearse y no servir para más cuentas.

Según Hydrogen Association (2019), hay 4 formas de crear múltiples cuentas de Gmail: Añadiendo una foto de perfil en cada una de las cuentas, borrando el número de verificación en la ventana ajustes después de crear el correo, añadiendo o quitando puntos de la dirección de correo, y usando un emulador. Se realizaron las dos primeras opciones, pero desafortunadamente no funcionaron. La tercera se consideró que no era pertinente, debido a que la dirección de correo para cada perfil es diferente y la separación con puntos no serviría de mucho. Con respecto a la última, un emulador es un software que hace que se puedan operar programas diseñados para un sistema operativo específico, en otro, pero debido a que tienen un costo, se decidió no usar este método. Al final, se utilizaron los teléfonos de múltiples personas cercanas, borrándolos después de hacer la cuenta, hasta alcanzar los 50 correos.

Por otra parte, se usaron dos números de celular, uno para las mujeres y otro para los hombres. Además, se tomaron direcciones aleatorias ubicadas en los barrios previamente

seleccionados, mientras que para los colegios se usó una base de datos de colegios públicos en la ciudad y se escogieron los más cercanos a los barrios seleccionados. Cabe resaltar que la fecha de graduación de todos los perfiles fue el año 2018.

3.3. Búsqueda de ofertas laborales

Se realizó a través de la página web de clasificados del periódico El País. Las ofertas debían ser para personas con nivel de estudio bachiller y sin experiencia laboral. Una de las mayores dificultades, fue encontrar ofertas a las que se postulase a través de correo electrónico, pues en la mayoría se debía llevar la hoja de vida a una dirección específica, se tenía que mandar a un número de WhatsApp o se hacía por una cuenta propia del servidor del periódico. Posteriormente, se procedió a mandar las hojas de vida, de manera que a cada oferta fuese un hombre y una mujer, y las demás características pudiesen contrastarse. Es decir que, si la mujer vivía en el sur en un barrio peligroso, el perfil del hombre debía ser de uno que viviese en el norte en un barrio no peligroso.

3.4. Recolección de datos

Luego de este proceso, lo que procedía era estar pendiente de los teléfonos y revisar continuamente los correos por respuestas. Esta búsqueda se realizó en dos periodos de tiempo, durante el mes de mayo de 2019 y el mes de octubre del mismo año. Debido a que cuando las empresas publican estos clasificados, es porque necesitan inmediatamente a la persona, el experimento no se vio afectado por la estacionalidad.

Además, a través de las direcciones de las empresas, presentes en las citaciones a entrevista que se recibieron por correo y las pocas encontradas en las ofertas laborales, se recolectaron datos sobre la distancia a la que la persona vivía de la empresa (ver Ilustración 2).

	PNP	Sexo	Comuni~n	Distan~a
1.	P	Hombre	No	.
2.	NP	Mujer	Si	.
3.	P	Mujer	No	.
4.	NP	Hombre	No	.
5.	P	Hombre	Si	Cerca
6.	NP	Mujer	Si	Lejos
.
.
.
45.	P	Hombre	No	.
46.	NP	Mujer	No	.
47.	NP	Hombre	No	.
48.	P	Mujer	No	.
49.	NP	Mujer	No	Cerca
50.	P	Hombre	No	Cerca

***Ilustración 2* Datos recolectados**

Fuente: elaboración propia con ayuda de Stata.

3.5. Planteamiento del modelo

Debido a que lo que se busca con el estudio es medir la afectación en una probabilidad, esto nos deja con la necesidad de utilizar un modelo de respuesta binaria, es decir, uno en el que la variable dependiente esté acotada entre los valores cero y uno. En este orden de ideas, los más opcionados son los modelos logit y probit, pues ambos estiman la probabilidad de que algo pase en función de unas variables independientes determinadas. Se decidió usar un modelo probit, debido a que este cuenta con una distribución normal acumulada que nos permite revisar el modelo más fácilmente.

