

DOCUMENTOS DE **PROYECTOS**

# Análisis de distancias ocupacionales y familias de ocupaciones en el Uruguay

Miguel Omar Velardez



NACIONES UNIDAS

CEPAL

# Gracias por su interés en esta publicación de la CEPAL



Si desea recibir información oportuna sobre nuestros productos editoriales y actividades, le invitamos a registrarse. Podrá definir sus áreas de interés y acceder a nuestros productos en otros formatos.

 [www.cepal.org/es/publications](http://www.cepal.org/es/publications)

 [www.cepal.org/apps](http://www.cepal.org/apps)

Documentos de Proyectos

# Análisis de distancias ocupacionales y familias de ocupaciones en el Uruguay

Miguel Omar Velardez



NACIONES UNIDAS

CEPAL

Este documento fue preparado por Miguel Omar Velardez, Consultor de la Unidad de Estudios del Empleo de la División de Desarrollo Económico de la Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL), en el marco de las actividades del proyecto de la Cuenta de las Naciones Unidas para el Desarrollo “Transformaciones tecnológicas en América Latina: promover empleos productivos y enfrentar el desafío de las nuevas formas de empleo informal”.

Las opiniones expresadas en este documento, que no ha sido sometido a revisión editorial, son de exclusiva responsabilidad del autor y pueden no coincidir con las de la Organización.

El autor agradece a Germán Dima por sus aportes sobre análisis de datos masivos, *clustering* y programación en R; a María José González, Leticia Lado y Gabriel Vázquez por los aportes conceptuales, el acceso a los datos, las discusiones y la revisión del manuscrito, y a Sonia Gontero y José Anchorena por sus correcciones y aportes al documento.

Publicación de las Naciones Unidas  
LC/TS.2021/36  
Distribución: L  
Copyright © Naciones Unidas, 2021  
Todos los derechos reservados  
Impreso en Naciones Unidas, Santiago  
S.21-00086

Esta publicación debe citarse como: M. O. Velardez, “Análisis de distancias ocupacionales y familias de ocupaciones en el Uruguay”, *Documentos de Proyectos* (LC/TS.2021/36), Santiago, Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL), 2021.

La autorización para reproducir total o parcialmente esta obra debe solicitarse a la Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL), División de Documentos y Publicaciones, publicaciones.cepal@un.org. Los Estados Miembros de las Naciones Unidas y sus instituciones gubernamentales pueden reproducir esta obra sin autorización previa. Solo se les solicita que mencionen la fuente e informen a la CEPAL de tal reproducción.

## Índice

Introducción .....	9
<b>I. Antecedentes.....</b>	<b>13</b>
<b>II. Aplicación empírica.....</b>	<b>17</b>
A. Proyecto ONET Uruguay .....	17
B. Datos utilizados.....	18
C. Depuración de la base de microdatos .....	20
D. Agrupamiento de ocupaciones ( <i>Clustering</i> ).....	25
E. Reducción de dimensionalidad y análisis de estructura de datos .....	28
<b>III. Distancias ocupacionales y familias de ocupaciones .....</b>	<b>29</b>
A. Número óptimo de grupos .....	30
B. Composición de los grupos (familias de ocupaciones) .....	36
<b>IV. Similitud entre las ocupaciones de Uruguay y Estados Unidos .....</b>	<b>39</b>
<b>V. Conclusiones .....</b>	<b>47</b>
<b>Bibliografía.....</b>	<b>53</b>
<b>Anexo .....</b>	<b>55</b>
<b>Cuadros</b>	
Cuadro 1	Cuestionarios comunes aplicados a todas las ocupaciones durante el relevamiento ONET UY.....
	18
Cuadro 2	Estrategia de campo del relevamiento ONET UY.....
	19
Cuadro 3	Ocupaciones incluidas en la primera ola de relevamiento ONET UY .....
	20
Cuadro 4	Resumen de frecuencias de casos eliminados según criterio de detección .....
	22
Cuadro 5	Número de casos por ocupación para el bloque de preguntas del cuestionario A (Destrezas) .....
	30

Cuadro 6	Resumen de la selección del número óptimo de grupos por bloque de preguntas (A, C, E, G, H y K).....	36
Cuadro 7	Composición de grupos según bloque de preguntas analizado .....	37
Cuadro 8	Correspondencia de ocupaciones de Uruguay y Estados Unidos.....	40
Cuadro 9	Número de ocupaciones equivalentes entre Estados Unidos y Uruguay que se encuentran en la posición 1 a 5 del ranking de cercanía según bloque de descriptores .....	45
<b>Gráficos</b>		
Gráfico 1	Visualización de casos anómalos ( <i>outliers</i> ) .....	21
Gráfico 2	Distribución de frecuencias relativas.....	23
Gráfico 3	Mapas de calor de la media (superior) y la varianza (inferior) del bloque A (destrezas) en función de las ocupaciones .....	24
Gráfico 4	Criterios de validación de número de grupos óptimo en que se pueden dividir las ocupaciones de la muestra utilizando K-Means, considerando los datos del bloque A (Destrezas) .....	31
Gráfico 5	Agrupamiento jerárquico divisivo (superior) y aglomerativo (inferior) de la muestra de 22 ocupaciones según respuestas del bloque A (Destrezas).....	32
Gráfico 6	Agrupamiento por la técnica DBSCAN.....	33
Gráfico 7	Análisis de estructura de los datos mediante la técnica de reducción de dimensionalidad t-SNE .....	34
Gráfico 8	Análisis de componentes principales del bloque de respuestas A (Destrezas) .....	34
Gráfico 9	Proyección del agrupamiento mediante K-Means en el espacio de PCA .....	35
Gráfico 10	Distancias relativas entre ocupaciones dentro de cada grupo .....	36
Gráfico 11	Matriz de coincidencias de ocupaciones en un mismo grupo .....	38
Gráfico 12	Matriz de coincidencias de ocupaciones de ONET Estados Unidos en un mismo grupo.....	41
Gráfico 13	Distribución de ocupaciones de Uruguay (rojo) y Estados Unidos (azul) proyectadas en un espacio de PCA2 .....	42
Gráfico 14	Ranking de cercanía de las ocupaciones de Uruguay a las ocupaciones de Estados Unidos .....	43
Gráfico 15	Ranking de cercanía de ocupaciones US-UY según bloques de descriptores (A, C, E, G, H, K).....	50
Gráfico A1	Distribución de frecuencias relativas de los 52 descriptores del bloque A (Destrezas).....	56
Gráfico A2	Distribución de frecuencias relativas de los 57 descriptores del bloque C (Contextos de trabajo).....	56
Gráfico A3	Distribución de frecuencias relativas de los 41 descriptores del bloque G (Actividades generales) .....	57
Gráfico A4	Distribución de frecuencias relativas de los 35 descriptores del bloque H (Habilidades).....	57
Gráfico A5	Mapas de calor de la media (superior) y la varianza (inferior) del bloque C (Contextos de trabajo) en función de las ocupaciones.....	58
Gráfico A6	Mapas de calor de la media (superior) y la varianza (inferior) del bloque E (Estilos de trabajo) en función de las ocupaciones.....	59
Gráfico A7	Mapas de calor de la media (superior) y la varianza (inferior) del bloque G (Actividades generales) en función de las ocupaciones .....	60
Gráfico A8	Mapas de calor de la media (superior) y la varianza (inferior) del bloque H (Habilidades) en función de las ocupaciones .....	61

Gráfico A9	Mapas de calor de la media (superior) y la varianza (inferior) del bloque K (Conocimientos) en función de las ocupaciones .....62
Gráfico A10	Criterios de validación de número de grupos óptimo en que se pueden dividir las ocupaciones de la muestra utilizando K-Means, considerando los datos del bloque C (Contextos de trabajo) .....63
Gráfico A11	Agrupamiento jerárquico divisivo (superior) y aglomerativo (inferior) de la muestra de 22 ocupaciones según respuestas del bloque C (Contextos de trabajo) .....64
Gráfico A12	Agrupamiento por la técnica DBSCAN del bloque C (Contextos de trabajo) .....65
Gráfico A13	Análisis de estructura de los datos del bloque C (Contextos de trabajo) mediante la técnica de reducción de dimensionalidad t-SNE .....65
Gráfico A14	Análisis de componentes principales del bloque C (Contextos de trabajo) ..... 66
Gráfico A15	Proyección del agrupamiento del bloque C (Contextos de trabajo) mediante K-Means en el espacio de PCA ..... 66
Gráfico A16	Distancias relativas entre ocupaciones dentro de cada grupo ..... 67
Gráfico A17	Criterios de validación de número de grupos óptimo en que se pueden dividir las ocupaciones de la muestra utilizando K-Means, considerando los datos del bloque E (Estilos de Trabajo) .....67
Gráfico A18	Agrupamiento jerárquico divisivo (superior) y aglomerativo (inferior) de la muestra de 22 ocupaciones según respuestas del bloque E (Estilos de Trabajo) .....68
Gráfico A19	Agrupamiento por la técnica DBSCAN del bloque E (Estilos de Trabajo)..... 69
Gráfico A20	Análisis de estructura de los datos del bloque E (Estilos de Trabajo) mediante la técnica de reducción de dimensionalidad t-SNE..... 69
Gráfico A21	Análisis de componentes principales del bloque E (Estilos de Trabajo) ..... 70
Gráfico A22	Proyección del agrupamiento del bloque E (Estilos de Trabajo) mediante K-Means en el espacio de PCA ..... 70
Gráfico A23	Distancias relativas entre ocupaciones dentro de cada grupo ..... 71
Gráfico A24	Criterios de validación de número de grupos óptimo en que se pueden dividir las ocupaciones de la muestra utilizando K-Means, considerando los datos del bloque G (Actividades generales) ..... 71
Gráfico A25	Agrupamiento jerárquico divisivo (superior) y aglomerativo (inferior) de la muestra de 22 ocupaciones según respuestas del bloque G (Actividades generales).....72
Gráfico A26	Agrupamiento por la técnica DBSCAN del bloque G (Actividades generales)..... 73
Gráfico A27	Análisis de estructura de los datos del bloque G (Actividades generales) mediante la técnica de reducción de dimensionalidad t-SNE ..... 73
Gráfico A28	Análisis de componentes principales del bloque G (Actividades generales) ..... 74
Gráfico A29	Proyección del agrupamiento del bloque G (Actividades generales) mediante K-Means en el espacio de PCA ..... 74
Gráfico A30	Distancias relativas entre ocupaciones dentro de cada grupo ..... 75
Gráfico A31	Criterios de validación de número de grupos óptimo en que se pueden dividir las ocupaciones de la muestra utilizando K-Means, considerando los datos del bloque H (Habilidades) ..... 75
Gráfico A32	Agrupamiento jerárquico divisivo (superior) y aglomerativo (inferior) de la muestra de 22 ocupaciones según respuestas del bloque H (Habilidades)..... 76
Gráfico A33	Agrupamiento por la técnica DBSCAN del bloque H (Habilidades)..... 77
Gráfico A34	Análisis de estructura de los datos del bloque H (Habilidades) ..... 77
Gráfico A35	Análisis de componentes principales del bloque H (Habilidades) ..... 78
Gráfico A36	Proyección del agrupamiento del bloque H (Habilidades) mediante K-Means en el espacio de PCA ..... 78
Gráfico A37	Distancias relativas entre ocupaciones dentro de cada grupo ..... 79

Gráfico A38	Criterios de validación de número de grupos óptimo en que se pueden dividir las ocupaciones de la muestra utilizando K-Means, considerando los datos del bloque K (Conocimientos).....	79
Gráfico A39	Agrupamiento jerárquico divisivo (superior) y aglomerativo (inferior) de la muestra de 22 ocupaciones según respuestas del bloque K (Conocimientos).....	80
Gráfico A40	Agrupamiento por la técnica DBSCAN del bloque K (Conocimientos).....	81
Gráfico A41	Análisis de estructura de los datos del bloque K (Conocimientos) mediante la técnica de reducción de dimensionalidad t-SNE.....	81
Gráfico A42	Análisis de componentes principales del bloque K (Conocimientos) .....	82
Gráfico A43	Proyección del agrupamiento del bloque K (Conocimientos) mediante K-Means en el espacio de PCA .....	82
Gráfico A44	Distancias relativas entre ocupaciones dentro de cada grupo .....	83
Gráfico A45	Distancias relativas en términos de destrezas entre ocupaciones de Uruguay .....	83
Gráfico A46	Distancias relativas en términos de contextos de trabajo entre ocupaciones de Uruguay .....	84
Gráfico A47	Distancias relativas en términos de estilos de trabajo entre ocupaciones de Uruguay .....	84
Gráfico A48	Distancias relativas en términos de actividades generales entre ocupaciones de Uruguay .....	85
Gráfico A49	Distancias relativas en términos de habilidades entre ocupaciones de Uruguay.....	85
Gráfico A50	Distancias relativas en términos de conocimientos entre ocupaciones de Uruguay.....	86
Gráfico A51	Distancias relativas en términos de destrezas entre ocupaciones de Estados Unidos .....	86
Gráfico A52	Distancias relativas en términos de contextos de trabajo entre ocupaciones de Estados Unidos .....	87
Gráfico A53	Distancias relativas en términos de estilos de trabajo entre ocupaciones de Estados Unidos.....	87
Gráfico A54	Distancias relativas en términos de actividades generales entre ocupaciones de Estados Unidos.....	88
Gráfico A55	Distancias relativas en términos de habilidades entre ocupaciones de Estados Unidos.....	88
Gráfico A56	Distancias relativas en términos de conocimientos entre ocupaciones de Estados Unidos.....	89
Gráfico A57	Distancias relativas en términos de destrezas entre ocupaciones de Estados Unidos y Uruguay.....	89
Gráfico A58	Distancias relativas en términos de contextos de trabajo entre ocupaciones de Estados Unidos y Uruguay.....	90
Gráfico A59	Distancias relativas en términos de estilos de trabajo entre ocupaciones de Estados Unidos y Uruguay.....	90
Gráfico A60	Distancias relativas en términos de actividades generales entre ocupaciones de Estados Unidos y Uruguay.....	91
Gráfico A61	Distancias relativas en términos de habilidades entre ocupaciones de Estados Unidos y Uruguay.....	91
Gráfico A62	Distancias relativas en términos de conocimientos entre ocupaciones de Estados Unidos y Uruguay.....	92
Gráfico A63	Ranking de cercanía en términos de destrezas entre ocupaciones de Estados Unidos y Uruguay .....	92



Gráfico A64	Ranking de cercanía en términos de contextos de trabajo entre ocupaciones de Estados Unidos y Uruguay .....	93
Gráfico A65	Ranking de cercanía en términos de estilos de trabajo entre ocupaciones de Estados Unidos y Uruguay .....	93
Gráfico A66	Ranking de cercanía en términos de actividades generales entre ocupaciones de Estados Unidos y Uruguay .....	94
Gráfico A67	Ranking de cercanía en términos de habilidades entre ocupaciones de Estados Unidos y Uruguay .....	94
Gráfico A68	Ranking de cercanía en términos de conocimientos entre ocupaciones de Estados Unidos y Uruguay .....	95

### Diagramas

Diagrama 1	Dimensiones para el análisis de perfiles de respuestas en una ocupación.....	13
Diagrama 2	Procedimiento para el cálculo de distancias ocupacionales.....	14
Diagrama 3	Modelo ONET.....	18
Diagrama 4	Tipos de agrupamiento.....	26



## Introducción

El mercado de trabajo actual se caracteriza por encontrarse en un proceso de cambios cada vez más acelerados que son el resultado de múltiples factores como el cambio climático, los cambios sociodemográficos y los tecnológicos, especialmente la adopción de la inteligencia artificial y los procesos de transformación digital globales (World Bank Group, 2016; McKinsey Global Institute, 2017; OIT, 2019). Según un reporte reciente de la Organización Internacional del Trabajo (OIT), si no se enfrentan los desafíos que resultan de estos cambios, se corre el riesgo de incrementar las brechas de género, interregionales, generacionales y de ingresos (OIT, 2019). Un factor clave que puede aumentar las desigualdades es la naturaleza cambiante del trabajo y la baja velocidad de adaptación de las personas ante estos cambios lo cual disminuye la empleabilidad y limita las oportunidades para encontrar un trabajo decente que asegure una buena calidad de vida.

En los últimos años el mercado de trabajo se ha fragmentado y polarizado cada vez más, dando como resultado que algunas personas se vean favorecidas por el hecho de vivir en determinadas geografías o por su capacidad de mantener ciertas habilidades en alta demanda (Autor, 2010). En un estudio reciente de la OECD (McGowan & Andrews, 2015) se encuentra que uno de cada cuatro trabajadores no posee las habilidades requeridas para desempeñar las tareas de su ocupación. Por su parte, la Academia de Ciencias, Ingeniería y Medicina de los Estados Unidos reportó en 2017 que la mayoría de las ocupaciones se verán modificadas por el aporte de las tecnologías en los próximos 20 años (National Academies of Sciences, Engineering and Medicine, 2017).

Un proceso similar parece estar dándose en América Latina y frente a ello es necesario actualizar o mejorar los sistemas de desarrollo de carrera y formación continua para adultos (OIT, 2017; OECD, 2019). Sin embargo, frente a esta situación, la mayoría de los gobiernos en América Latina no cuenta con los datos y/o las herramientas que les permitan contestar preguntas básicas como: ¿cuál será el alcance o la velocidad de adopción de la inteligencia artificial por parte de las empresas?, ¿cuáles son las tecnologías que ya se encuentran transformando las ocupaciones?, o ¿qué ocupaciones se ven más afectadas? Los

sistemas de información y estadísticas laborales de los países latinoamericanos no incluyen herramientas de caracterización estandarizada de las ocupaciones y en general las políticas sobre cambios ocupacionales, demandas de habilidades, conocimientos, destrezas y de formación profesional se basan en datos extrapolados de estudios de países desarrollados (Isabella et al., 2018; Apella & Zunino, 2017; Albrieu, 2020; Bonavida Foschiatti & Gasparini, 2020). En la región, solo Ecuador, Chile y Perú han participado de las encuestas de habilidades en adultos (Programme for the International Assessment of Adult Competencies - PIAAC) de la OECD, una de las pocas encuestas que provee datos comparables internacionalmente sobre habilidades utilizadas por los trabajadores. Y solamente Chile participará de la segunda ronda que se llevará a cabo en el periodo 2022-2023.

El estudio de los cambios ocupacionales es un área de investigación del mercado de trabajo que se encuentra en expansión por sus aportes al diseño de políticas laborales y educativas basadas en evidencia. En los últimos años se han utilizado datos a nivel de ocupaciones para analizar distintos aspectos como el riesgo de automatización de las tareas y de las ocupaciones (McKinsey Global Institute; 2017, Frey & Osborne; 2013, Apella & Zunino, 2017), las brechas de habilidades de la fuerza laboral (Grundke et al., 2018), el efecto de los cambios de carrera en el salario (Nedelkoska et al., 2015), análisis de transiciones laborales (Bechichi et al., 2018), inversión de tiempo de educación para cambios de puestos de trabajo (Grundke et al., 2017) y costo del cambio ocupacional (Andrieu et al., 2019), el efecto de la IA en el trabajo (Harari, 2017; McKinsey Global Institute, 2017; Smith & Anderson, 2014), y las brechas de género y minorías en ocupaciones STEM (Speer, 2020).

La información fundamental y necesaria para el desarrollo de este campo es la caracterización exhaustiva de ocupaciones de forma tal que permita la comparación entre las mismas. Una de las fuentes de información más detallada disponibles en la actualidad es la base de datos de O\*NET de los Estados Unidos. Otras fuentes de datos que complementan la información necesaria para llevar a cabo estudios sobre ocupaciones son los registros administrativos para poder realizar estudios longitudinales, de historia y transiciones laborales y educativas, las encuestas a hogares (Encuesta Continua de Hogares de Uruguay), sobre condiciones de trabajo, salud y seguridad (European Working Conditions Survey, Encuesta a Trabajadores sobre Condiciones de Empleo, Trabajo, Salud y Seguridad de Argentina) y las encuestas sobre habilidades (European Programme for the International Assessment of Adult Competencies y Encuesta de Habilidades al Trabajo de Perú). A su vez, toda esta información puede ser integrada espacialmente a partir de datos de geolocalización (Nolan et al., 2011).

En América Latina, la falta de datos estandarizados sobre las características de las ocupaciones hace que los estudios sobre ocupaciones utilicen el clasificador estándar de ocupaciones utilizado por O\*NET de Estados Unidos. Esta metodología supone que los trabajadores de ocupaciones equivalentes en ambas regiones realizan las mismas tareas, utilizan las mismas herramientas y tecnologías, para lo cual las habilidades, los conocimientos, las destrezas, y el contexto de trabajo serían también similares.

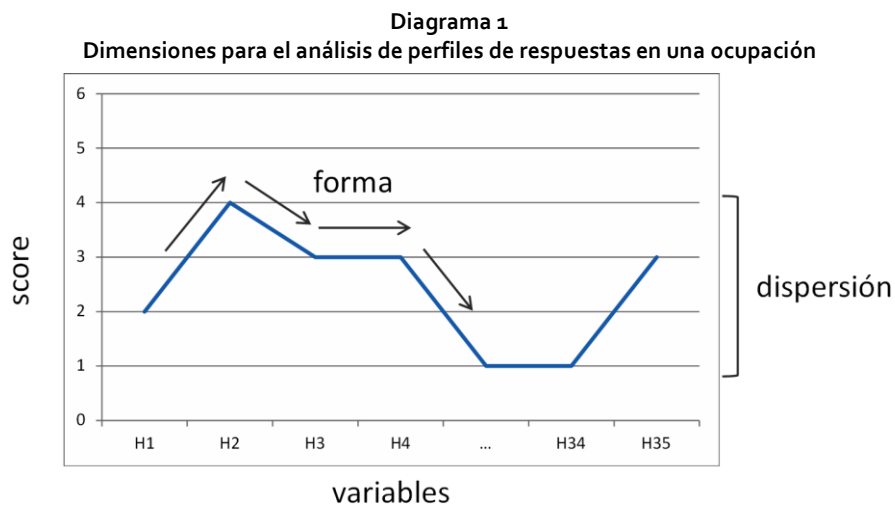
El objetivo de este estudio es utilizar la base de datos del Sistema de Información Ocupacional Encuesta "Perfil de Ocupaciones" - O\*Net Uruguay (ONET UY), la primera y única encuesta exhaustiva y estandarizada de ocupaciones de América Latina que sigue el modelo ONET, para presentar una primera aproximación metodológica para la medición de distancias ocupacionales y el análisis de similitudes entre ellas con el fin de caracterizar familias de ocupaciones.

El documento se divide en seis partes: una primera sección que releva el estado del conocimiento sobre caracterización de ocupaciones y análisis de cambios ocupacionales, una segunda sección en donde se describe el modelo ONET de los Estados Unidos y los antecedentes de utilización de técnicas de agrupamiento para el estudio de ocupaciones, una tercera sección en la cual se presenta la metodología desarrollada para la depuración de los datos del relevamiento ONET UY, una cuarta sección donde se describen las técnicas de agrupamiento utilizadas y se presentan los resultados de identificación de familias de ocupaciones, una quinta sección en donde se comparan las ocupaciones equivalentes de Uruguay y Estados Unidos con el fin de identificar diferencias entre ocupaciones que se consideran similares, y finalmente una sexta sección en la cual se discuten las implicancias de los resultados y se proponen líneas de trabajo para ser desarrolladas en el futuro.



## I. Antecedentes

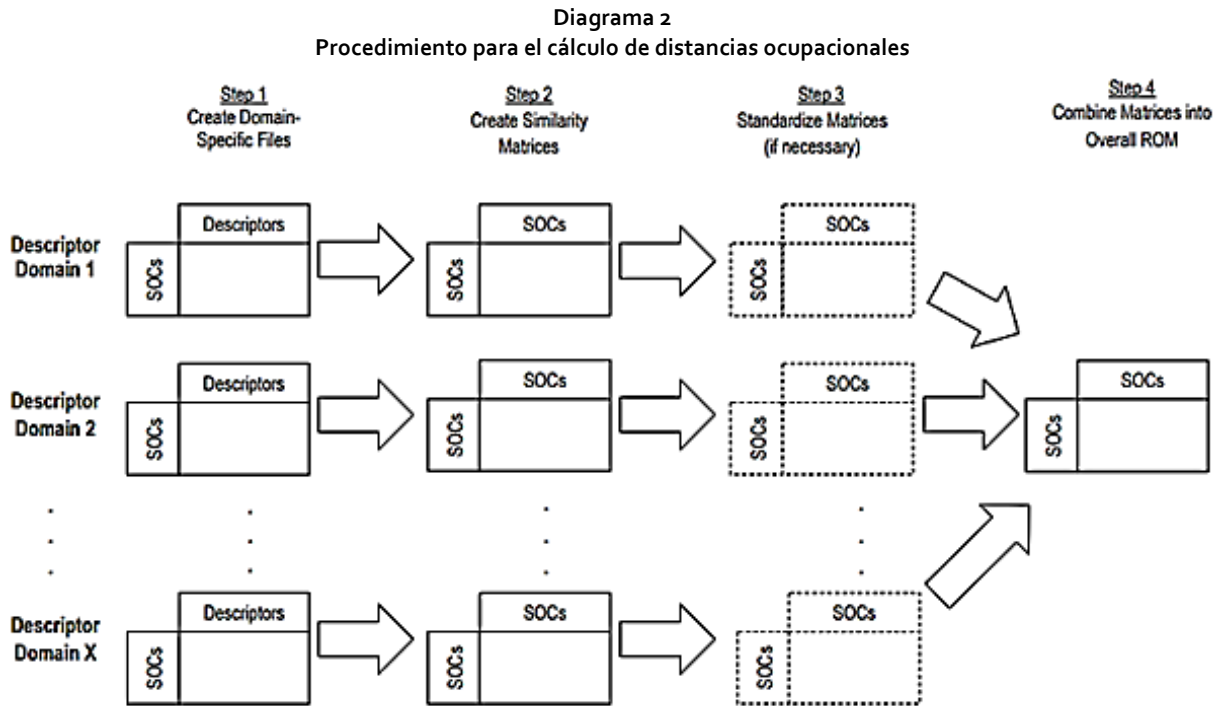
Los primeros intentos de agrupar ocupaciones relacionadas sobre la base de los descriptores de ONET de Estados Unidos se llevaron a cabo a finales del Siglo XX (Baughman et al., 1999). A partir de este trabajo se construyó la primera matriz de ocupaciones relacionadas mediante el estudio de los descriptores por parte de analistas ocupacionales (Drewes et al., 1999), la cual fue actualizada en 2012 (Allen et al.). En el trabajo de Allen et al., se actualizaron los datos para el armado de las matrices y se desarrolló una metodología de medición de distancias ocupacionales. Los autores concluyen que la distancia euclidiana es conveniente para calcular similitud entre ocupaciones dado que tiene en cuenta las tres principales dimensiones de los perfiles de cada ocupación: el valor (score), la forma (shape) y la dispersión (scatter) de las respuestas (diagrama 1).



