

Cambio Tecnológico en Corporaciones Multinacionales del Noroeste de México (2005-2017)

Technical Change in Mexico's Northwestern Multinational Corporations (2005-2017)

Moisés Alejandro Alarcón Osuna¹

Antonio Ruiz Porras¹

¹ Universidad De Guadalajara

Autor para correspondencia: E-mail: Moisés Alejandro Alarcón Osuna, E-mail: alarcon93@hotmail.com

Resumen

Introducción: La presente investigación contribuye a la corriente de estudios sobre el cambio tecnológico sesgado (Acemoglu, 2002, 2007, 2009), es decir, el desarrollo tecnológico y su efecto en el mercado de trabajo, donde las mayores productividades de los empleados se deben al uso de innovaciones tecnológicas y/o tecnologías existentes que son incorporadas en la empresa, específicamente en corporaciones multinacionales (CMN). La hipótesis es que, en las CMN existe una ineficiencia en la asignación de tareas y esto conduce a asignar empleo a personas con habilidades no aptas para sus tareas, lo que obstruye el progreso tecnológico. El objetivo es demostrar que en las CMN del noroeste de México el cambio tecnológico se ve condicionado, donde las CMN contratan personal con calificaciones medias y bajas para realizar tareas abstractas.

Método: Las CMN asignan tareas (de diferente nivel tecnológico), a personas que ofrecen distintas calificaciones (años de escolaridad), donde la asignación por parte de las CMN representa un cambio tecnológico endógeno, y la oferta de mano de obra un cambio exógeno. Se emplean datos de la Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo, con una explicación descriptiva

para el noroeste de México, y un análisis de regresión Logit Condicional, donde se muestran ambos efectos, exógeno y endógeno, en la asignación de tareas en CMN tanto para el año 2005 como para el año 2017.

Resultados: Los hallazgos, muestran que no existe correspondencia entre habilidades y tareas en las CMN, lo que condiciona el cambio tecnológico al demandar una mayor cantidad de trabajos de bajo contenido tecnológico.

Discusión o Conclusión: Se muestra que los trabajadores con mayores calificaciones son igualmente asignados a tareas manuales o abstractas, lo que evidencia un problema de información asimétrica, pues los CMN al no tener información clara sobre las calificaciones de los trabajadores los asignan de manera ineficiente a tareas con distintos niveles tecnológicos.

Palabras clave: cambio tecnológico sesgado; corporativos multinacionales; habilidades; tareas; Noroeste de México; mercado de trabajo; productividad; innovaciones tecnológicas; empresas

Abstract

Introduction: The present research contributes to the current of studies on the biased technological change (Acemoglu, 2002, 2007, 2009), that is to say, the technological development and its effect in the labor market, where the highest productivity of the employees are due to the use of technological innovations and/or existing technologies that are incorporated into the Company, specifically in multinational corporations (MNC). The hypothesis of this work is that, in MNCs there is inefficiency in the assignment of tasks and this leads to assigning employment to people with skills not suitable for their tasks, which obstructs technological progress. The objective is to demonstrate that in the CMN of northwestern Mexico, the technological change is conditioned, where CMN hire personnel with medium and low qualifications to perform abstract tasks.

Method: The MNCs assigns tasks (of different technological level) to people who offers different qualifications (schooling years), where the assignment by the MNCs represents an endogenous technological change, and the supply of labor an exogenous change. Data from the ENOE is used, making a descriptive explanation for northwest Mexico, and a conditional Logit regression analysis, which shows both exogenous and endogenous effects in the assignment of people tasks in MNCs both for 2005 and for 2017.

Results: The findings show that, there is no correspondence between skills and tasks in the MNCs, which conditions the technological change increasing de demand of low technological jobs.

Discussion or Conclusion: It is shown that workers with higher qualifications are equally assigned to manual or abstract tasks, which evidences a problem of asymmetric information, because the MNCs do not have clear information about the qualifications of the workers, they assign them inefficiently to tasks with different technological levels.

Keywords: skill-biased technical change; multinational corporations; tasks; skills; northwestern Mexico; working market; productivity; technological innovations; business

Recibido en: 24-06-2019

Aceptado en: 21-08-2019

Introducción

La presente investigación contribuye a la corriente de estudios sobre el cambio tecnológico sesgado (Acemoglu, 2002, 2007, 2009), es decir, el desarrollo tecnológico y su efecto en el mercado de trabajo, donde las mayores productividades de los empleados se deben al uso de innovaciones tecnológicas y/o tecnologías existentes que son incorporadas en la empresa. En este artículo se propone un modelo explicativo, sobre la forma en que las Corporaciones Multinacionales (CMN) asignan tareas u ocupaciones (de diferentes niveles tecnológicos) a personas con diferentes habilidades (o niveles de calificación).

Este cambio tecnológico se explica por factores exógenos (calificaciones de empleados a los que se enfrenta la empresa) y factores endógenos (asignación de ocupaciones de distintos niveles tecnológicos). Para entender estos cambios, se revisan los modelos de cambio tecnológico sesgado propuestos por Acemoglu (2002, 2007, 2009).

Se estudia el cambio tecnológico sesgado en las CMN del noroeste de México (Baja California, Baja California Sur, Chihuahua, Durango, Sinaloa y Sonora), debido a su impacto en

la economía nacional, pues esta región tiene una participación de entre el 16% y el 32% del total del empleo en CMN de México (ver sección V).

Algunos trabajos previos sobre la hipótesis del cambio tecnológico sesgado (HCTS) en México (Huesca y Ochoa, 2016; Rodríguez, Huesca y Camberos, 2011; Ochoa y Camberos, 2016) han descrito la HCTS a nivel global, es decir, sin diferenciar si se trata de un CMN u otro tipo de empresa, por ello, este estudio se diferencia en que se retoman solamente los fenómenos de la HCTS a nivel de CMN para la región del Noroeste de México donde estas empresas tienen grandes impactos a nivel económico.

Así, en México se ha gestado un cambio tecnológico donde las CMN contratan a trabajadores sobrecalificados para tareas manuales o rutinarias debido a que los trabajadores de mediana y baja calificación no pueden demostrar las habilidades que poseen. Por ello, es importante estudiar de qué forma se asignan las tareas en las CMN para personas con distintos niveles de calificación (o escolaridad), ya que al parecer no existe correspondencia entre las habilidades de las personas y las tareas a las que son asignadas.

Por lo que se establece como hipótesis de trabajo, en los CMN del noroeste de México existe una ineficiencia en la asignación de tareas, donde se asigna a personas con calificaciones bajas o medias a tareas manuales o abstractas, y que por tanto el impacto del cambio tecnológico sesgado hacia el trabajo altamente calificado se ve afectado por una falta de correspondencia entre habilidades y tareas asignadas.

Para complementar la hipótesis anterior, se pueden establecer tres hechos derivados del empleo en CMN, mismos que ayudan a entender este fenómeno (ver Sección V):

- 1) Que el personal altamente calificado, no se asigna en mayor medida a ocupaciones de altos niveles tecnológicos, sino que en igual medida se asigna a ocupaciones de niveles tecnológicos intermedios.
- 2) Que la cantidad de empleo en altos niveles tecnológicos es muy pequeña en relación con las ocupaciones en niveles tecnológicos intermedios y bajos.
- 3) Que las ocupaciones de altos niveles tecnológicos son realizadas por personal con altas calificaciones.

Por el hecho 3), se puede establecer que, si bien en las CMN se sigue la HCTS hacia altas calificaciones; por los hechos 1) y 2) también es cierto que este tipo de sesgos es pequeño y que condicionan el cambio tecnológico. Lo que muestra que no hay asignaciones adecuadas de empleo en CMN del noroeste del país. Por lo anterior, el objetivo es demostrar que en las CMN del noroeste de México el cambio tecnológico se ve condicionado, donde las CMN contratan personal con calificaciones medias y bajas para realizar tareas abstractas, ya que esta región presenta características de interés, pues además de lo ya señalado esta región tiene Estados fronterizos donde generalmente se establecen CMN y Estados no fronterizos a los que les es difícil la atracción de este tipo de empresas.

De esta forma, el aporte de la presente investigación es mostrar que existen asimetrías en la información que disponen las CMN del noroeste de México, y que estas asimetrías se ven reflejadas en asignaciones ineficientes de personal que obstaculizan un cambio tecnológico hacia tareas abstractas, lo que constituye un fenómeno que no ha sido abordado por los estudios sobre el cambio tecnológico sesgado en México.

Lo anterior es relevante para el presente estudio, ya que la literatura sobre el cambio tecnológico generado por la IED y el establecimiento de CMN, apunta a que estas empresas se instalan en regiones y generan derramas tecnológicas en las regiones. No obstante, si el personal con calificaciones y habilidades está siendo mal asignado, esto podría generar ineficiencias que obstaculicen estas derramas tecnológicas en las diferentes regionales.

El estudio además de la presente introducción se compone de los siguientes apartados: "Modelo de Cambio Tecnológico Sesgado", aquí se presenta una revisión de la literatura respecto de la HCTS y estudios que se han realizado en México, en el segundo apartado "Bases de datos e indicadores", se describe tanto la base de datos utilizada, así como la definición de variables para la estimación de impactos del cambio tecnológico sesgado en CMN. La tercera sección "Modelo Logit Condicional para asignación de tareas en CMN", presenta el método de contrastación de la hipótesis planteada, mediante modelos de regresión probabilísticos, en específico el modelo Logit Condicional. En la sección cuatro "CMN: Una descripción y resultados del modelo", se presenta una contextualización del impacto de las CMN, específicamente se describen los tres hechos planteados en esta introducción, y se finaliza esta sección con los resultados del modelo de regresión. Finalmente, se presentan las conclusiones.

Modelo de Cambio Tecnológico Sesgado

El concepto de cambio tecnológico es, en gran parte la explicación de aumentos en la productividad de las personas. De hecho, en la teoría económica neoclásica es entendido como “un cambio en la forma o función de producción, de tal manera que mejore la productividad de los factores” (Nicholson, 2008, p. 201). Siguiendo con esta corriente, se puede decir que existen dos opciones para elevar la productividad, una que apela a la relación de medios de producción por unidad de capital humano, y la segunda que se centra en la organización en la que se gestiona el proceso laboral (Rivera, 2005). En esta investigación, se asume la segunda opción centrada en la gestión del proceso laboral, ya que, esta opción se ve reflejada en la relación de producción con respecto a los factores de producción.