Probit está definido matemáticamente como:

$$P(y_i = 1|x) = \Phi(x_i\beta) \quad (1)$$

Donde y_i representa a la variable dependiente, $\Phi(\cdot)$ a la distribución normal acumulada, x_i a las variables independientes, mientras que β el vector de parámetros. En este sentido, el modelo para este caso quedaría expresado así:

$$P(\text{com}_i = 1|x) = \Phi(\beta_0, \beta_1 \text{genero}_i, \beta_2 \text{dist}_i, \beta_3 \text{peligro}_i, \mu_i) \quad (2)$$

Donde: $\text{com}_i \begin{cases} 1 & \text{se recibió una llamada o correo de respuesta} \\ 0 & \text{o. w.} \end{cases}$

$\text{genero}_i \begin{cases} 1 & \text{Hombre} \\ 0 & \text{o. w.} \end{cases}$

$\text{dist}_i \begin{cases} 1 & \text{vive lejos de la empresa} \\ 0 & \text{o. w.} \end{cases}$

$\text{peligro}_i \begin{cases} 1 & \text{vive en una zona peligrosa} \\ 0 & \text{o. w.} \end{cases}$

$$i = 1, 2, 3, \dots, 50$$

Con este modelo, se espera que el género afecte positivamente la probabilidad (cuando es hombre), mientras que la peligrosidad y la distancia lo hagan negativamente (cuando son lejos y peligroso, respectivamente). De este modelo, se realizó uno robusto, debido a que salió con heterocedasticidad (ver Anexo 5).

Por otro lado, se quiso ver la interacción entre las variables dist y peligro, por lo que se hizo un segundo modelo:

$$P(\text{com}_i = 1|x) = \Phi(\beta_0, \beta_1 \text{genero}_i, \beta_2 \text{dist}_i, \beta_3 \text{peligro}_i, \beta_4 \text{distpeligro}_i, \mu_i) \quad (3)$$

Al igual que al anterior, a este se le realizó una versión robusta, porque a pesar de haber salido sin heterocedasticidad en la prueba, debido al número de interacciones realizadas durante esta, no se pudo hallar la convergencia (ver Anexo 6).

4. RESULTADOS

Se recibieron un total de 14 respuestas, de las cuales 10 fueron por correo, 3 por teléfono y solo 1 por ambos medios. A la hora de correr los modelos, los resultados fueron los siguientes:

Tabla 1

Resultados de los efectos marginales de los modelos

VARIABLES	(1) com	(2) com	(3) com	(4) com
Efecto marginal	0.509	0.769	0.509	0.769
genero	0.202 (0.488)	0.145 (0.987)	0.202 (0.488)	0.145 (0.548)
dist	0.465 (0.062)	0.980 .	0.465 (0.069)	0.980 .
peligro	-0.058 (0.830)	0.246 (0.986)	-0.057 (0.829)	0.246 (0.389)
distpeligro		-0.988 (0.866)		-0.988*** (0.000)
observaciones	16	16	16	16
pseudo r2	0.1297	0.2894	0.1297	0.2894
chi2	2.877	6.418	2.624	195.052

Fuente: elaboración propia con ayuda de Stata

Puede observarse que, aunque los primeros tres modelos no son significativos para explicar la probabilidad de que la empresa se comunique con el interesado, en el cuarto, la interacción entre distancia y peligro lo es con un nivel de confianza del 99% y este modelo sirve para explicar el 28,94% de las variaciones en la probabilidad de que la empresa se comunique. Lo anterior, pudo haber sido resultado del reducido tamaño de la muestra. Cabe resaltar que en la fila observaciones dice 16, debido a que, a pesar de haberse recolectado la información de 50 perfiles, solo 16 contaban con los datos de todas las variables para poder calcular el modelo. Lo anterior, puesto que la información de la variable distancia no estuvo

disponible para todos los perfiles, ya que solo se encontraba en el texto de algunas ofertas y en los datos de aquellas empresas que citaron a entrevista por internet.

De esto puede verse, que a pesar de no ser concluyentes los resultados, van en línea con la intuición del modelo.

Sin embargo, de los efectos marginales puede decirse que:

- En promedio, la probabilidad de que una persona sea llamada a una entrevista cuando todas las variables están en su valor medio, es en promedio del 50,9% en los modelos sin interacción, mientras que, en los otros, es en promedio del 76,9%.

- La probabilidad de que el individuo sea llamado a una entrevista, disminuye en promedio 0,988 puntos porcentuales, cuando el individuo vive lejos de la empresa a la que manda la hoja de vida y además vive en un barrio peligroso. Esto, con un nivel de confianza del 99%.