Fuente: elaboración propia basado en Allen et al. (2012).

Nota: H1 a H35 corresponden a las 35 preguntas del bloque de Habilidades.

En su trabajo, los autores utilizan las medias de los valores (scores) de las respuestas a las distintas preguntas de cada uno de los seis bloques (Habilidades, Conocimientos, Estilos de trabajo, Actividades Generales, Contexto de trabajo y Destrezas) y construyen matrices de correlación para cada bloque de respuestas (diagrama 2). Una vez calculadas las matrices de correlación, integran los datos de todos los bloques para armar una única matriz de correlación y a partir de allí calcular las distancias ocupacionales en un espacio de 238 dimensiones. Finalmente definen como ocupaciones relacionadas a una ocupación dada a las diez ocupaciones más cercanas.



El cálculo de distancias ocupacionales ha sido ampliamente utilizado con diferentes objetivos. Nedelkoska et al. (2015) analiza el costo de las transiciones laborales considerando aquellos trabajadores que al cambiar de empleo mantienen su ocupación en comparación con aquellos que se mueven de su ocupación anterior a una diferente. El autor utiliza el cálculo de distancias ocupacionales en términos de habilidades (con datos de la German Qualification Career Survey) y analiza tanto faltante como exceso de habilidades al momento de cambiar a una nueva ocupación utilizando los datos de la historia laboral de la German Displaced Workers Survey. En el estudio se concluye que los trabajadores que pierden el empleo y cambian de ocupación ven disminuidos sus ingresos con respecto a los que pierden el empleo, pero mantienen su ocupación original a lo largo de al menos nueve años. El estudio también muestra que aquellos trabajadores que cambian de ocupación logran un nivel de ingreso similar al de los que mantienen su ocupación únicamente si invierten en capacitación para la adquisición de las habilidades que necesitan para desempeñarse en la ocupación nueva.

Por otro lado, en un trabajo de la OECD (Benchichi et al., 2018) se utilizan los datos de la encuesta de habilidades en adultos PIAAC para 31 países. En el trabajo miden las distancias en términos de habilidades entre 127 grupos de ocupaciones y calculan el esfuerzo de capacitación de un trabajador para pasar de una ocupación a otra y adaptarse a las nuevas habilidades requeridas en la ocupación de destino. El trabajo de Benchichi fue seguido por un estudio de OECD de 2019 (Andrieu et al., 2019) en el



cual se calcula el costo del entrenamiento o capacitación requerida para que un trabajador se mueva de una ocupación a otra. Además, considerando el riesgo de automatización de tareas de cada ocupación, calculan el costo de entrenamiento para que un trabajador en una ocupación con alto riesgo de automatización pueda pasar a una ocupación con bajo riesgo de automatización (safe haven).

Hasta el momento no existe ningún estudio en América Latina en el cual se realicen cálculos de distancias ocupacionales, ni agrupamientos de ocupaciones, ni análisis de faltante o exceso de habilidades o costos de transiciones laborales entre distintas ocupaciones. Esto se debe principalmente a la inexistencia de una caracterización exhaustiva estandarizada de las ocupaciones basadas en las tareas reales que lleva a cabo un trabajador en cada ocupación en un país latinoamericano. La poca información existente se encuentra o bien incompleta, o proviene de dos fuentes de datos diferentes con aproximaciones metodológicas que imposibilitan la comparabilidad, o bien las metodologías para levantar información no se mantienen en el tiempo.

Existen estudios que hacen una aproximación metodológica, como el realizado con los datos disponibles sobre ocupaciones en Argentina o Uruguay para analizar el impacto del cambio tecnológico en el empleo (Apella y Zunino, 2017; Isabella et al., 2018). Sin embargo, la falta de datos estandarizados sobre las características de las ocupaciones hace que estos trabajos realicen una correspondencia entre ocupaciones de los clasificadores nacionales de Argentina y Uruguay y el clasificador estándar de ocupaciones utilizado por ONET de Estados Unidos. Esta metodología asume que ocupaciones similares de Argentina o Uruguay y sus contrapartes de Estados Unidos realizan las mismas tareas, utilizan las mismas herramientas y tecnologías, para lo cual las habilidades, los conocimientos, las destrezas, y el contexto de trabajo serían también similares. Esto no siempre es así, de hecho, se observan casos extremos en donde hay ocupaciones que existen en Estados Unidos y no en Uruguay o Argentina y viceversa (ejemplo: encargado de edificio, no existe en EEUU). Por otra parte, el trabajo de Bravo et al., del 2019 hace uso de la caracterización de habilidades en la PIAAC Chile y la información laboral de la encuesta de caracterización socioeconómica nacional (CASEN) de ese país. Aquí también se encuentran desafíos metodológicos como la identificación de las habilidades de PIAAC en los individuos de la CASEN, asumiendo que provienen de un mismo mercado laboral (Bravo et al., 2019).

En este sentido, el proyecto ONET UY es el primer desarrollo de caracterización exhaustiva y estandarizada de ocupaciones siguiendo la metodología de ONET de Estados Unidos entre los países latinoamericanos.

La principal pregunta que intenta responder este trabajo es: ¿Podemos agrupar las 22 ocupaciones de la primera ola del relevamiento según algún tipo de similitud? Y si ese fuera el caso, ¿las ocupaciones que conforman cada grupo están relacionadas, considerando el conocimiento que existe sobre las mismas? A continuación, se presenta una metodología para el cálculo de las distancias ocupacionales de las 22 ocupaciones caracterizadas por la primera ola de relevamiento del proyecto ONET UY. Asimismo, se describen los procedimientos de agrupamiento (clustering) de ocupaciones con el objetivo de establecer una metodología para la identificación y el análisis de familias de ocupaciones de los datos presentes y de futuras olas de relevamiento del proyecto ONET UY. Por último, se comparan las características de las ocupaciones en Uruguay respecto de sus equivalentes en Estados Unidos.

Se espera que el desarrollo, de estas métricas de distancias ocupacionales, contribuyan a comprender las diferencias y similitudes entre ocupaciones en países de América Latina, así como también al estudio de faltantes y excesos de habilidades en el mercado laboral de Uruguay. Además, el presente proyecto pretende sentar las bases para el desarrollo de una herramienta que provea información robusta que contribuya a la generación de políticas de formación profesional basadas en evidencia.



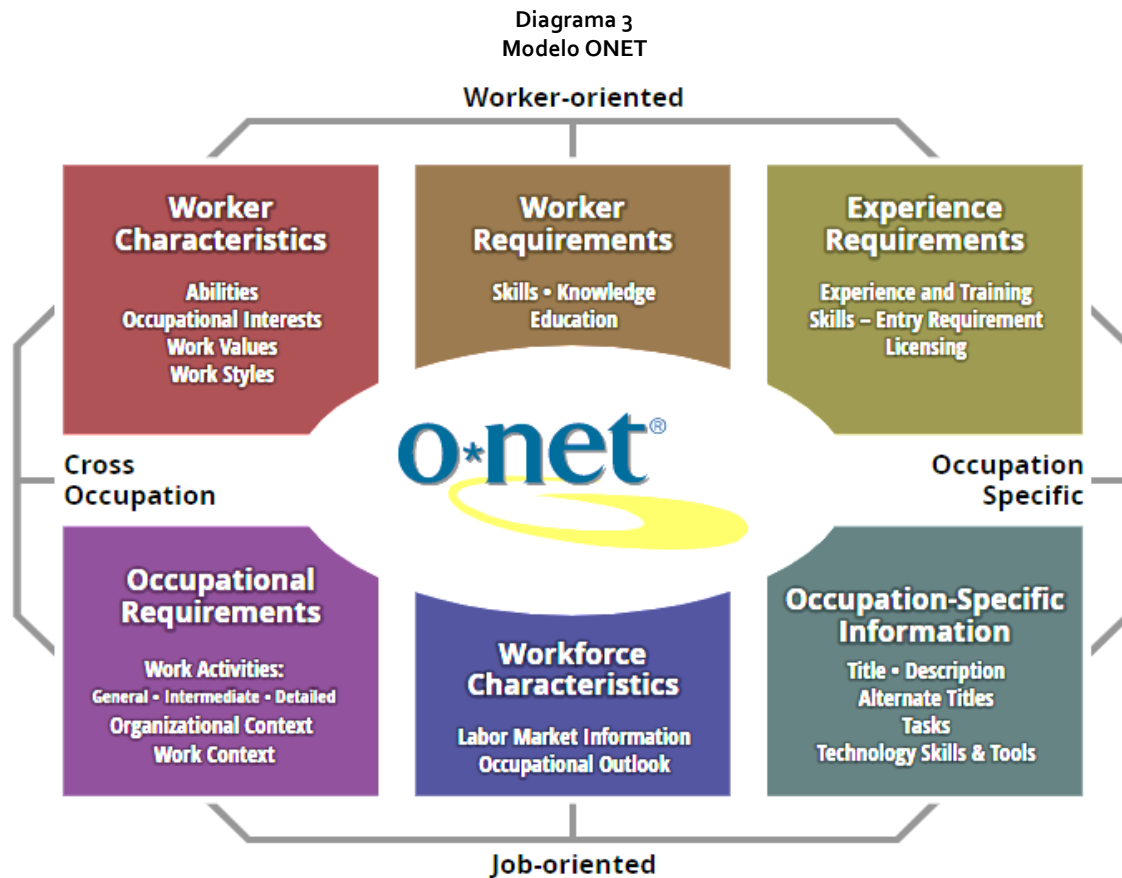
## II. Aplicación empírica

### A. Proyecto ONET Uruguay

ONET UY es un proyecto del Ministerio de Trabajo y Seguridad Social de la República Oriental del Uruguay que tiene como objetivo realizar una caracterización exhaustiva de las ocupaciones de Uruguay replicando la metodología utilizada por la plataforma O\*NET de los Estados Unidos. Esta metodología involucra la aplicación de cuestionarios a trabajadores de diferentes ocupaciones e indaga sobre múltiples aspectos que hacen a cada ocupación siguiendo el marco conceptual del modelo ONET (diagrama 3).

El modelo ONET consta de seis dominios que agrupan conjuntos de descriptores, tres dominios están orientados al trabajador y tres están orientados al puesto de trabajo. Al mismo tiempo, los descriptores pueden clasificarse como transversales o específicos de cada ocupación.

Al momento de relevar las ocupaciones se aplican dos tipos de cuestionarios, los cuestionarios comunes, los cuales indagan sobre las mismas variables a todas las ocupaciones y los cuestionarios específicos para cada ocupación. Los formularios comunes contienen bloques de preguntas (descriptores) que indagan sobre Habilidades, Conocimientos, Estilos de trabajo, Actividades Generales, Contextos de trabajo y Destrezas, que en total contienen 238 descriptores (cuadro 1). Estas 238 preguntas, al ser aplicadas a todas las ocupaciones, dan como resultado un perfil de respuestas característico de cada ocupación. Esto puede ser entendido como una huella digital que podría utilizarse para conocer aquellas ocupaciones que se encuentran más relacionadas y podría conocerse cuales son los aspectos que hacen que un grupo de ocupaciones estén más relacionadas.



Fuente: <https://www.onetonline.org/>.

**Cuadro 1**  
Cuestionarios comunes aplicados a todas las ocupaciones durante el relevamiento ONET UY

Bloque	Nombre	Dimensiones	Indicadores	Descriptorios (preguntas)
A	Destrezas	4	15	52
C	Contextos de Trabajo		13	57
E	Estilos de Trabajo		7	16
G	Actividades Generales	4	9	41
H	Habilidades	2	7	35
K	Conocimientos		11	37
<b>TOTAL</b>		<b>10</b>	<b>62</b>	<b>238</b>

Fuente: Elaboración propia.

## B. Datos utilizados

La metodología para el trabajo de campo del proyecto ONET UY puede resumirse de la siguiente forma: Una vez establecidas las muestras para cada ocupación a relevar, se identifican las personas que responderán los cuestionarios. A cada persona se le solicita que responda un cuestionario que indaga sobre caracterización sociodemográfica, nivel de educación formal y formación profesional o en el trabajo. Además, se aplica un cuestionario que indaga sobre tareas específicas de la ocupación y se le pregunta si la descripción de la ocupación coincide con su trabajo. En tercer lugar, se indaga sobre el uso de herramientas y tecnologías

específicas de cada ocupación. Por último, cada persona responde un solo bloque de preguntas de los seis que constituyen el grupo de cuestionarios comunes (Habilidades, Conocimientos, Estilos de trabajo, Actividades Generales, Contextos de trabajo y Destrezas), ver cuadro 2.

El relevamiento se llevó a cabo entre diciembre de 2019 y marzo de 2020 de forma virtual autogestionada, con apoyo y seguimiento técnico en caso de que fuera necesario. La selección de las 22 ocupaciones satisfizo alguno de los siguientes criterios: 1) frecuencia de la ocupación en la economía uruguaya, 2) riesgo de automatización, 3) dinamismo y 4) ocupaciones rurales. Mediante el criterio de frecuencia se incorporaron ocupaciones que concentran el 40% del empleo asalariado privado (según información de la Encuesta Continua de Hogares). Por el criterio del riesgo de automatización se incluyeron ocupaciones con mayor probabilidad de automatización de tareas en el corto plazo (Isabella et al., 2018). Mediante el criterio de dinamismo solo se incorporó la ocupación “diseñador/a gráfico/a” por su alta tasa de crecimiento de empleo en los últimos dos años. Por último, se seleccionaron las ocupaciones “peón rural” y “operario/a agrícola”) en colaboración con la Oficina de Programación y Política Agropecuaria. El listado y su correspondiente código del Clasificador Internacional Uniforme de Ocupaciones (CIUO 2008) se presentan a continuación en el Cuadro 3. Los encuestados fueron contactados a través de los referentes en recursos humanos de las empresas, los cuales recibieron correos electrónicos con los accesos a los formularios electrónicos de la encuesta para ser distribuidos a cada trabajador de cada ocupación a relevar. Solo 149 casos requirieron completar formularios en versión impresa.

**Cuadro 2**  
**Estrategia de campo del relevamiento ONET UY**

id	Ocupación	A: Destrezas	C: Contextos de trabajo	E: Estilos de trabajo	G: Actividades Generales	H: Habilidades	K: Conocimientos	Tarea 1	Tarea 2	Tarea x
1	Diseñador/a	■								
2	Diseñador/a		■							
3	Diseñador/a			■						
4	Diseñador/a				■					
5	Diseñador/a					■				
6	Diseñador/a						■			
7	Cocinero/a	■								
8	Cocinero/a		■							
9	Cocinero/a			■						
10	Cocinero/a				■					
11	Cocinero/a					■				
12	Cocinero/a						■			
N	Ocupación J	■	■							

Fuente: Elaboración propia.

Nota: El caso id=1 corresponde a una persona que responde los cuestionarios pertenecientes a la ocupación “Diseñador/a”. Este caso responde el bloque de Destrezas y el cuestionario de tareas específicas de diseñador/a. El caso id=5 responde el bloque de Habilidades y el cuestionario de tareas de “Diseñador/a”. El caso id=11 responde el mismo bloque de Habilidades que respondió el caso id=5 y el cuestionario de tareas específicas de “Cocinero/a”.

**Cuadro 3**  
**Ocupaciones incluidas en la primera ola de relevamiento ONET UY**

Ocupación	CIUO-08
Peón industria	932
Diseñador/a Gráfico	2 166
Contador/a	2 411
Representante Comercial	3 322
Oficinista	4 110
Empleado/a contable	4 311
Empleado/a de Inventario	4 321
Cocinero/a	5 120
Asistente Venta	5 223
Cajero/a	5 230
Cuidador	5 321
Guardia	5 414
Albañil	7 112
Carnicero/a	7 511
Operario	8 183
Chofer de auto, taxi, camioneta	8 322
Chofer de camión	8 332
Operario/a Agrícola	8 341
Limpiador/a	9 112
Peón Rural	9 212
Peón Carga	9 333
Reponedor/a	9 334

Fuente: Elaboración propia.

### C. Depuración de la base de microdatos

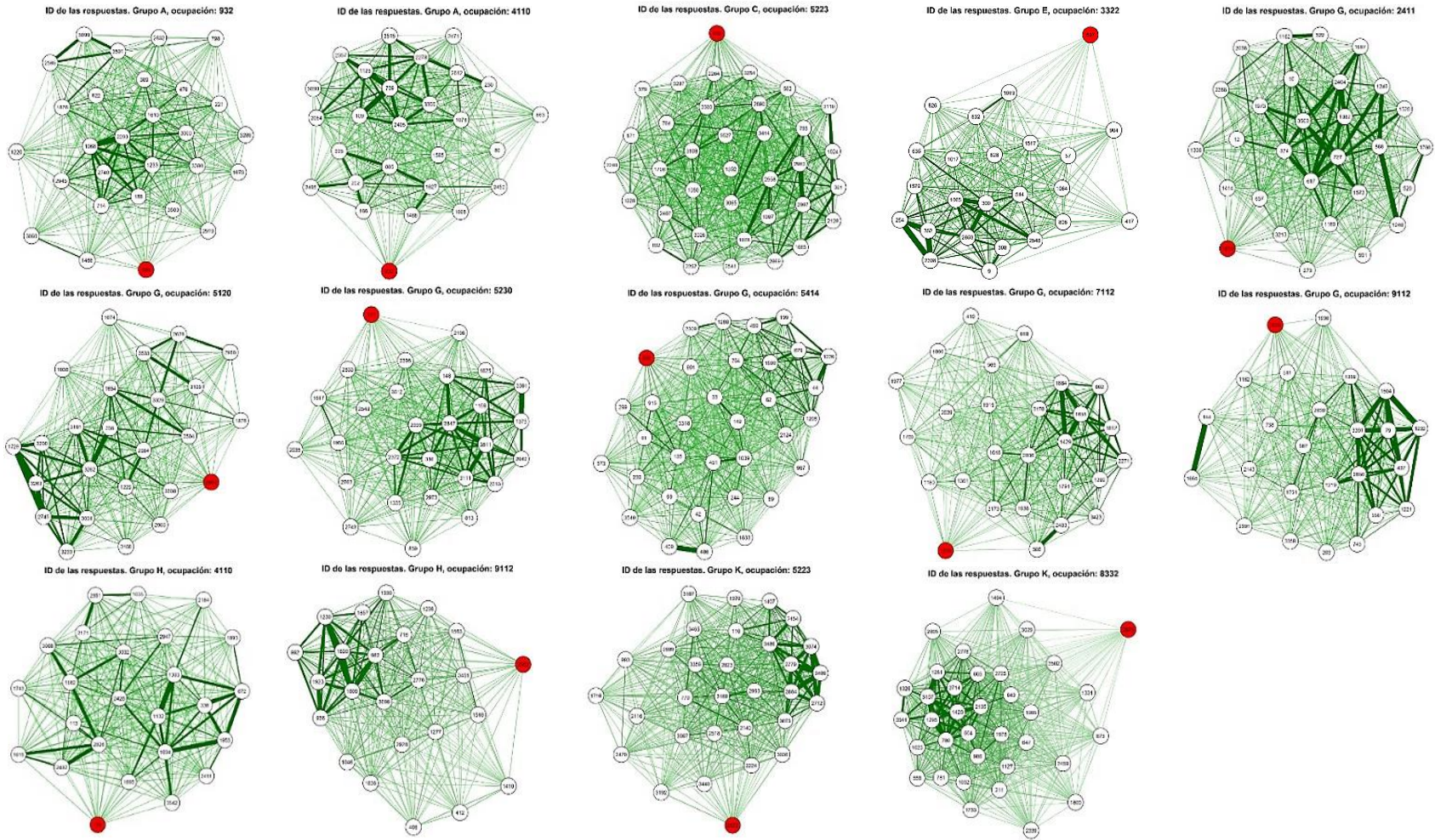
Para el desarrollo del presente estudio se utilizó como insumo la base de microdatos de la primera ola de relevamiento de ONET UY. En una primera etapa se llevaron a cabo los procesos de limpieza y depuración de los microdatos con el fin de preparar los datos para la siguiente etapa de cálculo de distancias y agrupamiento (clustering) para identificar familias de ocupaciones.

El primer criterio de limpieza fue confirmar que los encuestados incluidos en una ocupación fueran efectivamente trabajadores de esa ocupación. Para ello se utilizó el siguiente criterio. Si la persona responde que la descripción de la ocupación corresponde a su trabajo, pero no realiza al menos una tarea específica de esa ocupación, se lo considera que no corresponde a la ocupación y se registra en la variable "casosMalos" para su posterior eliminación. Del mismo modo, si la persona responde que la descripción de la ocupación no se corresponde con su trabajo, pero realiza al menos tres tareas específicas de esa ocupación, entonces se lo considera un caso válido y sus respuestas serán analizadas en pasos posteriores siempre y cuando cumpla con los criterios de depuración subsiguientes.

Es importante también que no haya casos perdidos, es decir respuestas incompletas. En el presente trabajo se decidió eliminar aquellos registros en los cuales la no respuesta era igual o mayor al 30% del bloque de preguntas y el registro fue marcado como "respuesta\_incompleta" y la letra del bloque incompleto correspondiente. En aquellos casos en los que existían celdas vacías, pero en un porcentaje menor a 30%, los valores perdidos fueron estimados y reemplazados por el promedio de las respuestas de cada variable para una determinada ocupación.

Otro tipo de registro que suma ruido al conjunto de respuestas de los trabajadores por ocupación son aquellos casos en que la persona encuestada responde de manera monótona (por ejemplo: 2, 2, 2, 2, 2, 0 5, 5, 5, 5, 5, etc...), Estos casos fueron identificados por poseer varianza cero para el conjunto de respuestas de todas las variables, fueron eliminados y marcados como "encuesta\_monotona" en el archivo original de microdatos.

Gráfico 1  
Visualización de casos anómalos (*outliers*)



Fuente: Elaboración propia.  
Nota: KNN  $p > 0.95$ .

Por último, se detectaron los casos anómalos (outliers), es decir aquellos casos en que una respuesta se desvía del conjunto de respuestas para una ocupación (Kriegel et al., 2010). Los outliers fueron determinados mediante el cálculo de la distancia euclidiana entre las respuestas de los casos dentro de una ocupación y marcados como "lejanía\_pares". Se utilizó un algoritmo KNN (K-Nearest Neighbor), utilizando como punto de corte una probabilidad mayor a 0.95 de no pertenecer al conjunto de respuestas de la ocupación, asumiendo que el conjunto de respuestas forma un solo grupo ( $k=1$ ). La nube de respuestas de los casos en que se detectaron outliers fueron graficados para una mejor visualización (véase gráfico 1, en página anterior).

Como resultado de los procesos de depuración se descartaron 547 casos, es decir un 15,2% del total del relevamiento, lo cual indica que existe la posibilidad de realizar mejoras de captación de inconsistencias en las siguientes olas de relevamiento mediante la aplicación de los criterios utilizados en el proceso de depuración durante el avance del campo. El resultado de la limpieza de datos resultó en una base con 3041 registros que fueron utilizados para todos los cálculos y análisis posteriores. Las frecuencias de los casos eliminados se resumen en el cuadro 4.

**Cuadro 4**  
**Resumen de frecuencias de casos eliminados según criterio de detección**

	Criterio	Frecuencia
1	Casos malos	462
2	encuesta incompleta A	1
3	encuesta incompleta C	2
4	encuesta_monotona	68
5	lejanía_pares	14

Fuente: Elaboración propia.

Una vez eliminados los casos anómalos, se procedió a realizar algunos análisis con el fin de tener un mayor entendimiento del comportamiento de las respuestas tanto a nivel global como discriminadas por ocupación.

En primer lugar, se estudió la distribución de las variables sin discriminar por ocupación para tener una primera aproximación del comportamiento de las mismas. A modo ilustrativo, en el gráfico 2 se presentan los datos de análisis de frecuencias de los bloques K (Conocimientos) y E (Estilos de trabajo). La información completa de todos los bloques se encuentra en el anexo de este documento (véase gráficos A1 a A4).

El análisis de la distribución de frecuencias de las variables muestra que la mayoría de ellas está fuertemente alejada de una distribución normal (obsérvese las variables del bloque K con alta frecuencia relativa de  $score=1$ ) (Shapiro Test, dato no mostrado). Esto podría ser explicado por el tipo de ocupaciones seleccionadas para la primera ola, las cuales casi no incluyeron ocupaciones que demanden formación universitaria de grado o postgrado. Podría esperarse que con la inclusión de nuevas ocupaciones en las subsiguientes olas de relevamiento las variables tiendan a una distribución normal. Sin embargo, difícilmente la distribución de importancia de ciertos conocimientos como "Bellas Artes", "Historia y Arqueología" o "Filosofía y Teología" (K26, K27 y K28 respectivamente) llegue a ser normal aun al haber caracterizado a cientos de ocupaciones. Esta situación se espera dado que en la mayoría de las ocupaciones probablemente indiquen que estos conocimientos son "Nada importante" para el desempeño del trabajo. Por el otro lado, el comportamiento de las variables del bloque E (Estilos de trabajo) muestra que las mismas podrían acercarse a una distribución normal con la inclusión de nuevas ocupaciones en las próximas olas de relevamiento (véase gráfico 2, panel inferior).