Se puede señalar que existen tres tipos de cambio técnico con respecto a una función de producción (“Labor augmenting” de tipo Harrod, “Capital Augmenting” de tipo Solow y de Hicks aumentadora de ambos factores)¹, de manera que este progreso no altere el equilibrio entre factores productivos y se mantenga neutro y no disminuyan algún factor productivo (Calderón, Ochoa y Huesca, 2017). No obstante, en este documento se toma en cuenta solo el progreso técnico a la Harrod, debido a que este es congruente con los supuestos del modelo neoclásico de progreso técnico endógeno con factores productivos heterogéneos (Calderón, Ochoa y Huesca, 2017).

Hipótesis de Cambio Tecnológico Sesgado

¹ Si se define una función de progreso técnico $b=b(t)$, donde “t” es el tiempo, se podría definir el progreso técnico neutral de Solow como $Y=F(bK,L)$, el progreso técnico neutral de Harrod como $Y=F(K,bL)$ y el progreso técnico neutral de Hicks como $Y=F(bK,bL)$. Donde la función de Harrod tiene un trabajo que aprende o mejora sus habilidades.

En este estudio se propone un marco de análisis propuesto por Acemoglu y Autor (2010) y Autor (2013), en donde se explica que hay asimetrías de la ley de un solo precio² que se presentan en el mercado de trabajo, de tal forma que las productividades de una misma persona pueden ser diferentes en una misma tarea, pero en diferentes empresas; y por otra parte, esto se explica por el cambio tecnológico sesgado hacia el factor trabajo, donde las empresas con mejor gestión en el proceso laboral adquieren tecnologías que hacen más productivas a las personas con mayores habilidades en distintas tareas. Por lo que en el largo plazo el cambio tecnológico sesgado hacia el factor trabajo explica las diferencias salariales en las tareas que realizan las personas, especialmente en las CMN.

Bajo este modelo, se debe aclarar que Acemoglu (2002, 2007, 2009, 2015) ha mantenido que existe una hipótesis que sirve como guía de análisis, la cual es que “el cambio tecnológico afecta más a algunos factores de producción que a otros, y por tanto no es neutral”, y en este sentido señala que el cambio tecnológico esta sesgado hacia las habilidades de las personas³.

Por lo que se propone un cambio tecnológico en el sentido de Harrod, donde las nuevas tecnologías hacen más eficientes a las personas, pero específicamente a las personas con mayores habilidades, y donde las personas con menores habilidades dependen de capital que es más eficiente que el recurso humano lo que se considera un progreso técnico en el sentido de Solow. Lo anterior, se debe a los cambios tecnológicos generados por las revoluciones informáticas y digitales (Rivera, 2005; Ochoa y Camberos, 2016), y otras tecnologías que han hecho más productivas a las personas, sobre todo aquellas con mayores niveles de educación y/o desarrollo de destrezas⁴.

En este marco de análisis, aunque en los últimos años ha aumentado la oferta de personal con mayores niveles de educación, el salario de estas personas no ha disminuido debido a que la tecnología que ocupan estas personas también requiere de personas con altas calificaciones (Acemoglu, 2002, 2007). Si bien esto da cabida a señalar que el cambio tecnológico es sesgado

² Si la fuerza de trabajo se puede ofrecer a dos empresas distintas, el salario de ese trabajo debería ser idéntico en ambas empresas cuando se mide en una misma moneda, salvo por diferencias que puedan existir en costos de desplazamiento.

³ De hecho, ha señalado en los años 2002 y 2008 que el cambio tecnológico es dirigido (“directed technical change”) y en el año 2015 afina su hipótesis y señala que es sesgado hacia las personas (“skill-biased technical change”).

⁴ Se reconoce también que existen estudios que no son concluyentes respecto del impacto de las TIC’s en la productividad y crecimiento económico (véase Guerrero, 2009).

hacia el factor trabajo, y que ello está ligado a un mejoramiento en el ingreso y/o salario de estas personas (Rodríguez *et al.*, 2011), este modelo no explica cómo es que las empresas y/o instituciones asignan a las personas a distintas tareas u ocupaciones.

Por lo anterior Acemoglu y Autor (2010) amplían el modelo canónico hacia un modelo que incorpore las distintas tareas requeridas por las empresas (rutinarias, manuales y abstractas). De hecho, existen problemas de asimetría de información, donde la demanda laboral de empresas se enfrenta al problema de no saber que trabajadores ofrecen o no habilidades requeridas, y por tanto asignan tareas de manera ineficiente, donde la oferta de empleo es fija, y la demanda de empleo se enfrenta a asimetrías de información.

Esta explicación ampliada supone que el cambio tecnológico este dado de forma exógena (Acemoglu y Autor, 2010; Autor, 2013), por las calificaciones que ofrecen los trabajadores a las empresas, además de que supone que existe sustitución de algunos trabajadores menos calificados por un trabajador de altas calificaciones. Finalmente, se hace una distinción entre las habilidades de los empleados y las tareas en las empresas, lo que lleva a asignar trabajadores con distintas habilidades a diferentes tareas.

En este modelo ampliado, se define a una tarea u ocupación como una unidad de actividad de trabajo que genera un producto, y además se define una habilidad o calificación como una dotación de capacidades que tiene un trabajador, con las que realiza distintas tareas. Esta dotación puede ser adquirida por medio de estudios escolares, o por medio de otras inversiones endógenas o exógenas⁵. Bajo este modelo basado en tareas, las habilidades son aplicadas a tareas para generar productos, pero no generan productos por si mismas (Acemoglu y Autor, 2010; Autor, 2013).

El modelo explica que existen tres factores de producción con habilidades que pueden clasificarse como altas, medias y bajas. Pero donde también existe una oferta que es fija de estos factores de producción, lo que haría suponer que el modelo aquí explicado se centra en la demanda de las empresas. Además de ello, cada tarea realizada tiene una función de producción, y esta función de producción solo utiliza los factores productivos de habilidades altas, medias y bajas, y donde por el momento se ignora el capital dado que implicaría que inicialmente no existen maquinas que puedan sustituir a empleados en alguna tarea específica.

⁵ Endógenas como distintos cursos de capacitación que el empleado puede pagar por el mismo para incrementar sus habilidades, o exógenas como cursos gratuitos que ofrece el gobierno o la empresa para incrementar sus habilidades.

El modelo se puede completar indicando un umbral de asignación de tareas (de habilidades altas, medias y bajas), tales que las tareas menos complejas puedan ser realizadas por personal con habilidades bajas y las tareas más complejas por trabajadores con habilidades altas. En tanto que las tareas intermedias serán realizadas por trabajadores de habilidades medias. Si esto se cumple Acemoglu y Autor (2010) lograron mostrar que es estrictamente menos costoso realizar tareas poco complejas utilizando trabajadores de baja habilidad, y de manera similar, la tarea más compleja costara menos utilizando trabajadores de altas habilidades, lo mismo aplica para trabajadores de habilidad media.

Las implicaciones de este modelo de análisis son que las fronteras entre tareas poco complejas y tareas muy abstractas se determinan de manera endógena y responden a cambios en la oferta de habilidades y de la tecnología, pues existe una sustitución de habilidades entre las distintas tareas a realizar, lo que lleva a la empresa a optimizar la elección de tareas que serán realizadas por los distintos grupos de habilidades.

Cambio Tecnológico Sesgado en el contexto internacional

En la literatura internacional se pueden ubicar dos puntos de vista distintos para entender el empleo de diferentes tipos de habilidades (Conte y Vivarelli, 2011). Por un lado, los estudios se enfocan en los efectos del comercio y la inversión extranjera sobre el empleo, donde se destaca la división internacional del trabajo, con países en desarrollo ofertando mano de obra barata. Pero, por otro lado, existen explicaciones basadas en la tecnología que apuntan al cambio tecnológico sesgado. La principal diferencia entre estos enfoques se debe al nivel de endogeneidad entre el cambio tecnológico y el comercio, donde no existe una causalidad clara entre ellos.

Esto ha llevado a convergencias entre ambos puntos de vista. Pues no se puede negar que las principales fuentes de nuevas tecnologías para países en desarrollo provienen de importaciones de países desarrollados, en tanto que las economías desarrolladas producen su propia tecnología (Conte y Vivarelli, 2011; Burgos y Mungaray, 2008; Gomis y Carrillo, 2016;

Calderón *et al.*, 2017). Por lo que el estudio de las CMN ha tomado mayor relevancia en la HCTS.

Pese a ello, la evidencia empírica internacional respecto de la HCTS no es concluyente, ya que se ha mostrado que mientras que en países desarrollados la demanda de trabajo calificado ha cambiado hacia mayores demandas de trabajo altamente calificado (Michaels, Natraj y Van Reenen, 2014) con el avance de la tecnología. En países en desarrollo se tiene que, los trabajos de más baja calificación son enviados a países con cada vez mayores niveles de pobreza (Maloney y Molina, 2016), por lo que no se observa esta polarización en salarios con el avance tecnológico, ya que además estos países en desarrollo están menos expuestos al avance tecnológico (Das y Hilgenstock, 2018).

Cambio Tecnológico Sesgado en México

En México estos estudios han tomado relevancia, pues han mostrado la forma en que los cambios tecnológicos sesgados han generado desigualdades salariales (Huesca y Ochoa, 2016), con una concentración del empleo en ocupaciones no tecnológicas y de baja calificación laboral (Rodríguez, Huesca y Camberos, 2011), pero que también han mostrado cómo los trabajadores que mejor adecuan su calificación a las innovaciones tecnológicas, son los que reciben una mejor remuneración salarial (Ochoa y Camberos, 2016).

En adición a lo anterior, el contexto mexicano está marcado por una promoción de CMN, donde no es claro el privilegio a los trabajadores con altas calificaciones para realizar tareas de alto contenido tecnológico (abstractas), y además condiciona a los trabajadores con menores calificaciones al asignarlos a tareas de menor contenido tecnológico (manuales o rutinarias).

Las CMN son empresas que emplean a una gran cantidad de personas, y por esta razón el estudio de las CMN toma importancia en la actualidad de México, pues tienen grandes impactos en la introducción de nuevas tecnologías (Burgos y Mungaray, 2008; Ernst, 2010; Carrillo y Gomis, 2011; Acemoglu, Gancia y Zilibotti, 2015; Gomis y Carrillo, 2016; Calderón *et al.*, 2017), además de que resulta interesante para el noroeste de México, donde existen entidades con

características de aglomeración en los Estados fronterizos, pero también de baja calificación laboral para Estados no fronterizos (Jordaan, 2008).

