

Medición del desajuste laboral en la práctica

Revisión de literatura

Joaquín Martínez 
Núcleo Milenio LM²C²

Abstract

El desajuste educacional y de habilidad son dos fenómenos interrelacionados que pueden ser examinados desde diferentes perspectivas cada uno. La manera en que se definan los desajustes y los datos que se tengan a mano influenciarán el método empírico que se use para parametrizar el desajuste. Se puede también relacionar el desajuste laboral con distintos tópicos de importancia en los últimos años, automatización, brecha de género y pandemia COVID-19.

1. Introducción

El skill mismatch es un término amplio que abarca desajustes de habilidades del tipo vertical, brechas en habilidades requeridas, redundancia o falta de habilidades en una ocupación (McGuinness et al., 2018). Por otro lado, el educational mismatch se refiere a los casos en que el trabajador tiene un nivel de educación menor o mayor a la necesaria para llevar acabo las tareas de su ocupación (desajuste vertical) o que viene de un área de estudio diferente al de su trabajo (desajuste horizontal) (Mahuteau et al., 2015).

En más detalle la educación refiere a la formación formal de un individuo hasta cierto punto del tiempo, en contraste las habilidades pueden ser adquiridas o perdidas a lo largo de la vida del trabajador. Aunque sean medidas interrelacionadas son diferentes conceptos (Maer-Matei et al., 2014).

Ambos desajustes toman peso al afectar a los salarios, permanencia, brecha de género, búsqueda de trabajo y satisfacción laboral. Para más detalle Allen y Van der Velden (2001) y Allen y De Weert (2007) muestran que mientras el desajuste educacional afecta en gran medida a los salarios, el desajuste de habilidades es un mejor predictor para la satisfacción laboral y la búsqueda de trabajo. Por lo tanto se entiende que estas dos medidas tienen distintas implicancias para los trabajadores (Badillo-Amador & Vila, 2013).¹ En la

misma línea Maer-Matei et al. (2014) y Flisi et al. (2017) elaboran con datos de encuestas (PIAAC) una medición de desajuste laboral, concluyendo que efectivamente education y skill mismatch no miden un mismo fenómeno.

Se subraya la necesidad de atender a estas dos problemáticas por separado y entender cómo interactúan. Por ejemplo, Levels et al. (2014) muestra que gran parte del efecto del desajuste laboral sobre los salarios se le puede atribuir a la heterogeneidad de las habilidades. Esto puede explicarse pensando que el mercado transfiere trabajadores a puestos que efectivamente se ajustan a sus capacidades, independiente de los requerimientos formales de educación. Allen et al. (2013) visita un punto parecido señalando que dentro de una ocupación que requiere de un portafolio de habilidades, distintos trabajadores pueden usarlas de diferentes maneras dependiendo de las capacidades y responsabilidades.

Por otro lado, los desajustes laborales pueden impactar o ser impactados por otras fuentes, por lo que también se abordan literaturas referentes a la pandemia COVID-19, brechas de género y automatización.

2. Mediciones para el desajuste educacional y de habilidad

2.1. Desajuste laboral

Planteamiento. Maer-Matei et al. (2014) busca entender el desajuste laboral, este incluye tanto desajuste educacional como de habilidad, por lo que es necesario también entender como interactúan estos dos desajustes.

Metodología. Los desajustes se miden en cuanto a sobre-educación (*over-education*) y sobre-preparación *over-skilled*. Se discuten las distintas maneras de medir el desajuste ocupacional, se destacan tres tipos de medición; subjetiva (auto-reportada), objetiva (Clasificaciones elaboradas por expertos) y empírica (estadísticas descriptivas de la ocupación).

¹Específicamente, Badillo-Amador y Vila (2013) encuentran poca correlación estadística entre desajustes educacionales y de habilidades en el mercado laboral es-

pañol. Igualmente, los dos desajustes acaban afectando negativamente a los salarios.

Los métodos generalmente usados son de información subjetiva auto-reportada. Por ejemplo, en la encuesta del Programa para la Evaluación Internacional de las Competencias de los Adultos (PIAAC) los trabajadores respondían directamente qué nivel educacional era necesario para hacer su trabajo. Los que respondían un nivel educacional menor al que tenían son clasificados como sobre-educados. En cuanto a las mediciones de habilidad, estas también suelen derivarse de información auto-declarada. Por ejemplo a los trabajadores se les pregunta hasta qué extensión usan ciertas habilidades o si sienten que necesitan mayor formación para hacer su trabajo.

Una manera de clasificar trabajadores sobre o sub preparados es observando la distribución de niveles de habilidad en cada ocupación, para quienes estén 1 o 2 desviaciones estándar alejados son clasificados como sobre o sub preparados. Por el otro lado podemos clasificar según el uso de ciertas habilidades en el trabajo, es decir, se mide el *engagement*. La manera de separar puede estar basada en si están bajo o sobre la mediana de los trabajadores (generalmente agrupados en los 2 primeros dígitos de la Clasificación Internacional Uniforme de Ocupaciones ISCO).

El método se basó en datos PIAAC clasificando a personas como sobre-educadas y sobre-preparadas. Para desajuste educacional se computan 8 variables, tanto objetivas como subjetivas. En cuanto al desajuste de habilidad se ocupan 6 maneras de medir sobre-preparación, que aplicados para capacidades numerarias y literarias son 12 indicadores en total.²

Resultados. Encuentran que efectivamente la incidencia del desajuste educacional y de habilidades no son un mismo fenómeno y afectan a la población en diferentes aspectos.

2.2. Efectos del desajuste educacional sobre los salarios

Planteamiento. En la misma línea Levels et al. (2014) busca entender el efecto del desajuste educacional en los salarios. Hasta el momento se sabía fiablemente dos cosas.

- Trabajadores con ocupaciones en las que están sobre-educados ganan menos que trabajadores con el mismo nivel de educación pero que trabajan en ocupaciones bien ajustadas.

²Uno de los indicadores replica el usado en PIAAC Skills Outlook 2013. Otros dos miden la capacidad con la extensión de uso y otros dos referentes al *engagement*. Finalmente dos mediciones comparando las capacidades de un trabajador con otros de la misma ocupación.

- Las personas sobre-educadas ganan más que aquellas que trabajan en empleos equivalentes pero han alcanzado solo el nivel de educación necesario para ese trabajo.

El debate al respecto viene en si el ajuste entre la educación del trabajador y la educación mínima necesaria tiene algún efecto sobre la productividad (además de la educación en sí misma). Por ejemplo, el empleador le puede asignar el sueldo basado en señales del empleado (educación formal, experiencia y rendimiento en el trabajo).

Metodología. Se ocupan datos de PIAAC junto al modelo Duncan and Hoffman ORU controlando por heterogeneidad observada en las habilidades. Para medir la sobre-educación primero capturan los requerimientos educacionales del trabajo según los mismos trabajadores, hay una pregunta en la encuesta PIAAC que ataca directamente esto.³ Luego se define la sobre-educación y sub-educación como la diferencia entre la educación del individuo y la educación necesaria para hacer su trabajo.