**Gráfico 2**  
Distribución de frecuencias relativas



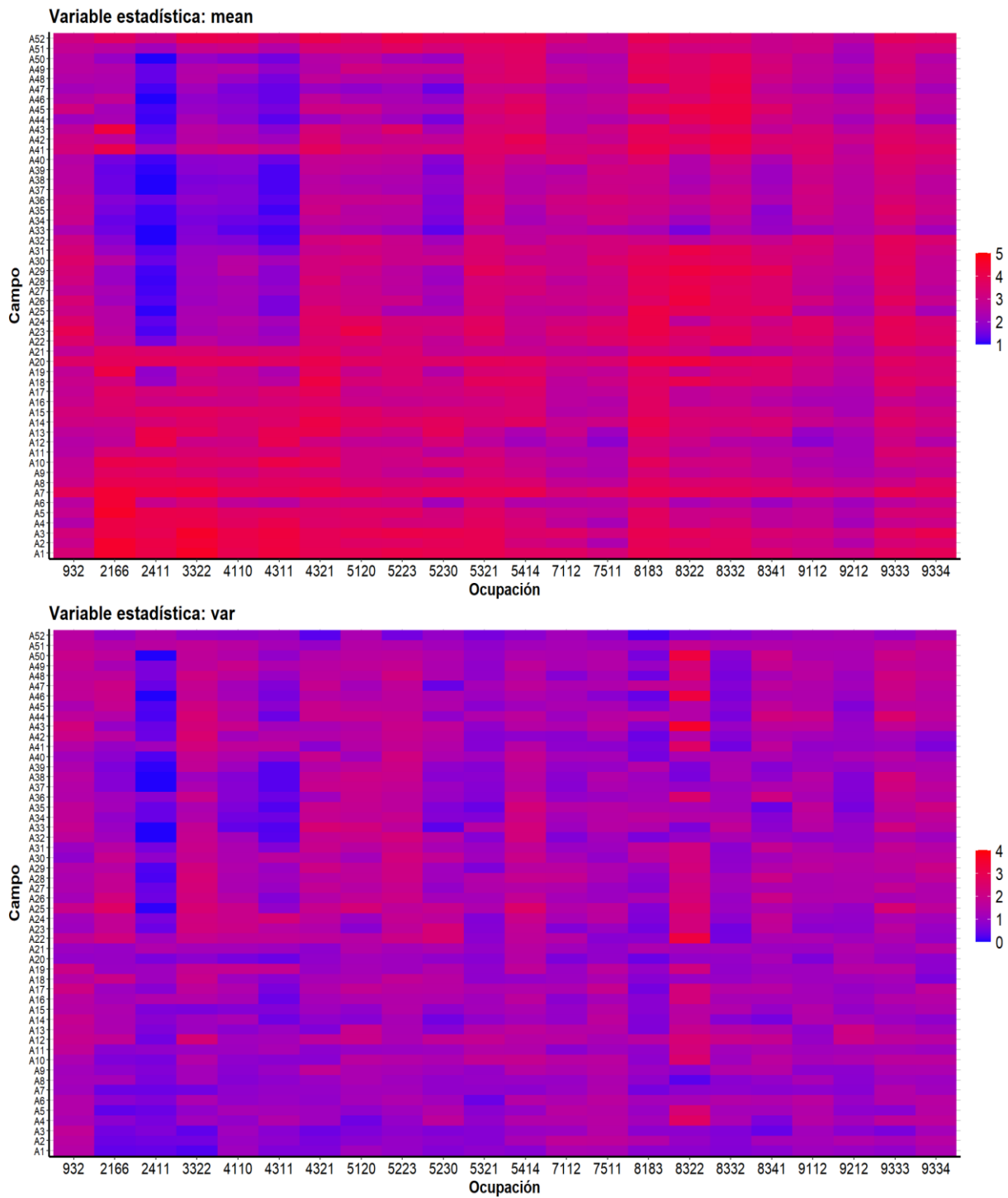
Fuente: Elaboración propia.

Nota: En el panel superior se muestran las frecuencias relativas de los 37 descriptores del bloque K (Conocimientos) y en el panel inferior las de los 16 descriptores del bloque E (Estilos de trabajo).

Luego del estudio de las distribuciones se procedió al análisis de la estadística descriptiva de cada variable, discriminada por bloques (media, varianza, mediana y desvío absoluto de la mediana). Con el fin de detectar anomalías en los conjuntos de respuestas en las ocupaciones, se construyeron mapas de calor de los estadísticos calculados (gráfico 3).

Gráfico 3

Mapas de calor de la media (superior) y la varianza (inferior) del bloque A (destrezas) en función de las ocupaciones



Fuente: Elaboración propia.

Nota: En el eje x se listan los códigos CIUO-o8 de las 22 ocupaciones y en el eje y se encuentran las 52 variables (descriptores). La escala de colores representa el valor mínimo en azul y el valor máximo en rojo.

La visualización mediante mapas de calor es una herramienta que permite la detección rápida de conjuntos de respuestas que podrían desviarse del comportamiento esperado según el marco teórico del modelo ONET. A modo ilustrativo, en el gráfico 3 se analizan los mapas de calor del bloque A (Destrezas). Los resultados completos de todos los bloques de preguntas se muestran en el anexo de este documento (Gráficos A5 a A9).

El mapa de calor de la media ofrece información valiosa cuando se analiza por columnas, es decir ocupación por ocupación. Considerando el marco conceptual del modelo ONET es esperable que una misma ocupación exhiba scores altos, medios y bajos, dado que resultaría improbable que una ocupación no necesite ninguna destreza (columnas con todas las celdas en color azul) o necesite todas las destrezas (columnas con todas las celdas en color rojo). En el panel superior del gráfico 3 se observa que al menos las ocupaciones 5321 (Cuidadores de personas en instituciones) y 8183 (Operario de embalaje, embotellamiento y etiquetado) muestran valores altos para la gran mayoría de las 57 variables del bloque de destrezas. Este resultado indica que se deberían revisar las respuestas de las personas incluidas en estas ocupaciones. Quizás se podría indagar de forma cualitativa para tratar de entender las razones que llevan a que respondan que son “muy importantes” o “extremadamente importantes” casi todas las destrezas para realizar su trabajo.

Por otro lado, el cuadro inferior del gráfico 3 correspondiente a la varianza también ofrece información valiosa dado que a partir de los colores se puede identificar rápidamente aquellas variables con una alta dispersión (scatter) de respuestas. El modelo ONET justamente tiene la ventaja de poder detectar a partir de las varianzas los procesos en donde una ocupación podría estar evolucionando hacia dos o más ocupaciones distintas, como fue el caso de la ocupación “operador de computadora” que desde las primeras caracterizaciones en la década de 1990 derivó con el tiempo en múltiples ocupaciones con tareas específicas, habilidades y conocimientos requeridos bien diferenciados como ser community manager, desarrollador/a de software, diseñador/a gráfico o científico/a de datos. Dentro de las ocupaciones relevadas en esta primera ola en Uruguay, podría esperarse un aumento de la dispersión de respuestas en los “guardias de protección” en donde algunos desempeñarán sus tareas de manera remota al tiempo que se adoptan tecnologías para el trabajo de vigilancia a distancia.

Los resultados muestran que las respuestas son relativamente homogéneas dado que la mayoría de las celdas se encuentran dentro de la gama de los azules o violáceos. Como excepción se observa una varianza alta en la ocupación 8322 (Chofer de auto, taxi o camioneta). Esto se debe a que el número de respuestas hasta el momento de este estudio fue bajo ( $n=8$  para bloque A).

## D. Agrupamiento de ocupaciones (*Clustering*)

El agrupamiento o clustering de datos comprende una variedad de procedimientos y técnicas que permiten organizar datos no etiquetados en conjuntos de similitud llamados grupos o clusters. Un grupo es un conjunto de datos que comparten cierta similitud entre ellos y son menos similares a los datos de otros grupos.

Los métodos de agrupamiento necesitan definir y calcular la similitud de los datos, para ello se trabaja con distancias que son una medida cuantitativa de similitud o diferencia de los datos. Si se representan los datos en un espacio P de dimensión p, siendo p el número de variables asociadas a cada dato, cuanto más se asemejen dos datos más cercanos se encontrarán en el espacio P. Existen distintos tipos de distancias como la euclidiana, Manhattan, la de Mahalanobis o la coseno. Los métodos de agrupamiento son adaptables a escenarios diversos por lo que pueden emplear cualquier tipo de distancia, lo que permite al investigador seleccionar la más adecuada para su estudio particular.

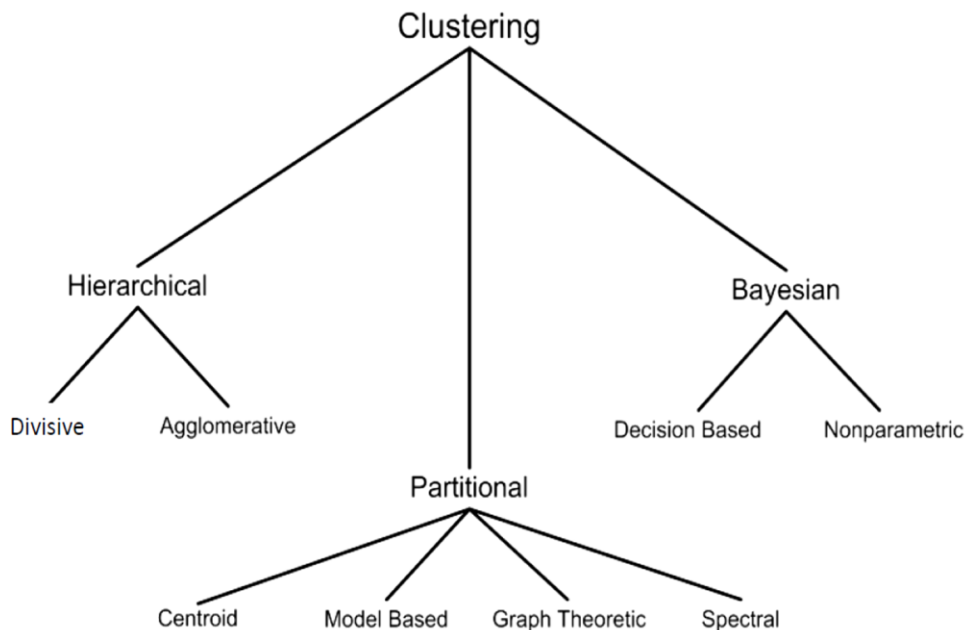
Considerando los estudios previos con datos de ONET de Estados Unidos (Allen et al., 2012), en el presente proyecto, se utiliza la distancia euclidiana (Ecuación 1).

$$D_{Raw} = \sqrt{(X_a - Y_a)^2 + (X_b - Y_b)^2 + \dots + (X_z - Y_z)^2} \quad (\text{Ec. 1})$$

La distancia ocupacional se define como la distancia euclidiana entre dos ocupaciones X e Y en el espacio de N dimensiones correspondiente al bloque de preguntas a ser analizado. Como ejemplo del cálculo de distancias en el bloque A (Destrezas) podemos indicar: X= Cocinero/as, Y= Diseñadores, a= media de las respuestas en pregunta A1, b= media de las respuestas en pregunta A2, z= media de las respuestas en pregunta A52.

Las técnicas de agrupamiento son un área de activo desarrollo y cada año se suman nuevas metodologías. Hay una cantidad enorme de algoritmos de agrupamiento, entre ellos podemos nombrar: Density based algorithm, Sub-space clustering, Scale-up methods, Neural networks based methods, Fuzzy clustering, Co-clustering. Las técnicas de agrupamiento se pueden clasificar en tres clases: Bayesianas, Jerárquicas y Particionales (diagrama 4).

Diagrama 4  
Tipos de agrupamiento



Fuente: <https://www.cienciadedatos.net/>.

El agrupamiento es difícil de evaluar, es dependiente de la técnica que se utilice y en cierto sentido es un resultado subjetivo. Sin embargo, es una aproximación experimental útil para el análisis de datos. Considerando que para un mismo conjunto de datos se podrían obtener distintos resultados dependiendo del método de agrupamiento empleado, las buenas prácticas indican que es conveniente por un lado utilizar una batería de métodos de distinto tipo, y por otro lado basarse

en el marco conceptual de los datos para que los resultados del agrupamiento puedan ser interpretados y tengan sentido de lo que se está investigando. Al momento de evaluar grupos de datos, se examinan por un lado la cohesión dentro del grupo (compactidad), es decir, cuán cerca están los elementos del mismo grupo y por el otro la separación entre grupos (aislamiento), es decir, cuán lejos se encuentran los centroides de los distintos grupos. En ambos casos, es clave la experiencia del investigador para la interpretación de estas variables y poder seleccionar un número de grupos adecuado en función de los resultados de los tests de validación en cada uno de los métodos de agrupamiento utilizados. Asimismo, debe tenerse en cuenta el marco conceptual al momento de interpretar los resultados del agrupamiento.

En el presente trabajo se emplean los métodos K-Means, agrupamiento jerárquico tanto divisivo como aglomerativo y DBSCAN. El método de agrupamiento K-Means (MacQueen, 1967) es un método de agrupamiento particional que agrupa los datos en K clusters distintos, donde K es el número de grupos determinado a priori por el investigador. El método optimiza los K grupos como aquellos cuya varianza interna sea mínima. El método de K-Means es uno de los más utilizados especialmente por su sencillez y la velocidad del algoritmo. Sin embargo, como todo método de agrupamiento, presenta sus limitaciones. Una de ellas es que el investigador debe definir de antemano el número de grupos en que quiere dividir a sus datos, sin conocer si dicho número de grupos minimiza la varianza intra-grupo. Además, el resultado puede dar distintos grupos dependiendo de la asignación de los primeros centroides. Es decir que las condiciones iniciales condicionan el resultado del agrupamiento. Para solucionar esta limitación, se llevan a cabo un gran número de corridas con asignación aleatoria de centroides iniciales. Por último, el método es afectado por la presencia de valores anómalos (outliers).

Por su parte, el método de agrupamiento jerárquico no requiere que se especifique el número de grupos de antemano. Se subdivide en dos tipos dependiendo de la estrategia de armado de grupos: agrupamiento divisivo y aglomerativo. El agrupamiento jerárquico divisivo comienza incluyendo a todos los datos dentro de un único grupo y se suceden divisiones hasta que cada observación forma un grupo individual. El método aglomerativo utiliza la estrategia inversa, comienza considerando a cada dato como parte de un grupo individual y los grupos se van combinando hasta terminar en un único grupo que contiene a todos los datos. En ambos casos, una forma de representar y visualizar los grupos es mediante un dendograma.

El agrupamiento en clústeres basado en la densidad se refiere a métodos de aprendizaje no supervisados que identifican grupos en los datos basados en la idea de que un clúster en el espacio de datos es una región de alta densidad de puntos separada de otros clústeres similares por regiones contiguas de baja densidad de puntos. El agrupamiento espacial de aplicaciones con ruido basado en densidad (DBSCAN) puede identificar grupos de diferentes formas y tamaños a partir de una gran cantidad de datos, que contienen ruido y casos anómalos. Al emplear el algoritmo DBSCAN se deben definir dos parámetros, el número mínimo de puntos (un umbral) agrupados para que una región se considere densa (minPts) y una medida de distancia que se utilizará para ubicar datos en la vecindad de cualquier punto (eps [ $\epsilon$ ]). En el presente trabajo se utilizó la distancia euclidiana. DBSCAN es de gran utilidad como complemento de otros métodos de agrupamiento como K-Means dado que este último tiene limitaciones al momento de agrupar datos que no forman hiper esferas (Mai S, 2014).

## E. Reducción de dimensionalidad y análisis de estructura de datos

El trabajo con un conjunto de datos que contiene múltiples variables hace que a veces se vea dificultada la interpretación de los resultados. En muchos casos, una reducción de la dimensionalidad es conveniente por varios motivos: para identificar variables irrelevantes, para reducir la complejidad y poder explicar mejor los resultados, en casos de grandes volúmenes de datos para reducir el tiempo de hora máquina y los costos de procesamiento, y para eliminar ruido presente en el conjunto de datos originales.

Existen varios métodos para reducir la dimensionalidad, pero sin lugar a dudas el Análisis de Componentes Principales (PCA) es el más utilizado. El PCA es un método estadístico que permite simplificar la complejidad de espacios muestrales multidimensionales a la vez que conserva su información. Como todo método, el PCA sufre de algunas limitaciones como ser altamente sensible a outliers o que solo tiene en cuenta combinaciones lineales de las variables originales. En algunos casos, el no poder considerar otro tipo de combinaciones supone una pérdida de información. En 2008, van der Maaten y Hinton publicaron el método no lineal t-SNE (t-distributed Stochastic Neighbor Embedding) que consigue superar esta limitación y por lo tanto puede ser una alternativa o complemento al PCA. En el presente trabajo se utilizaron tanto PCA, como t-SNE (van der Maaten y Hinton, 2008).

### III. Distancias ocupacionales y familias de ocupaciones

Con el fin de establecer una metodología que permita analizar similitudes y diferencias entre ocupaciones a partir de los datos del relevamiento de ONET UY, se utilizaron las técnicas de agrupamiento y reducción de la dimensionalidad mencionadas anteriormente. Este trabajo intenta establecer los pasos a seguir en el análisis de los perfiles de las ocupaciones teniendo en cuenta los scores de las variables de cada bloque (A, C, E, G, H, K). Por un lado, se trató de entender la estructura de los datos, se probaron una serie de métodos de agrupamiento, se definieron los parámetros para optimizar el número de grupos y se redujo la dimensionalidad con el fin de identificar los componentes que podrían explicar el comportamiento de las respuestas en un espacio de dimensión menor. En todo momento se hacen uso de herramientas de visualización, las cuales facilitan el análisis y la toma de decisión. A continuación, se presenta el análisis de la estructura de datos y los resultados de las técnicas de agrupamiento y reducción de dimensionalidad en el bloque A (Destrezas) con el fin de mostrar los pasos a seguir al momento de definir el número de grupos y la distancia de las ocupaciones dentro de un mismo grupo. Los resultados completos siguiendo la misma metodología se encuentran en el anexo del presente documento (Gráficos S.10 a S.44 en el anexo).

Partiendo de los datos depurados, el bloque A comprendía una matriz de 525 casos y 52 variables. El número de casos por ocupación se describe en el cuadro 5. Se agruparon los casos por ocupación, se calcularon las medias y los desvíos estándar y se construyó una matriz normalizada (F-Score).

**Cuadro 5**  
**Número de casos por ocupación para el bloque de preguntas del cuestionario A (Destrezas)**

CIUO	Ocupación	Número
9 32	Peón industria	29
2 166	Diseñador/a Gráfico	23
2 411	Contador/a	24
3 322	Representante Comercial	25
4 110	Oficinista	27
4 311	Empleado/a contable	21
4 321	Empleado/a de Inventario	18
5 120	Cocinero/a	21
5 223	Asistente Venta	35
5 230	Cajero/a	27
5 321	Cuidador	29
5 414	Guardia	32
7 112	Albañil	16
7 511	Carnicero/a	28
8 133	Operario	16
8 322	Chofer de auto, taxi, camioneta	8
8 332	Chofer de camión	29
8 341	Operario/a Agrícola	16
9 112	Limpiador/a	29
9 212	Peón Rural	15
9 333	Peón Carga	28
9 334	Reponedor/a	29
Total bloque A (Destrezas)		525

Fuente: Elaboración propia.

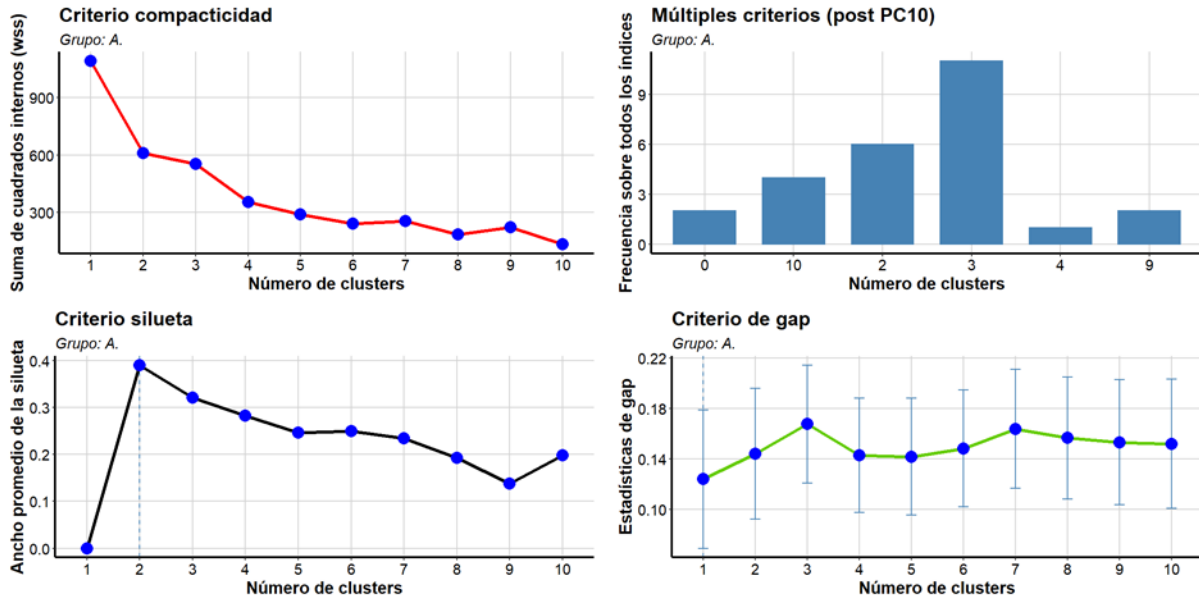
## A. Número óptimo de grupos

Como primera aproximación de agrupamiento se utilizó el método K-Means que calcula la distancia euclidiana entre las medias de los scores de Destrezas de cada ocupación. Se hicieron corridas hasta un  $k$  máximo = 10 y se validaron los resultados de los agrupamientos mediante los criterios de compacidad (wss, within cluster sum of squares), de Silhouette, de Gap y además se utilizó la batería de test de la librería Nbclust de R (Charrad et al., 2014). A partir de los resultados de validación se decidió el número óptimo de grupos en que podría dividirse la muestra según esta primera aproximación mediante K-Means. Si bien los cálculos se efectuaron con  $k$  desde 2 hasta 10 y en algunos gráficos se muestran los resultados de  $k = 2$ , se decidió no contemplar la opción de dos grupos como resultado. Es decir que en este primer trabajo se busca el número óptimo de grupos  $k > 2$ .

Como se observa en el gráfico 4, el criterio de compacidad en donde visualmente debemos seguir la regla del codo, indicaría un número de 4 grupos como óptimo (panel superior izquierdo). Visualizar el codo de la línea del gráfico nos indica el punto en el que la reducción de la varianza intragrupo no disminuye significativamente al seguir dividiendo la muestra en más cantidad de grupos. Por su lado, el método de Silhouette muestra una mayor separación entre grupos en  $k = 3$ , lo que estaría indicando que sería óptimo dividir a la muestra en tres grupos (panel inferior izquierdo). Utilizando el estadístico de gap, se observa que la mayor diferencia entre la distribución de la muestra respecto de una muestra teórica aleatoria es máxima en  $k = 3$ . Por último, al utilizar la librería Nbclust que contiene decenas de test para validar agrupamientos se observa que la frecuencia es máxima en  $k = 3$ , es decir que la mayoría de los test incluidos en la librería Nbclust indican que  $k = 3$  es el número óptimo de grupos en que se podría dividir a la muestra de 22 ocupaciones según las respuestas del bloque de Destrezas (A).



**Gráfico 4**  
**Criterios de validación de número de grupos óptimo en que se pueden dividir las ocupaciones de la muestra utilizando K-Means, considerando los datos del bloque A (Destrezas)**

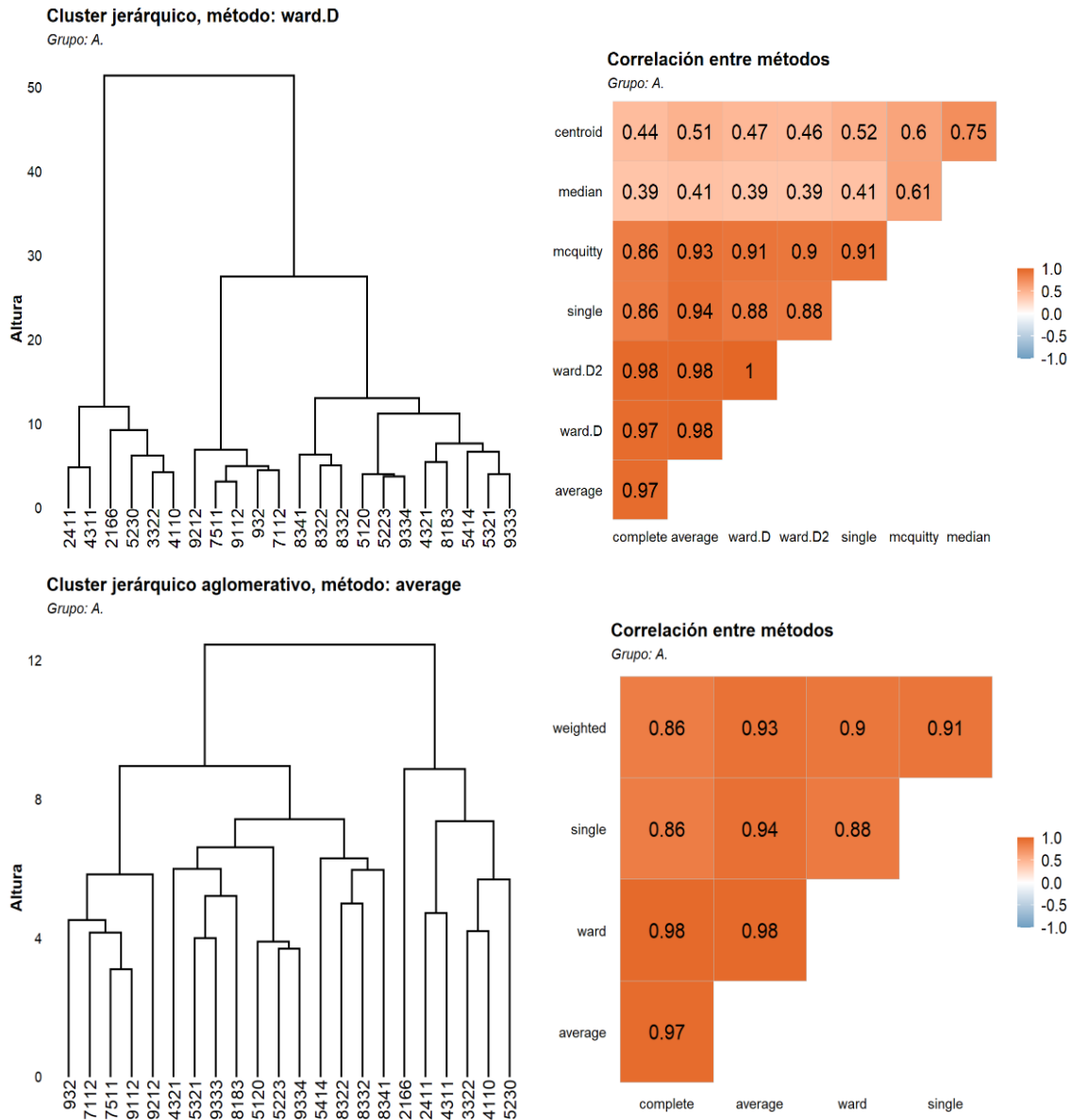


Fuente: Elaboración propia.