5. CONCLUSIONES

Queda una intuición de que el lugar de vivienda y la distancia a la que se vive de la empresa a la cual se manda una hoja de vida, afectan la probabilidad de ser llamado a una entrevista, tal y como nos indicaba la hipótesis del spatial mismatch. Sin embargo, al no ser significativos los modelos, no hay evidencia suficiente para concluirlo, pero esto se debe sobre todo al tamaño de la muestra.

Por otro lado, puede concluirse que el contexto socioeconómico en el que vive una persona, es importante para su desarrollo. Lo anterior debido a que la heterogeneidad en la conformación de las bases sociales, permite que en un futuro las personas tengan mayores incentivos para salir adelante. Además, una persona que se cría en un contexto bajo y solo se

relaciona con personas en su mismo estado, se estanca y no ve en un futuro por encima de las barreras de su nivel social.

Finalmente, desde la parte experimental, se puede decir que la creación de perfiles falsos es un proceso que lleva de tiempo y se requiere tener varios teléfonos para hacerlos. Además, que muchas ofertas laborales por internet para bachilleres sin experiencia laboral, son de entrega de hoja de vida en una dirección física puntual, por teléfono o directamente en el sitio web. Por otro lado, que las empresas casi no proporcionan su dirección en las ofertas laborales en clasificados, cuando el método de captación de hojas de vida, es a través de correo electrónico.

REFERENCIAS

- HydrogenAssociation.org. (2019). *How to Create Multiple Gmail Accounts 2019*. Obtenido de H2Association: <https://www.hydrogenassociation.org/how-to-create-multiple-gmail-accounts/alt/>
- Baert, S. (Abril de 2017). Hiring Discrimination: An overview of (almost) all correspondence experiments since 2005.
- Banco Mundial. (2019). *Población activa, total - Colombia*. Obtenido de Banco Mundial BIRF - AIF: <https://datos.bancomundial.org/indicador/SL.TLF.TOTL.IN?locations=CO>
- Bertrand, M., & Duflo, E. (2016). Field Experiments on Discrimination. En *Field Experiments*.
- Bravo, D., Sanhueza, C., & Urzúa, S. (Mayo de 2008). An experimental study of labor market discrimination: gender, social class and neighborhood in Chile.

- DANE. (2019). *Empleo y desempleo*. Obtenido de DANE información para todos:
<https://www.dane.gov.co/index.php/estadisticas-por-tema/mercado-laboral/empleo-y-desempleo>
- Falk, A., & Fehr, E. (2003). Why labour market experiments. *Labour Economics*, 399-406.
- Gächter, S., & Fehr, E. (2002). Fairness in the labour market a survey of experimental results. Obtenido de
https://www.dropbox.com/referrer_cleansing_redirect?hmac=da8JTgZ9L0ow%2FOZ9QewIV1v4JN%2FzwxI%2F4a2Jr%2B2L6Nk%3D&url=https%3A%2F%2Fdoi.org%2F10.3929%2Fethz-a-004375058
- Gobillon, L., Selod, H., & Zenou, Y. (Noviembre de 2007). The Mechanisms of Spatial Mismatch. *Urban Studies*, 44(12), 2401-2427. Obtenido de
<https://www.parisschoolofeconomics.eu/IMG/pdf/ArticleZenou1.pdf>
- Hanson, A., & Hawley, Z. (2011). Do landers discrimination in the rental housing market? evidence from an internet field experiment un US cities. *Journal of Urban Economics*, 99-114.
- Horton, J. J., Rand, D. G., & Zeckhauser, R. J. (2011). The online laboratory: conducting experiments in a real labor market. doi:10.1007/s10683-011-9273-9
- Katzman, R., & Retamoso, A. (2006). *Segregación residencial en Montevideo: Desafíos para la equidad educativa*.
- RAE. (2019). *Discriminar*. Obtenido de Real Academia Española:
<https://dle.rae.es/discriminar?m=form>
- RAE. (2019). *Segregar*. Obtenido de Real Academia Española:
<https://dle.rae.es/segregar?m=form>