Este método subjetivo se traduce en un variable binaria que presenta un problema; no captura la diferencia de tener la educación suficiente para “hacer el trabajo” y la educación necesaria para “obtener el trabajo”. Esto se debe a que en parte considerable de las ocupaciones los reclutadores piden más educación de la suficiente para hacer las tareas de la ocupación (McGuinness et al., 2018). Los métodos empíricos sufren de algo parecido, al usar estadísticas descriptivas no están midiendo realmente la educación que requiere el trabajo sino los datos muestrales de la gente que tiene el puesto.

En cuanto al método objetivo se le puede atribuir una mayor precisión, aún así no se puede dejar de lado la subjetividad que pueden tener los expertos y qué tan actualizado a la realidad estén estas clasificaciones. Es decir, las ocupaciones pueden necesitar o dejar de requerir ciertas habilidades en períodos relativamente cortos. Además, cada firma puede atribuirle distintas expectativas a un mismo puesto y por ende distintas habilidades.

Resultados. Concluyen que gran parte del efecto negativo del desajuste educacional viene de la heterogeneidad de las habilidades, mientras

³Según McGuinness et al. (2018) se puede identificar la sobre y sub educación usando el ISCO pues también clasifican cada ocupación bajo el *International Standard Classification of Education* (ISCED). Para esto hay que asumir que todos los trabajos con los mismos títulos necesitan el mismo nivel de educación y que esto se cumple en todos los países a los que se les aplique la clasificación (Quintini, 2011).

que el efecto de las habilidades dependerá de los contextos institucionales relacionados a la regulación de negociaciones de salario, por ejemplo.

Planteamiento. Cervantes y Cooper (2022) estudian el impacto del desajuste educacional en los resultados del mercado laboral. Según los autores, el desajuste educacional se puede ver verticalmente, por ejemplo un desajuste ocurriría cuando las personas más potencial y/o habilidades tienen menos educación formal o cuando las que tienen menos capacidades tienen mucha educación formal. Estos desajustes pueden deberse a mercados de capitales imperfectos, preferencias por educación o información imperfecta en cuanto a las oportunidades de educación y habilidades propias.⁴

Además del desajuste educacional también se define el desajuste laboral, el cual se genera gracias fricciones en la re-localización de trabajadores, información imperfecta, discriminación y regulaciones del mercado laboral. Los autores argumentan que el desajuste educacional y laboral no son independientes como en la manera en el que se ha tratado en literatura anterior. El objetivo principal de la investigación es evaluar la medida en que el mercado laboral perpetúa el desajuste educacional.

Metodología. Se usan datos de PIAAC para medir tanto desajuste educacional como laboral. Se dividen los trabajos como *skilled* y *unskilled* mientras que la educación se divide en como *below college* y *college and above*.⁵

Se encuentran personas con bajo nivel educacional pero alto puntaje PIAAC, en la misma línea hay personas con alto nivel educacional pero que trabajan ocupaciones *unskilled*. Esta es la base que usan para medir el desajuste empíricamente.

La primera aproximación es usar regresiones para el salario del tipo Mincer, basándose en Hanushek et al. (2015). Lo segundo era observar el flujo de trabajo conectándolo con datos PIAAC, centrándose en el efecto del desajuste educacional con los primeros trabajos. De aquí logran concluir que (i) hay una falta de corrección en la compensación salarial basándose en el

⁴Por ejemplo, una persona con muchas habilidad podría no poder terminar sus estudios por restricciones financieras. Otro caso sería que un individuo con mucha habilidad tenga la preferencia de no educarse. Incluso aunque los individuos elijan su educación correctamente esto no asegura que el mercado laboral pueda leer bien estas señales (Cooper & Liu, 2019).

⁵Todo esto se clasifica según ISCO y ISCED. Además de otras consideraciones como los años del trabajador o el uso de los puntajes como una medida ruidosa de la habilidad.

desajuste laboral, por lo que el desajuste educacional se estaría perpetuando en el tiempo. Por otro lado (ii) los resultados del mercado laboral (empleabilidad, salario, etc) son impactados por el desajuste laboral.

También se discuten las razones de porqué ofrecer formación a individuos con alta habilidad mejoraría el ajuste laboral. El problema estaría en identificar aquellas personas con potencial.

Por último se mide el desajuste educacional y laboral considerando lo modelos logísticos en 1 y 2 correspondientemente.

$$\Pr(e_i = 1|a_i) = \frac{\exp^{\alpha_0 + \alpha_1 a_i}}{1 + \exp^{\alpha_0 + \alpha_1 a_i}}, \quad (1)$$

donde a_i es el puntaje PIAAC para habilidades numéricas, lo cual es considerado un proxy para las habilidades del trabajador i . e_i sería una variable dicotómica, 1 si es que tiene educación superior y 0 en el caso en que no.

Mientras que para el desajuste laboral:

$$\Pr(o_i = 1|\hat{a}_i) = \frac{\exp^{\delta_0 + \delta_1 \hat{a}_i}}{1 + \exp^{\delta_0 + \delta_1 \hat{a}_i}}, \quad (2)$$

donde \hat{a}_i es el puntaje promedio de PIAAC en tres dimensiones y o_i es un variable dicotómica para los casos en que la persona está en una ocupación *skilled* o *unskilled*.⁶

Resultados. El desajuste laboral afecta a los trabajadores a través de asignación de salarios, tipo de trabajo (*skilled* y *unskilled*) y formación. La formación a la que puedan optar trabajadores dependerá del país del que estemos hablando y la educación. Haber egresado de la universidad no garantiza un trabajo *skilled*.

El análisis omite distintas fricciones del mercado laboral asociadas a la búsqueda de trabajo y regulaciones gubernamentales, por lo que queda por entender como estos factores podrían impactar el desajuste educacional por si solo.

2.3. Desajuste de habilidad

La definición y forma de medir el desajuste de habilidad (skill mismatch) va a depender de los datos que se tengan disponibles. Es por esto que la literatura en muchas ocasiones no ha podido reconciliar aspectos como el tipo de educación o las habilidades que efectivamente tienen los individuos y que vienen tanto de fuentes formales como informales. Sin embargo, hay señales para

⁶Los autores también arman un modelo teórico considerando trabajadores heterogéneos y que buscan trabajos que difieren también en requerimientos.

decir que hay una creciente insatisfacción al intentar predecir habilidad por nivel de educación formal, sumado a que hay una heterogeneidad en las habilidades de una misma ocupación (Allen et al., 2013; Sgobbi y Suleman, 2013).

Desjardins y Rubenson (2011) remarcan la necesidad de encontrar maneras efectivas de medir mismatch tomando en cuenta factores estructurales de la oferta y demanda. De esta manera capturaríamos variables que afecten la adquisición, mantención y uso de las habilidades.

Por ejemplo, se ha estimado la capacidad de adquirir habilidades en múltiples dimensiones a través de encuestas (Guvenen et al., 2015; Addison et al., 2018). Mientras que la evolución de las habilidades de un individuo es un factor importante, los trabajadores se ven en necesidad mejorar y incorporar nuevas habilidades para mantenerse relevantes en el mercado laboral. Por otro lado, en caso de ser desplazados a una ocupación en que dejen en desuso ciertas competencias, estas se irán depreciando.