Como se indicó anteriormente, para tomar una decisión sobre el número de grupos en que es útil dividir una muestra se deben utilizar varias técnicas de agrupamiento. Por lo tanto, en segundo lugar, se utilizó el método de agrupamiento jerárquico tanto divisivo como aglomerativo (gráfico 5).

Para el agrupamiento jerárquico es necesario definir el tipo de linkage a utilizar, el linkage determina la manera en que se calcula la similitud entre los grupos, es decir como pasar del cálculo de distancias entre pares de observaciones a pares de grupos de observaciones. Existen varios métodos entre los que podemos nombrar: Complete, Ward, Centroid, Single, Average, Weighted, Median. En algunas ocasiones los distintos tipos de linkage pueden dar resultados diferentes, no solo a nivel de número de grupos óptimo en que se puede dividir la muestra, sino también en la composición de cada grupo. Es por eso que en el presente trabajo se utilizaron múltiples métodos de linkage y se seleccionó el resultado más frecuente entre todos los métodos probados. En el gráfico 5 se muestran dendogramas representativos para el bloque A (Destrezas) y se indica el método de linkage utilizado. Asimismo, en las matrices de correlación de los paneles de la derecha se muestran los coeficientes de correlación entre métodos. Considerando la altura de las ramas verticales de los dendogramas, los resultados indican que según el agrupamiento divisivo el número de grupos óptimo sería tres y según el aglomerativo sería cuatro.

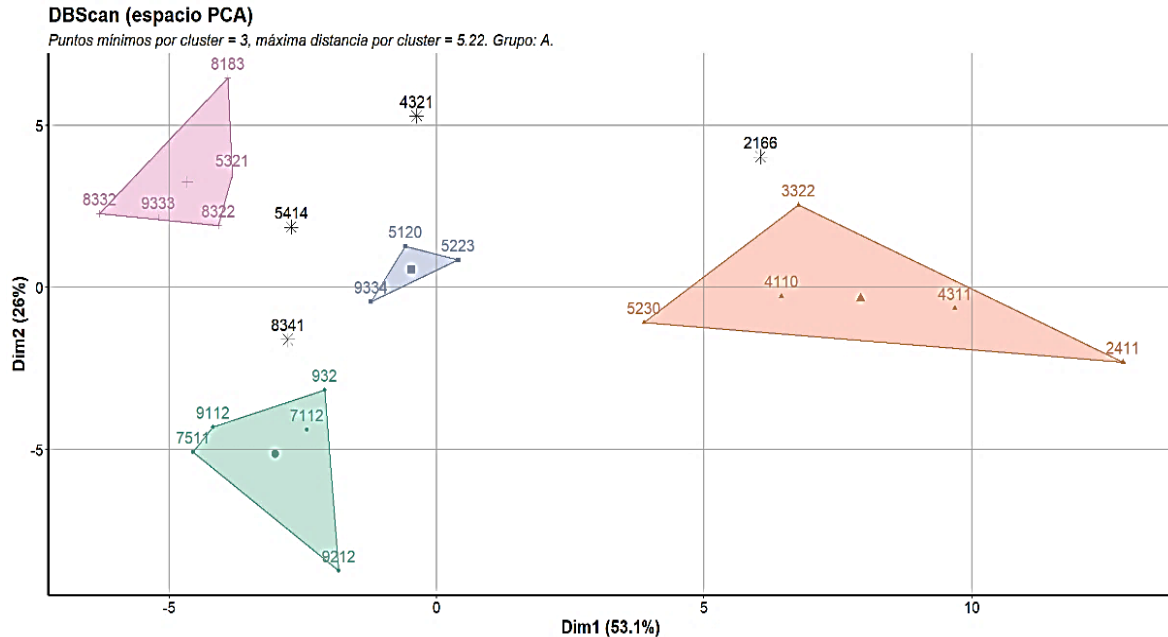
**Gráfico 5**  
**Agrupamiento jerárquico divisivo (superior) y aglomerativo (inferior) de la muestra de 22 ocupaciones según respuestas del bloque A (Destrezas)**



Fuente: Elaboración propia.

Para complementar el estudio de la estructura de datos y el agrupamiento, se utilizó DBSCAN en donde se definió un minPts = 3 y un eps = 5.22. Para la selección del eps se estudió la mediana de las distancias promedio en las  $i = \text{minPts}$  observaciones más próximas (KNN). Al representar estas distancias en función de eps, generalmente el valor óptimo de eps coincide con el punto de inflexión de la curva. Al proyectar el agrupamiento por DBSCAN en un espacio de dos dimensiones se observa que el número de grupos óptimo sería 4 (gráfico 6). El resultado muestra también que cuatro ocupaciones (2166, 4321, 5414, 8341) no pertenecen a ningún grupo y son consideradas ruido por DBSCAN.

**Gráfico 6**  
**Agrupamiento por la técnica DBSCAN**

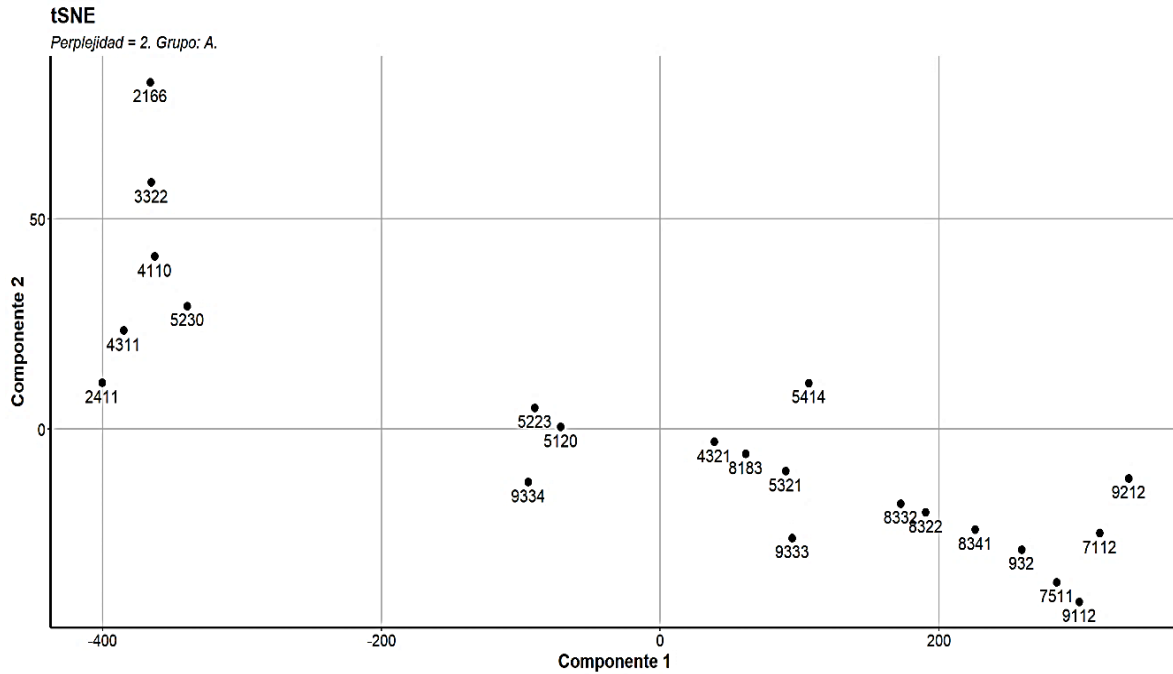


Como todo método de agrupamiento, DBSCAN debe ser interpretado en un marco más amplio de análisis y debe ser complementado con técnicas de agrupamiento alternativas, así como también considerando el marco conceptual en que se circunscriben los datos.

Hasta este punto los resultados de los agrupamientos indican que el número óptimo de grupos en que podría dividirse la muestra de 22 ocupaciones según sus distancias en Destrezas (bloque A) sería 3 o 4. Para continuar analizando la estructura de los datos y tener más elementos para decidir el número de grupos en que se agruparán las ocupaciones se utilizó el método de reducción de dimensionalidad no lineal y no paramétrico t-SNE. Los resultados de una proyección en 2 dimensiones con una perplejidad = 2 y un número máximo de iteraciones = 50.000 indican que los datos podrían agruparse en tres grupos (gráfico 7).

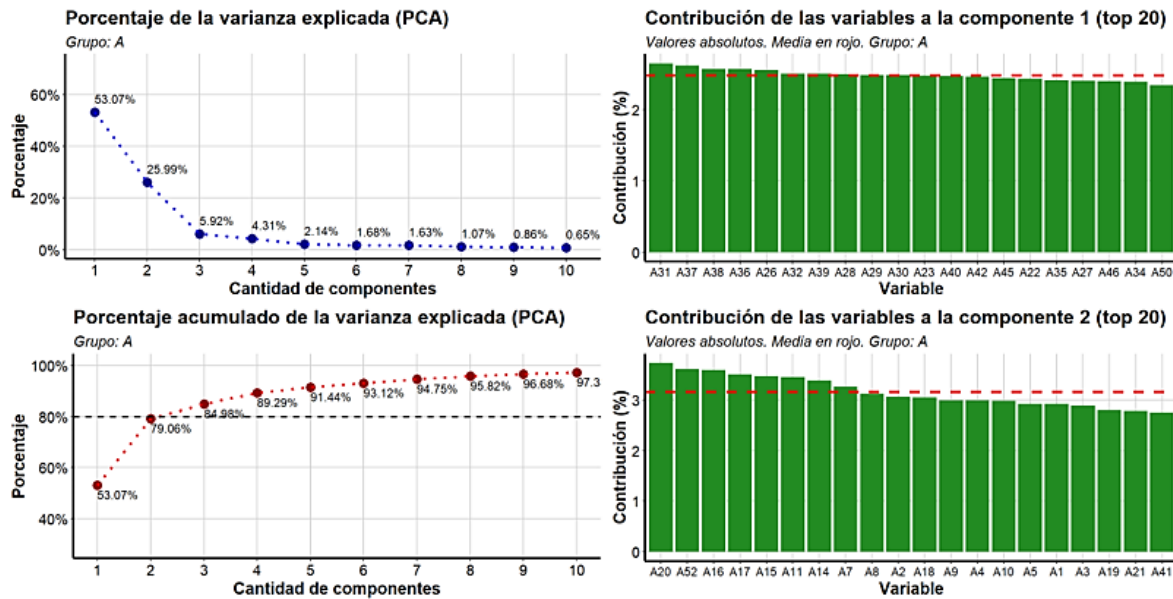
Otra herramienta útil para analizar la estructura de los datos es la reducción de dimensionalidad y extracción de componentes mediante PCA. En primer lugar, se determinó el mínimo número de componentes que explican la mayor cantidad de varianza de los datos originales que se encuentran en un espacio de 52 dimensiones. Para ello se analizó el porcentaje de varianza explicada en donde también se busca el codo y se selecciona el número de componentes anterior al punto de inflexión de la línea (gráfico 8, panel superior izquierdo). Otro criterio para determinar el número de componentes que explican la mayor cantidad de varianza se visualiza mediante el gráfico de porcentaje de varianza acumulada y se toma como estándar seleccionar el número de componentes en donde la varianza acumulada explica aproximadamente un 80% de la varianza de los datos en el espacio original de 52 dimensiones (véase gráfico 8, panel inferior izquierdo).

**Gráfico 7**  
Análisis de estructura de los datos mediante la técnica de reducción de dimensionalidad t-SNE



Fuente: Elaboración propia.

**Gráfico 8**  
Análisis de componentes principales del bloque de respuestas A (Destrezas)

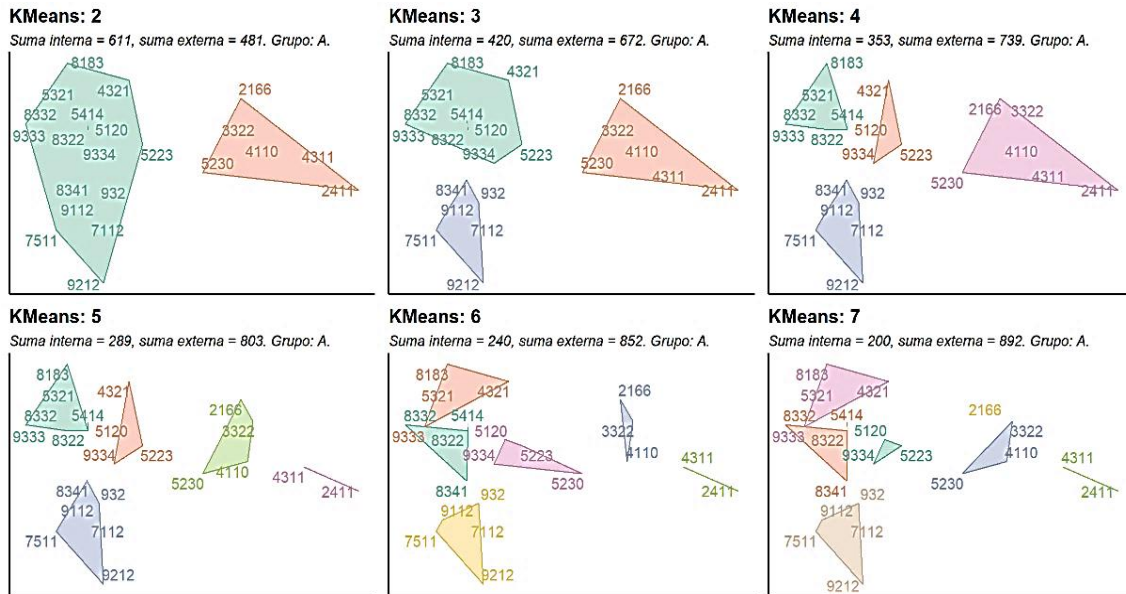


Fuente: Elaboración propia.

Nota: Los paneles de la izquierda muestran el porcentaje (superior) y el porcentaje acumulado (inferior) de la varianza explicada por PCA. Los paneles de la derecha indican la contribución de las variables originales a la componente 1 (superior) y a la componente 2 (inferior). Se muestran solamente las primeras 20 variables para cada componente.

Los resultados del análisis indican que existen dos componentes que pueden explicar aproximadamente el 80% de la varianza original, con lo cual se podrían proyectar los datos originales en las dimensiones de las componentes 1 y 2 sin temor a perder demasiada información. Las proyecciones de los resultados de K-Means en el espacio de PCA para k desde 2 hasta 7 se observan en el gráfico 9.

**Gráfico 9**  
Proyección del agrupamiento mediante K-Means en el espacio de PCA

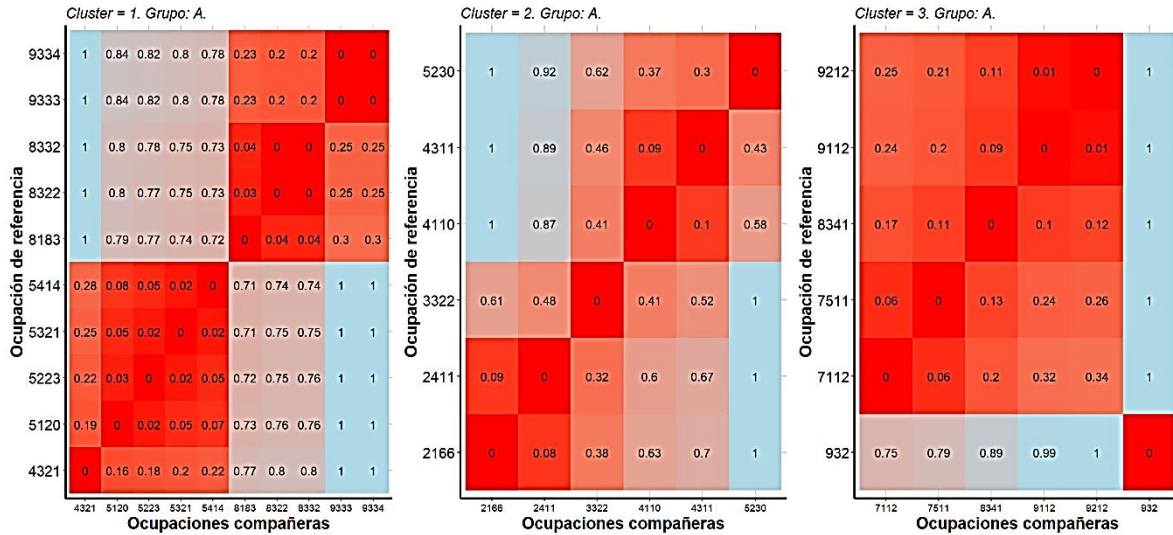


Fuente: Elaboración propia.

Considerando los resultados de los distintos tipos de agrupamiento y el análisis de la estructura de datos y reducción de dimensionalidad se determinó que para el bloque A (Destrezas) el número óptimo de grupos en que se puede dividir a las 22 ocupaciones de la muestra de este primer relevamiento de ONET UY es tres. Como último paso se calcularon las distancias relativas entre ocupaciones dentro de cada grupo (gráfico 10).

El gráfico 10 debe leerse por filas, en donde 0 (cero) indica la menor distancia entre ocupaciones (la distancia de una ocupación consigo misma) y 1 la distancia a la ocupación más lejana dentro del grupo. Como ejemplo se puede tomar la ocupación 5230 (cajero/a). Según el cuadro de distancias se observa que la ocupación 5230 se encuentra más cerca de 4311 (empleado/a contable), luego se encuentran a distancias crecientes en el siguiente orden: 4110 (oficinista), 3322 (representante comercial), 2411 (contador) y por último, la más lejana dentro del grupo es 2166 (diseñador/a gráfico/a). Las distancias relativas no son simétricas dado que una ocupación A puede estar relativamente más cerca de B considerando las distancias de A a todas las ocupaciones del grupo, pero se puede dar el caso de que A no sea la ocupación más cercana a B al momento de calcular distancias relativas de B a todas las ocupaciones del mismo grupo. Nótese por ejemplo que la distancia relativa de 5230 a 4311 es 0.3 y es la más cercana. Sin embargo, la distancia de 4311 a 5230 es 0.43 y se observa que la más cercana a 4311 es 4110, con una distancia relativa de 0.09 (véase gráfico 10, cuadro central, cluster = 2).

**Gráfico 10**  
Distancias relativas entre ocupaciones dentro de cada grupo



Fuente: Elaboración propia.

Nota: Las distancias adquieren un valor entre 0 y 1 para ocupaciones cercanas y lejanas respectivamente.

Este mismo procedimiento de exploración para la determinación del número óptimo de grupos en que se pueden dividir las 22 ocupaciones según similitud de respuestas se realizó para los restantes bloques de preguntas contemplados en el relevamiento (C, E, G, H y K). Los resultados completos se encuentran en el anexo de este documento (Gráficos A10 a A44) y un resumen se muestra en el cuadro 6.

**Cuadro 6**  
Resumen de la selección del número óptimo de grupos por bloque de preguntas (A, C, E, G, H y K)

Bloque	N_clusters (K-Means)	HC	AHC	TSNE	DBSCAN	Elección de número de grupos
A	3	3	4	3	4	3
C	3	3	4	3	3	3
E	3	3	3	3	2	3
G	3	4	3	3	2	3
H	4	3	3	3	1	3
K	3	2	3	3	2	3

Fuente: Elaboración propia.

## B. Composición de los grupos (familias de ocupaciones)

Como se observa en el cuadro resumen, la mayoría de los procedimientos utilizados indican que la muestra de 22 ocupaciones contiene 3 grupos con características distintivas. Las ocupaciones que conforman cada grupo según el bloque analizado se resume en el cuadro 7.

**Cuadro 7**  
**Composición de grupos según bloque de preguntas analizado**

Ocupación	CIJO	clust_A	clust_C	clust_E	clust_G	clust_H	clust_K
Empleado/a de inventario	4 321	1	2	2	2	2	3
Cocinero/a	5 120	1	2	2	2	3	2
Asistente Venta	5 223	1	2	2	2	2	3
Cuidador	5 321	1	2	2	2	2	2
Guardia	5 414	1	2	2	2	3	1
Operario	8 183	1	1	1	2	3	1
Chofer de auto, taxi, camioneta	8 322	1	2	1	2	3	1
Chofer de camión	8 332	1	1	2	2	3	1
Peón Carga	9 333	1	1	2	3	1	2
Reponedor/a	9 334	1	2	2	2	1	2
Diseñador/a Gráfico	2 166	2	3	1	1	2	3
Contador/a	2 411	2	3	1	1	2	3
Representante Comercial	3 322	2	3	1	1	2	3
Oficinista	4 110	3	3	1	1	2	3
Empleado/a contable	4 311	2	3	2	1	2	3
Cajero/a	5 230	2	2	2	3	3	3
Peón industria	932	3	1	3	2	1	1
Albañil	7 112	3	1	2	3	1	1
Carnicero/a	7 511	3	1	3	3	1	1
Operario/a Agrícola	8 341	3	1	2	3	3	1
Limpiador/a	9 112	3	1	3	3	1	2
Peón Rural	9 212	3	1	3	3	1	1

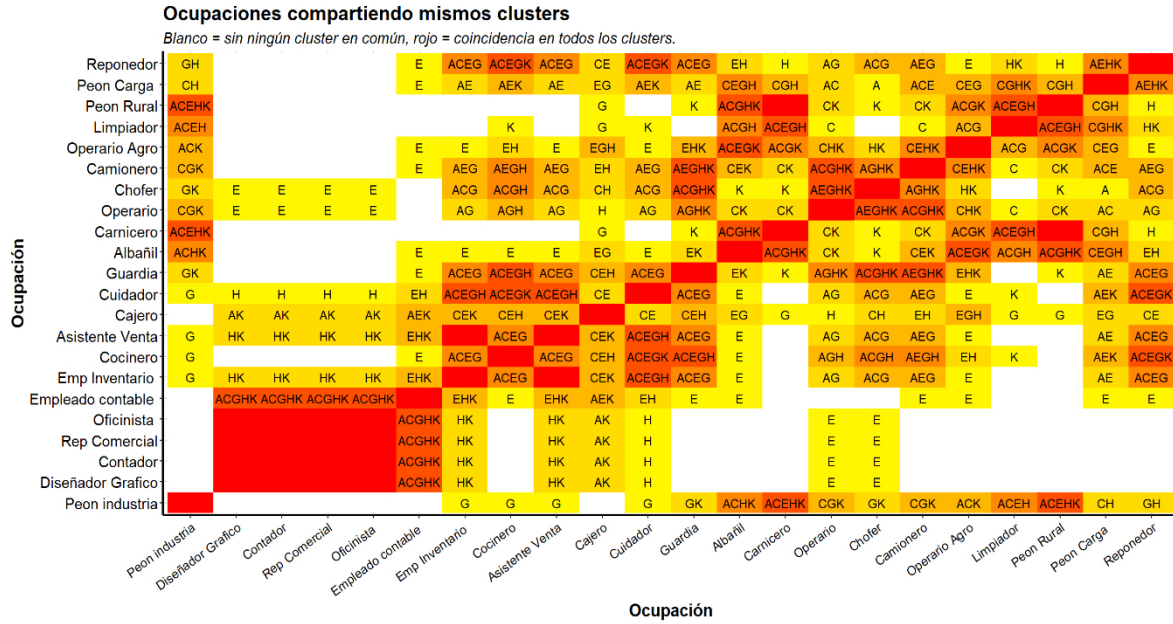
Fuente: Elaboración propia.

Nota: En gris se destacan los 3 grupos del análisis del bloque A (Destrezas).

Para una mejor visualización se confeccionó una matriz de bloques en los cuales cada ocupación comparte grupo (gráfico 11). Se observa que las ocupaciones "oficinista", "representante comercial", "contador" y "diseñador gráfico" forman parte del mismo grupo en todos los bloques analizados (celdas rojas). La ocupación "empleado contable", parece estar muy relacionada con este grupo dado que comparte grupo en cinco de los seis bloques analizados (A, C, G, H y K). Es importante también observar que estas cuatro ocupaciones no comparten nunca grupo con las siguientes ocupaciones: "albañil", "chofer de camión", "carnicero/a", "cocinero/a", "guardia", "limpiador/a", "operario/a agrícola", "peón de carga", "peón industrial", "peón rural" y "reponedor/a" (celdas blancas). Asimismo, se observa que las ocupaciones "operario/a" y "cajero/a" son las que coinciden en algún grupo con prácticamente todas las demás ocupaciones en al menos un bloque. "Operario/a" solamente no coincide en ningún bloque con "empleado/a contable" y "cajero/a" con "peón industrial" (gráfico 11, celdas blancas).

El análisis de los bloques en los que las ocupaciones forman parte de un mismo grupo pone en evidencia las características en las cuales las ocupaciones tienen mayor similitud o cercanía. Si dos ocupaciones comparten grupo en el bloque de "Contextos de Trabajo" pero no en el de "Habilidades", se puede inferir que dichas ocupaciones comparten ciertos contextos de trabajo similares pero realizan tareas que requieren habilidades diferentes.

**Gráfico 11**  
**Matriz de coincidencias de ocupaciones en un mismo grupo**



Fuente: Elaboración propia.

Nota: Blanco = no coinciden en un mismo grupo en ningún bloque analizado, Rojo = coinciden en el mismo grupo en todos los bloques, gama de amarillo a naranja = coinciden en algún grupo. La letra dentro de la celda indica en que bloque se da la coincidencia.



## IV. Similitud entre las ocupaciones de Uruguay y Estados Unidos

Como se mencionó anteriormente, los trabajos sobre cambios ocupacionales y riesgo de automatización en América Latina utilizan los datos de caracterización de ocupaciones de ONET de Estados Unidos, asumiendo que las habilidades, destrezas, conocimientos, actividades generales, contextos y estilos de trabajo son las mismas para las ocupaciones equivalentes de ambos países. El proyecto ONET UY abre la posibilidad de contrastar las similitudes y diferencias entre dichas ocupaciones equivalentes.

Con el fin de probar cuan similares son las ocupaciones entre ambos países, se utilizaron los datos de las 22 ocupaciones relevadas en Uruguay y las ocupaciones equivalentes de Estados Unidos utilizando la tabla de correspondencias "isco\_soc\_crosswalk" del sitio ONET de Estados Unidos (accedido el 20 de noviembre de 2020). En el cuadro 8 se observa que las 22 ocupaciones de Uruguay se corresponden con 53 ocupaciones de Estados Unidos, por lo tanto, para los análisis posteriores se utilizaron los valores promedio de cada variable de las ocupaciones de Estados Unidos que componen la equivalente de Uruguay.