ANEXOS

```
. probit com genero dist peligro
```

```
Iteration 0: log likelihood = -11.090355
Iteration 1: log likelihood = -9.6576059
Iteration 2: log likelihood = -9.652017
Iteration 3: log likelihood = -9.6520169
```

```
Probit regression                Number of obs   =          16
                                LR chi2(3)         =           2.88
                                Prob > chi2        =          0.4110
Log likelihood = -9.6520169      Pseudo R2       =          0.1297
```

com	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
genero	.5119371	.7539098	0.68	0.497	-.9656989 1.989573
dist	1.248499	.7718047	1.62	0.106	-.2642103 2.761209
peligro	-.1445419	.6735751	-0.21	0.830	-1.464725 1.175641
_cons	-.7077231	.7524	-0.94	0.347	-2.1824 .7669539

Anexo 1 Modelo 1

Fuente: elaboración propia con ayuda de Stata

```
. probit com genero dist peligro distpeligro
```

```
Iteration 0: log likelihood = -11.090355
Iteration 1: log likelihood = -8.0520451
Iteration 2: log likelihood = -7.9078527
Iteration 3: log likelihood = -7.8859069
Iteration 4: log likelihood = -7.8822057
Iteration 5: log likelihood = -7.8814826
Iteration 6: log likelihood = -7.881346
Iteration 7: log likelihood = -7.8813222
Iteration 8: log likelihood = -7.8813188
Iteration 9: log likelihood = -7.8813181
```

```
Probit regression                               Number of obs   =          16
                                                LR chi2(4)      =           6.42
                                                Prob > chi2     =          0.1700
Log likelihood = -7.8813181                    Pseudo R2      =          0.2894
```

com	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
genero	.47938	.8433907	0.57	0.570	-1.173635	2.132395
dist	6.39648	440.416	0.01	0.988	-856.8031	869.5961
peligro	.8180164	.8998924	0.91	0.363	-.9457404	2.581773
distpeligro	-6.155765	440.4166	-0.01	0.989	-869.3564	857.0449
_cons	-1.173109	.8970333	-1.31	0.191	-2.931262	.585044

Anexo 2 Modelo 2

Fuente: elaboración propia con ayuda de Stata

```
. probit com genero dist peligro, vce(robust)
```

```
Iteration 0: log pseudolikelihood = -11.090355
Iteration 1: log pseudolikelihood = -9.6576059
Iteration 2: log pseudolikelihood = -9.652017
Iteration 3: log pseudolikelihood = -9.6520169
```

```
Probit regression                               Number of obs   =          16
                                                Wald chi2(3)    =           2.62
                                                Prob > chi2     =          0.4532
Log pseudolikelihood = -9.6520169                    Pseudo R2      =          0.1297
```

com	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
genero	.5119371	.7535245	0.68	0.497	-.9649438	1.988818
dist	1.248499	.7807027	1.60	0.110	-.28165	2.778648
peligro	-.1445419	.6689319	-0.22	0.829	-1.455624	1.166541
_cons	-.7077231	.6811919	-1.04	0.299	-2.042835	.6273885

Anexo 3 Modelo 3

Fuente: elaboración propia con ayuda de Stata

```
. probit com genero dist peligro distpeligro, vce(robust)
```

```
Iteration 0: log pseudolikelihood = -11.090355
Iteration 1: log pseudolikelihood = -8.0520451
Iteration 2: log pseudolikelihood = -7.9078527
Iteration 3: log pseudolikelihood = -7.8859069
Iteration 4: log pseudolikelihood = -7.8822057
Iteration 5: log pseudolikelihood = -7.8814826
Iteration 6: log pseudolikelihood = -7.881346
Iteration 7: log pseudolikelihood = -7.8813222
Iteration 8: log pseudolikelihood = -7.8813188
Iteration 9: log pseudolikelihood = -7.8813181
```

```
Probit regression                               Number of obs   =           16
                                                Wald chi2(4)    =          195.05
                                                Prob > chi2     =           0.0000
Log pseudolikelihood = -7.8813181             Pseudo R2      =           0.2894
```

com	Robust		z	P> z	[95% Conf. Interval]	
	Coef.	Std. Err.				
genero	.47938	.8131929	0.59	0.556	-1.114449	2.073209
dist	6.39648	.7301654	8.76	0.000	4.965382	7.827578
peligro	.8180164	.9486514	0.86	0.389	-1.041306	2.677339
distpeligro	-6.155765	1.122896	-5.48	0.000	-8.356601	-3.954929
_cons	-1.173109	.7340518	-1.60	0.110	-2.611824	.265606