Por ejemplo, una persona puede voluntariamente cambiar de trabajo buscando nuevos desafíos teniendo que adquirir habilidades nuevas. El trabajador en un principio tendrá un *skill shortage*, es decir, le hacen falta habilidades para su puesto de trabajo. Por otro lado, un trabajador desplazado que se encuentra en un puesto que requiere menos o distintas habilidades de las que ocupaba en su puesto anterior estará sufriendo de *skill redundancy*.

De estas dos situaciones, el skill shortage es claramente mejor a ojos del trabajador. De hecho, en expansiones económicas la gente desajustada por skill shortage es más frecuente, mientras que en contracciones se esperaría capturar mayor skill redundancy (Nedelkoska et al., 2022).⁷ El uso o desuso de las habilidades es un punto relevante que consideran ciertos modelos teóricos y estructurales en donde las habilidades van mejorando o deteriorándose al aplicarlas o no (Lise & Postel-Vinay, 2020).

La extensión en la que se usen las habilidades también juega un rol clave y complejo de atender. Por un lado, distintas ocupaciones puede ser más o menos cercanas entre ellas no solo dependiendo del portafolio de habilidades requeridas sino también de en qué extensión ocupen cada habilidad (Gathmann & Schönberg, 2010). Por otro lado, el portafolio de habilidades no es solo heterogéneo entre distintas ocupaciones sino que la extensión de uso de cada habilidad en una

⁷Generalmente, las personas que han sido desplazadas de su puesto de trabajo tiene tanto skill redundancy como skill shortage (Nedelkoska et al., 2022).

ocupación también es heterogénea (Allen et al., 2013). Por ejemplo un contador con menos trayectoria puede estar en un puesto que le requiera menos o distintas habilidades que a un contador con más trayectoria. El contador con más trayectoria puede estar en un puesto que le requiera más o distintas habilidades.

2.4. Habilidades y aprendizaje

Planteamiento. Guvenen et al. (2015) busca encontrar los factores en cuanto a desajuste laboral que explican la diferencia de salarios entre trabajadores de una misma ocupación. Para esto observa el desajuste de habilidades como la capacidad del trabajador de aprender el portafolio de habilidades requeridas para su ocupación. Aporta con un modelo teórico en el cual el desajuste surge naturalmente de buscar una ocupación con información imperfecta respecto a las capacidades de uno mismo de aprender ciertas habilidades.⁸ Los trabajadores irán bayesianamente aprendiendo de sus capacidades hasta que en algún período cambien de ocupación para reducir el mismatch.

Metodología. Se estima la capacidad de aprendizaje con datos de panel de la *National Longitudinal Survey of Youth* de 1979 (NLSY79). Esta base tiene información sobre ocupación, salarios y resultados de pruebas de aptitud ASVAB además de otros parámetros sobre habilidades no cognitivas. El portafolio de habilidades se encuentra en O*NET, base que recopila competencias requeridas por ocupación. Lo anterior se materializa en una regresión de salarios Mincer, considerando el desajuste contemporáneo y acumulado, controlando por la permanencia (*tenure*) en el trabajo⁹ y otra larga lista de controles.

Resultados. Los resultados arrojan que el desajuste tiene un efecto persistente a la baja de los salarios. Los resultados respaldan la noción propuesta de desajuste y remarcan que es necesario proponer un modelo estructural para evaluar políticas al respecto.¹⁰

⁸Esta es un aproximación basada en los métodos de Farber y Gibbons (1996) y Antonovics y Golan (2012), en este caso las personas tienen información imperfecta de sus competencias comparativas.

⁹Específicamente en la interacción del desajuste con la permanencia. Hay que considerar que hay una fuente de endogeneidad entre mismatch y permanencia, para esto Altonji y Shakotko (1985) proponen estimadores de variables instrumentales para evitar sesgo.

¹⁰Lise y Postel-Vinay (2020) proponen un modelo estructural pero que más bien se enfoca en diferencias en la acumulación o decaimiento de capital y el costo de diferentes formas de desajuste.

2.5. Mismatch en transición de ocupaciones

Planteamiento. Gathmann y Schönberg (2010) se basan en la teoría capital humano para plantear que hay habilidades que son generales y otras específicas en el sentido de aplicabilidad en distintas ocupaciones. El objetivo de la investigación es ver qué tan transferibles son estas competencias en los datos y qué tanto importa para el crecimiento salarial

Metodología. Miden la distancia usando la separación angular de q_o y $q_{o'}$ descrito en 3. Donde q_{jo} es la fracción de trabajadores usando la competencia j en la ocupación o .¹¹ La separación angular tiene la ventaja de que no es sensible al largo del vector.

$$AngSep_{oo'} = \frac{\sum_{j=1}^J q_{jo} * q_{jo'}}{[(\sum_{j=1}^J q_{jo}^2) * (\sum_{j=1}^J q_{jo'}^2)]^{\frac{1}{2}}} \quad (3)$$

Resultados. Los resultados capturaron la relación entre años de permanencia del trabajo anterior con el sueldo en el trabajo actual. Intuitivamente la permanencia en el trabajo anterior influye más en el salario actual en medida en que las ocupaciones sean cercanas. Las conclusiones anteriores subrayan que en la acumulación de capital humano hay habilidades del tipo *task-specific skills*, las cuales pueden transferirse a ocupaciones cercanas en cierta medida. Mientras que también existen *occupation-specific skills* las cuales solo tienen valor en una ocupación determinada.

Sobre esto, Sanders y Taber (2012) elaboran un modelo teórico de búsqueda de trabajo con fricciones y capital humano heterogéneo, llegando a la conclusión de que las *task specific skills* son una aproximación más realista e intuitiva que las *occupation-specific* o *industry-specific skills*. Además que el capital humano del tipo *task-specific* se ajusta a los datos de crecimiento salarial y movilidad mejor que los modelos anteriores.

Planteamiento. Posteriormente Nedelkoska et al. (2022) investigan las consecuencias negativas del desplazamiento laboral (trabajadores que se quedan sin empleos tras cierre de la empresa o local) mediante el desajuste de habilidades. En general los trabajadores desplazados sufren tanto de skill redundancy¹² como skill shortage,¹³ estos dos desajustes tendrían diferentes consecuencias sobre el salario de los trabajadores.

¹¹La distancia es $Dis_{oo'} = 1 - AngSep_{oo'}$. Este es un método usado extensamente al calcular la proximidad entre firmas (Jaffe, 1986).

¹²Habilidades que se dejan en desuso al llegar a la ocupación actual.

¹³Habilidades que hacen falta en el trabajo actual.

Metodología. Se hace la observación de que las mediciones usadas por literatura anteriormente ocupan distancia euclíadiana para medir la distancia de ocupaciones (Poletaev y Robinson, 2008; Gathmann y Schönberg, 2010) tienen el supuesto implícito de que el desajuste de cambiar de una ocupación o a una ocupación o' es el mismo que yendo de o' a o . Con los conceptos de skill redundancy y skill shortage es posible evitar confundir el cambio de un puesto $o \rightarrow o'$ al de un $o' \rightarrow o$.