Existen diferencias metodológicas en los procesos de caracterización de las ocupaciones entre ambos países, con lo cual las comparaciones deben tomarse con recaudo. Una de estas diferencias es que algunas variables son respondidas por analistas ocupacionales en Estados Unidos, mientras que en Uruguay todos los bloques de preguntas fueron respondidos por trabajadores de la ocupación. Asimismo, el bloque de "Conocimientos" contiene cuatro preguntas adicionales en ONET UY, las cuales fueron eliminadas para los cálculos de similitudes entre países del presente documento.

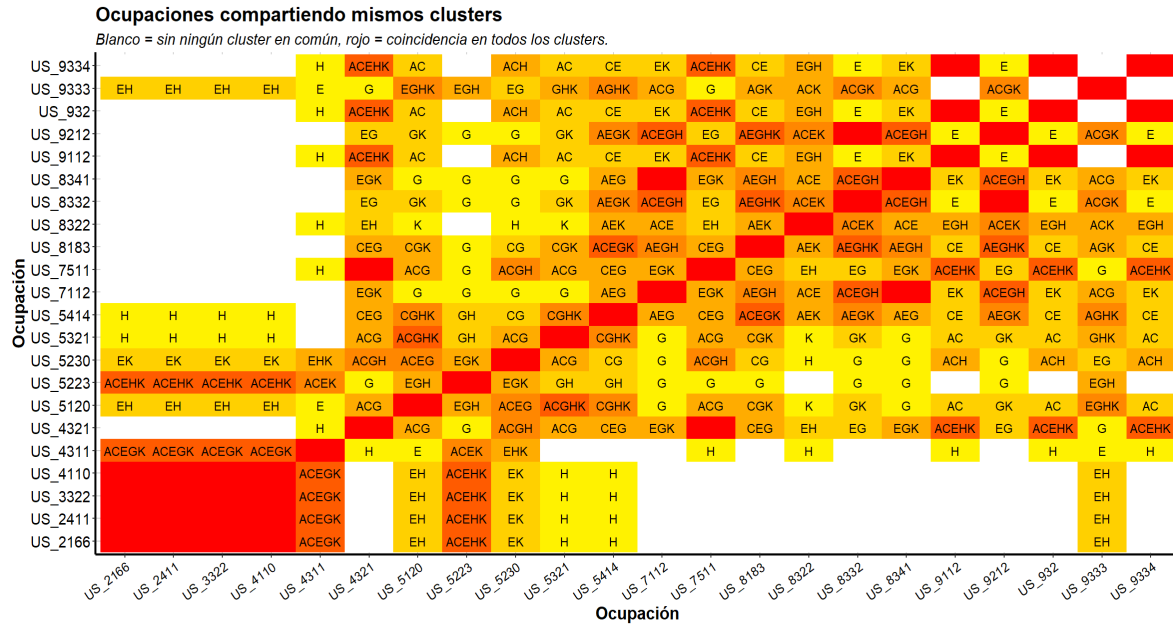
La hipótesis nula es que "las ocupaciones equivalentes en Uruguay y Estados Unidos son iguales y por lo tanto los ejercicios de agrupamiento y cálculo de distancias ocupacionales darán los mismos resultados". Una primera aproximación metodológica fue realizar los mismos procedimientos de agrupamiento de datos con las ocupaciones de Estados Unidos (véase gráfico 12).

**Cuadro 8**  
**Correspondencia de ocupaciones de Uruguay y Estados Unidos**

ISCO-08 Code	ISCO-08 Title EN	2010 SOC Code	2010 SOC Title
9321 (932)	Hand packers	53-7064	Packers and Packagers, Hand
9329 (932)	Manufacturing labourers not elsewhere classified	51-9198	Helpers--Production Workers
9329 (932)	Manufacturing labourers not elsewhere classified	53-7062	Laborers and Freight, Stock, and Material Movers, Hand
9329 (932)	Manufacturing labourers not elsewhere classified	53-7063	Machine Feeders and Offbearers
2166	Graphic and multimedia designers	27-1014	Multimedia Artists and Animators
2166	Graphic and multimedia designers	27-1024	Graphic Designers
2411	Accountants	13-2011	Accountants and Auditors
2411	Accountants	13-2031	Budget Analysts
2411	Accountants	13-2082	Tax Preparers
3322	Commercial sales representatives	41-1012	First-Line Supervisors of Non-Retail Sales Workers
3322	Commercial sales representatives	41-4011	Sales Representatives, Wholesale and Manufacturing, Technical and Scientific Products
3322	Commercial sales representatives	41-4012	Sales Representatives, Wholesale and Manufacturing, Except Technical and Scientific Products
4110	General office clerks	43-3061	Procurement Clerks
4110	General office clerks	43-9061	Office Clerks, General
4311	Accounting and bookkeeping clerks	43-3021	Billing and Posting Clerks
4311	Accounting and bookkeeping clerks	43-3031	Bookkeeping, Accounting, and Auditing Clerks
4321	Stock clerks	43-5071	Shipping, Receiving, and Traffic Clerks
4321	Stock clerks	53-7065	Stock Clerks and Order Fillers
4321	Stock clerks	43-5111	Weighers, Measurers, Checkers, and Samplers, Recordkeeping
5120	Cooks	35-1012	First-Line Supervisors of Food Preparation and Serving Workers
5120	Cooks	35-2012	Cooks, Institution and Cafeteria
5120	Cooks	35-2013	Cooks, Private Household
5120	Cooks	35-2014	Cooks, Restaurant
5120	Cooks	35-2015	Cooks, Short Order
5223	Shop sales assistants	41-2022	Parts Salespersons
5223	Shop sales assistants	41-2031	Retail Salespersons
5230	Cashiers and ticket clerks	41-2011	Cashiers
5230	Cashiers and ticket clerks	41-2012	Gaming Change Persons and Booth Cashiers
5321	Health care assistants	31-1133	Psychiatric Aides
5321	Health care assistants	31-1131	Nursing Assistants
5414	Security guards	33-9031	Gaming Surveillance Officers and Gaming Investigators
5414	Security guards	33-9032	Security Guards
5414	Security guards	33-9093	Transportation Security Screeners
7112	Bricklayers and related workers	47-2021	Brickmasons and Blockmasons
7112	Bricklayers and related workers	49-9045	Refractory Materials Repairers, Except Brickmasons
7511	Butchers, fishmongers and related food preparers	51-3021	Butchers and Meat Cutters
7511	Butchers, fishmongers and related food preparers	51-3022	Meat, Poultry, and Fish Cutters and Trimmers
7511	Butchers, fishmongers and related food preparers	51-3023	Slaughterers and Meat Packers
7511	Butchers, fishmongers and related food preparers	51-3091	Food and Tobacco Roasting, Baking, and Drying Machine Operators and Tenders
8183	Packing, bottling and labelling machine operators	51-9111	Packaging and Filling Machine Operators and Tenders
8322	Car, taxi and van drivers	53-3011	Ambulance Drivers and Attendants, Except Emergency Medical Technicians
8322	Car, taxi and van drivers	53-3031	Driver/Sales Workers
8322	Car, taxi and van drivers	53-3033	Light Truck or Delivery Services Drivers
8332	Heavy truck and lorry drivers	53-3032	Heavy and Tractor-Trailer Truck Drivers
8341	Mobile farm and forestry plant operators	45-2091	Agricultural Equipment Operators
8341	Mobile farm and forestry plant operators	45-4022	Logging Equipment Operators
9112	Cleaners and helpers in offices, hotels and other establishments	37-2011	Janitors and Cleaners, Except Maids and Housekeeping Cleaners
9112	Cleaners and helpers in offices, hotels and other establishments	37-2012	Maids and Housekeeping Cleaners
9112	Cleaners and helpers in offices, hotels and other establishments	53-7061	Cleaners of Vehicles and Equipment
9212	Livestock farm labourers	45-2093	Farmworkers, Farm, Ranch, and Aquacultural Animals
9333	Freight handlers	53-1041	Aircraft Cargo Handling Supervisors
9333	Freight handlers	53-1042	First-Line Supervisors of Helpers, Laborers, and Material Movers, Hand
9333	Freight handlers	53-7062	Laborers and Freight, Stock, and Material Movers, Hand
9333	Freight handlers	53-7121	Tank Car, Truck, and Ship Loaders
9334	Shelf fillers	53-7065	Stock Clerks and Order Fillers

Fuente: Tabla de correspondencia entre CIUO-08 y SOC-10 "isco\_soc\_crosswalk" de ONET Estados Unidos.

**Gráfico 12**  
**Matriz de coincidencias de ocupaciones de ONET Estados Unidos en un mismo grupo**



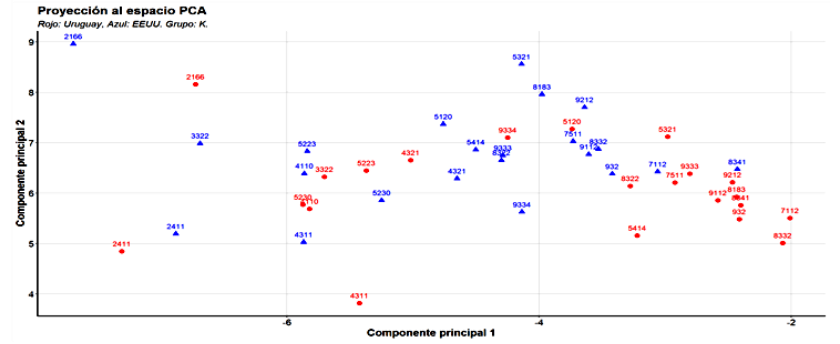
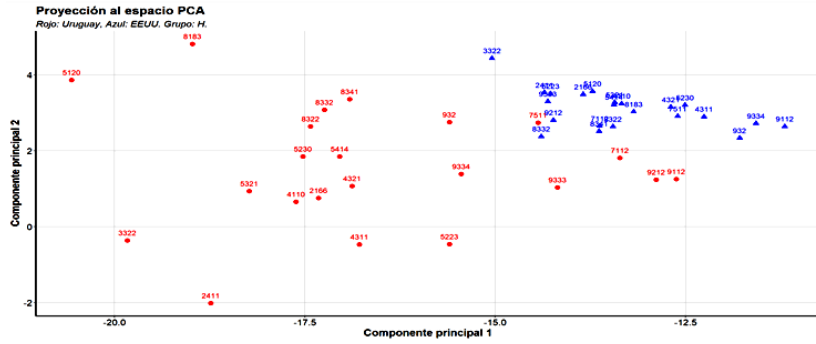
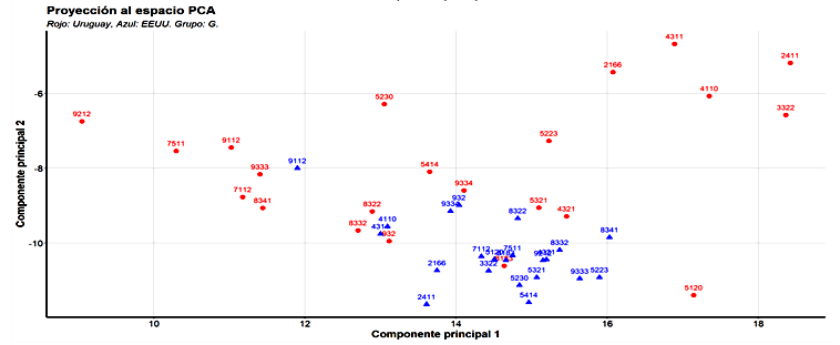
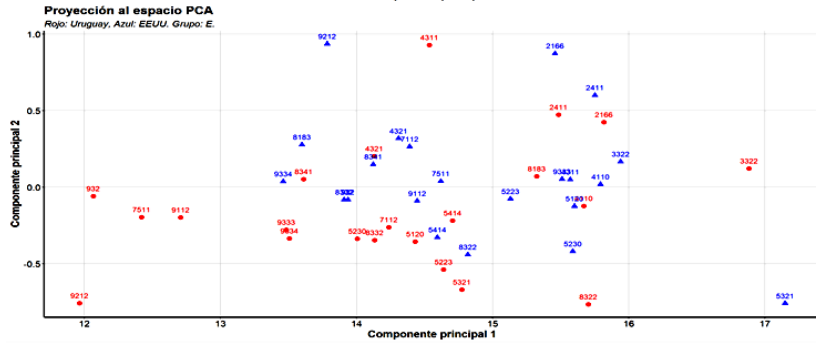
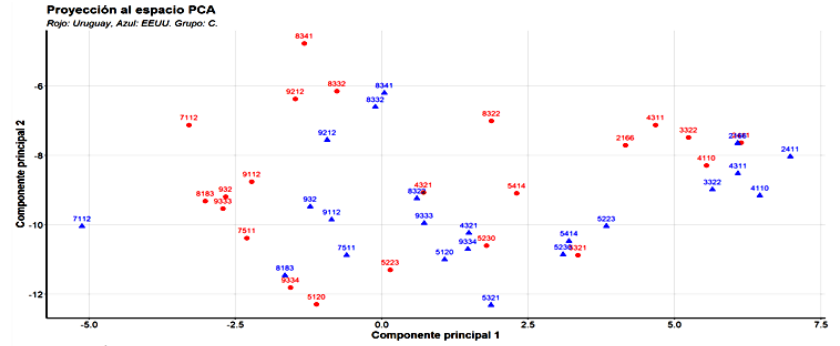
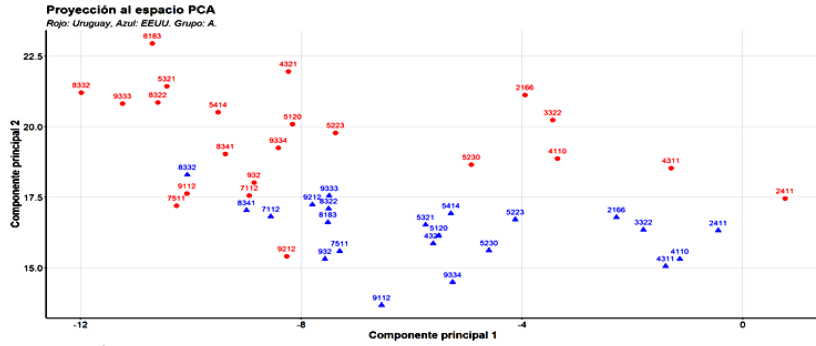
Fuente: Elaboración propia.

Nota: Blanco = no coinciden en un mismo grupo en ningún bloque analizado, Rojo = coinciden en el mismo grupo en todos los bloques, gama de amarillo a naranja = coinciden en algún grupo. La letra dentro de la celda indica en que bloque se da la coincidencia.

Los resultados muestran que al igual que en las ocupaciones de Uruguay, la estructura de datos permite distinguir una familia de ocupaciones que contiene a las ocupaciones “oficinista”, “representante comercial”, “contador” y “diseñador gráfico”, las cuales coinciden en los grupos de todos los bloques de respuestas (celdas rojas en gráfico 12). Siguiendo un patrón notablemente similar a la estructura de datos de Uruguay, se observa que “empleado contable” comparte grupo con los miembros de esta familia en cinco bloques. Otra similitud entre Estados Unidos y Uruguay es que se puede distinguir una familia de ocupaciones que no coincide en ningún bloque con la primera (celdas blancas en gráfico 12). En este grupo se encuentran “albañil”, “chofer de camión”, “chofer de auto o camioneta”, “carnicero/a”, “Empleado de inventario”, “limpiador/a”, “operario/a agrícola”, “Operario de embalaje”, “peón industrial”, “peón rural” y “reponedor/a”, en donde se observa una coincidencia en ocho de once ocupaciones respecto de la misma familia en Uruguay (compárese con el gráfico 11). Por último, en la estructura de datos de las 22 ocupaciones de Estados Unidos también se distingue una tercera familia más difusa que comparte grupo en algunos bloques de respuestas con miembros de las otras dos familias. También se observa que la ocupación US\_5230 que corresponde a cajero/a coincide en al menos un grupo con todas las ocupaciones, un resultado muy similar al de Uruguay.

Estos resultados parecerían indicar que las 22 ocupaciones de Estados Unidos tienen una estructura de datos similar a la observada en las 22 ocupaciones de Uruguay. Ahora bien, ¿esta estructura similar significa que las ocupaciones equivalentes en Estados Unidos y Uruguay tienen el mismo perfil de respuesta de los bloques? Si se calculan las distancias de las 44 ocupaciones juntas, es decir las 22 equivalentes de cada país ¿las ocupaciones equivalentes son siempre las más cercanas? Para responder esta pregunta, se analizaron los datos de las ocupaciones de ONET de Estados Unidos bajo los mismos parámetros en que se analizaron los datos de las ocupaciones en Uruguay. En el gráfico 13 se visualizan las distancias de las ocupaciones de Estados Unidos (azul) y Uruguay (rojo) proyectadas en un espacio de componentes principales de dos dimensiones.

Gráfico 13  
Distribución de ocupaciones de Uruguay (rojo) y Estados Unidos (azul) proyectadas en un espacio de PCA2

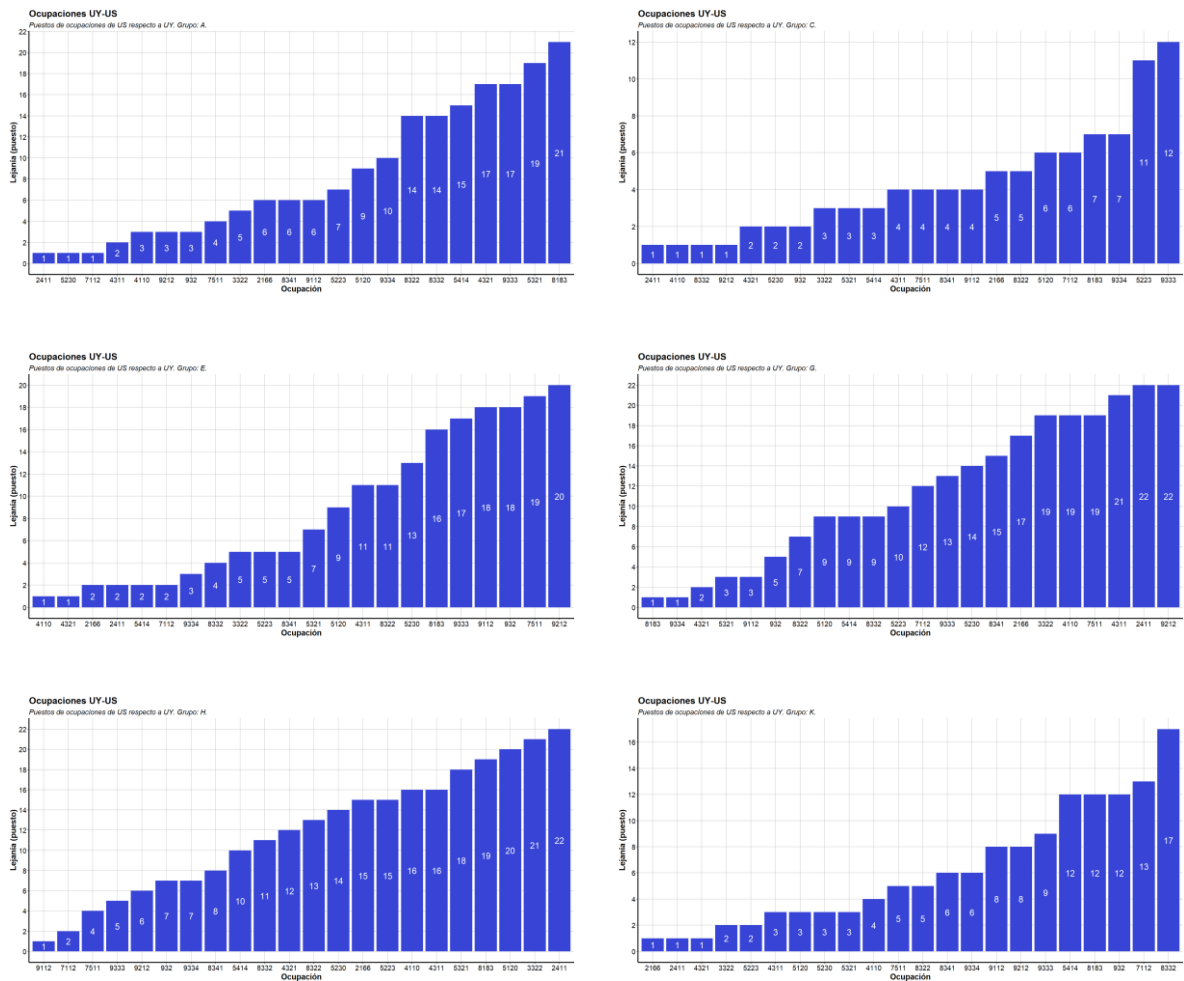


Fuente: Elaboración propia.

Claramente se observan diferencias en las distribuciones de las ocupaciones equivalentes de ambos países (mismo código, distinto color), así como en la relación de posición y distancias entre ocupaciones de un mismo país en la mayoría de los bloques de descriptores. En el caso de “Destrezas” (bloque A) la distribución en las ocupaciones de Estados Unidos parece mantener su estructura interna relativa similar a la de las ocupaciones de Uruguay, aunque alejadas entre sí (gráfico 13, panel superior izquierdo). Por el otro lado, los bloques C y K (Contextos de Trabajo y Conocimientos) parecen tener una estructura interna similar y cercanía entre ocupaciones de ambos países (gráfico 13, paneles superior e inferior derecho). Por último, en los bloques E, G y H se observan diferencias marcadas tanto en estructura interna como en distancias (gráfico 13, paneles centrales e inferior izquierdo).

Una segunda aproximación metodológica fue calcular las distancias relativas entre las ocupaciones tanto en Uruguay como en Estados Unidos (ver gráficos A45 a A56 en el anexo), como las distancias relativas de las ocupaciones de Estados Unidos a las de Uruguay (ver gráficos A57 a A62 en el anexo).

**Gráfico 14**  
**Ranking de cercanía de las ocupaciones de Uruguay a las ocupaciones de Estados Unidos**



Fuente: Elaboración propia.

Una vez obtenidas las distancias relativas se construyó un ranking de cercanía y se estudió la posición en la que se ubica cada ocupación equivalente en cada bloque de respuestas (gráfico 14 y S.63 a S.68 en el anexo). El ranking mide la posición en que se encuentra cada ocupación de Uruguay con respecto a una ocupación de Estados Unidos manteniendo los parámetros de proyección en dos dimensiones de PCA conforme a la estructura de datos de las 22 ocupaciones de Uruguay. Como se observa en el panel superior izquierdo del gráfico 14, en donde se visualiza la cercanía de las ocupaciones entre países según el bloque de "Destrezas", solamente las ocupaciones 2411, 5230 y 7112 (contador/a, cajero/a, albañil respectivamente) de Uruguay se posicionan como las más cercanas a sus equivalentes de Estados Unidos. Es decir que, de las 22 ocupaciones comparadas, son las que tienen el perfil de destrezas más parecido entre países y por lo tanto ocupan la posición 1 del ranking de cercanía. En el caso de la ocupación US\_4311 (empleado contable) de Estados Unidos, se observa que su equivalente de Uruguay ocupa la posición 2 del ranking. Esto significa que para las 22 ocupaciones comparadas en este trabajo, existe una ocupación en Uruguay que tiene un perfil de destrezas más parecido a la ocupación 4311 de Estados Unidos que su equivalente uruguayo. En el gráfico S.63 del anexo se puede verificar que la ocupación empleado contable de Estados Unidos (US\_4311) se asemeja más en términos de destrezas a la de contador de Uruguay (2411). En el extremo opuesto, la ocupación 8183 (operario de embalaje, embotellamiento y etiquetado) de Uruguay se encuentra en la posición 21 respecto de su equivalente de Estados Unidos, lo cual indicaría que las destrezas necesarias para realizar las tareas de operario en Estados Unidos y Uruguay son muy diferentes (gráfico S.63 del anexo).

En el bloque "Contextos de Trabajo" (panel superior derecho del gráfico 14) se observa que cuatro ocupaciones de Uruguay son las más cercanas a sus equivalentes de Estados Unidos (2411, 4110, 8332 y 9212). Ahora bien, si se analiza nuevamente la ocupación empleado contable de Estados Unidos (US\_4311) se verá que su equivalente de Uruguay se encuentra en la posición 4. Esto podría indicar que el contexto de trabajo de estas ocupaciones equivalentes es diferente en cada país. Sin embargo, al analizar ocupaciones en las posiciones 1 a 3, se observa que todas corresponden a ocupaciones con contextos de trabajo muy similares al de empleado contable (1 oficinista, 2 contador, 3 representante comercial).

En los bloques "Estilos de Trabajo" y "Actividades Generales" (paneles centrales del gráfico 14) se observan dos ocupaciones equivalentes entre Estados Unidos y Uruguay como las más cercanas (4110 y 4321 para bloque C y 8183 y 9334 en bloque G). Es interesante notar que según el bloque A, el conjunto de destrezas necesarias para trabajar como operario de embalaje, embotellamiento y etiquetado (US\_8183) en cada país son muy distintos, mientras que según en el bloque G los operarios de embalaje, embotellamiento y etiquetado en Estados Unidos y en Uruguay realizarían prácticamente las mismas actividades generales. Esto podría estar indicando que actividades generales similares son realizadas de manera diferente en cada país, para lo cual se necesitan destrezas distintas. Una posible causa a explorar es la intensidad de uso de tecnologías en cada país.

Un punto que llama la atención de los resultados es la diferencia que se observa en el conjunto de habilidades entre las ocupaciones de Estados Unidos y Uruguay (panel inferior izquierdo del gráfico 14). Solo la ocupación peón rural (9112) se ubica en la posición 1 del ranking de cercanía a su equivalente. No solo eso, sino que este bloque es el que contiene el mayor número de posiciones de valores altos, lo que indicaría que los conjuntos de habilidades para ocupaciones equivalentes en Estados Unidos y Uruguay son muy diferentes.

Por último, en el bloque de “Conocimientos” se observan tres ocupaciones equivalentes en la posición 1 en el ranking de cercanía (panel inferior derecho del gráfico 14).

En resumen, si se considera a una ocupación como cercana a su equivalente cuando se ubica entre las primeras 5 posiciones del ranking de cercanía, se observa que existe una mayor similitud en los contextos de trabajo, los conocimientos y los estilos de trabajo entre las ocupaciones de Estados Unidos y de Uruguay (16, 12 y 11 ocupaciones en posición menor o igual a cinco). Por el contrario, las mayores diferencias entre ocupaciones de ambos países se encuentran en las habilidades, las actividades generales y las destrezas con solo 4, 6 y 9 ocupaciones en las posiciones igual o menor a cinco (cuadro 9).