Adicionalmente, se ha establecido en algunos estudios como los de Burgos y Mungaray (2008); Huesca, Castro y Rodríguez (2010); Rodríguez, Huesca y Camberos (2011); y Rodríguez y Castro (2012), que en México desde inicios de la década de 1980 se privilegió la demanda de trabajadores altamente calificados, derivada de las nuevas necesidades tecnológicas provenientes del extranjero. No obstante, como señalan Calderón, Ochoa y Huesca (2017) tras los desajustes económicos y financieros de Estados Unidos en 2001, la demanda y salarios de trabajo calificado han disminuido.

Finalmente, aunque no se tienen datos por parte del gobierno de México, estudios como el de Carrillo (2013) señalan que las CMN instaladas en México se dedican el 32% a servicios y el 68% a las manufacturas, el 47% de este tipo de empresas son filiales de empresas de Estados Unidos y 53% del resto del mundo. En tanto que, en su distribución territorial, cinco estados concentran el 68% de estas empresas (CDMX 23%, BC 14%, JAL 11%, MEX 10%, GUA 10%).

Método

Base de Datos e Indicadores

La fuente de datos que se consulta en este artículo es la ENOE (Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo) que publica el INEGI (Instituto Nacional de Estadística y Geografía) en su página de internet⁶. Esta es una base de datos que agrupa distintas tablas con información de diversos temas, vinculadas entre sí mediante algunos campos de identificación. Esta base de datos se

6

<http://www.inegi.org.mx/est/contenidos/proyectos/accesomicrodatos/encuestas/hogares/regulares/enoe/15/>

conforma por las siguientes tablas: Tabla de vivienda (VIV); Tabla de hogares (HOG); Tabla sociodemográfica (SDEM); Tabla de cuestionario de ocupación y empleo I (COE 1); Tabla de cuestionario de ocupación y empleo II (COE 2).

Con respecto a estas tablas, la información recolectada se encuentra en las tablas SDEM y COE1. Se toma información de las tablas COE1, para saber si las empresas en donde trabajan las personas tienen establecimientos en otros países, ya que de acuerdo con las anteriores características, los filtros se refieren a las características que debe de cumplir una CMN, pues se trata de una empresa grande, y que además la persona trabaja en una matriz, filial o subsidiaria y no en una bodega y/o almacén, puesto que se trata de un establecimiento mediano o grande. Una característica importante de las CMN es que puedan estar abiertos a la inversión extranjera para realizar actividades en gran volumen, y esto se puede lograr si la empresa está constituida en Sociedad o Corporativo, y que adicionalmente tiene oficinas o establecimientos en otros países.

Por lo anterior que se sigue una estrategia de fusionar ambos cuestionarios. Debido a que el cuestionario COE1 no se aplica todos los trimestres, solo se toman en cuenta los trimestres indicados después del año: 2005-1; 2006-1; 2007-2; 2008-2; 2009-1; 2010-1; 2011-1; 2012-1; 2013-1; 2014-1; 2015-1; 2016-1 y 2017-1.

Se toma como referencia solamente a personas con edades de entre 16 y 65 años (variable “edad”) que conforman al grueso de la población económicamente activa con empleo, y que además es la que legalmente puede trabajar sin permisos especiales tales como personas de 14 y 15 años. Adicionalmente, se descartan personas que no reportan ingresos, puesto que esto no permite observar el cambio tecnológico indirecto generado por diferenciales en salarios, por lo que se filtra por la variable de ingresos mensuales “ingocup” para valores mayores a cero⁷, finalmente se toma la variable “fac” (que representa los factores de expansión o la proyección de cada encuestado con respecto a la población total) como referencia para proyectar el total de ocupaciones.

En cuanto a las variables clave de este estudio, que se refieren a las tareas y niveles de habilidad de los empleados, se toma como referencia la variable “anios_esc” que se refiere a los

⁷ Este filtro de selección de personas que solamente reportan ingresos, genera problemas de autoselección, no obstante, no se tiene información respecto de porque no reportan ingresos. Algunas causas podrían ser la informalidad, el que sean servidores sociales o practicantes profesionales, o que sea personal de outsourcing que no reporto su ingreso en la encuesta. Esto limita las interpretaciones ya que produce una subestimación de los estimadores del modelo de regresión, lo que se podría mejorar en próximos trabajos.

años de escolaridad y se realiza una transformación con la siguiente lógica: Calificación baja para personas con hasta 9 años de escolaridad, Calificación media para personas entre 10 y 15 años de escolaridad, y Calificación alta para personas con 16 o más años de escolaridad (descartando a quienes no hayan respondido esta pregunta en el cuestionario). La nueva variable “calificación” es una proxy a las calificaciones adquiridas por las personas mediante el indicador años de escolaridad. Esta variable de calificaciones funciona a manera de mecanismo de señalización, pues permite a los trabajadores identificar aquellos que son buenos y/o eficientes o más productivos de los que no lo son reduciendo los problemas de asimetría (Spence, 1973).

Por otro lado la variable “tareas” se construye con el algoritmo propuesto por Ochoa y Camberos (2016), el cual sigue la lógica de tareas de la CMO⁸ (Clasificación Mexicana de Ocupaciones) publicada en 2009 por INEGI, y que en el presente trabajo solo puede tener tres valores: “abstractas”, “manuales” y “rutinarias” (de mayor a menor nivel tecnológico respectivamente), de acuerdo con la variable “C_Ocu11c”. Se asigna abstracta para los códigos 1, 2 y 3; se asigna manual para los códigos 4, 5, 6 y 7; y se asigna rutinaria para los códigos 8, 9 y 10. Los resultados de la variable “tareas” se muestran en la Tabla 1, donde se describen las ocupaciones que toma en cuenta el algoritmo que genera a la variable “tareas”⁹.

Tabla 1. Variables e indicadores.
Table 1. Variables and Indicators.

Variable	Dominio	Construcción	Indicadores ENOE
Calificación	Alta= 1	≥ 16 años de escolaridad	Anios_esc
	Media= 2	10 a 15 años de escolaridad	
	Baja= 3	≤ 9 años de escolaridad	
Tareas	Abstractas = 1	Profesionales, técnicos y trabajadores del arte Trabajadores de la educación Funcionarios y directivos	C_Ocu11c

⁸ Se sabe de la existencia del Sistema Nacional de Clasificación de Ocupaciones (SINCO), no obstante, este sistema se comenzó a utilizar en 2011, y el presente estudio comienza desde 2005, por lo que para fines de mantener consistencia se utiliza el CMO. Además de que otros estudios realizados en México, que se señalan en el apartado anterior, también han utilizado la clasificación CMO lo que garantiza una comparabilidad de resultados respecto de otros estudios.

⁹ Si bien es cierto que en la categoría de tareas rutinarias no se incluyen trabajadores industriales, que pueden ser una parte de las tareas rutinarias, esta clasificación no puede desagregarse más, y además es compatible con la clasificación que se hace en otros estudios (ver revisión de literatura), lo que mantiene la comparabilidad de los resultados.

		Oficinistas	
Manuales=	2	Trabajadores industriales, artesanos y ayudantes	
		Comerciantes	
		Operadores de transporte	
Rutinarias=	3	Trabajadores en servicios personales	
		Trabajadores en protección y vigilancia	
		Trabajadores agropecuarios	
Avg_Esc	0-17	Promedio de años de escolaridad por tarea y municipio	Anios_esc, mun, C_Ocu11c
Avg_Ing	1644-23980	Promedio de ingreso mensual por tarea y municipio	Ingocup, mun, C_Ocu11c
CMN	1, 0	1 si a) Trabaja en “una empresa 51 empleados o más” (máxima categoría disponible) b) Trabaja en “un establecimiento mediano o grande” c) Trabaja para una empresa que está constituida en “Sociedad o Corporativo” d) Si la empresa tiene oficinas o establecimientos en otros países 0 en otro caso	Emple7c Ambito2 Tue2 P4i
Frontera	1, 0	1 si se trata de los estados de Baja California, Sonora y Chihuahua 0 para los estados de Baja California Sur, Sinaloa y Durango	Ent

Fuente: Elaboración propia con base en ENOE y CMO-INEGI.

Source: Own elaboration from ENOE and CMO-INEGI.

El cambio tecnológico se entiende en este artículo como dado por la oferta de habilidades de los trabajadores, y donde la asignación de tareas tiene problemas asimétricos de información por parte de las empresas, lo que lleva a los empleadores a asignar trabajadores con diferentes habilidades (alta, media y baja) a tareas de distintos niveles ya sean tecnológicos o de abstracción (llámense tareas abstractas, manuales o rutinarias). De esta forma, si una persona es asignada a una tarea abstracta, entonces eso debería mostrar al menos una de dos alternativas. La persona tiene mayores calificaciones y es apta para operar el nivel de tareas de la empresa, o bien la empresa ha adquirido tecnología que puede hacer más productivas a las personas.

En cuanto a las variables de aglomeración se construyen dos variables de promedio, una de escolaridad y otra de salario, ambas para cada tarea y en cada municipio lo que sirve como una aproximación a la disponibilidad de mano de obra calificada. Lo que permite diferenciar a aquellos municipios donde hay mayores promedios de escolaridad y/o salarios, y con ello eliminar posibles sesgos de autoselección.

Adicionalmente, se define a una persona que trabaja para una CMN utilizando información de la ENOE si cumple con los siguientes criterios: 1) Trabaja en “una empresa 51 empleados o más” (máxima categoría disponible); 2) Se trata de una empresa del sector privado; 3) Trabaja en “un establecimiento mediano o grande” (las empresas pueden tener uno o más establecimientos, y estos pueden ser de distintos tamaños en número de empleados, por lo que se descartan establecimientos pequeños que pueden representar puntos de venta); 4) Trabaja para una empresa que está constituida en “Sociedad o Corporativo”; 5) Si la empresa tiene oficinas o establecimientos en otros países.

Finalmente se generó una variable dicotómica llamada “frontera”, que asume valores de 1 si se trata de los estados de Baja California, Sonora y Chihuahua, y 0 para los estados de Baja California Sur, Sinaloa y Durango. Esta variable tiene la finalidad de mostrar diferencias estructurales entre estados que colindan con Estados Unidos, ya que son propensos a recibir a CMN dentro de su territorio.