Se usan datos de encuesta del *Federal Institute for Vocational Education* (BIBB) para medir tanto desajuste como otras variables de control. Con esto construyen los parámetros para *redundancy* y *shortage*, se clasifican nominalmente a los trabajadores según sus datos y la mediana, el desajuste sería la suma de los dos. Finalmente se ocupa un modelo diferencias en diferencias con una muestra de trabajadores no desplazados estadísticamente similares.

Resultados. Se concluye que trabajadores con más *skill shortage* se asocian con una mayor recuperación de salarios a lo que sería el escenario contrafactual. Mientras que el *skill redundancy* empuja al salario a estar permanentemente por debajo del escenario contrafactual. En la misma linea, se pudo concluir que la naturaleza del desajuste es diferente para personas que cambian de empleo dependiendo del ciclo económico. Esto significa que el *skill shortage* es más común en expansiones económicos y que el *skill redundancy* es más frecuente en contracciones.

2.6. Uso de las habilidades

Planteamiento. Allen et al. (2013) buscan entender el desajuste como una relación entre el nivel de habilidad propia de una persona y la extensión en que la usa en su ocupación, esto para poder capturar su efecto en productividad y salario.

Metodología. Usando datos de PIAAC se estima el nivel de habilidad con pruebas de capacidad literaria y numérica y se estima el uso de la habilidad con información auto-reportada. Con esta información se crean escalas de los datos estandarizados y se restan (puntaje de habilidades y puntaje de uso), para determinar si el trabajador está bien ajustado o no. Los threshold para considerar a alguien desajustado o bien ajustado se eligen arbitrariamente.

Se discute extensamente sobre la validez de este tipo de medición y se llega a la conclusión de que solo es válida desde el punto de vista pro-

puesto, relación uso/nivel de habilidad.¹⁴ En caso de quisiéramos medir skill shortage o redundancy este no sería un método viable, por ejemplo.

Por otro lado se critica la medición ocupada por OECD (2013) pues asume que las habilidades necesarias en cada ocupación pesan lo mismo. Lo anterior lleva a que se confunda heterogeneidad en cuanto a las habilidades de una misma ocupación (Codificada en ISCO) con algún desajuste de habilidades.¹⁵

Resultados. Los resultados finales de la investigación sugieren que mayor utilización de las habilidades del individuo lleva a un uso más eficaz de su capital humano, traducido en mayor productividad y satisfacción laboral. Aunque las habilidades numéricas paguen en mayor medida que las literarias, estas últimas son más sensibles a qué tanto se ocupen. Por ultimo, se encuentra una relación muy débil entre mismatch educacional y mismatch de habilidades. Esto podría explicarse pensando en personas educativamente desajustadas que acaban siendo contratadas en puestos que de por sí buscan habilidades diferentes a lo que se esperaría de su título. Esto puede significar en parte de los casos, que la gente está bien ajustada en habilidad pero desajustada en educación.

2.7. Nuevas aproximaciones al desajuste de habilidades

Planteamiento. Brun-Schammé y Rey (2021) entienden el desajuste como un uso sub-óptimo de las habilidades de un trabajador, lo cual no es capturado en las diferencias de niveles de habilidad dentro de una ocupación. Las mediciones de mismatch debieran estar basadas en las disparidades de oferta y demanda del trabajo. Muchas de las medidas se basan en información auto-reportada, la cual está sujeta a la percepción propia de los trabajadores, la cual puede estar sesgada.

Un método subjetivo ampliamente usado son las encuestas sobre si los trabajadores se sienten de preparados en su trabajo. Otro método es hacer una escala cuantitativa que incluyen información de las capacidad literarias y numerarias. Sin embargo los trabajadores que son clasificados como desajustados en el método subjetivo no clasificarían como tal con el otro método. Diferencias en los niveles de habilidad en una ocupación no

¹⁴Esto se debe a que el uso y nivel de una habilidad tienen escalas completamente diferentes, por lo que no serían comparables de cualquier otra manera.

¹⁵Esta es la misma metodología que ocupa Maer-Matei et al. (2014) para medir sobre cualificación.

implicaría desajuste. El nivel de educación más alto obtenido y el área de estudios (lo cual llamaremos perfil de estudios) suele predecir el nivel de habilidad, pero no siempre.

Metodología. Se busca tomar en cuenta la heterogeneidad de las ocupaciones para medir el desajuste, lo cual va a ayudar a identificar a personas con supuesto desajuste pero que según los autores estarían ajustadas. El método se basa en puntajes observados de PIAAC para cada ocupación, de esta manera se evita el sesgo de la información auto-reportada. Con estos datos los trabajadores se comparan con los demás de su ocupación y perfil de estudios mediante a cuanto se alejan de la media (en desviaciones estándar).

Hay 4 escenarios posibles:

- Desajuste en la ocupación más un desajuste en el perfil de habilidad. El perfil de estudio no predice el nivel de habilidad y el empleador no ha podido apreciarlo. Des-alineamiento de demanda y oferta por igual.
- Desajuste en la ocupación pero buen ajuste en el perfil. Está por sobre o bajo la desviación estándar media para las habilidades de su ocupación. En este caso el mercado laboral, es decir la demanda, no ha podido apreciar esta información
- Desajuste del perfil de estudios. Hay desviación solo en cuanto al perfil. El perfil de estudios no es un buen indicador, aun así la información del ajuste ocupacional fue bien interpretada por el mercado.
- No hay desajuste alguno.

Se aplican estas clasificaciones a todas las ocupaciones ISCO por categoría.

Resultados. Alrededor de dos tercios de los individuos con supuesto desajuste en relación a su ocupación y perfil de estudios puede estar sobre/sub-preparado. La diferencia de habilidades dentro de una ocupación no necesariamente sería desajuste pero podría estar relacionado al rendimiento del trabajador.

3. Desajustes y brecha de género

3.1. Sobre-educación y la brecha de género

La literatura muestra como las mujeres son más penalizadas por el education mismatch, especialmente en mujeres altamente (Salinas-Jiménez et al., 2013). Las razones de una persona por aceptar un trabajo por fuera de su área

de estudio también difiere entre género, las mujeres podrían estar más sujetas a razones familiares (Robst, 2007).

Johansson y Katz (2006) investigan como el skill mismatch afecta la brecha salarial en Suecia. Encuentran que las mujeres son más propensas a estar sobre-educadas para su puesto de trabajo, para los hombres es más probable estar sub-educados. Más aún, a la sobre y sub educación se le atribuye un mayor efecto la brecha que los años de educación y experiencia laboral.

3.2. Desajustes educacionales y género en Chile

Planteamiento. Didier (2024) examina el desajuste educacional en Chile centrándose en el factor de mercados incompletos. Un objetivo del estudio es entender la conexión entre desajuste educacional y discriminación laboral basada en género. Finalmente se tratan los métodos que ocupan datos longitudinales para refinar el análisis, respondiendo a las críticas respecto al uso de transversales para estimar desajuste educacional.