Anexo 4 Modelo 4

Fuente: elaboración propia con ayuda de Stata

```
. hetprobit com genero dist peligro, het(genero dist peligro)
```

```
Fitting probit model:
```

```
Iteration 0: log likelihood = -11.090355
Iteration 1: log likelihood = -9.6576059
Iteration 2: log likelihood = -9.652017
Iteration 3: log likelihood = -9.6520169
```

```
Fitting full model:
```

```
Iteration 0: log likelihood = -9.6520169 (not concave)
Iteration 1: log likelihood = -6.8784049 (not concave)
Iteration 2: log likelihood = -6.6404359 (not concave)
```

```
Iteration 82: log likelihood = -6.4218344 (not concave)
Iteration 83: log likelihood = -6.4218344 (not concave)
Iteration 84: log likelihood = -6.4218344
Iteration 85: log likelihood = -6.4218314
Iteration 86: log likelihood = -6.4218308
```

```
Heteroskedastic probit model      Number of obs      =      16
                                Zero outcomes          =      8
                                Nonzero outcomes       =      8

                                Wald chi2(2)         =      .
                                Prob > chi2           =      .

Log likelihood = -6.421831
```

com	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
com						
genero	5.065993	304.1178	0.02	0.987	-590.9939	601.1259
dist	24.8651	1076.121	0.02	0.982	-2084.294	2134.024
peligro	-20.63656	1016.252	-0.02	0.984	-2012.454	1971.181
_cons	-5.066048	304.1177	-0.02	0.987	-601.1258	590.9937
lnsigma2						
genero	-8.961687	38.7446	-0.23	0.817	-84.89971	66.97634
dist	-12.16727	151.4229	-0.08	0.936	-308.9506	284.6161
peligro	12.83238	62.07298	0.21	0.836	-108.8284	134.4932

```
LR test of lnsigma2=0: chi2(3) = 6.46      Prob > chi2 = 0.0912
```

Anexo 5 Prueba de heterocedasticidad Modelo 1

Fuente: elaboración propia con ayuda de Stata.

```
. hetprobit com genero dist peligro distpeligro, het(genero dist peligro distpe
> ligro)
```

Fitting probit model:

```
Iteration 0: log likelihood = -11.090355
Iteration 1: log likelihood = -8.0520451
Iteration 2: log likelihood = -7.9078527
Iteration 3: log likelihood = -7.8859069
Iteration 4: log likelihood = -7.8822057
Iteration 5: log likelihood = -7.8814826
Iteration 6: log likelihood = -7.881346
Iteration 7: log likelihood = -7.8813222
Iteration 8: log likelihood = -7.8813188
Iteration 9: log likelihood = -7.8813181
```

Fitting full model:

```
Iteration 0: log likelihood = -7.8813181 (not concave)
Iteration 1: log likelihood = -7.4768149 (not concave)
```

```
Iteration 39997: log likelihood = -5.9593076 (not concave)
Iteration 39998: log likelihood = -5.9593076 (not concave)
Iteration 39999: log likelihood = -5.9593076 (not concave)
Iteration 40000: log likelihood = -5.9593075 (not concave)
convergence not achieved
```

```
Heteroskedastic probit model      Number of obs   =      16
                                Zero outcomes     =       8
                                Nonzero outcomes    =       8

                                Wald chi2(1)      =       .
Log likelihood = -5.959308        Prob > chi2     =       .
```

com	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
com						
genero	.0035308	.2271531	0.02	0.988	-.4416811	.4487427
dist	15.50783
peligro	16.11247
distpeligro	-16.25061
_cons	-15.36971	.0005467	-2.8e+04	0.000	-15.37078	-15.36864
lnsigma2						
genero	3.777286	2.131226	1.77	0.076	-.3998403	7.954413
dist	-7.172818	16.50259	-0.43	0.664	-39.5173	25.17166
peligro	-1.184934	1.83967	-0.64	0.520	-4.790621	2.420754
distpeligro	-2.504772	66.67846	-0.04	0.970	-133.1922	128.1826

```
Warning: convergence not achieved
LR test of lnsigma2=0: chi2(4) = 3.84      Prob > chi2 = 0.4275
```

Anexo 6 Prueba de heterocedasticidad Modelo 2

Fuente: elaboración propia con ayuda de Stata