Modelo Logit Condicional para asignación de tareas en CMN

El modelo Logit Condicional, fue descrito por McFadden (1973) como un modelo condicional de alternativas específicas. En este modelo, se les da una mayor preponderancia a los atributos y también se incluyen las características individuales. En este caso, a los atributos se les llama “variables específicas de decisión”, y a las variables de características individuales, se les llama “variables específicas individuales”.

Este tipo de modelos tienen su origen en las regresiones logísticas, solo que, en vez de tomar variables individuales, toman adicionalmente variables con características de las diferentes alternativas propuestas a los individuos. Normalmente, se utilizan técnicas de datos en panel para este tipo de análisis, no obstante, los datos de la ENOE se generan por paneles rotativos, donde los individuos solo participan por 5 trimestres y después son sustituidos en la muestra por otros individuos distintos, lo que genera problemas para establecer un panel, por ello se recurre a los modelos Logit Condicional en dos periodos de tiempo.

Se elige este tipo de modelos ya que no se tiene una observación por persona, sino que se generan tantas observaciones como alternativas tenga el individuo, por lo que ya no son las características de los individuos las que se modelan, sino las alternativas. Así, tenemos que las CMN pueden asignar distintas tareas (rutinarias, manuales y abstractas) a los individuos, por lo que cada individuo tendrá tres alternativas posibles, lo que se considera como la variable dependiente; pero además, cada alternativa tiene sus propias características, en particular dos tipos de variables para tomar su decisión, el primer tipo que depende de los atributos para tomar esas decisiones, es el nivel de escolaridad promedio en los municipios para las distintas tareas, así como el nivel de ingresos promedio en los municipios para las distintas tareas; finalmente, las CMN también enfrentan a otros tipos de variables, como lo son las características individuales de las personas, por ejemplo, sus calificaciones (medidas en años de escolaridad), y su experiencia (medida en años). De manera que la función a estimar es la siguiente:

$$Asignacion_{tareas} = f(Avg_{esc}, Avg_{ing}, esc, exper, exper^2, frontera)$$

Este tipo de modelos tiene ventajas frente a los modelos Logit, Probit, y Probit Ordenado primero porque toma en cuenta atributos que no son específicos del individuo, tales como el ingreso promedio por municipio y tarea, además del nivel de escolaridad promedio por municipio y tarea. Lo que genera estimaciones más eficientes de como las CMN seleccionan y asignan personas a las diferentes tareas. En cuanto a los modelos Logit y Probit Multinomiales, estos no son adecuados para el presente estudio, debido a que las tareas aquí señaladas son variables ordinales en sus niveles tecnológicos (rutinaria < manual < abstracta) y no nominales, por lo que no serviría utilizar modelos multinomiales.

La selección de variables explicativas está justificada en la revisión de literatura, pues como afirma Joordan (2008) las variables de aglomeración como “AVG_esc” y “AVG_inc” tienen un impacto sobre la decisión de las CMN de instalarse o no en alguna región. La escolaridad y el ingreso han sido probadas como variables proxy para ser asignado a alguna tarea (Acemoglu 2002, 2007 y 2009), finalmente como lo muestra Carrillo (2013) gran parte de estas empresas tiende a localizarse en la frontera norte de México.

Este tipo de modelos condicionales, ya han sido utilizados con anterioridad para describir distintos tipos de eventos a nivel microeconómico (ver McFadden, 1973), así como a nivel meso

y macroeconómico, donde se tiene como ejemplo las ventajas del tamaño de las redes en la adquisición de nuevos suscriptores (Kim y Kwon, 2003), la promoción de la IED en China (Blaise, 2005), o la participación laboral femenina en Korea (Lee y Tae, 2005).

El planteamiento econométrico, describe la probabilidad de que el individuo i sea asignado a una tarea j , es el siguiente:

$$P_{ij} = \frac{e^{B_0+B_1Z_{ij}+B_2X_{ij}+e_{ij}}}{\sum e^{B_0+B_1Z_{ik}+B_2X_{ik}+e_{ik}}} \quad (1)$$

Donde: Z_{ij} es un vector que contiene dos variables independientes de atributos: “avg_esc” que representa para cada municipio el promedio de años de escolaridad en las distintas tareas; y la variable “avg_ing”, que representa para cada municipio el promedio de ingreso en las distintas tareas. X_{ij} es un vector que contiene tres variables independientes de características individuales: “esc” que representa los años de escolaridad del individuo i ; “exper”, que representa los años de experiencia del individuo i ; y “exper2” que indica los años de experiencia al cuadrado del individuo i y representa los rendimientos decrecientes de la experiencia como nivel de calificación, y “frontera” que representa a los estados colindantes con Estados Unidos. Finalmente, e_{ij} es un vector de perturbaciones estocásticas.

De esta probabilidad se puede calcular la verosimilitud de la función:

$$L(B) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^J Y_{ij} \log(P_{ij}) \quad (2)$$

Donde “ Y ”, es una variable binaria indicando la decisión de asignar a los individuos “ i ” a las distintas tareas “ j ”, y donde “ J ” es el número de alternativas disponibles para cada individuo. No obstante, para estimar los parámetros “ B ” de la función linealizada, no se cuenta con una única solución como en la estimación de “Mínimos Cuadrados Ordinarios”, por lo que se requiere de

alguna solución numérica, con métodos como Newton, Newton-Raphson o algoritmos similares. No obstante, la estimación es algo rápida con software como STATA o SAS¹⁰.

La estimación se realizará para los años 2005 y 2017, que responden al primer y último año disponible de la ENOE, además de ser un periodo de doce años en donde se pueden encontrar patrones de comportamiento en la asignación de tareas de CMN. Esto arroja como resultado, una comparación de los efectos de los atributos para la toma de decisión, así como de los efectos de las características individuales, ambos efectos como determinantes de la asignación de tareas. Lo que explicaría en qué sentido ha evolucionado o no el cambio tecnológico en los últimos doce años.

Resultados

A manera de ejercicio comparativo, entre la propuesta que aquí se presenta, la de Expansión y la del COLEF, se muestra el cuadro siguiente con volúmenes de empleo para el año 2009:

Tabla 2. Estimación de empleos de CMN en 2009.
Table 2. Estimate of MNC jobs in 2009.

Fuente de Información	Número total de empleos
Expansión	6,011,478
COLEF	5,100,000
Estimación ENOE	5,308,129
Estimación ENOE s/e	1,576,318

Fuente: Carrillo y Gomis (2011) y Estimación propia con datos de ENOE 2009 en el primer trimestre. **s/e** es la proyección al tomar en cuenta la fusión de cuestionarios SDEM y COE1 donde se toma en cuenta la variable establecimientos en el extranjero.

Source: Carrillo and Gomis (2011) and own estimate with data from ENOE 2009 in the first quarter.

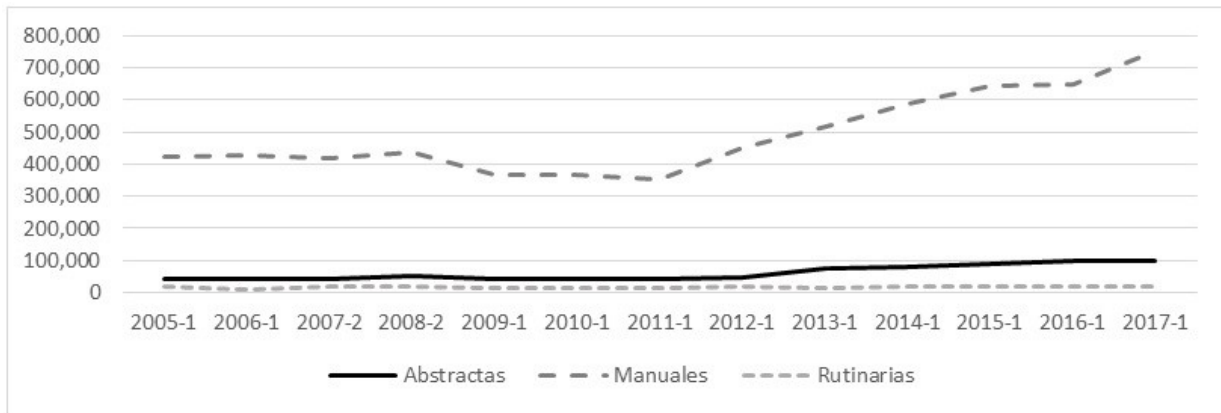
¹⁰ Las bases de datos utilizados, así como los algoritmos utilizados en STATA para llegar a la estimación de los modelos Logit Condicional y sus efectos marginales, se encuentran disponibles a petición del lector vía e-mail.

s/e is the projection when taking into account the merger of SDEM and COE1 questionnaires where the variable establishment abroad is taken into account.

Como se puede observar en la Tabla 2, la estimación que realizan investigadores de El COLEF a través de datos de la revista expansión es notablemente más alta que las realizadas por la encuesta de El COLEF y la propuesta a través de la ENOE, no obstante esto no es raro debido a que la revista expansión solo toma en cuenta a las 500 empresas más exitosas en ventas y/o utilidades, y por tanto solo toma en cuenta a las empresas más grandes, lo que resulta en esta sobre estimación de casi un millón de empleos. En cambio, la encuesta de El COLEF toma en cuenta a más de 1800 empresas entre las que se encuentran las tomadas en cuenta por Expansión y otras 1300 de menor tamaño que reducen la proyección.

Por otro lado, la estimación a través de la encuesta de EL COLEF y la estimación realizada en este estudio tienen una diferencia de casi 210 mil empleos, lo que parece una aproximación razonable. Adicionalmente, se tiene una diferencia importante en la última estimación con datos de la ENOE y una cuestión importante para explicar esta diferencia es la fusión de tablas, por ello se muestra la estimación con la ENOE para personas que respondieron que trabajan para empresas que tienen oficinas o establecimientos en el extranjero y otra estimación sin tomar en cuenta esta característica. Esta diferencia puede deberse a varios hechos, uno de ellos es que muchos empleados tal vez no sepan si la empresa tiene o no establecimientos en el extranjero y responden no saberlo, y otra posible explicación es el outsourcing local, pues en las CMN es común la práctica de subcontratación de empleos para algunas tareas, y por ello las personas pudieron responder que la empresa que realiza el outsourcing no tiene establecimientos en el extranjero. Por otro lado, en un análisis gráfico sobre las CMN en el noroeste, podemos observar el volumen de empleo y salarios promedio por tipo de tareas, las cuales muestran el nivel tecnológico requerido y que tienen el comportamiento de las Gráficas 1 y 2.