**Cuadro 9**  
**Número de ocupaciones equivalentes entre Estados Unidos y Uruguay**  
**que se encuentran en la posición 1 a 5 del ranking de cercanía según bloque de descriptores**

Bloque	Número de ocupaciones con ranking $\leq 5$
A	9
C	16
E	11
G	6
H	4
K	12

Fuente: Elaboración propia.





## V. Conclusiones

ONET UY es el primer y único proyecto de caracterización exhaustiva y estandarizada de ocupaciones en América Latina. La metodología ONET permite obtener el perfil de cada ocupación mediante una batería de cuestionarios comunes y específicos para cada ocupación. Los cuestionarios comunes posibilitan la comparación de las respuestas entre ocupaciones y de esta manera obtener una métrica de similitud o diferencias entre ocupaciones, es decir una métrica de distancias ocupacionales.

El presente trabajo es una primera aproximación metodológica para la medición de distancias ocupacionales y el análisis de similitudes entre ocupaciones con el fin de identificar y caracterizar familias de ocupaciones. Partiendo de una revisión metodológica de trabajos previos de ONET de Estados Unidos (Allen et al., 2012) y de estudios que utilizan distancias ocupacionales considerando habilidades (Benchichi et al., 2018; Andrieu et al., 2019) se llevó a cabo un análisis de la estructura de datos de la primera ola del relevamiento ONET UY. Siguiendo las buenas prácticas de análisis de datos masivos y de agrupamiento se utilizaron diversas técnicas y test para salvar las limitaciones propias de una técnica o test específico.

En la primera parte del trabajo se procedió a la limpieza y depuración de los datos con el fin de optimizar los mismos para los posteriores análisis y procedimientos de agrupamiento (Osborne, 2013). Los desafíos que se enfrentaron fueron en primer lugar asegurar que las personas que respondieron los cuestionarios pertenecieran efectivamente a la ocupación sobre la cual se estaba indagando. Se estableció un criterio y se detectaron 462 casos en los que los encuestados no pertenecían a la ocupación de interés. Esto significa un error del 12,9% de capacidad de identificar trabajadores de una ocupación, lo que muestra un aspecto que podría ser mejorado al momento del armado de la muestra en posteriores olas de relevamiento. Posiblemente se pueda incluir un proceso de verificación de consistencia en tiempo real para poder detectar estos casos rápidamente durante el desarrollo del campo y proceder al reemplazo del caso.

Un segundo desafío lo presentaban los casos en los que se obtuvieron cuestionarios incompletos. En el presente trabajo se tomó la decisión de eliminar los casos en que el bloque contenía menos del 70% de las respuestas. En aquellos casos de cuestionarios incompletos, pero con un porcentaje mayor al 70% de respuestas se procedió a imputar las no respuestas con el promedio de las respuestas de cada ocupación. Hubo solo tres casos de cuestionarios incompletos que fueron eliminados.

Un tercer desafío que se observa frecuentemente en relevamientos con cuestionarios extensos o complicados es la falta de motivación de las personas a responder. Estos casos se detectan porque contienen siempre la misma respuesta para todas las preguntas, que en este trabajo se denomina respuesta monótona. En esta primera ola hubo 68 casos (1,9%) de respuestas monótonas, los cuales fueron eliminados. Aquí también se identifica un aspecto que podría ser mejorado en posteriores olas de relevamiento incluyendo un proceso de detección de monotonía que alerte al equipo responsable del campo para indagar las razones del comportamiento del encuestado y proceder, con alguna estrategia de acercamiento, a aumentar la motivación de la persona para completar el cuestionario a conciencia. Por último, dado que algunas técnicas de agrupamiento son sensibles a casos anómalos (outliers) se procedió a detectar (14 casos) y eliminar los mismos de la base de datos.

Una vez reducido el conjunto de datos a respuestas representativas, se estudió la distribución de frecuencias y la variabilidad de las respuestas. Esto es importante para definir los tipos de tests a utilizar en los pasos posteriores. Se observó que las variables no siguen una distribución normal y mediante mapas de calor se detectaron ocupaciones en las que los encuestados asignan un score alto a prácticamente todas las variables. Esto último se verifica para las ocupaciones "Cuidadores de personas en instituciones" y "Operario de embalaje, embotellamiento y etiquetado" en el bloque de Destrezas (gráfico 3) y para la ocupación "Cocinero/a" en el bloque de Habilidades (gráfico A8 en el anexo). Estos resultados son una señal de alerta y se recomienda indagar las razones que llevan a estas ocupaciones a asignar una importancia alta o muy alta a la mayoría de las variables en los respectivos cuestionarios.

La coherencia interna de las respuestas se evidencia notoriamente en el mapa de calor del bloque Conocimientos (gráfico A9 en el anexo) en donde se observa que, para una dada ocupación, la mayoría de las respuestas obtienen valores bajos (único bloque con una media de score menor a 2) excepto para los conocimientos específicos de la ocupación, como por ejemplo las celdas rojas en la variable K30 correspondiente a "leyes y gobierno" para la ocupación "Contador/a", la variable K11 correspondiente a "Diseño" para la ocupación "Diseñador/a gráfico/a" o K33 correspondiente a "Transporte" en la ocupación "Chofer de auto, taxi o camioneta".

En resumen, los criterios adoptados en la depuración de datos y el análisis del comportamiento de las respuestas permiten: 1) obtener un conjunto de datos de alta calidad para proceder a identificar familias de ocupaciones, 2) verificar que los casos incluidos responden de manera coherente y 3) detectar ocupaciones con respuestas que se desvían de lo esperado según el marco conceptual de ONET.

Una vez optimizado el conjunto de datos, se realizaron ejercicios de agrupamiento siguiendo las buenas prácticas de clustering con el fin de identificar el número óptimo de grupos en que se pudieran dividir los datos según criterios de similitud. La estrategia se basó en utilizar diferentes técnicas de agrupamiento, tanto particionales como jerárquicas y en reducir las dimensiones del espacio de los datos con el fin de simplificar la interpretación de los resultados considerando el marco conceptual de ONET.

La principal pregunta que intentó responder este trabajo es: ¿Podemos agrupar las 22 ocupaciones de la primera ola del relevamiento según algún tipo de similitud? Y si ese fuera el caso, ¿las ocupaciones que conforman cada grupo están relacionadas, considerando el conocimiento que existe sobre las mismas? Estas preguntas manifestaban un primer desafío a nivel metodológico que radicaba en definir las

técnicas y los criterios para agrupar los datos y un segundo desafío que radicaba en verificar que los resultados tuvieran sentido según el marco conceptual de ONET. Con el fin de evitar posibles sesgos, se trabajó en todo momento sin identificar las ocupaciones por sus nombres y únicamente se revelaron cada una de ellas al final de los análisis y los resultados de los agrupamientos.

Los resultados muestran que la metodología utilizada es adecuada para la identificación de familias de ocupaciones. Es interesante destacar que el número óptimo de grupos en el que se puede dividir el conjunto de ocupaciones fue el mismo independientemente del bloque de respuestas analizado (cuadro 6). Además, mayoritariamente las ocupaciones que pertenecen a un determinado grupo, según las respuestas de un bloque, también pertenecen a un mismo grupo según las respuestas de otros bloques. Más aun, las ocupaciones “oficinista”, “representante comercial”, “contador” y “diseñador gráfico” forman parte del mismo grupo en todos los bloques analizados (celdas rojas en gráfico 11). Esto muestra la concordancia de los resultados con la información disponible sobre características de estas ocupaciones. Además de esta familia que se podría denominar como Ocupaciones de Tareas Cognitivas y a la cual se le podría incluir “empleado contable”, la metodología identifica una segunda familia bien definida que nunca se cruza en ningún grupo con la primera. Esta segunda familia que podríamos denominar de Ocupaciones de Tareas Manuales está conformada por las ocupaciones “albañil”, “chofer de camión”, “carnicero/a”, “cocinero/a”, “guardia”, “limpiador/a”, “operario/a agrícola”, “peón de carga”, “peón industrial”, “peón rural” y “reponedor/a”. Por último, una tercera familia está conformada por “asistente de venta”, “cajero/a”, “cuidador/a de personas en instituciones”, “Chofer de auto, taxi o camioneta”, Empleado/a de inventario” y “Operario de embalaje”. Esta tercera familia es un poco más difusa y difícil de nombrar, y comparte grupos con ocupaciones de las otras dos familias en distintos bloques (gráfico 11).

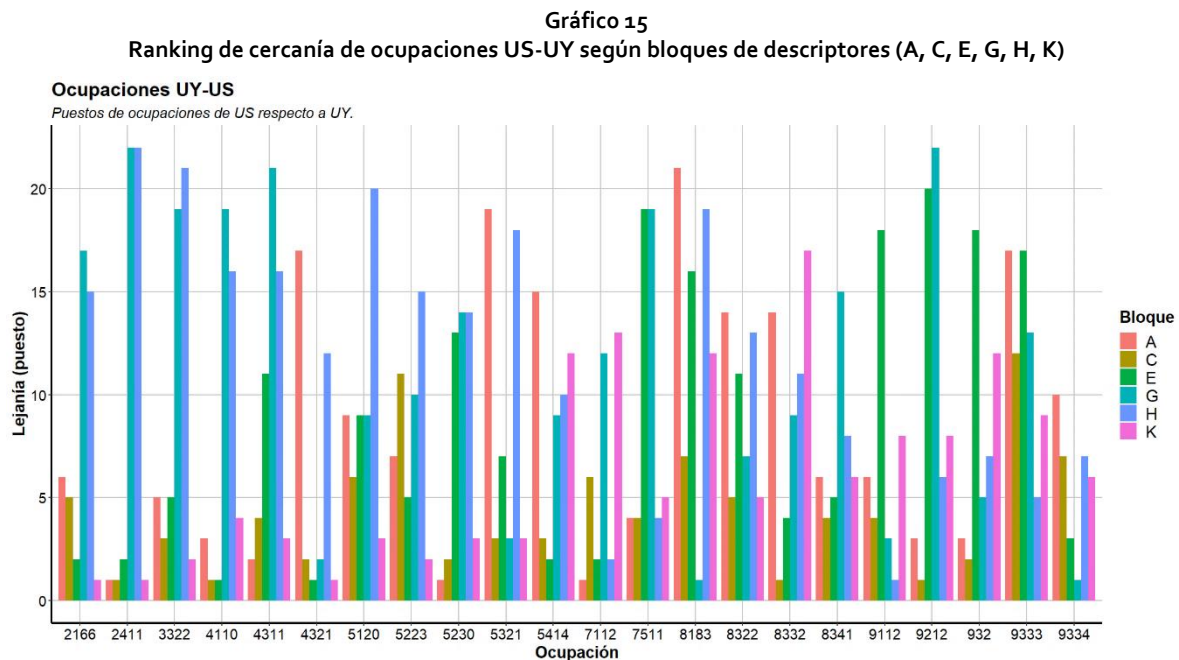
Se encuentra bien establecido a nivel mundial que las ocupaciones pueden agruparse en cuatro grandes familias según las tareas que realizan y la frecuencia y la cantidad de tiempo que las realizan. Estas cuatro grandes familias dividen a las ocupaciones en aquellas que realizan tareas: Cognitivas no rutinarias, Cognitivas rutinarias, Manuales no rutinarias y Manuales rutinarias. Podría haberse esperado que las 22 ocupaciones se dividieran en grupos que se identifiquen con estas combinaciones de variables. Sin embargo, los resultados no muestran una clara división en estas cuatro clases. Este resultado podría deberse a que en esta primera ola de relevamiento casi no fueron incluidas ocupaciones de alto nivel educativo o que habitualmente requieran de estudios de grado o postgrado completos. Es de esperar que la inclusión de este tipo de ocupaciones en futuras olas del relevamiento permita diferenciar estas cuatro grandes familias.

Una vez establecidas las familias de ocupaciones de la primera ola del relevamiento de ONET UY se indagó sobre las similitudes que podrían existir entre las ocupaciones de Uruguay y sus equivalentes de los Estados Unidos. Las preguntas fundamentales fueron: ¿las ocupaciones equivalentes tienen perfiles de respuestas similares? Si no fuera así, ¿se diferencian en algún bloque de descriptores en particular? Para responder estas preguntas en primer lugar se agruparon las 22 ocupaciones de Estados Unidos utilizando la misma batería de técnicas de agrupamiento utilizadas con las ocupaciones de Uruguay. Notablemente, la estructura de ocupaciones de Estados Unidos resultó ser muy similar a la de Uruguay (gráfico 12). Al igual que con los datos de Uruguay, se observaron tres familias de ocupaciones: “Ocupaciones de Tareas Cognitivas”, “Ocupaciones de Tareas Manuales” y una tercera familia más difusa que comparte características con miembros de las otras dos familias (gráfico 12).

Una vez analizada la estructura de los datos se calcularon las distancias relativas de las ocupaciones de Estados Unidos manteniendo los parámetros de reducción de dimensionalidad de los datos de Uruguay. En una proyección en dos dimensiones de PCA, los datos muestran que las distribuciones de las ocupaciones equivalentes son diferentes (compárese las ubicaciones de las ocupaciones de mismo código y distinto color en el gráfico 13) y a la vez las ocupaciones de Estados Unidos se ubican en una posición relativa distinta con respecto a las demás ocupaciones de

su país cuando se compara con la ubicación entre ocupaciones en Uruguay. El gráfico 13 también permite visualizar que las mayores diferencias de estructura se encuentran en los bloques de Habilidades, Actividades Generales y Estilos de Trabajo. Este resultado es un indicador de que podrían existir diferencias significativas entre las ocupaciones de Estados Unidos y de Uruguay en al menos tres bloques de descriptores.

Para conocer más acerca de las diferencias entre ocupaciones de ambos países, se utilizaron las distancias de cada ocupación de Estados Unidos a todas las ocupaciones de Uruguay y se elaboró un ranking de cercanía. Si una ocupación en Estados Unidos tuviera un perfil de respuestas idéntico al de su ocupación equivalente en Uruguay, entonces la distancia entre ellas debería ser cero y la ocupación de Uruguay debería ubicarse en la posición número 1 del ranking de cercanía. Por el contrario, si sus perfiles fuesen los más disímiles entre las 22 ocupaciones analizadas, entonces la equivalente debería ubicarse en la posición veintidós. Los resultados muestran por primera vez que existen diferencias en los perfiles de respuestas caracterizadas por el método de ONET entre ocupaciones equivalentes de Estados Unidos y Uruguay (gráfico 14). Esta evidencia invita a hacer una revisión de las publicaciones en donde se han utilizado los perfiles de ONET de Estados Unidos para llevar a cabo análisis de cambios ocupacionales, riesgo de automatización de ocupaciones o demandas de habilidades en países en donde las características del mercado laboral son muy diferentes a la realidad del mercado de trabajo estadounidense (Frey & Osborne, 2013; Apella y Zunino; 2017; McKinsey Global Institute, 2017; Grundke et al., 2018; Isabella et al., 2018; Albrieu, 2020; Bonavida Foschiatti & Gasparini, 2020).



El análisis de distancias entre ocupaciones equivalentes en los distintos bloques de descriptores ONET muestra que ninguna de las ocupaciones equivalentes comparte un perfil con 100% de coincidencia (ninguna se ubica en posición 1 en todos los bloques). Solamente cuatro ocupaciones se ubican entre las cinco más cercanas en cuatro bloques (2411: contador/a, 4321: empleado/a de inventario, 4110: oficinista y 3322: representante comercial) y notablemente las mayores diferencias se dan en el bloque de habilidades (gráfico 15). Para entender mejor estas diferencias en el futuro se necesitará estudiar en profundidad el aporte individual de cada variable que forma parte de un bloque de descriptores.

Si se analizan los datos de manera global, se observa que las ocupaciones equivalentes son más similares en términos de contextos de trabajo, conocimientos y estilos de trabajo (Cuadro 9). En cambio, las actividades generales que deben ser llevadas a cabo por los trabajadores de las ocupaciones en Uruguay parecen ser significativamente diferentes que las actividades generales que realizan las ocupaciones equivalentes en Estados Unidos (cuadro 9).

Si las actividades en ambos países difieren significativamente, se esperaría que los perfiles de habilidades y destrezas necesarios para llevarlas a cabo también fuesen diferentes. En concordancia con esta asunción, los datos muestran que las mayores diferencias que existen entre las ocupaciones equivalentes se dan justamente en los bloques de habilidades y destrezas (cuadro 9). Estos resultados son de suma importancia al momento de realizar estudios sobre demandas de habilidades o sobre competencias laborales necesarias para las demandas del mercado laboral en Uruguay en particular y en América Latina en general.

Si bien el presente estudio muestra por primera vez las diferencias que existen entre las ocupaciones equivalentes en Estados Unidos y un país latinoamericano en un conjunto de 22 ocupaciones, se espera que existan diferencias en prácticamente todas las ocupaciones. Las diferencias podrían estar causadas por las distintas condiciones de trabajo existentes entre ambos países, en especial en los trabajos informales o artesanales. Otro factor que afecta profundamente las tareas que caracterizan a una ocupación es el grado de adopción de tecnologías. El cambio tecnológico afecta prácticamente todos los bloques de respuestas de ONET, modifica la forma en que se llevan a cabo las tareas y causa un cambio en el perfil de habilidades y destrezas necesarias para la llevarlas a cabo. Si bien en el presente trabajo no se midió diferencias en uso de tecnologías, la mayor diferencia de perfiles de respuestas se dio justamente en el bloque de Habilidades, a pesar de que los conocimientos necesarios para las ocupaciones fueron relativamente similares. Queda abierta la posibilidad de estudiar qué tipo de habilidades son las que marcan la diferencia entre las ocupaciones de ambos países y si los cambios tecnológicos son la razón de estas diferencias.

En resumen, el presente trabajo establece la metodología para el manejo de los datos del relevamiento ONET UY, la cual permite realizar agrupamientos de ocupaciones según los diferentes conjuntos de descriptores del modelo ONET y demuestra por primera vez que existen diferencias en las características de las ocupaciones consideradas equivalentes entre Estados Unidos y Uruguay.

Estos resultados abren el camino para futuras investigaciones como ser la indagación de faltante o exceso de habilidades según la estructura de ocupaciones de Uruguay. Asimismo, se podría analizar cuán lejos, en términos de capacitación, se encuentran los trabajadores de Uruguay respecto de ocupaciones que poseen bajo riesgo de automatización o de ocupaciones de alta demanda presente o futura. Si bien los resultados son estrictamente válidos para el caso de Uruguay, se estima que la caracterización de ocupaciones de este país sea una fuente de datos para realizar estudios en otros países de América Latina por presentar características más cercanas entre sus mercados laborales. Si bien el relevamiento de ONET UY incluye datos sobre educación formal, formación profesional y capacitación en el trabajo de los encuestados, el análisis de esos datos se encuentran por fuera del alcance del presente estudio y será interesante analizarlos en profundidad en trabajos futuros.

Por último, los datos sobre tareas específicas y uso de herramientas y tecnologías, los cuales también están incluidos en el relevamiento de ONET UY, tampoco fueron analizados por estar fuera de los objetivos del presente trabajo. Sin embargo, se abre la posibilidad de adaptar los procesos de agrupamiento del presente trabajo para llevar a cabo el análisis de las tareas específicas de cada ocupación y la incorporación de tecnología para llevar a cabo las mismas. Esto permitiría por un lado contribuir a la clasificación de ocupaciones según su nivel de riesgo de automatización y por el otro aportar a la identificación de las causas que podrían explicar las diferencias observadas entre las ocupaciones equivalentes de Estados Unidos y Uruguay.

Se espera que este trabajo sienta las bases para generar nuevas evidencias que puedan ser tenidas en cuenta a la hora de definir estrategias, políticas y programas de formación profesional del país y eventualmente de la región. Una de las oportunidades más interesantes que se vislumbra a partir de este trabajo es la posibilidad de identificar las ocupaciones más cercanas a una determinada ocupación de interés e identificar las habilidades, destrezas, conocimientos, uso de herramientas o tecnologías que son necesarias para la transición en una u otra dirección. A partir de la identificación de esas diferencias se podría determinar la trayectoria de capacitación más rápida y de menor costo para lograr transiciones ocupacionales efectivas. Esto podría eventualmente hacer más eficientes los programas de formación profesional y permitirían elaborar contenidos de cursos a medida para transiciones entre ocupaciones específicas.

Frente a los cambios cada vez más rápidos que se suceden en el mercado laboral global, se hace necesario desarrollar herramientas que permitan adquirir y analizar datos rápidamente y generar información útil para las distintas áreas de los gobiernos. El proyecto ONET UY se encamina a ser la principal fuente de información para el análisis de cambios ocupacionales en América Latina y el presente trabajo apunta en esa dirección y espera contribuir al desarrollo de políticas laborales basadas en evidencia que ayuden a las personas a adaptarse a los desafíos presentes y futuros del mercado de trabajo en Uruguay.

## Bibliografía

- Albrieu R. (2020), *Evaluando las oportunidades y los límites del teletrabajo en Argentina en tiempos del COVID-19*, Buenos Aires: CIPPEC.
- Allen MT, Waugh G, Shaw M, Tsacoumis S (2012), *The Development and Evaluation of a New O\*NET Related Occupations Matrix*. Human Resources Research Organization. National Center for O\*NET Development.
- Andrieu E, Jamet S, Marcolin L, and Squicciarini M. (2019), *Occupational transitions: the cost of moving to a "safe haven"*, OECD Science, Technology and Innovation Policy Papers, No. 61, OECD, Paris.
- Apella I y Zunino G. (2017), *Cambio tecnológico y el mercado de trabajo en Argentina y Uruguay. Un análisis desde el enfoque de tareas*. Informe técnico 11. Banco Mundial Argentina, Paraguay y Uruguay.
- Autor, David (2010), *The Polarization of Job Opportunities in the U.S. Labor Market: Implications for Employment and Earnings*, Center for American Progress and The Hamilton Projects.
- Baughman, W. A., Norris, D. G., Cooke, A. E., Peterson, N. G., & Mumford, M. D. (1999), *Occupational classification: Using basic and cross-functional skills and generalized work activities to create job families*. In N.G. Peterson, M.D. Mumford, W.C. Borman, P.R. Jeanneret, & E.A. Fleishman (Eds.), *An occupational information system for the 21st century: The development of O\*NET* (pp. 259-271). Washington, DC: American Psychological Association.
- Bechichi N, Grundke R, Jamet S, and Squicciarini M. (2018), *"Moving Between Jobs: An Analysis of Occupation Distances and Skill Needs"*, OECD Science, Technology and Innovation Policy Papers, No. 52, OECD, Paris.
- Bonavida Foschiatti, C. y Gasparini, L. (2020), *El Impacto Asimétrico de la Cuarentena*. Documentos de Trabajo del CEDLAS N° 261, abril, 2020, CEDLAS-Universidad Nacional de La Plata.
- Bravo J, Garcia A, and Schlechter H. (2019), *Mercado Laboral Chileno para la Cuarta Revolución Industrial*. Documento de Trabajo No 59, Centro Latinoamericano de Políticas Económicas y Sociales, Pontificia Universidad Católica de Chile.
- Charrad M, Ghazzali N, Boiteau V, Niknafs A. (2014), *NbClust: An R Package for Determining the Relevant Number of Clusters in a Data Set.*, "Journal of Statistical Software, 61(6), 1-36.
- Drewes, D.W., Tarantino, J.W., Atkins, S.G., & Paige, B.A. (1999), *Development of the O\*NET Related Occupations Matrix (ROM)*. Raleigh, NC: National Center for O\*NET Development.
- Frey C. y Osborne M, (2013), *"The Future of Employment: How Susceptible are Jobs to Computerization?"* Oxford University Paper, Reino Unido.

- Grundke, R., S. Jamet, M. Kalamova, F. Keslair, and M. Squicciarini (2017), "Skills and global value chains: A characterisation", OECD Science, Technology and Industry Working Papers, No. 2017/05, OECD Publishing, Paris.
- Grundke R, Marcolin L, Nguyen TLB, and Squicciarini M. (2018), *Which skills for the digital era?: Returns to skills analysis*, OECD Science, Technology and Industry Working Papers, 2018/09, OECD Publishing, Paris.
- Harari YN. (2017), *Reboot for the AI revolution*. Nature 550, 324–327.
- Holland, JL. (1959), *A Theory of Vocational Choice*. Journal of Counseling Psychology, Vol. 6, No. 1.
- Isabella F, Pittaluga L y Mullin G. (2018), *Automatización y empleo en Uruguay. Hacia una Estrategia Nacional de Desarrollo*, Uruguay 2050. Serie de divulgación - Volumen II. Dirección de Planificación, Oficina de Planeamiento y Presupuesto de Uruguay.
- Kriegel H, Kröger P, and Zimek A, (2010), *Outlier Detection Techniques*. Ludwig-Maximilians-Universität München. SIAM International Conference on Data Mining.
- MacQueen, J. (1967), *Some methods for classification and analysis of multivariate observations*. Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, Volume 1: Statistics, 281--297, University of California Press, Berkeley, California.
- Mai, S (2014), *Density-based algorithms for active and anytime clustering*. Doctoral dissertation, LMU München: Faculty of Mathematics, Computer Science and Statistics.
- McGowan, MA and Andrews D. (2015), *Skill Mismatch and Public Policy in OECD Countries*, (OECD Economics Department Working Paper No. 1210), OECD.
- McKinsey Global Institute. (2017), *A future that works: automation, employment, and productivity*.
- National Academies of Sciences, Engineering, and Medicine. (2017), *Information Technology and the U.S. Workforce: Where Are We and Where Do We Go from Here?* (National Academies Press).
- Nedelkoska L, Neffke F, and Wiederhold S. (2015), *Skill Mismatch and the Costs of Job Displacement*. Working Paper 122. Center for International Development, Harvard University.
- Nolan C, Morrison E, Kumar I, Galloway H, and Cordes S. (2011), *Linking Industry and Occupation Clusters in Regional Economic Development*. Economic Development Quarterly. 25. 26-35.
- OECD (2019), *Getting Skills Right: Future-Ready Adult Learning Systems*, Getting Skills Right, OECD Publishing, Paris.
- Organizacion Internacional del Trabajo (2019), *Work for a brighter future – Global Commission on the Future of Work*. International Labour Office – Geneva: ILO.
- \_\_\_\_\_ (2017), *The future of vocational training in Latin America and the Caribbean: overview and strengthening guidelines*. Montevideo ILO Regional Office for Latin America and the Caribbean / ILO / Cinterfor.
- Osborne, JW. (2013), *Best Practices in Data Cleaning: A complete guide to everything you need to do before and after collecting your data*. Thousand Oaks, CA: Sage Publications.
- Smith A, Anderson, J. (2014), *AI, Robotics, and the Future of Jobs*. Pew Research Center
- Speer JD. (2020), *STEM Occupations and the Gender Gap: What Can We Learn from Job Tasks?* IZA Discussion Papers 13734, Institute of Labor Economics (IZA).
- Van der Maaten L, and Hinton G. (2008), *Visualizing Data using t-SNE*. Journal of Machine Learning Research 9, 2579-2605.
- The World Bank (2016), *World Development Report 2016: Digital Dividends*. Washington, DC: The World Bank.