Si queremos llevar el análisis de desajuste laboral a países en vías de desarrollo tenemos que (i) considerar que el *timing* de expansión de la educación superior depende del país. (ii) Los países en vías de desarrollo aprenden de la experiencia internacional de países ya desarrollados, por lo tanto los problemas en cuanto a desajuste educacional también se replicaron.¹⁶ Por otro lado el origen de la sobre-educación en países en desarrollo viene de aumento de matrículas de pre-grado y no con el acceso a post-grado.¹⁷ (iii) En países en vías de desarrollo la masificación de la educación superior re-balanceó hasta cierto punto la participación educacional y laboral de las mujeres.

Por lo anterior es que el proceso de adaptación del mercado laboral al desajuste educacional podría diferir entre países ya desarrollados con los que están en vías de desarrollo. Históricamente, en países desarrollados se esperaría que en un inicio una mayor demanda de trabajadores educados traería mejores sueldos asociados con la sobre-educación, para Chile se plantean dos hipótesis:

- Los efectos del desajuste educacional son dife-

rentes que en los países desarrollados.

- El efecto del desajuste educacional será moderado entre género debido al *timing* de la expansión de la educación superior en Chile.

Métodos. Para recopilar datos transversales se ocupan el módulo NESI de la encuesta nacional de empleo NENE. Para datos longitudinales se ocupa la Encuesta de Caracterización Socio económica Nacional (CASEN). Para medir el desajuste educacional ocupa un aproximación estadística, entendiendo un trabajador desajustado como uno que está alejado de la media.

Para entender el efecto en el salario se ocupó una adaptación de Verdugo y Verdugo (1989) del Duncan y Hoffman (1981) ORU a una regresión Mincer. Esto para poder estimar el premio asociado a la sobre-educación. Se controla por género.

Resultados. Los datos muestran apoyo parcial para las dos hipótesis. En un principio el mercado reconoció el desajuste laboral. Al igual que en las economías desarrolladas, hay preferencias del empleador por empleados sobre-educados, lo cual trae mayores salarios. En Chile hay retornos positivos por invertir en educación, lo cual representa que el mercado laboral aún no ha madurado por completo puesto que se encuentra todavía reaccionando a la expansión educacional.

Bajo la misma línea que literatura anterior (Didier, 2021a; Didier, 2021b), se concluyó que las mujeres enfrentaron barreras artificiales en cuanto al acceso de educación basado en dinámicas culturales. Mujeres sobre-educadas tuvieron una trato diferencial con penalización salarial. Efectivamente, la capacidad del mercado laboral de absorber trabajadores más educados dependerá de la complejidad de la economía y el crecimiento potencial en la frontera de posibilidades.

Si bien se cumple que aumentar el capital humano tiene un retorno, esta estrategia no sería suficiente para que las mujeres puedan cerrar la brecha de género. Los resultados arrojan que una estrategia basada en la educación como motor de la movilidad social no permite a las mujeres obtener las mismas condiciones laborales.

3.3. Desajuste de habilidades y brecha de género

Planteamiento. Otra aproximación basada en capacidades de aprendizaje se aplica en Addison et al. (2018). En el marco de que la movilidad laboral, especialmente al principio de la carrera, afecta al crecimiento salarial en el tiempo. La movilidad permite a los trabajadores a

¹⁶Tal como en los países desarrollados, las mediciones en la literatura se han basado en datos transversales. Lo cual implica que la inferencia estadística está restringida a correlaciones y que las aplicaciones a políticas públicas solo pueden usar un período determinado del tiempo.

¹⁷En países en desarrollo, la sobre-educación es un problema más bien de egresados de post-grados.

encontrar mejores ajustes. El objetivo del artículo era capturar diferencias en el ajuste laboral a través de las carreras de hombres y mujeres.

Metodología. Se mide el mismatch con las mismas bases como el valor absoluto de la diferencia entre el rango percentiles del puntaje en ASVAB del sujeto con el rango percentil de habilidades de puntaje esenciales en su ocupación. Siendo A_{ij} el percentil en ASVAB y R_{ijc} los requerimientos de competencias j en la ocupación c , el mismatch se calcula según la ecuación 4.

$$q_{ijc} = |A_{ij} - R_{ijc}|, \quad (4)$$

En esta medición se asume que todas las competencias para una ocupación pesan lo mismo. Esto capture tanto sobre-cualificación como sub-cualificación, concluyen que la sobre-cualificación es mucho más común en cuanto a desajuste.

A diferencia del desajuste de habilidad horizontal, este enfoque se preocupa de las capacidades de aprender ciertas habilidades. Esto implicaría que el *learning by doing* no sería necesariamente seria desajuste sino un proceso. Incluso si contamos ocupación que requieren en gran parte solo conocimiento teórico, habrá una parte que se aprenderá mediante el trabajo en sí.¹⁸

Resultados. Encuentran que gran parte de las disparidades entre género se deben a diferencias en la calidad del ajuste, especialmente en individuos graduados de la universidad. Hay dos posibles explicaciones:

1. Segregación y discriminación en sectores con habilidades matemáticas y técnicas
2. División del trabajo doméstico asimétrico que empuja a las mujeres a intercambiar flexibilidad por calidad de ajuste laboral.

3.4. Pandemia COVID-19 y brecha de género

Planteamiento. Según Albanesi y Kim (2021) hay antecedentes de demanda y oferta que explican el porqué de la diferencia de patrones en la evolución del empleo para hombres y mujeres, sin embargo la pandemia se comportó de manera diferente. Esto puede deberse a que las mujeres están más concentradas en los sectores de servicio (los cuales suelen ser menos cíclicos), precisamente estos sectores fueron los más golpeados por la

¹⁸Nedelkoska, Neffke et al. (2019) explican como el conocimiento tácito (necesario para el *learning by doing*) es importante en el proceso de diseño de armas nucleares (MacKenzie & Spinardi, 1995) o aeronaves espaciales (Collins et al., 1998) que son áreas fuertes en conocimiento.

pandemia. Por sobre esto, el limitado acceso a servicios de cuidado para los niños ha forzado a los padres (madres en particular) ha salir de la fuerza laboral.

Metodología. Para capturar los cambios en empleo en mujeres y hombres durante la pandemia se aplican regresiones con la idea de comparar diferentes situaciones familiares. También es importante mirar los flujos en el mercado e interpretarlos como ajustes de oferta y demanda, por ejemplo un cambio entre empleado a no participante se consideraría una decisión de parte de la oferta mientras que un empleado a desempleado se interpretaría como proveniente de la demanda de trabajo.

Resultados. El retroceso en empleo para las mujeres en la pandemia podrían tener un efecto a largo plazo. Ya es vasta la literatura que cubre las penalizaciones en salario que sufren las madres a lo largo de su vida.

4. Desajustes y COVID-19

En los últimos años Chile ha experimentado shocks sin precedentes, causando una caída mucho más pronunciada de lo que se había experimentado en cualquier otra recesión en los últimos 40 años (Banco Central de Chile, 2021). Se piensa que no hubo cambios estructurales en la demanda y oferta de trabajo gracias a la fuerte recuperación de empleo que fue inducido por desajustes laborales (Pizzinelli et al., 2023), aún queda entender a profundidad los efectos adversos a futuro de la calidad de ajustes laborales (Manuel & Plesca, 2021).