Gráfica 1. Ocupación en CMN por Tareas.
Graph 1. Occupation in MNC by Tasks.



Fuente: Elaboración propia con datos de ENOE 2005-2017.

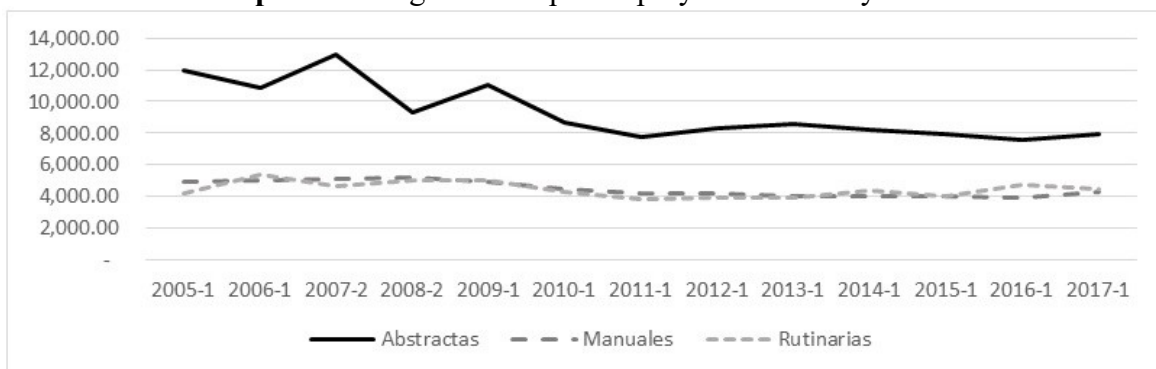
Source: Own elaboration with data from ENOE 2005-2017.

Un aspecto para destacar de la Gráfica 1, es que muestra que las únicas tareas que crecieron de manera importante en el período señalado son las manuales. De esta forma, se puede afirmar que, si el empleo abstracto es indicador del nivel de cambio tecnológico, entonces no se puede asegurar que se refleje un cambio tecnológico inducido por las CMN en el noroeste.

Por otro lado, la Gráfica 1 muestra evidencia que sostiene al segundo hecho planteado en la introducción “que la cantidad de empleo en las CMN en altos niveles tecnológicos es muy pequeña en relación con las ocupaciones en niveles tecnológicos intermedios y bajos”, ya que las tareas abstractas tuvieron una participación de alrededor el 10.5% del total de ocupación en todo el periodo.

Gráfica 2. Ingresos medios por empleado en CMN por Tareas.

Graph 2. Average income per employee in MNC by Tasks.



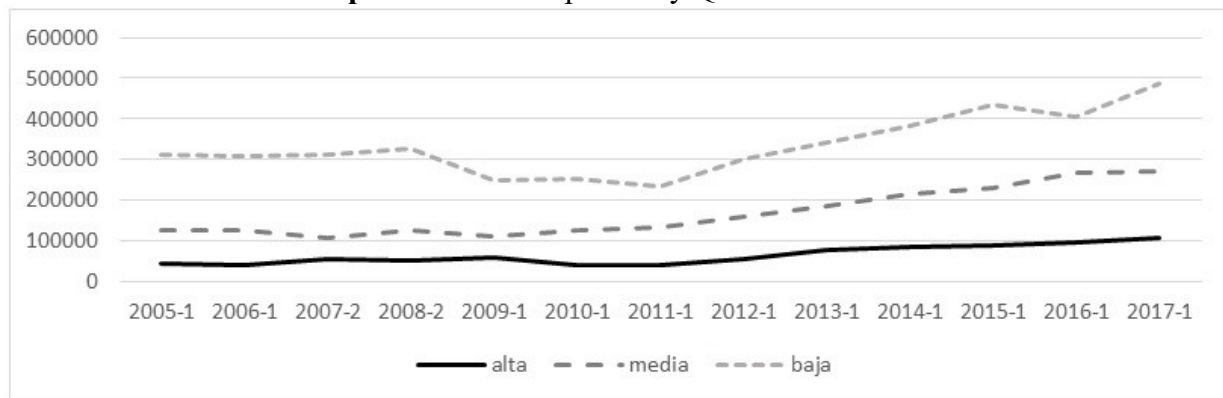
Fuente: Elaboración propia con datos de ENOE 2005-2017 a precios de 2010.

Source: Own elaboration with data from ENOE 2005-2017 at 2010 prices.

De la Gráfica 2, se establece que los ingresos de los empleados no crecieron para las tareas abstractas que están más ligadas a cambios tecnológicos, de hecho, disminuyeron en términos reales tomando en cuenta precios de 2010. Lo que podría obedecer a una abundancia de mano de obra calificada para estas tareas o, por otro lado, a una creciente introducción de tecnologías que requieren de trabajo menos calificado para llevar a cabo tareas abstractas. No obstante, las tareas más abstractas reciben los mayores sueldos con un premio bastante superior al de los pagos en tareas manuales y rutinarias, lo que sigue sosteniendo la HCTS hacia tareas abstractas.

Por otro lado, se muestran los niveles de ocupación y salarios por nivel de calificación (medidos en escolaridad), mediante las Gráficas 3 y 4.

Gráfica 3. Ocupación en CMN por nivel de Calificación.
Graph 3. MNC occupation by Qualification level.

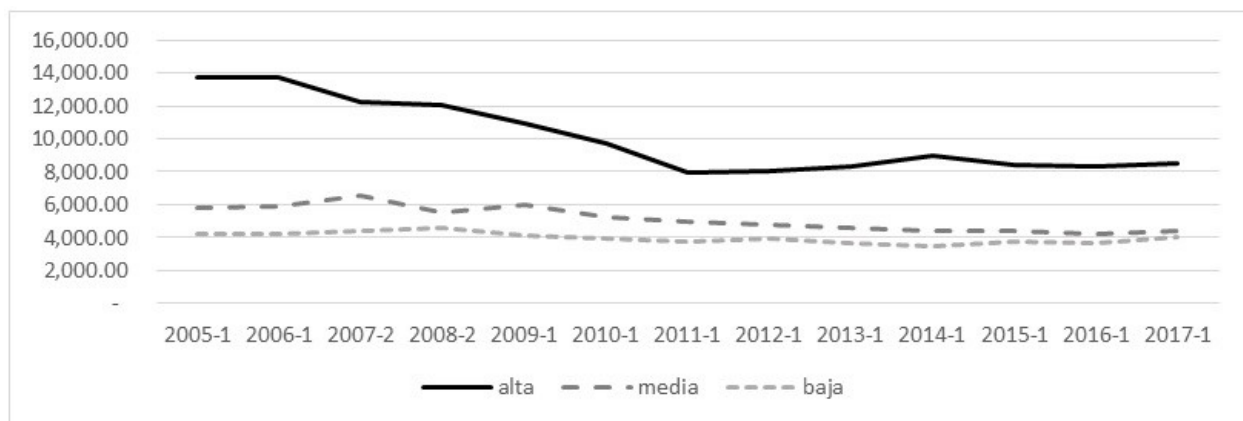


Fuente: Elaboración propia con datos de ENOE 2005-2017.

Source: Own elaboration with data from ENOE 2005-2017 at 2010 prices.

La comparación de las Gráficas 1 y 3 indica que el número de personas con alta calificación tiene una distribución similar a la de empleos correspondientes a tareas abstractas. No obstante, estos puestos más complejos pueden estar ocupados por personal de calificaciones medias o una mezcla de niveles de calificación. Lo que puede ser un hecho factible, pues además de las ocupaciones de altas calificaciones, también las ocupaciones de calificaciones medias y bajas han crecido de manera similar en el mismo periodo.

Gráfica 4. Ingresos medios por empleado en CMN por nivel de Calificación.
Graph 4. Average income per employee in MNC by qualification level.



Fuente: Elaboración propia con datos de ENOE 2005-2017 a precios de 2010.

Source: Own elaboration with data from ENOE 2005-2017 at 2010 prices.

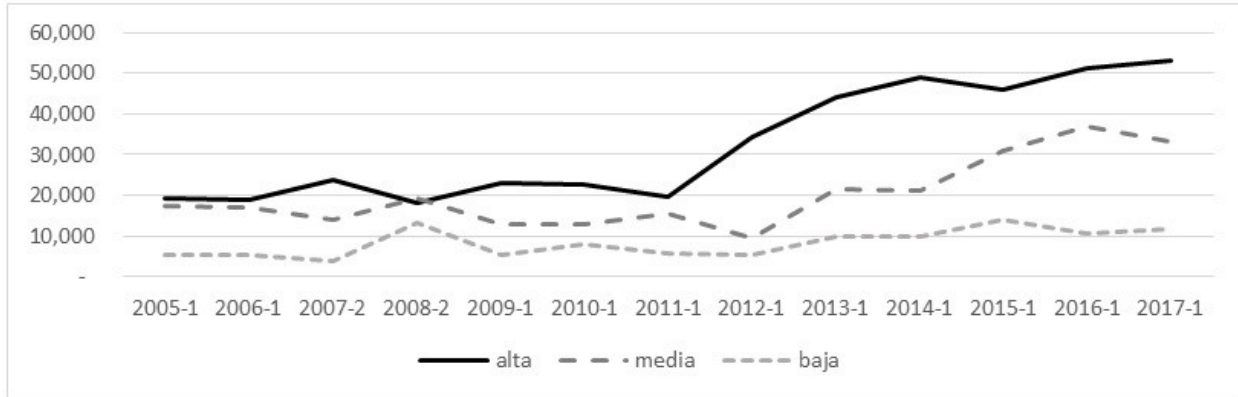
La grafica 4 al igual que la Gráfica 2, muestra una posible relación pues tanto en tareas abstractas como en altas calificaciones existe un descenso en el nivel promedio de ingresos, pero eso no garantiza una relación entre ellas, aunque pueda parecer lógico. Este posible descenso, podría tener su explicación por los procesos de las CMN, pues estas empresas pueden introducir tecnologías que requieran de menores niveles de calificación para operar y por tanto sesgan su demanda de trabajo hacia empleos de menor calificación, con su consecuente efecto sobre los salarios mostrados en las Gráficas 2 y 4.

Las cuatro graficas anteriores, hacen suponer que las CMN no demandan empleos para operar tecnologías abstractas, sino que introducen tecnologías que requieren de menores calificaciones para ser operadas. Por ello no requieren de la utilización de mucho personal calificado para realizar tareas abstractas, lo que también se refleja en una reducción de desigualdad salarial entre personal con calificaciones altas o que realizan tareas abstractas, con respecto a personal menos calificado o que realiza tareas menos complejas.