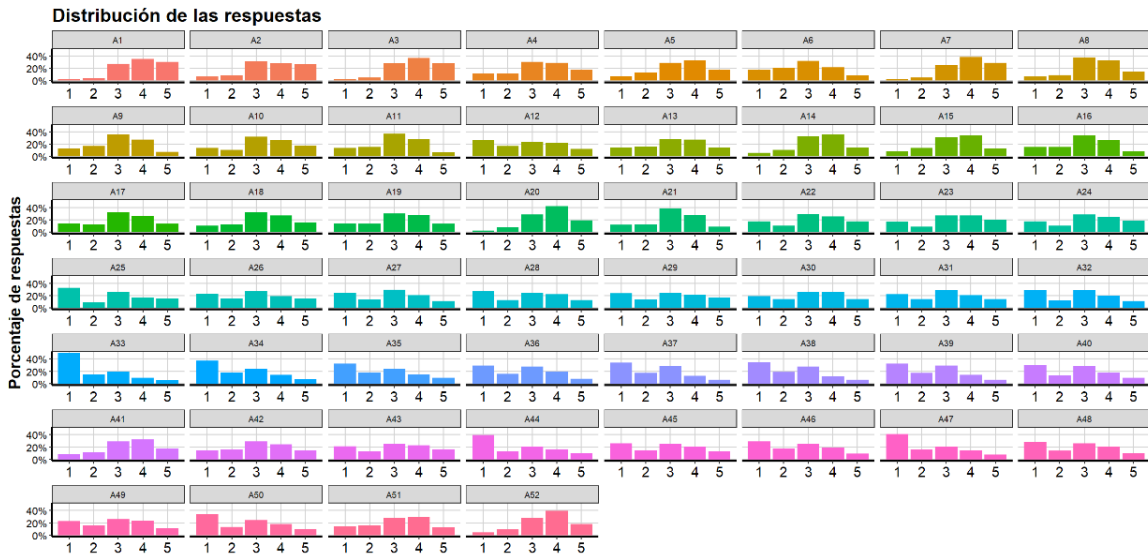


## Anexo

El presente anexo incluye datos suplementarios del documento "Análisis de distancias ocupacionales y familias de ocupaciones de Uruguay" Velardez M. O. (2021).

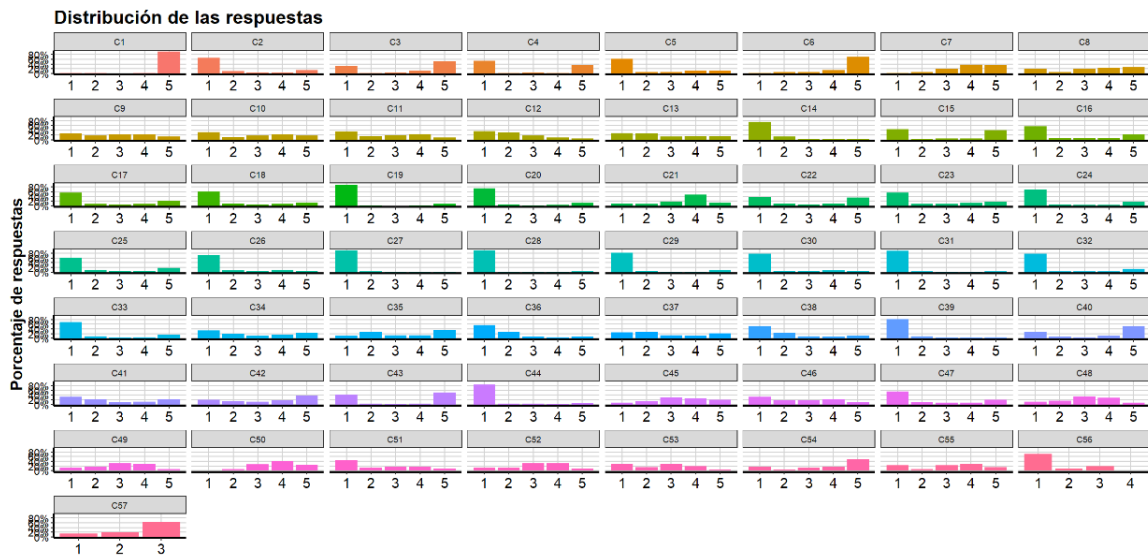
**Distribución de frecuencias de las variables por bloque de respuestas (A, C, G y H)**

**Gráfico A1**  
**Distribución de frecuencias relativas de los 52 descriptores del bloque A (Destrezas)**  
*(En porcentaje)*



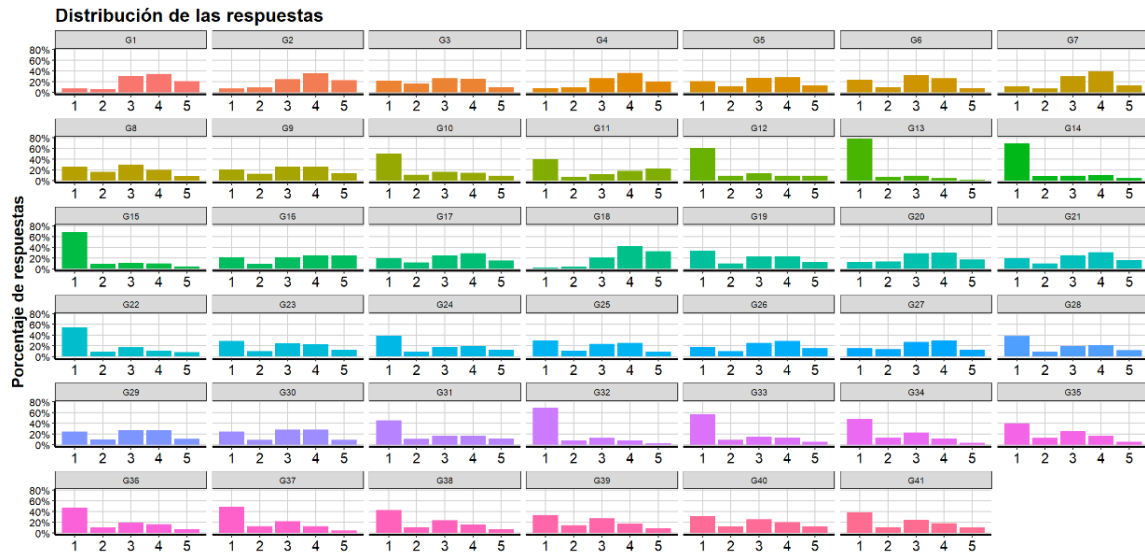
Fuente: Elaboración propia.

**Gráfico A2**  
**Distribución de frecuencias relativas de los 57 descriptores del bloque C (Contextos de trabajo)**  
*(En porcentaje)*

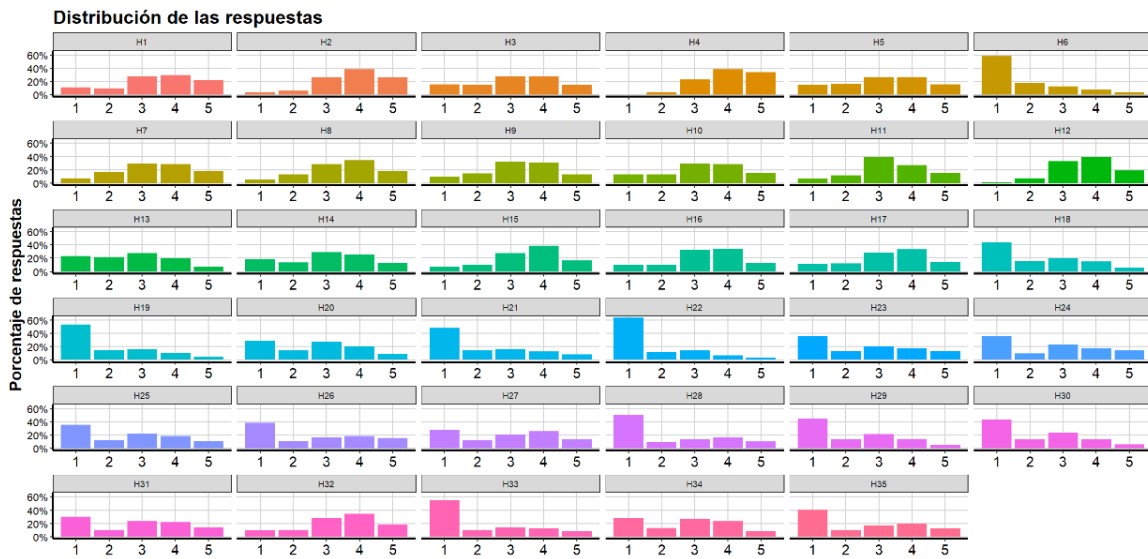


Fuente: Elaboración propia.

**Gráfico A3**  
**Distribución de frecuencias relativas de los 41 descriptores del bloque G (Actividades generales)**  
*(En porcentaje)*

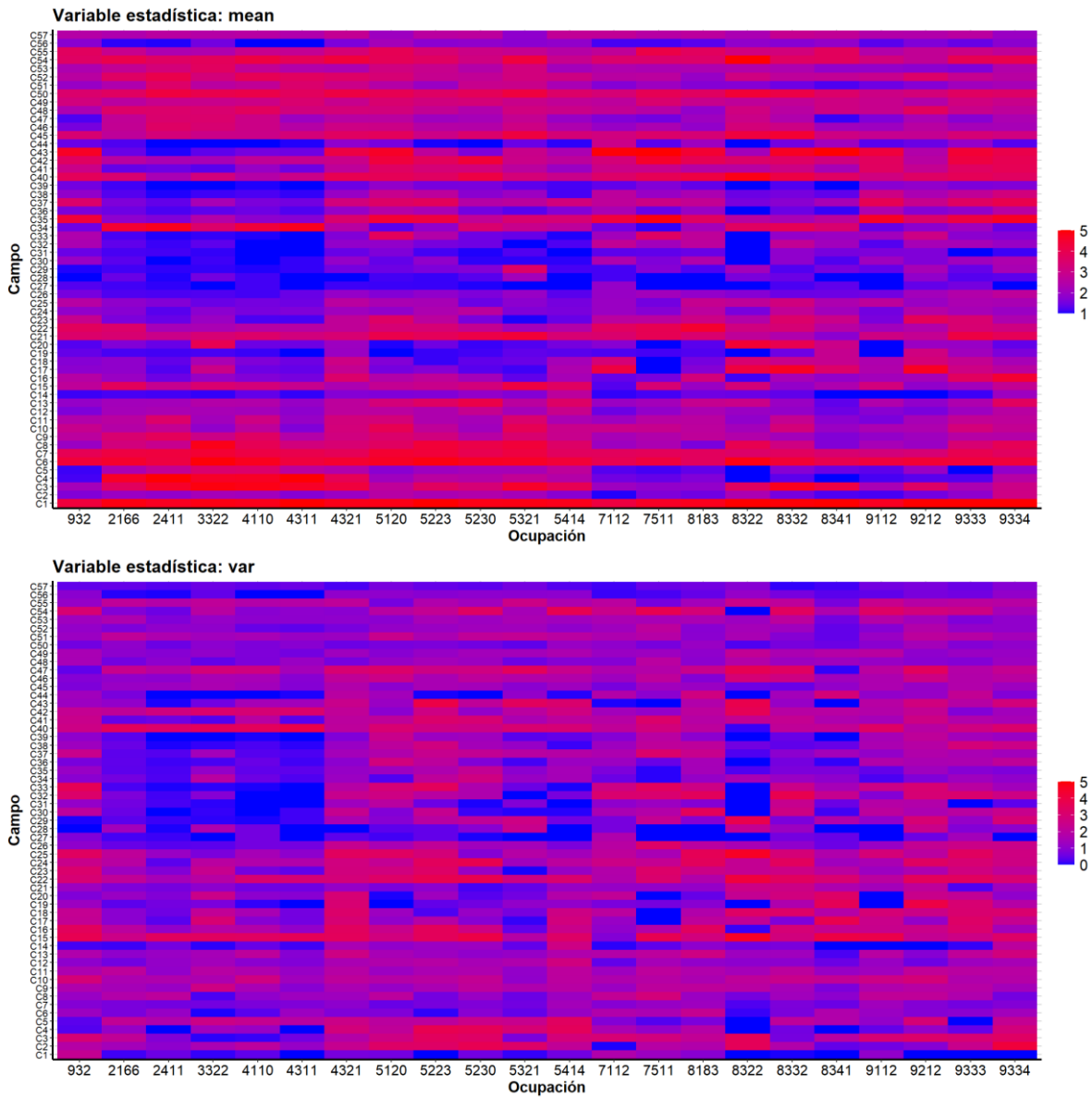


**Gráfico A4**  
**Distribución de frecuencias relativas de los 35 descriptores del bloque H (Habilidades)**  
*(En porcentaje)*



Mapas de calor de las medias y las varianzas de los scores de cada ocupación por bloque (C, E, G, H y K)

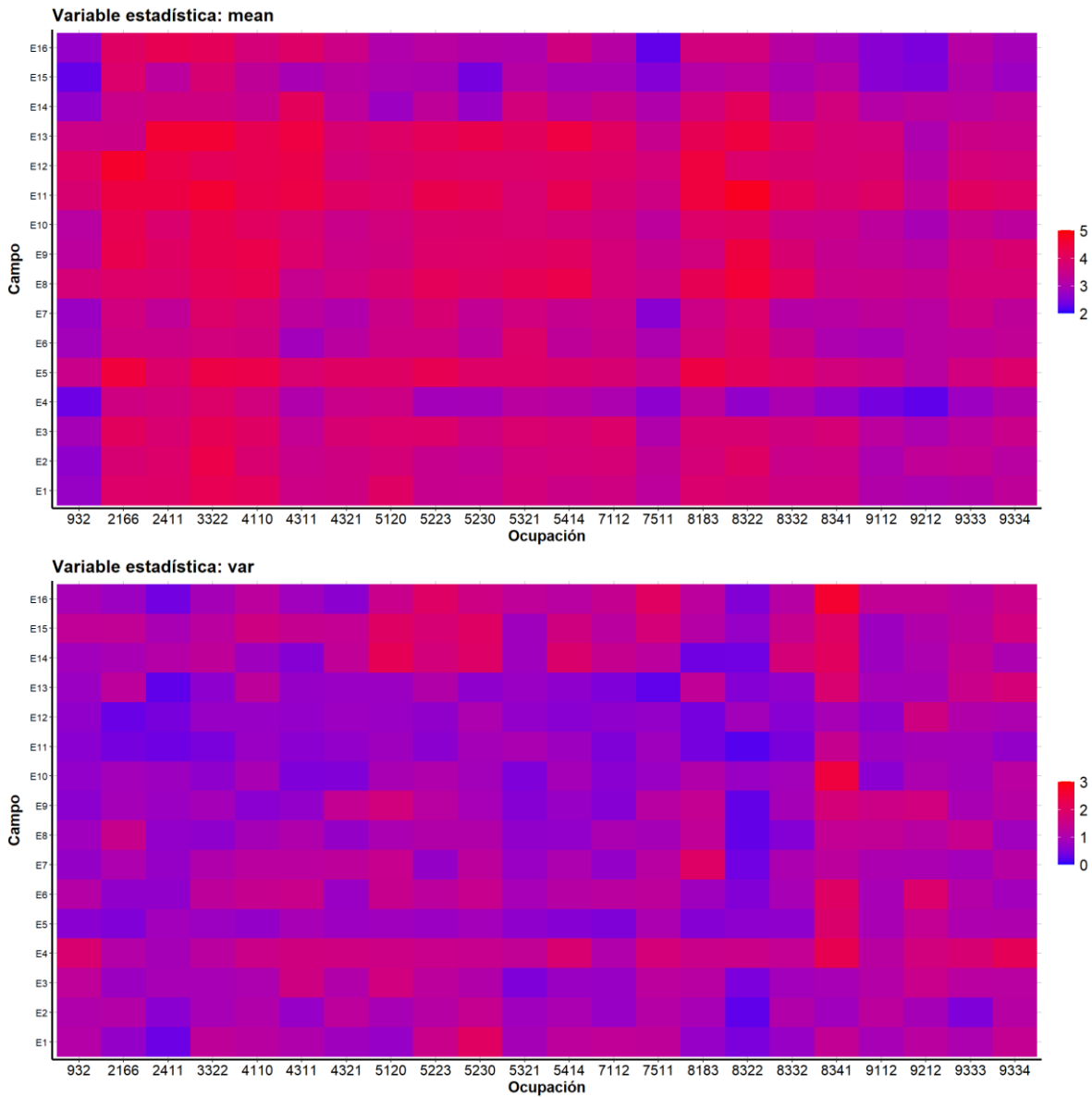
**Gráfico A5**  
 Mapas de calor de la media (superior) y la varianza (inferior) del bloque C (Contextos de trabajo) en función de las ocupaciones  
 (Unidades arbitrarias)



Fuente: Elaboración propia.

Nota: En el eje x se listan los códigos CIUO-08 de las 22 ocupaciones y en el eje y se encuentran las 57 variables (descriptores). La escala de colores representa el valor mínimo en azul y el valor máximo en rojo.

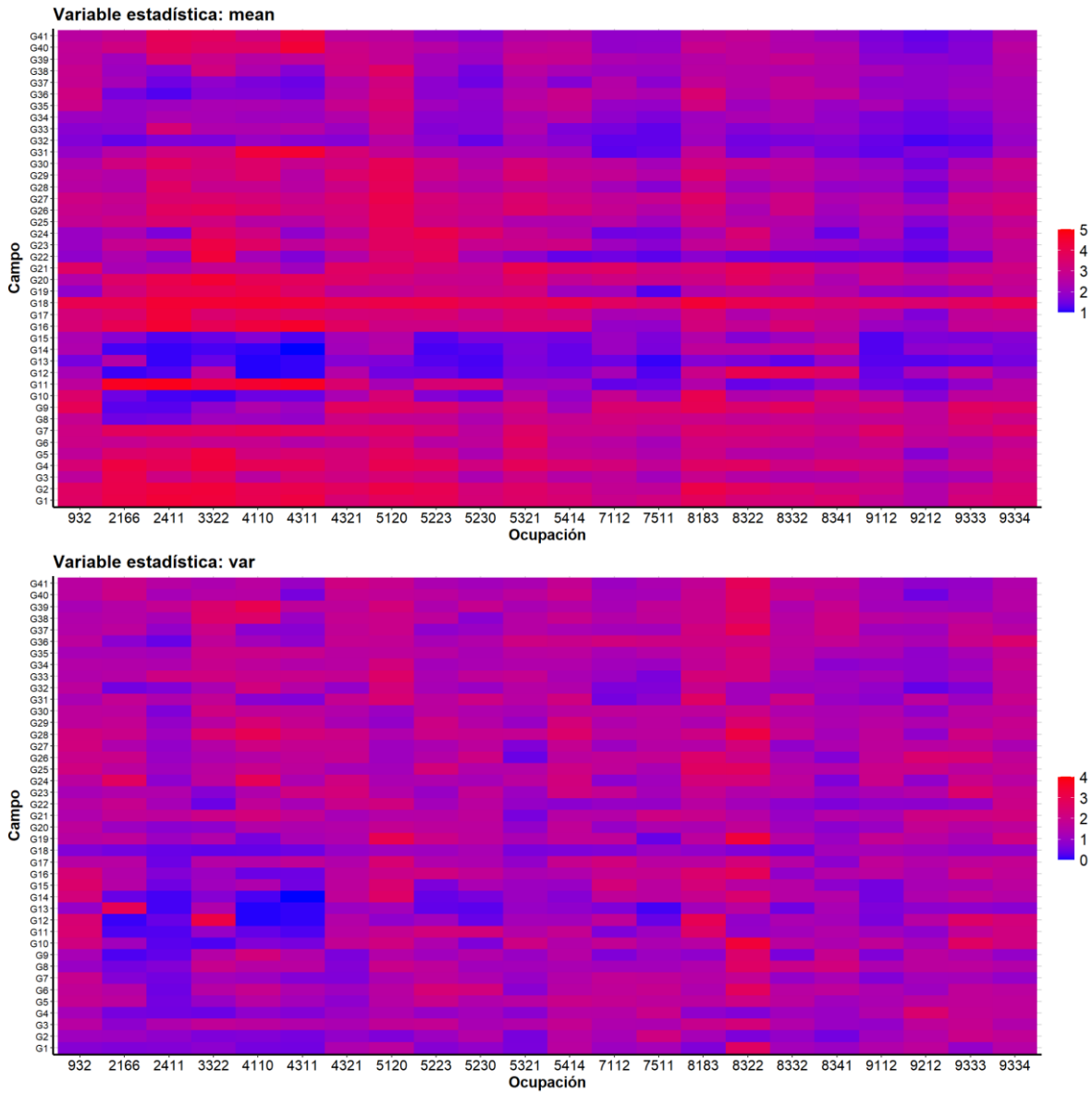
**Gráfico A6**  
**Mapas de calor de la media (superior) y la varianza (inferior) del bloque E (Estilos de trabajo)**  
**en función de las ocupaciones**  
*(Unidades arbitrarias)*



Fuente: Elaboración propia.

Nota: En el eje x se listan los códigos CIUO-o8 de las 22 ocupaciones y en el eje y se encuentran las 16 variables (descriptores). La escala de colores representa el valor mínimo en azul y el valor máximo en rojo.

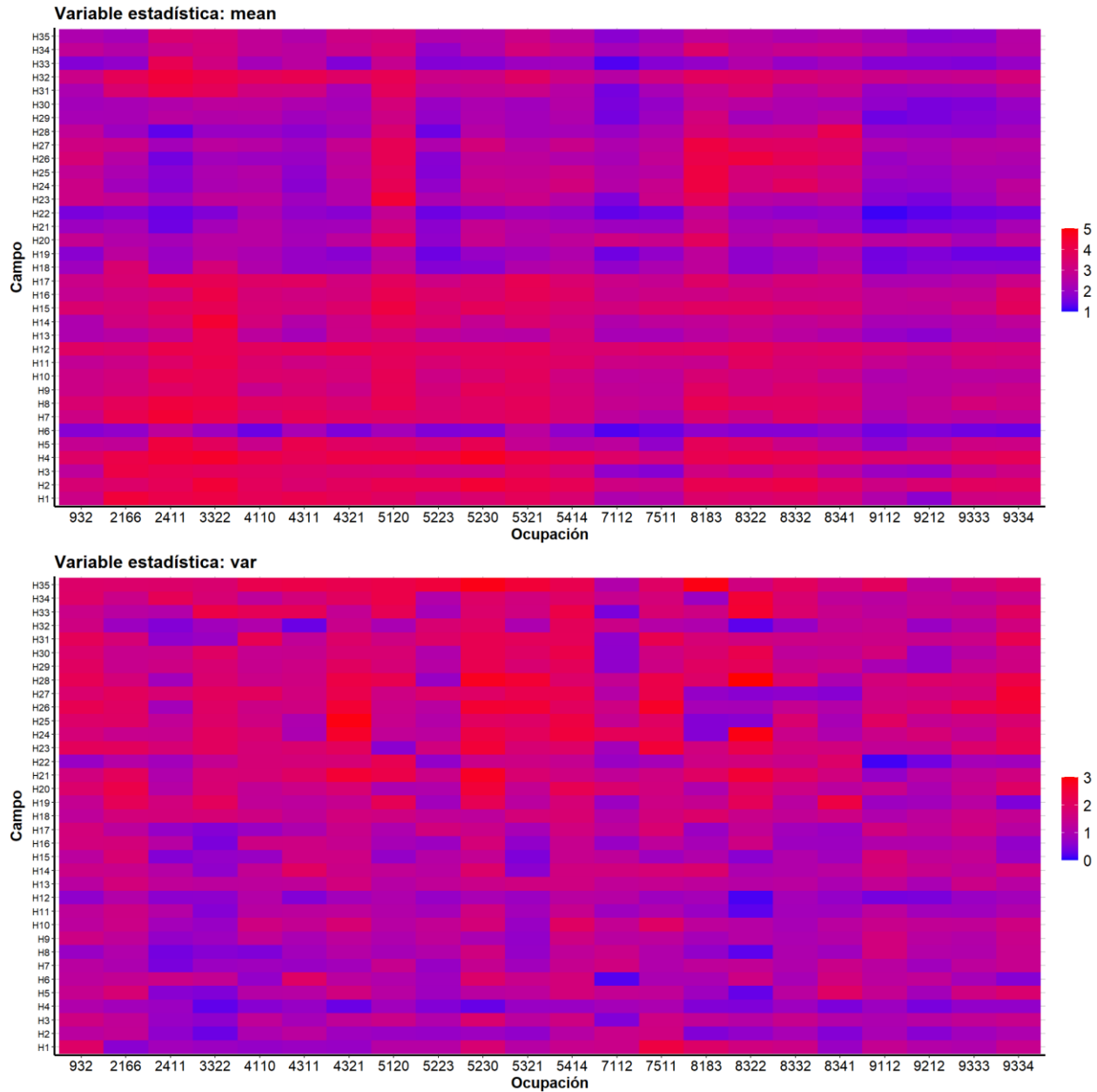
**Gráfico A7**  
**Mapas de calor de la media (superior) y la varianza (inferior) del bloque G (Actividades generales)**  
**en función de las ocupaciones**  
*(Unidades arbitrarias)*



Fuente: Elaboración propia.

Nota: En el eje x se listan los códigos CIUO-o8 de las 22 ocupaciones y en el eje y se encuentran las 41 variables (descriptores). La escala de colores representa el valor mínimo en azul y el valor máximo en rojo.