Planteamiento. Liu et al. (2016) estudian los efectos y persistencia sobre los salarios del hecho de haber entrado al mercado laboral en contracciones económicas. Se estiman mediante los *wage premium* (salarios por sobre lo esperado) la calidad de ajuste laboral, siendo esto en el fondo un indicador de las diferencias entre habilidades entregadas por las universidades y las demandas por las industrias.¹⁹ En el marco analítico propuesto las personas buscan financiar un consumo mínimo, por lo tanto, al haber restricciones al financiamiento las personas se verán obligados a trabajar en un puesto donde están desajustados.

Metodología. Se usan datos de panel (1986-2006) de Noruega con información del puesto laboral, sueldo, educación, estado del mercado laboral y variables demográficas. Esto capture el desajuste a lo largo de los ciclos económicos des-

¹⁹Esta aproximación está basada en los métodos de Gottschalk y Hansen (2003) para observar la evolución de la oferta de egresados universitarios frente a la demanda.

de el momento que los universitarios se integran al mercado laboral. Al entrar al mercado laboral habrán personas ajustadas y desajustadas y se busca observar la evolución de sueldo.

Resultados. Se encontró que entran desajustadas son más vulnerables a ciclos económicos y para evitar los efectos negativos a largo plazo es necesario una alta movilidad laboral. Las personas que entran bien ajustadas son menos sensibles a los ciclos económicos

Planteamiento. Manuel y Plesca (2021) estudian el mercado laboral de Estados Unidos antes y post pandemia para capturar y explicar cambios en el ajuste laboral.

Metodología. El método para determinar si un trabajador estaba desajustado se basaba en las diferencias de salario, los dos primeros dígitos de SOC (una codificación uniforme de ocupaciones) y las habilidades de la ocupación de la base O*NET. Se comenta que las bases suele haber errores de codificación, por ejemplo un profesor de economía puede un mes aparecer como “Economista” y al mes siguiente como “Profesor”. Para evitar esto, se considera que la persona cambia de trabajo cumpliendo tres condiciones: Que haya cambiado de industria, que haya cambiado de tipo de trabajo (trabajador público, privado, etc) y que haya buscado trabajo en el mes pasado. Se construían vectores de cada ocupación para medir la distancia euclidiana.

Resultados. Encuentran que hay incremento de desajuste de habilidad particularmente en mujeres, hispanos, casados y aquellos sin educación superior y que empezaron a trabajar tempranamente. Encuentran también que este desajuste viene en gran parte por personas que perdieron el empleo en primavera de 2020, por lo que se interpreta que este desajuste viene de personas que necesitan volver a trabajar pero que no han conseguido ocupaciones que se ajusten a su perfil.

Planteamiento. Pizzinelli et al. (2023) buscan capturar si las fricciones de ajuste laboral jugaron un rol importante en el mercado laboral durante la pandemia COVID-19 en los casos de Estados Unidos y Reino Unido. Buscan por un lado examinar si el COVID-19 causó desajustes laborales en comparación con la crisis financiera global del 2008, por el otro lado parametrizar que tanto afecta el desajuste a la recuperación del empleo.

Metodología. Se basan en el procedimiento ocupado por Şahin et al. (2014), lo adaptan para centrarse en capturar el desempleo causado por el desajuste laboral. Se calcula un índice de desajuste que refiere a la fracción de contrataciones que se pierden gracias al desajuste entre distribu-

ciones de desempleados y vacantes. Para que los resultados sean correctamente interpretables se busca controlar por la heterogeneidad entre ocupaciones en cuanto a la posibilidad de trabajar desde casa.

Resultados. El desajuste creció fuertemente a principios de la pandemia tanto en Estados Unidos como Reino Unido pero que se recuperó rápidamente y que en el caso de Estados Unidos fue menor que en la crisis financiera. Estos resultados se mantienen incluso considerando que hay trabajos aptos y no aptos para teletrabajo. Esto puede significar que la pandemia no gatillo ningún cambio estructural en cuanto a las fricciones laborales debidos al mismatch.

5. Automatización y desajuste laboral

Frey y Osborne (2017b) estiman que casi la mitad de los trabajos en Estados Unidos están en riesgo de ser reemplazados en los próximos 20 años. Sin embargo, el efecto sobre los empleos está sesgado en el sentido en que afecta a distintos tipos de trabajadores de manera diferente, la automatización puede tanto complementar como reemplazar empleos. Por ejemplo, trabajadores de *middle-skills jobs* están más sujetos quedar desempleados (Nakamura, 2023), mientras que otros sectores pueden usar la automatización a su favor para mejorar su productividad (Wiedenbeck, 1985). De hecho, es bien sabido que la automatización afecta fuertemente a la desigualdad a través de cambios en el mundo laboral y reduce salarios reales (Acemoglu & Restrepo, 2020), por lo que se han estado proponiendo distintos ejes para política pública al respecto.

De manera muy general, se recalca la necesidad de mantener un balance entre conocimiento formal y habilidades prácticas, lo cual es crucial para que el trabajador se beneficie de la automatización (Gullers, 1988). La literatura recalca la necesidad de formar a trabajadores que puedan adaptarse a las demandas de las empresas en un mundo altamente automatizado con una formación continua (Cummins et al., 2019; Petropoulos, 2021). Precisamente son los trabajadores menos vulnerables (los de altos ingresos) quienes están más preparados y reciben mayor formación (Nedelkoska & Quintini, 2018), por lo que las políticas deberían formularse enfocadas en cierto grupo de trabajadores.

Planteamiento. Nedelkoska y Quintini (2018) buscan estudiar la interacción entre el riesgo de automatización con la formación y uso de habilidades en el trabajo. Ya habiéndose hecho estudios así (Frey & Osborne, 2017a),

en esta ocasión se busca tener mejores estimación gracias a datos más desagregados en las clasificaciones de ocupación.

Metodología. Se basan en una metodología usada por Frey y Osborne (2017a). Se busca identificar cuellos de botella que estén enfrentando los desarrolladores de *machine-learning* y *mobile-robotics*. Para esto encuestaron a científicos²⁰ sobre qué ocupaciones (encontradas en O*NET) podrían ser 100 % automatizadas. Lo siguiente fue mirar O*NET y concertarse en 9 variables que corresponderían a distintos tipos de cuellos de botella identificados de las entrevistas con los científicos. Se estima la probabilidad de que una ocupación en cuestión esté automatizada con un modelo de variable latente logística.

Si quisieramos aplicar un método como el anterior para los 32 países de la OCDE tendríamos que usar la base de datos PIAAC y adaptar las herramientas. Se hizo manualmente una tabla de correspondencia entre O*NET e ISCO-08, encontrar los cuellos de botella observando las tareas de cada ocupación.²¹

Resultados. A la fecha del estudio no se ha encontrado que la inteligencia artificial ha tenido un impacto significativo en los trabajos de alta educación y cognitivamente no rutinarios. De hecho, la inteligencia artificial ha afectado en mayor parte a los trabajadores *low-skilled* incluso más que otras olas de automatización. La recualificación y formación de habilidades juega un rol clave en mitigar las fricciones de transitar de ocupación para aquellos que la tecnología ha dejado obsoleto a su trabajo.