Algunos datos que pueden mostrar la relación anterior constituyen el tercero de los hechos importantes señalado en la introducción “que las ocupaciones de altos niveles tecnológicos son realizadas por personal con altas calificaciones”, como se muestra en la Gráfica 5.

Gráfica 5. Ocupación en Tareas abstractas en CMN del noroeste por nivel de Calificación.

Graph 5. Occupation in Abstract Tasks in Northwest MNC by Qualification Level.

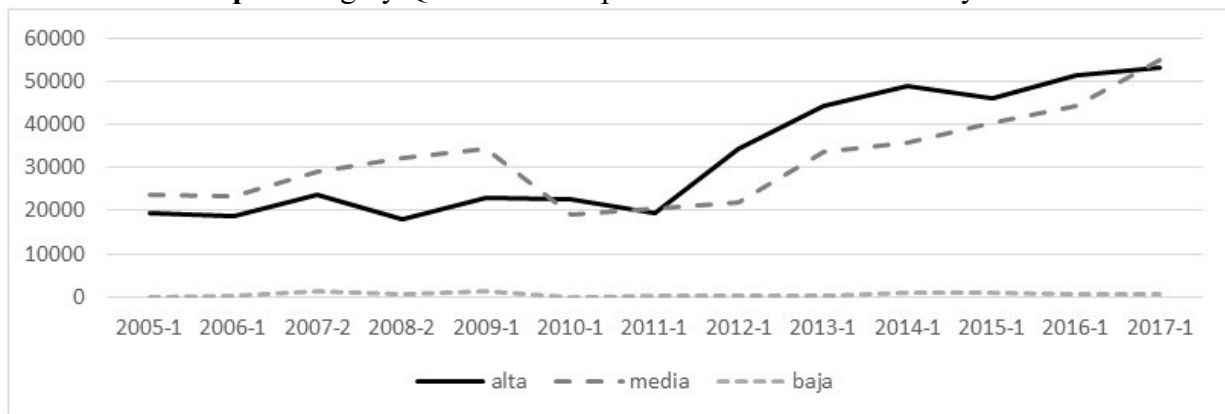


Fuente: Elaboración propia con datos de ENOE 2005-2017.
Source: Own elaboration with data from ENOE 2005-2017.

De la Gráfica 5 se puede concluir que, aunque se requiere de personal altamente calificado para realizar tareas abstractas (de mayor contenido tecnológico), existe la posibilidad de sustituir a personal de calificaciones altas por personal con calificaciones medias (e incluso bajas) para realizar este tipo de tareas. Es importante señalar que en el periodo 2005-2011 la suma del empleo de calificaciones medias y bajas superaba al empleo de calificaciones altas, y a partir de 2012 la suma de las calificaciones medias y bajas es más pequeña que el de calificaciones altas en este tipo de tareas.

Adicionalmente, el primer hecho presentado en la introducción “que el personal altamente calificado, no se asigna en mayor medida a ocupaciones de altos niveles tecnológicos, sino que en igual medida se asigna a ocupaciones de niveles tecnológicos intermedios”, se presenta en la Gráfica 6.

Gráfica 6. Ocupación de alta Calificación en CMN del noroeste por Tareas
Graph 6. Highly Qualified Occupation in Northwest MNC by Tasks



Fuente: Elaboración propia con datos de ENOE 2005-2017.

Source: Own elaboration with data from ENOE 2005-2017.

De la Gráfica 6 se puede establecer que el personal con calificaciones altas, se asigna de manera casi indistinta a las tareas manuales y abstractas en las CMN, una explicación a este respecto es que, las empresas contratan a trabajadores sobre calificados para puestos manuales y rutinarios debido a que los trabajadores de mediana y baja calificación no pueden demostrar las habilidades que poseen, lo que dejan claro la asimetría de información entre las CMN demandando empleo y los oferentes de trabajo, lo que se puede considerar un problema de selección adversa de los empleadores, y donde los niveles de escolaridad alta no sirven como mecanismos de señalización adecuados para distinguir entre empleados buenos de empleados malos.

Algunas estadísticas descriptivas utilizadas para los modelos de regresión en 2005 y 2017, se muestran en las siguientes tablas, esto con el objetivo de realizar un comparativo en el comportamiento de las variables utilizadas en el modelo de regresión.

Tabla 3. Estadísticas descriptivas de las variables utilizadas en el modelo.

Table 3. Descriptive statistics of the variables used in the model.

2005					
	tareas	avg_ing	avg_esc	anios_esc	exper
Media	1.9596	5139.7237	9.3273	9.6055	15.5668
Mediana	2	4925	9	9	14
Moda	2	4475	9.5	9	13
Desviación estándar	0.3493	1450.1390	1.7701	3.4984	10.2995
Mínimo	1	1677	5	0	0
Máximo	3	13725	16.8	19	54
Observaciones	1649	1649	1649	1649	1649
2017					
Media	1.9132	5863.9348	10.5816	10.6327	17.8030
Mediana	2	5670	10	9	17
Moda	2	4348	9.7	9	6
Desviación estándar	0.3729	1790.9932	1.7680	4.0980	11.7214
Mínimo	1	2834	6.6	0	0
Máximo	3	13731	17	24	58
Observaciones	2428	2428	2428	2428	2428

Fuente: Elaboración propia.

Source: Own Elaboration.

De acuerdo con los datos de la Tabla 3, se puede observar que ha crecido el promedio de ingresos y el promedio de escolaridad en las ciudades donde se instalan los CMN, pero además ha crecido el promedio de escolaridad de los empleados pasando de 9.6 años a 10.63, donde además ha crecido la experiencia de los empleados, pasando de 15.5 a 17.8 años en promedio de experiencia. Lo que muestra que ha crecido la demanda de empleados calificados en los CMN, no obstante, las tareas tienden a seguir siendo tareas manuales. Por otra parte, se muestran las correlaciones entre variables en la Tabla 4.

Tabla 4. Correlaciones entre variables.
Table 4. Correlation between variables.

2005					
	tareas	avg_ing	avg_esc	anios_esc	exper
tareas	1				
avg_ing	-0.7776 (0.0000)	1			
avg_esc	-0.8670 (0.0000)	0.8564 (0.0000)	1		
anios_esc	-0.4912 (0.0000)	0.4690 (0.0000)	0.5553 (0.0000)	1	
exper	0.1538 (0.0000)	-0.1293 (0.0000)	-0.1554 (0.0000)	-0.5003 (0.0000)	1
2017					
tareas	1				
avg_ing	-0.6197 (0.0000)	1			
avg_esc	-0.8423 (0.0000)	0.6389 (0.0000)	1		
anios_esc	-0.4535 (0.0000)	0.3541 (0.0000)	0.5771 (0.0000)	1	
exper	0.1737 (0.0000)	-0.1189 (0.0000)	-0.1700 (0.0000)	-0.4867 (0.0000)	1

Fuente: Elaboración propia, p-value entre paréntesis.
Source: Own elaboration, p-value in parentheses.

Las correlaciones de la tabla anterior muestran que en ambos periodos 2005 y 2017 existe una relación lineal entre las variables independientes y la variable tareas. Donde los signos de los coeficientes de correlación permanecen en la misma dirección en ambos periodos. De esta forma, los resultados del modelo Logit Condicional para el primer trimestre de 2005 se obtuvieron

mediante el software STATA, se muestran en la Tabla 5 solo los efectos marginales y no los resultados de la regresión original (los resultados originales del modelo están disponibles a petición del lector):

Tabla 5. Modelo Logit Condicional, para el trimestre 1 del año 2005.
Table 5. Conditional Logit Model, for the 1st quarter of 2005.

2005-1	Variable Dependiente					
	Abstractas		Manuales		Rutinarias	
Variables independientes	dp/dx	P>z	dp/dx	P>z	dp/dx	P>z
avg_esc						
abstracta	-0.025	0.000	0.024	0.000	0.001	0.000
manual	0.024	0.000	-0.035	0.000	0.010	0.000
rutinaria	0.001	0.000	0.010	0.000	-0.011	0.000
avg_ing						
abstracta	0.000	0.001	0.000	0.001	0.000	0.003
manual	0.000	0.001	0.000	0.001	0.000	0.003
rutinaria	0.000	0.001	0.000	0.001	0.000	0.003
Xvars						
anios_esc	0.013	0.000	-0.005	0.005	-0.008	0.000
exper	-0.007	0.000	0.010	0.000	-0.003	0.002
exper2	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.002
frontera	-0.023	0.103	0.051	0.002	-0.028	0.000
Log likelihood	-698					
Wald chi2(10)	1008					
Prob > chi2	0.000					
Observaciones	4947					
Casos	1649					

Fuente: Elaboración propia, se muestran efectos marginales y p-value de los coeficientes.

Los coeficientes 1, 2, 3, representan tareas abstractas, manuales y rutinarias, de manera respectiva.

Source: Own elaboration, marginal effects and p-value of the coefficients are shown. The coefficients 1, 2, 3, represent abstract, manual and routine tasks, respectively.

La Tabla 5 muestra en primer lugar, los efectos de aglomeración tales como el ingreso y escolaridad promedio por municipio en cada uno de los tipos de tareas, para el caso de la aglomeración medida en promedio de escolaridad por municipio y tarea, se aprecia una reducción en las probabilidades de que una persona sea asignada a cualquier tipo de tarea cuanto más alto sea el promedio de escolaridad en cada tarea, ya que para esta estimación se observan coeficientes negativos (-0.025, -0.035 y -0.011 para tareas abstractas, manuales y rutinarias de manera respectiva), y todos significativos al 1%. Por tanto, cuando existe mucha aglomeración de mano de obra calificada, entonces las probabilidades de “upgrading” se reducen ya que como señala Jordaan (2008) las CMN buscan en ocasiones personal de tipo “blue collar” (baja calificación).

En lo que se refiere a la aglomeración medida por niveles de ingreso por municipio y tareas, esta no parece tener un efecto importante, pues todos los coeficientes son muy cercanos a cero y significativos al 1%, por lo que aglomeraciones con altos salarios no influyen en la asignación de tareas en las CMN.

En cuanto a la variable clave (“años de escolaridad”) esta parece ser acorde a la teoría, ya que para los tres tipos de tareas se tienen niveles significativos al 1%, y más importante es que para las tareas abstractas se tiene una probabilidad positiva de 0.013, en tanto que las tareas manuales y rutinarias tienen coeficientes de -0.005 y -0.008 respectivamente. Por lo que los resultados son congruentes con la HCTS hacia calificaciones altas en tareas abstractas.

Por otra parte, una variable alternativa a las calificaciones medida por la experiencia potencial muestra algunos hallazgos importantes, ya que se tiene un efecto positivo para la asignación a tareas manuales (0.010), y efectos negativos para asignaciones a tareas abstractas (-0.007) y rutinarias (0.003). Se interpreta que, la experiencia potencial es una medida de calificación necesaria para realizar tareas de tecnologías intermedias, pero que no se requiere de estas calificaciones para asignar a una persona a tareas abstractas, ya que las tareas abstractas o de alto contenido tecnológico en ocasiones son nuevas actividades o proyectos no relacionados con experiencias anteriores. En cuanto a las tareas rutinarias es un resultado congruente, pues este tipo de tareas o la tecnología que se utiliza para realizarlas es bastante elemental, por lo que no se requiere gran experiencia para llevarlas a cabo.

Por último, como se ha mencionado en secciones anteriores la región noroeste de México es interesante dado que cuenta con estados que colindan con la frontera y otros que no, la variable

dicotómica “frontera” muestra que en los estados fronterizos (Baja California, Sonora y Chihuahua) se reducen las probabilidades de que una persona realice tareas abstractas (-0.023), y se incrementan las probabilidades de realizar tareas manuales (0.051).

Los resultados del modelo Logit Condicional para el primer trimestre de 2017 se muestran en la Tabla 6, al igual que en el caso anterior solo se muestran los efectos marginales y no los resultados de la regresión original, y esta tabla se presenta con fines de comparación tras doce años que transcurrieron en ese periodo.

Tabla 6. Modelo Logit Condicional, para trimestre 1 del año 2017.
Table 6. Conditional Logit Model, for quarter 1 of the year 2017.

2017-1	Variable Dependiente					
	Abstractas		Manuales		Rutinarias	
Variables independientes	dp/dx	P>z	dp/dx	P>z	dp/dx	P>z
avg_esc						
abstracta	-0.061	0.000	0.060	0.000	0.001	0.000
manual	0.060	0.000	-0.072	0.000	0.012	0.000
rutinaria	0.001	0.000	0.012	0.000	-0.013	0.000
avg_ing						
abstracta	0.000	0.206	0.000	0.206	0.000	0.216
manual	0.000	0.206	0.000	0.206	0.000	0.216
rutinaria	0.000	0.216	0.000	0.216	0.000	0.216
Xvars						
anios_esc	0.019	0.000	-0.015	0.000	-0.004	0.000
exper	-0.003	0.017	0.004	0.007	-0.001	0.215
exper2	0.000	0.028	0.000	0.012	0.000	0.156
frontera	-0.051	0.000	0.093	0.000	-0.042	0.000
Log likelihood	-938					
Wald chi2(10)	1275					
Prob > chi2	0.000					
Observaciones	7284					
Casos	2428					

Fuente: Elaboración propia, se muestran efectos marginales y p-value de los coeficientes.

Los coeficientes 1, 2, 3, representan tareas abstractas, manuales y rutinarias, de manera respectiva.

Source: Own elaboration, marginal effects and p-value of the coefficients are shown. The coefficients 1, 2, 3, represent abstract, manual and routine tasks, respectively.

La Tabla 6 muestra resultados similares a aquellos encontrados en 2005, donde la única diferencia significativa está dada por los coeficientes de la variable “avg_ing” que mide la aglomeración en niveles de ingreso, ya que para todas las tareas esta variable deja de tener significancia estadística, aunque los coeficientes se mantienen con los mismos signos que en el año 2005.

Una cuestión para destacar es que los resultados del modelo para ambos periodos muestran un mismo patrón de comportamiento, ya sea para variables de aglomeración o ya sea para variables individuales de educación, experiencia y/o estructurales. Lo que hace suponer que los CMN han condicionado el cambio tecnológico hacia las personas con mayores calificaciones, ya que obstruyen el proceso de cambio tecnológico y “upgrading” al reducir la demanda de tareas abstractas o de alto contenido tecnológico, sobre todo en estados fronterizos.

Las señales que envían las personas cuando ofertan su mano de obra, son la escolaridad y la experiencia. No obstante, la experiencia es una buena señal para aquellas personas que se quieren insertar en tareas manuales, en tanto que aquellas personas que se quieren colocar en tareas abstractas deben apostar a mayores niveles de escolaridad. Cabe señalar que, en tareas rutinarias ninguna de las dos variables (“escolaridad” y “experiencia”) son relevantes. De esta forma, un año adicional de escolaridad ayuda a una persona a insertarse en puestos de trabajo que son más difíciles de codificar, en tanto que un año adicional de experiencia ayuda a las personas a insertarse en puestos que pueden ser codificables en alguna medida, pero que requieren algo de tiempo de experiencia por parte de las personas para poder ser realizadas.

A nivel de cambio marginal, la variable “avg_esc” tiene un efecto mayor en 2017, esto es que cuando en un municipio aumenta un año escolar promedio para personas que realizan tareas abstractas, las probabilidades de que una persona sea asignada a tareas abstractas disminuyen en 6.1% y para una tarea manual aumentan en 6%, comparado con los efectos de -2.5% y 2.4 (respectivamente) en 2005. Esto es que, cuando en un municipio hay personas con altos niveles de escolaridad realizando tareas manuales, entonces esto difícilmente es una señal para una CMN de asignar a una persona a un puesto de tareas abstractas, y estas señales se han incrementado con el tiempo.

Asimismo, en 2005 un año escolar más en un individuo le retribuye en 1.3% más de probabilidades de ser asignado a una tarea abstracta, -0.5% de ser asignado a una tarea manual y -0.08% de ser asignado a una tarea rutinaria. Comparado con los efectos en 2017, cuando un individuo tiene un año adicional de escolaridad sus probabilidades de ser asignado a una tarea abstracta, manual y rutinaria son de 1.9%, -1.5% y -0.04% respectivamente. Lo que muestra que la escolaridad es una variable importante para señalar si una persona puede ser asignada a tareas abstractas en CMN, pero no para ser asignado a tareas manuales o rutinarias.

De la misma forma, cuando aumenta un año de experiencia un individuo en 2005, este aumenta sus probabilidades de ser asignado a una tarea abstracta, manual y rutinaria son de -0.7%, 1% y -0.3% respectivamente. Para el año 2017 las probabilidades son -0.3%, 1.7% y -0.1% respectivamente. Se puede decir que la experiencia es una señal que pueden dar los individuos para ser asignados a tareas manuales en CMN, pero no son señales para que pueda realizar tareas abstractas o rutinarias.

Conclusiones

El objetivo de este artículo fue demostrar que en las CMN del noroeste de México el cambio tecnológico se ve condicionado, donde las CMN contratan personal con calificaciones medias y bajas para realizar tareas abstractas. En este sentido, se aplicó un análisis descriptivo y un análisis de regresión con un modelo logit condicional.

El análisis descriptivo mostró que existen al menos tres hechos que condicionan el cambio tecnológico en CMN: primero que el personal altamente calificado no siempre es asignado a realizar tareas abstractas o de alto contenido tecnológico, y que de hecho es sustituido por personal con calificaciones medias; segundo que la cantidad de empleo en altos niveles tecnológicos, es muy pequeña en relación con las ocupaciones en niveles tecnológicos medios y bajos, lo que constituye una demanda muy pequeña de personal con altas calificaciones y condiciona el proceso de “upgrading”; tercero que las ocupaciones de altos niveles tecnológicos, son realizadas por personal con altas calificaciones, lo que es congruente con la HCTS.

Sobre los ingresos medios, se puede establecer por las Gráficas 2 y 4 que, las remuneraciones para empleos de altos niveles tecnológicos (tareas abstractas), así como para altas calificaciones, han disminuido en el periodo 2005 a 2017. Por otro lado, los ingresos para tareas manuales y rutinarias se mantienen estables o con ligero cambio a la baja. Finalmente, se concluye que la diferencia salarial para personas que realizan tareas manuales y rutinarias es mínima, por lo que también en estos niveles existen ineficiencias de asignación de trabajadores.

De los análisis de regresión logit condicional, se puede concluir que existen cuatro factores que relacionados con el cumplimiento o no de la HCTS en las CMN, el primero de ellos es la aglomeración en niveles de escolaridad por tareas y municipios, pues donde existen mayores niveles de escolaridad por tarea tienden a disminuir las probabilidades de que las CMN asignen a personas a tareas abstractas o manuales, lo que muestra que los fenómenos de aglomeración agravan el problema de selección adversa y asimetría de información para los CMN. En cuanto a la aglomeración por niveles de salario, estos no mostraron efectos sobre el cambio tecnológico.

En segundo lugar, se tienen los años de escolaridad por individuo, esta variable es congruente con la HCTS, pues a mayores niveles de escolaridad por empleado, mayores probabilidades tiene de ser asignado a tareas abstractas y adicionalmente se reducen sus probabilidades de ser asignado a tareas manuales o rutinarias, es decir que a nivel individual los años de escolaridad sirven como señales que da el trabajador a las CMN para mostrar que es un trabajador más eficiente o productivo.

El tercero se refiere a una variable alternativa a la escolaridad, medida por años de experiencia potencial, la cual muestra que cuanto más experiencia tenga un individuo, mayores son sus probabilidades de ser asignado a una tarea manual, pero menores son sus probabilidades de ser asignado a tareas abstractas y rutinarias. En cuanto a las tareas abstractas, esto se puede interpretar como una forma de introducción de nuevas tecnologías, que no requieren de gran experiencia o calificación dado que han sido introducidas por CMN, lo que condiciona el cambio tecnológico y lo sesga hacia tareas manuales.

El cuarto factor encontrado en los modelos de regresión fue la heterogeneidad estructural medida por la colindancia con la frontera norte, pues para Baja California, Sonora y Chihuahua que están ubicadas en la frontera con Estados Unidos y que tienen mayor propensión a la instalación de CMN, donde los estados fronterizos tienen menos probabilidades de asignar a personas a tareas abstractas. Lo que hace suponer que en las CMN se dificulta el cambio

tecnológico sesgado hacia calificaciones altas en tareas abstractas, pues gran parte de su demanda de ocupación es en tareas manuales.