Planteamiento. Cramarenco et al. (2023) proponen una revisión sistemática motivados por los efectos de la inteligencia artificial (IA) en las vidas personales y profesionales de las personas. Se busca relacionar la adopción de la IA en las empresas con las habilidades (las necesidades de mejorar tus habilidades (*upskilling*) y de ampliar tus habilidades (*reskilling*)) y bienestar de los trabajadores.

Revisión. La adopción de la inteligencia artificial ha llevado a la necesidad de *upskilling* entre los profesionales (Semaan et al., 2021). Además que el aprendizaje continua en cuanto a habilidades digitales es importante tanto en *upskilling* como *reskilling* (Cramarenco et al., 2023). La inteligencia artificial podría aumentar la eficiencia y recompensas de aquellos que mantengan sus empleos, pero pueden tener efectos adversos en cuanto a bienestar y sensación de seguridad del empleo.

Por lo que programas flexibles de aprendizaje podrían ser beneficios tanto en bienestar como rendimiento (Bjursell et al., 2021; Davidescu et al., 2020).

6. Conclusiones

El skill y educational mismatch son conceptos interrelacionados pero con distintos efectos en la vida laboral. Es esencial abordar estas problemáticas por separado y comprender su interacción, por ejemplo, la heterogeneidad de habilidades puede explicar gran parte del efecto del desajuste educacional.

El entendimiento y datos a la mano son cruciales para la metodología que se use para parametrizar desajustes de habilidades y educación es crucial en cuanto al entendimiento. Se han identificado diferentes enfoques y bases de datos utilizadas con frecuencia, como O*NET, ESCO, encuestas como PIAAC y ASVAB y datos de panel como NLSY79.

Dentro de la medición del desajuste laboral se nombran enfoques subjetivos, objetivos y empíricos. La sobre-educación se ha medido comparando la educación auto-reportada con la educación requerida para el trabajo, aunque este método puede no capturar completamente la diferencia entre tener la educación suficiente para realizar el trabajo y la educación necesaria para obtener el trabajo. La medición objetiva implica análisis de expertos, pero puede verse afectada por la subjetividad y la falta de actualización de habilidades. Además, la clasificación de ocupaciones según estándares internacionales asume uniformidad en los requisitos educativos, lo cual puede no ser siempre válido.

Las mediciones de desajustes en habilidad varía según la disponibilidad de datos. Algunos enfoques consideran la capacidad de aprender habilidades necesarias para la ocupación, mientras que otros se centran en la distancia entre las competencias del trabajo actual, relación entre nivel de habilidad y extensión de uso y las habilidades acumuladas en trabajos anteriores. La consideración de la transferibilidad de habilidades y la heterogeneidad es un factor clave en la teoría de capital humano.

La brecha de género puede ser empeorada gracias a shocks que afectan el ajuste laboral de las mujeres. Las mujeres suelen estar más sobre-educadas que los hombres, además son quienes

²⁰Del departamento de ciencias de la ingeniería de la Universidad de Oxford.

²¹PIAAC y O*NET no encajan de manera ideal, los datos más afectados son los de salud y servicios, estos requieren de inteligencia social lo cual no es fácilmente automatizable.

tienden a trabajar en puestos más desajustados para tener flexibilidad para cuidar a los niño. En Chile el tratamiento por sobre educación es diferente entre hombres y mujeres. Todo lo demás afecta a los salarios y calidad de ajuste permanentemente en la vida laboral de las mujeres. Por sobre esto, el COVID-19 ha afectado de manera desproporcionada a las mujeres.

El COVID-19 más que afectar de manera estructural a las fricciones que vienen del desajuste laboral ha inducido a gran parte de trabajadores a un desajuste. Si bien los desajustes pueden ser temporales, estos tienen efectos para el salario a largo plazo. Además, hay un factor recesivo que juega en contra del mercado laboral.

Por otro lado, la automatización representa un cambio significativo en el panorama laboral, gran parte de los trabajos están en peligro. El riesgo de la automatización está sesgado, son la clase baja y media quienes son más afectados negativamente tanto por las olas anteriores de automatización como por la inteligencia artificial. Se requiere de formación y habilidades para adaptarse a las demandas cambiantes del mercado. La re-cualificación y la formación de habilidades se presentan como elementos clave para mitigar las fricciones asociadas con la transición laboral, especialmente para aquellos cuyos trabajos se han visto obsoletos por la tecnología.

Referencias

- Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2020). Unpacking skill bias: Automation and new tasks. *AEA Papers and Proceedings*, 110, 356-361.
- Addison, J. T., Chen, L., & Ozturk, O. (2018). Occupational Match Quality and Gender Over Two Cohorts. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/SSRN.3293447>
- Albanesi, S., & Kim, J. (2021). Effects of the COVID-19 recession on the US labor market: Occupation, family, and gender. *Journal of Economic Perspectives*, 35(3), 3-24.
- Allen, J., & De Weert, E. (2007). What do educational mismatches tell us about skill mismatches? A cross-country analysis. *European journal of education*, 42(1), 59-73.
- Allen, J., & Van der Velden, R. (2001). Educational mismatches versus skill mismatches: effects on wages, job satisfaction, and on-the-job search. *Oxford economic papers*, 53(3), 434-452.
- Allen, J., Levels, M., & van der Velden, R. (2013, enero). *Skill mismatch and skill use in developed countries: Evidence from the PIAAC study* (WorkingPaper N.º 017). ROA. Netherlands, ROA. <https://doi.org/10.26481/umaror.2013017>
- Altonji, J. G., & Shakotko, R. A. (1985). Do Wages Rise with Job Seniority? <https://doi.org/10.2307/2297568>
- Antonovics, K., & Golan, L. (2012). Experimentation and Job Choice. *Journal of Labor Economics*. <https://doi.org/10.1086/663356>
- Badillo-Amador, L., & Vila, L. E. (2013). Education and skill mismatches: wage and job satisfaction consequences. *International Journal of Manpower*, 34(5), 416-428.
- Banco Central de Chile. (2021). La economía chilena frente a la pandemia del COVID-19: fortalezas, desafíos y riesgos [Accesed: 2024-01-21].
- Bjursell, C., Bergmo-Prvulovic, I., & Hedegaard, J. (2021). Telework and lifelong learning. *Frontiers in sociology*, 6, 642277.
- Brun-Schammé, A., & Rey, M. (2021). A new approach to skills mismatch.
- Cervantes, C. V., & Cooper, R. (2022). Labor market implications of education mismatch. *European Economic Review*, 148, 104179.
- Collins, H., Pinch, T., & Barnes, B. (1998). The Golem at Large: what you should know