Empíricamente, se muestra que los trabajadores con mayores calificaciones son igualmente asignados a tareas manuales o abstractas, lo que evidencia un problema de información asimétrica, pues los CMN al no tener información clara sobre las calificaciones de los trabajadores los asignan de manera ineficiente a tareas con distintos niveles tecnológicos. Así, la oferta fija de empleo con diferentes calificaciones enfrenta problemas asimétricos que deberían ser estudiados, pues las diferentes habilidades de las personas no alcanzan a ser del todo distinguidas por los demandantes de habilidades, en este caso para los CMN.

El estudio muestra que el modelo de Acemoglu y Autor se puede enriquecer introduciendo asimetrías de información de las empresas empleadoras, pues los CMN al no tener información completa sobre las habilidades de las personas, realizan asignaciones que no son eficientes. Lo que en términos del modelo Canónico implica costos de ineficiencia en la asignación de recursos humanos, dado que como se señala en los resultados, los CMN no tienen claridad sobre las habilidades de los trabajadores y por ello emplean a trabajadores de habilidades medias o altas a realizar tareas abstractas, cuando lo ideal sería solo asignar a trabajadores de habilidades altas para reducir costos como señalan Acemoglu y Autor.

En términos de política pública, se puede establecer que es importante que los gobiernos de los estados del noroeste puedan establecer mejores mecanismos de señalización. Con esto, si el objetivo es emplear a personas en CMN con altas habilidades a tareas abstractas, es importante impulsar a personas a tener mayores niveles escolares mediante becas de estudio para licenciatura y posgrado. Por otro lado, si los estados tienen personas empleadas en tareas manuales y rutinarias, y además estas personas tienen altos niveles de escolaridad, es probable que las CMN se establezcan para emplear personas en tareas abstractas o de alto contenido tecnológico. Por otro lado, si los estados tienen personas empleadas en tareas manuales y con altos niveles de escolaridad, es probable que las personas con altos niveles de escolaridad sean empleadas en tareas manuales e incluso rutinarias, debido a este fenómeno es posible que las variables como “avg_esc” estén asociadas a la discordancia entre las tareas asignadas y las habilidades de las personas.

El presente estudio, tuvo la limitante de no contar con datos sobre las CMN en el extranjero, pues solo se toman aproximaciones para los empleados en CMN en México, a través

de la encuesta ENOE. Por lo que la estrategia de contrastación se derivó en explicar el comportamiento de los modelos de CMN instalados en el noroeste de México, mediante análisis descriptivos y probabilísticos. Como ya se explicó en una nota al pie, también se cuenta con la limitante de no saber porque algunas personas no reportan ingresos, por lo que se excluyó a estas personas del análisis y los resultados pueden estar afectados por un sesgo de selección y sobre o sub estimación de estimadores.

Futuras líneas de investigación deberían estudiar estos efectos de CMN en todo México y no solo en el Noroeste, ya que las estructuras productivas pueden mostrar heterogeneidades que debieran ser descritas. Otra línea futura de investigación sería investigar las causas de la ineficiencia al asignar personas de distintas calificaciones a tareas en las que no son las personas más adecuadas, una línea de investigación podría ser que los departamentos de recursos humanos en los CMN son limitados y no conocen a todas las áreas en profundidad. Adicionalmente, futuras líneas de investigación sería estudiar como las CMN transfieren actividades de países desarrollados hacia países en desarrollo, con el ánimo de reducir costos laborales y así competir en mercados globalizados. Dando como resultado que las CMN en países desarrollados contraten personal con altas calificaciones, para ocupaciones de alto nivel tecnológico con el fin de desarrollar tecnología que utilizarán las CMN en países en desarrollo, pero estos últimos con empleo de menores calificaciones y en ocupaciones de menor nivel tecnológico mediante modelos *Off-Shore* o deslocalización industrial.

Referencias

- Acemoglu, D. (2002). "Directed Technical Change". *The Review of Economic Studies*, 69 (4), pp. 781-809.
- Acemoglu, D. (2007). "Equilibrium bias of technology". *Econometrica*, 75 (5), pp. 1371-1409.
- Acemoglu, D. (2009). *Introduction to Modern Economic Growth*. New Jersey USA, Princeton University Press.
- Acemoglu, D. (2015). "Localised And Biased Technologies: Atkinson And Stiglitz's New View, Induced Innovations, And Directed Technological Change". *The Economic Journal*, 125 (March), pp. 443-463.
- Acemoglu, D. y Autor, D. (2010). "Skills, Tasks And Technologies: Implications For Employment And Earnings". *NBER Working Paper Series*, Working Paper 16082.

- Acemoglu, D., Gancia, G. y Zilibotti, F. (2015). "Offshoring and Directed Technical Change". *American Economic Journal: Macroeconomics*, 7 (3), pp. 84-122.
- Autor, D. (2013). "The 'task approach' to labor markets: An overview". *Discussion paper series*, Institute for the Study of Labor, núm. 7178.
- Blaise, S. (2005). "On the link between Japanese ODA and FDI in China, a microeconomic evaluation using conditional logit analysis". *Applied Economics*, 37 (1), pp. 51-55.
- Burgos, B. y Mungaray, A. (2008), "Apertura Externa, Inequidad Salarial y Calificación Laboral En México, 1984-2002". *Problemas del Desarrollo Revista Latinoamericana de Economía*, 39 (152), pp. 87-111.
- Calderón, C., Ochoa, G. y Huesca, L. (2017). "Mercado laboral y cambio tecnológico en el sector manufacturero mexicano (2005-2014)". *Economía, Sociedad y Territorio*, XVII (54), pp. 523-560.
- Carrillo, Jorge (2013). "Firmas Multinacionales en México. Un estudio sobre la estructura organizacional, la innovación y las prácticas de empleo", Cuaderno de Trabajo (El Colegio de la Frontera Norte). <https://www.colef.mx/wp-content/uploads/2013/09/Resumen-Ejecutivo-Firmas-Multinacionales-Sep-19-2013.pdf> (consultado el 18/082019)
- Carrillo, J. y Gomis, R. (2011). "Un estudio sobre prácticas de empleo en firmas multinacionales en México: Un primer mapeo". *Frontera Norte*, 23 (46), pp. 35-60.
- Conte, Andrea y Vivarelli, Marco (2011). "Imported skill-biased technological change in developing countries", *The Developing Economies*, 49 (1), pp. 36-65.
- Das, Mitali y Hilgenstock, Benjamin (2018). "The exposure to routinization: labor market implications for developed and developing economics", IMF Working Papers, WP/18/135.
- Ernst, D. (2010). "Innovación offshoring en Asia: causas de fondo de su ascenso e implicaciones de política". En Pozas, Rivera y Dabat (Coords.), *Redes Globales de Producción, Rentas Económicas y Estrategias de Desarrollo: La Situación de América Latina*, México, El Colegio de México, pp. 33-84.
- Gomis, R. y Carrillo, J. (2016). "Internationalization, integration, and innovation in multinational enterprises in services versus manufacturing: evidence for Mexico". En Hernández, R; Hualde, A; Mulder, N; Sauvé, P (Coords.), *Innovation and Internationalization of Latin American Services*, CEPAL-COLEF, pp. 99-118.

- Guerrero, C. (2009). "Contribution of the information and communication technology sector to Mexican economic growth from 1999 to 2004". *Econoquantum*, 6 (1), pp. 11-30.
- Huesca, L., Castro, D. y Rodríguez, R. (2010). "Cambio tecnológico y sus efectos en el mercado de trabajo: una revisión analítica", *Economía, Sociedad y Territorio*, X (34), pp. 749-779.
- Huesca, L. y Ochoa, G. (2016). "Desigualdad salarial y cambio tecnológico en la Frontera Norte de México". *Problemas del Desarrollo Revista Latinoamericana de Economía*, 47 (187), pp. 165-188.
- Jordaan, J. (2008). "State Characteristics and the Locational Choice of Foreign Direct Investment: Evidence from Regional FDI in Mexico 1989–2006". *Growth and Change*, 39 (3), pp. 389-413.
- Kim, Hee-Su y Kwon, N. (2003). "The advantage of network size in acquiring new subscribers: a conditional logit analysis of the Korean mobile telephony market". *Information economics and policy*, 15 (1), pp. 17-33.
- Lee, Myoung-Jae y Tae, Yoon-Hee. (2005). "Analysis of labour participation behavior of Korean women with dynamic probit and conditional logit", *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 67 (1), pp. 71-91.
- Maloney, William y Molina, Carlos (2016). "Are Automation and Trade Polarizing Developing Country Labor Markets, Too?" *Policy Research Working Papers*, <https://doi.org/10.1596/1813-9450-7922> (Consultado el 18/08/2019).
- McFadden, D. (1973). "Conditional Logit Analysis of Qualitative Choice Behavior". En P. Zarembka Editor, *Frontiers in Econometrics*, Academic Press: New York, pp. 105-142.
- Michaels, G; Natraj, Ashwini y Van Reenen, John (2014). "Has ICT Polarized Skill Demand? Evidence from Eleven Countries over Twenty-Five Years", *Review of Economics and Statistics*, 69 (1), pp. 60-77.
- Nicholson, W. (2008). *Teoría Microeconómica principios básicos y ampliaciones*. México, Cengage Learning, Novena Edición.
- Ochoa, G. y Camberos, M. (2016). "Cambio tecnológico e innovación en la Frontera Norte de México: un análisis por tareas". En Gutiérrez y German (Coords.), *Perspectivas y retos actuales de la innovación en México*, pp. 1-21. https://www.researchgate.net/publication/308142694_Cambio_tecnologico_e_innovacion_en_la_Frontera_Norte_de_Mexico_un_analisis_por_tareas (Consultado el 15/02/2019)

- Rivera, M. (2005). "Cambio histórico mundial, capitalismo informático y economía del conocimiento". *Problemas del Desarrollo revista latinoamericana de economía*, 36 (141), pp. 27-58.
- Rodríguez, R. y Castro, D. (2012). "Efectos del cambio tecnológico en los mercados de trabajo regionales en México". *Estudios Fronterizos*, 13 (26), pp. 141-174.
- Rodríguez, R., Huesca, L. y Camberos, M. (2011). "Mercado laboral, inequidad salarial y cambio tecnológico regional". *Frontera Norte*, 23 (45), pp. 7-34.
- Spence, Michael (1973). "Job market signaling". *Quarterly Journal of Economics*, 87 (3), pp. 355-374.