- about technology. *Nature*, 396(6706), 39-39.
- Cooper, R., & Liu, H. (2019). Mismatch in human capital accumulation. *International Economic Review*, 60(3), 1291-1328.
- Cramarencu, R. E., Burcă-Voicu, M. I., & Dabija, D. C. (2023). The impact of artificial intelligence (AI) on employees' skills and well-being in global labor markets: A systematic review. *Oeconomia Copernicana*, 14(3), 731-767.
- Cummins, P. A., Yamashita, T., Millar, R. J., & Sahoo, S. (2019). Problem-solving skills of the US workforce and preparedness for job automation. *Adult Learning*, 30(3), 111-120.
- Davidescu, A. A., Apostu, S.-A., Paul, A., & Căsuneanu, I. (2020). Work flexibility, job satisfaction, and job performance among Romanian employees—Implications for sustainable human resource management. *Sustainability*, 12(15), 6086.
- Desjardins, R., & Rubenson, K. (2011). An analysis of skill mismatch using direct measures of skills.
- Didier, N. (2021a). Does credentialism affect the gender wage gap? Evidence from Chile. *Latin American Policy*, 12(1), 69-96.
- Didier, N. (2021b). Does the expansion of higher education reduce gender gaps in the labor market? Evidence from a natural experiment. *International Journal of Educational Development*, 86, 102467.
- Didier, N. (2024). Educational mismatch, labor market completeness, and gender: Evidence from Chile. *International Journal of Educational Development*, 105, 102990.
- Duncan, G. J., & Hoffman, S. D. (1981). The incidence and wage effects of overeducation. *Economics of education review*, 1(1), 75-86.
- Farber, H. S., & Gibbons, R. (1996). Learning and Wage Dynamics. *Quarterly Journal of Economics*. <https://doi.org/10.2307/2946706>
- Flisi, S., Goglio, V., Meroni, E. C., Rodrigues, M., & Vera-Toscano, E. (2017). Measuring occupational mismatch: Overeducation and overskill in Europe—Evidence from PIAAC. *Social Indicators Research*, 131, 1211-1249.
- Frey, C. B., & Osborne, M. A. (2017a). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? *Technological forecasting and social change*, 114, 254-280.
- Frey, C. B., & Osborne, M. A. (2017b). Technological forecasting and social change. *The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation*, 254-280.
- Gathmann, C., & Schönberg, U. (2010). How General Is Human Capital? A Task-Based Approach. *Journal of Labor Economics*. <https://doi.org/10.1086/649786>
- Gottschalk, P., & Hansen, M. (2003). Is the proportion of college workers in noncollege jobs increasing? *Journal of Labor Economics*, 21(2), 449-471.
- Gullers, P. (1988). Automation—skill—apprenticeship. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:208909997>
- Guvenen, F., Kuruscu, B., Tanaka, S., & Wiczer, D. (2015). Multidimensional skill mismatch. *American Economic Journal: Macroeconomics*. <https://doi.org/10.1257/MAC.20160241>
- Hanushek, E. A., Schwerdt, G., Wiederhold, S., & Woessmann, L. (2015). Returns to skills around the world: Evidence from PIAAC. *European Economic Review*, 73, 103-130.
- Jaffe, A. B. (1986). Technological Opportunity and Spillovers of R&D: Evidence from Firms' Patents, Profits and Market Value. <https://doi.org/10.3386/W1815>
- Johansson, M., & Katz, K. (2006). *Wage differences between women and men in Sweden: the impact of skill mismatch* (inf. téc.). working paper.
- Levels, M., Van der Velden, R., & Allen, J. (2014). Educational mismatches and skills: new empirical tests of old hypotheses. *Oxford Economic Papers*, 66(4), 959-982.
- Lise, J., & Postel-Vinay, F. (2020). Multidimensional Skills, Sorting, and Human Capital Accumulation. <https://doi.org/10.1257/AER.20162002>
- Liu, K., Salvanes, K. G., & Sørensen, E. Ø. (2016). Good skills in bad times: Cyclical skill mismatch and the long-term effects of graduating in a recession. *European Economic Review*. <https://doi.org/10.1016/J.EUROCOREV.2015.08.015>
- MacKenzie, D., & Spinardi, G. (1995). Tacit knowledge, weapons design, and the uninvention of nuclear weapons. *American journal of sociology*, 101(1), 44-99.
- Maer-Matei, M. M., et al. (2014). Measures of Occupational Mismatch. *SEA—Practical Application of Science*, 2(05), 425-430.
- Mahuteau, S., Mavromaras, K., Sloane, P., & Wei, Z. (2015). Horizontal and vertical

- educational mismatch and wages. *Adelaide, Australia*, 216.
- Manuel, N., & Plesca, M. (2021). Skill Mismatch One Year Into the COVID19 Pandemic.
- McGuinness, S., Pouliakas, K., & Redmond, P. (2018). Skills mismatch: Concepts, measurement and policy approaches. *Journal of Economic Surveys*, 32(4), 985-1015.
- Nakamura, H. (2023). Difficulties in finding middle-skilled jobs under increased automation. *Macroeconomic Dynamics*, 27(5), 1179-1201.
- Nedelkoska, L., Neffke, F., et al. (2019). Skill mismatch and skill transferability: review of concepts and measurements. *Papers in Evolutionary Economic Geography*, 19-21.
- Nedelkoska, L., Neffke, F., & Wiederhold, S. (2022). Skill Mismatch and the Costs of Job Displacement. *Social Science Research Network*. <https://doi.org/10.2139/SSRN.4087958>
- Nedelkoska, L., & Quintini, G. (2018). Automation, skills use and training.
- OECD. (2013). OECD Skills Outlook 2013. *OECD skills outlook*. <https://doi.org/10.1787/9789264204256-EN>
- Petropoulos, G. (2021). Automation, COVID-19, and labor markets.
- Pizzinelli, C., Shibata, I., Pizzinelli, C., & Shibata, I. (2023). Has COVID-19 Induced Labor Market Mismatch? Evidence from the US and the UK. <https://doi.org/10.1016/J.LABECO.2023.102329>
- Poletaev, M., & Robinson, C. (2008). Human Capital Specificity: Evidence from the Dictionary of Occupational Titles and Displaced Worker Surveys, 1984–2000. *Journal of Labor Economics*. <https://doi.org/10.1086/588180>
- Quintini, G. (2011). Right for the Job: Overqualified or Under-skilled?
- Robst, J. (2007). Education, college major, and job match: Gender differences in reasons for mismatch. *Education Economics*, 15(2), 159-175.
- Sahin, A., Song, J., Topa, G., & Violante, G. L. (2014). Mismatch unemployment. *American Economic Review*, 104(11), 3529-3564.
- Salinas-Jiménez, M. d. M., Rahona-López, M., & Murillo-Huertas, I. P. (2013). Gender wage differentials and educational mismatch: an application to the Spanish case. *Applied Economics*, 45(30), 4226-4235.
- Sanders, C., & Taber, C. (2012). Life-cycle wage growth and heterogeneous human capital. *Annu. Rev. Econ.*, 4(1), 399-425.
- Semaan, J., Underwood, J., & Hyde, J. (2021). An investigation of work-based education and training needs for effective BIM adoption and implementation: an organisational upskilling model. *Applied Sciences*, 11(18), 8646.
- Sgobbi, F., & Suleman, F. (2013). A methodological contribution to measuring skill (mis)match. *The Manchester School*, 81(3), 420-437.
- Verdugo, R. R., & Verdugo, N. T. (1989). The impact of surplus schooling on earnings: Some additional findings. *Journal of human resources*, 629-643.
- Wiedenbeck, S. (1985). Novice/expert differences in programming skills. *International Journal of Man-Machine Studies*, 23(4), 383-390.