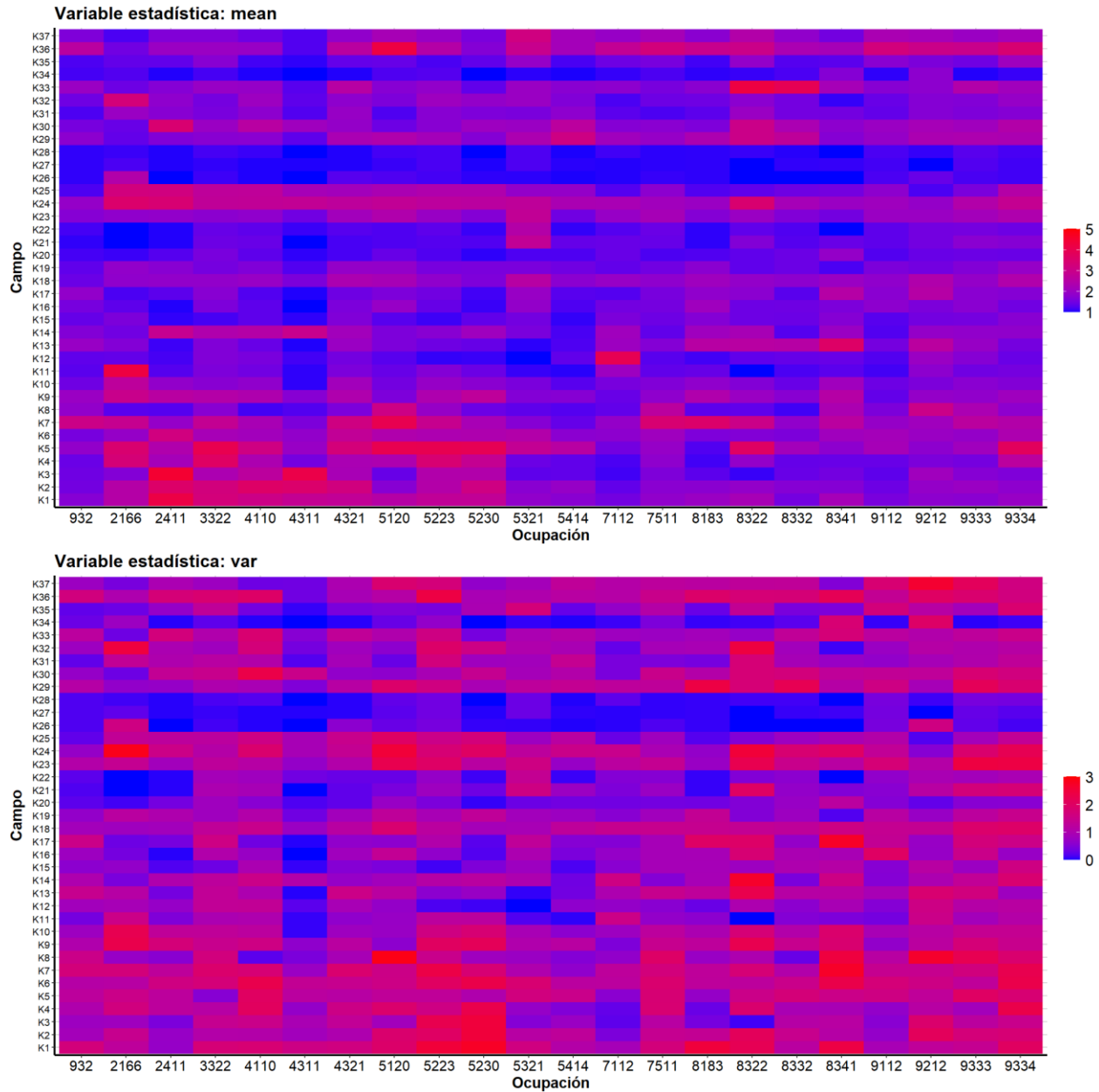
**Gráfico A8**  
**Mapas de calor de la media (superior) y la varianza (inferior) del bloque H (Habilidades)**  
**en función de las ocupaciones**  
*(Unidades arbitrarias)*



Fuente: Elaboración propia.

Nota: En el eje x se listan los códigos CIUO-o8 de las 22 ocupaciones y en el eje y se encuentran las 35 variables (descriptores). La escala de colores representa el valor mínimo en azul y el valor máximo en rojo.

**Gráfico Ag**  
**Mapas de calor de la media (superior) y la varianza (inferior) del bloque K (Conocimientos)**  
**en función de las ocupaciones**  
*(Unidades arbitrarias)*

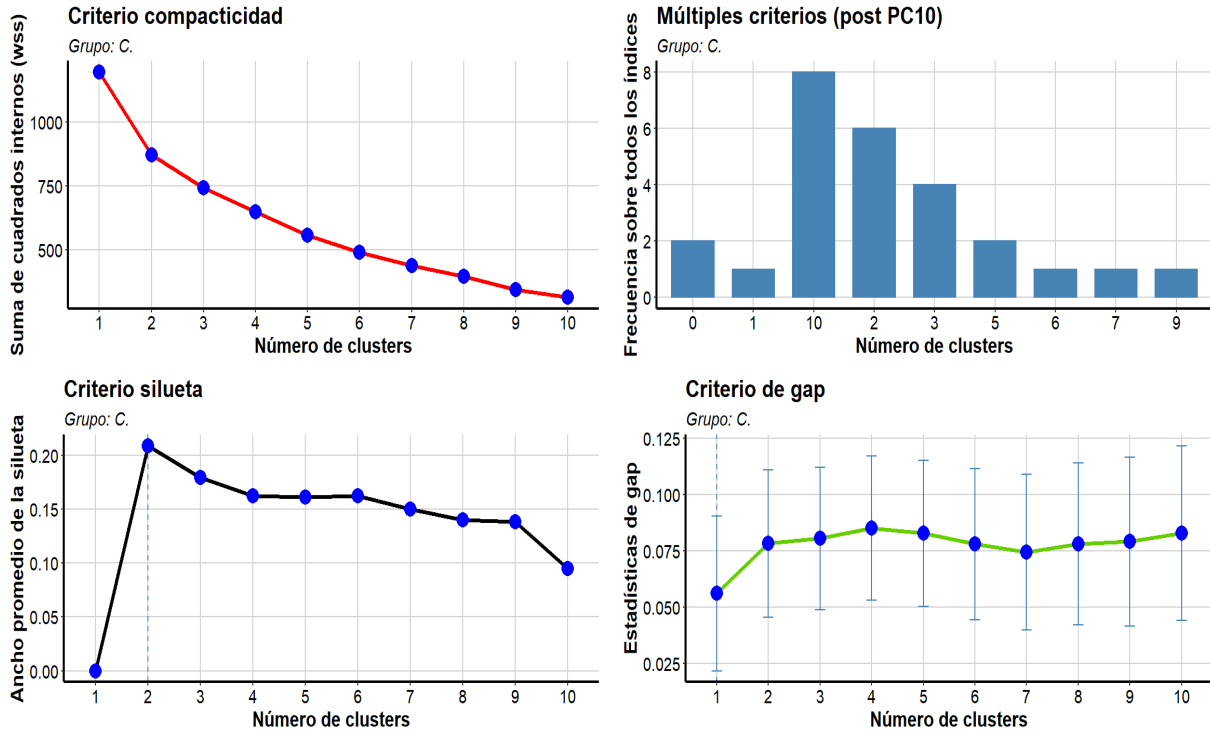


Fuente: Elaboración propia.

Nota: En el eje x se listan los códigos CIUO-o8 de las 22 ocupaciones y en el eje y se encuentran las 37 variables (descriptores). La escala de colores representa el valor mínimo en azul y el valor máximo en rojo.

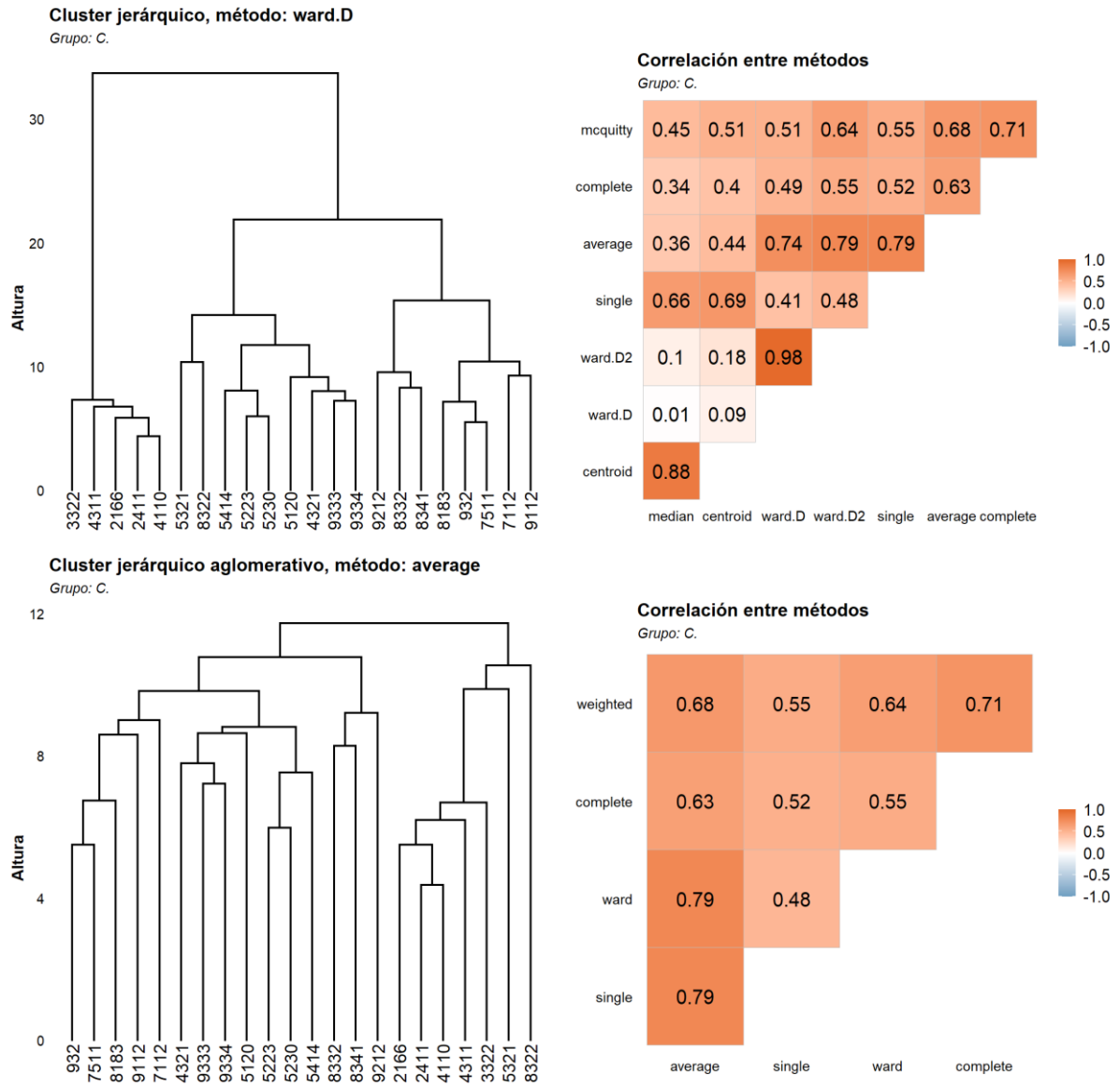


**Gráfico A10**  
**Criterios de validación de número de grupos óptimo en que se pueden dividir las ocupaciones de la muestra utilizando K-Means, considerando los datos del bloque C (Contextos de trabajo)**  
*(Unidad de medida especificada en cada eje)*



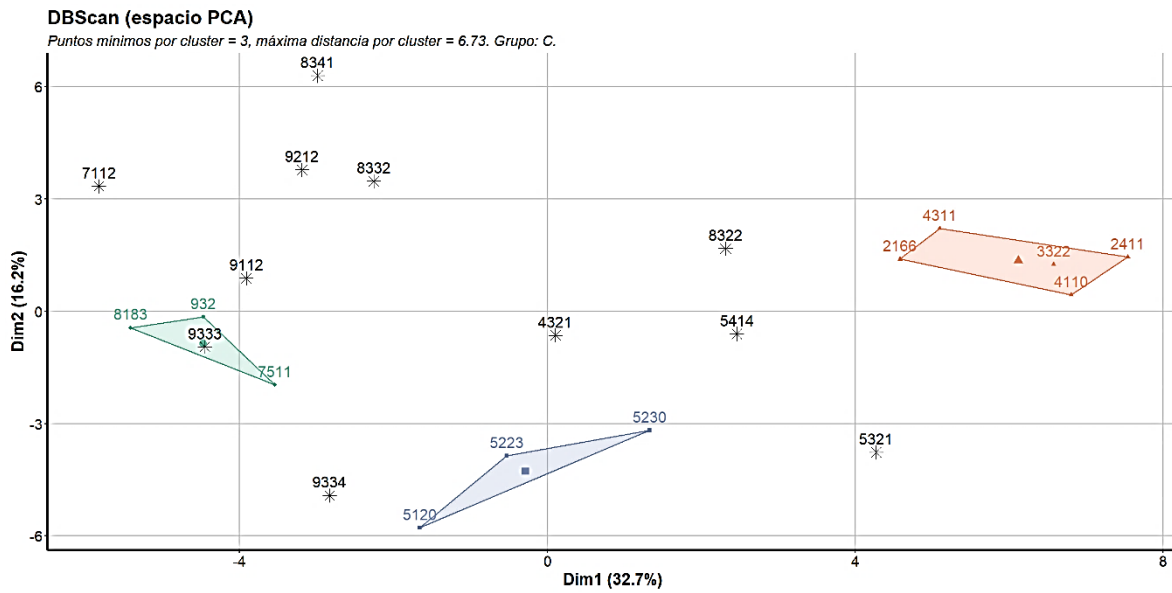
Fuente: Elaboración propia.

**Gráfico A11**  
**Agrupamiento jerárquico divisivo (superior) y aglomerativo (inferior) de la muestra de 22 ocupaciones según respuestas del bloque C (Contextos de trabajo)**  
*(Unidades arbitrarias)*



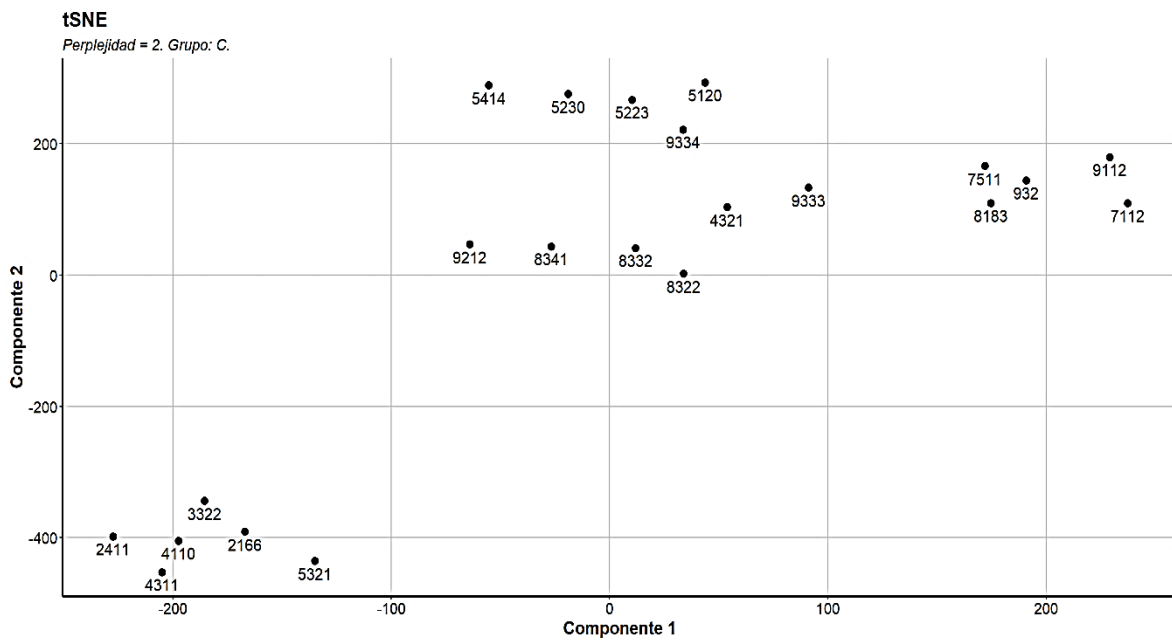
Fuente: Elaboración propia.

**Gráfico A12**  
**Agrupamiento por la técnica DBSCAN del bloque C (Contextos de trabajo)**  
 (En porcentaje)



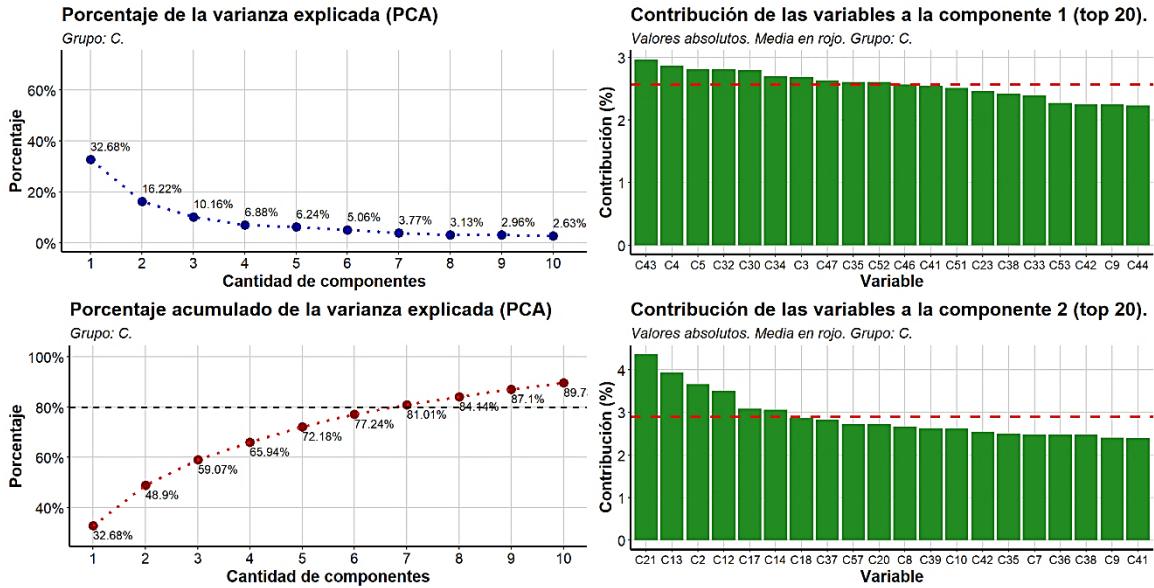
Fuente: Elaboración propia.

**Gráfico A13**  
**Análisis de estructura de los datos del bloque C (Contextos de trabajo)**  
 mediante la técnica de reducción de dimensionalidad t-SNE  
 (Unidades arbitrarias)



Fuente: Elaboración propia.

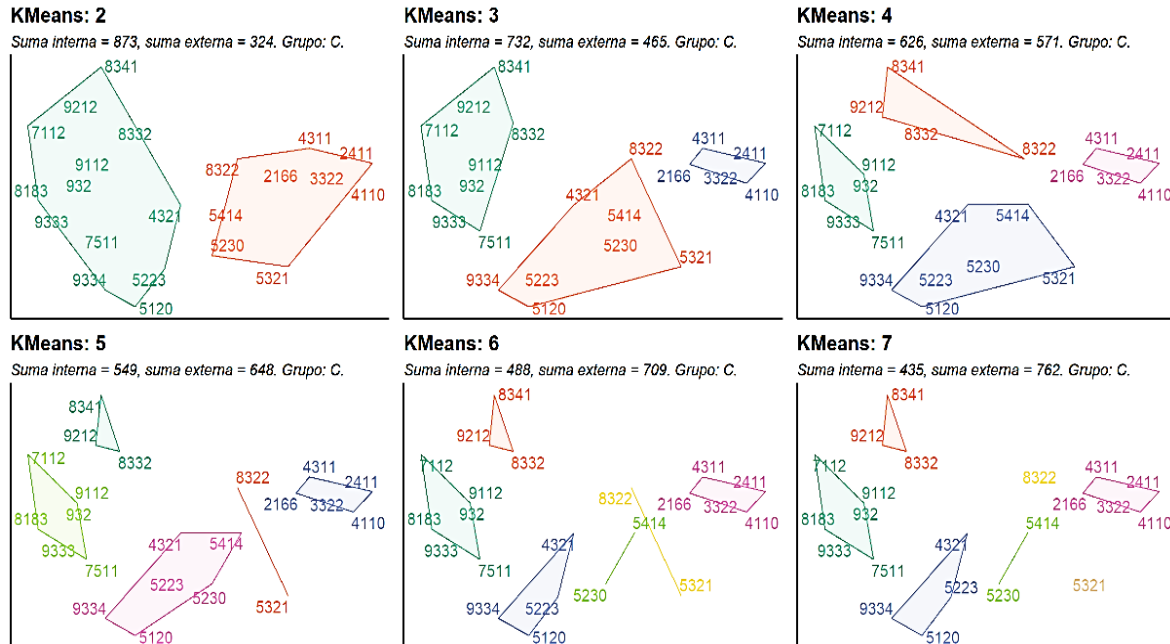
**Gráfico A14**  
**Análisis de componentes principales del bloque C (Contextos de trabajo)**  
*(En porcentaje)*



Fuente: Elaboración propia.

Nota: Los paneles de la izquierda muestran el porcentaje (superior) y el porcentaje acumulado (inferior) de la varianza explicada por PCA. Los paneles de la derecha indican la contribución de las variables originales a la componente 1 (superior) y a la componente 2 (inferior). Se muestran solamente las primeras 20 variables para cada componente.

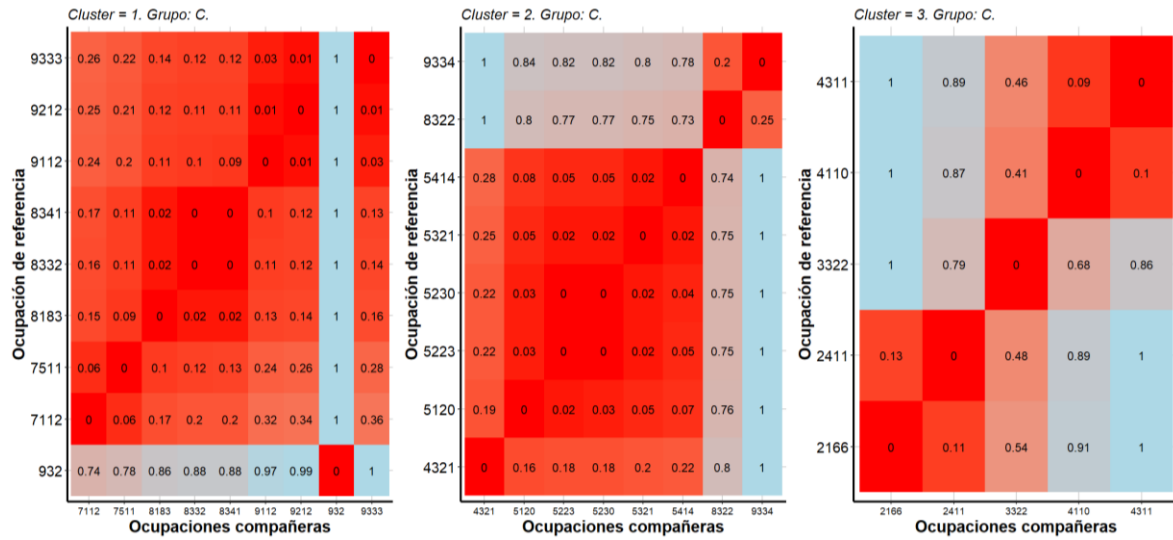
**Gráfico A15**  
**Proyección del agrupamiento del bloque C (Contextos de trabajo) mediante K-Means en el espacio de PCA**  
*(Unidades arbitrarias)*



Fuente: Elaboración propia.

Distancias entre ocupaciones del mismo grupo

**Gráfico A16**  
Distancias relativas entre ocupaciones dentro de cada grupo  
(Unidades arbitrarias)

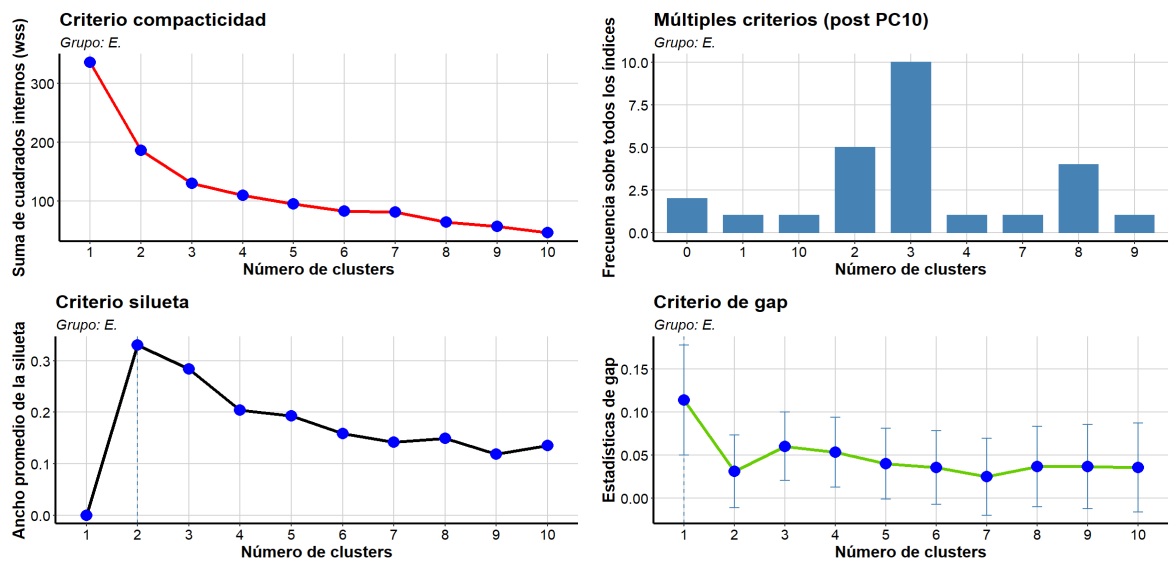


Fuente: Elaboración propia.

Nota: Las distancias adquieren un valor entre 0 y 1 para ocupaciones cercanas y lejanas respectivamente. Bloque C (Contextos de trabajo).

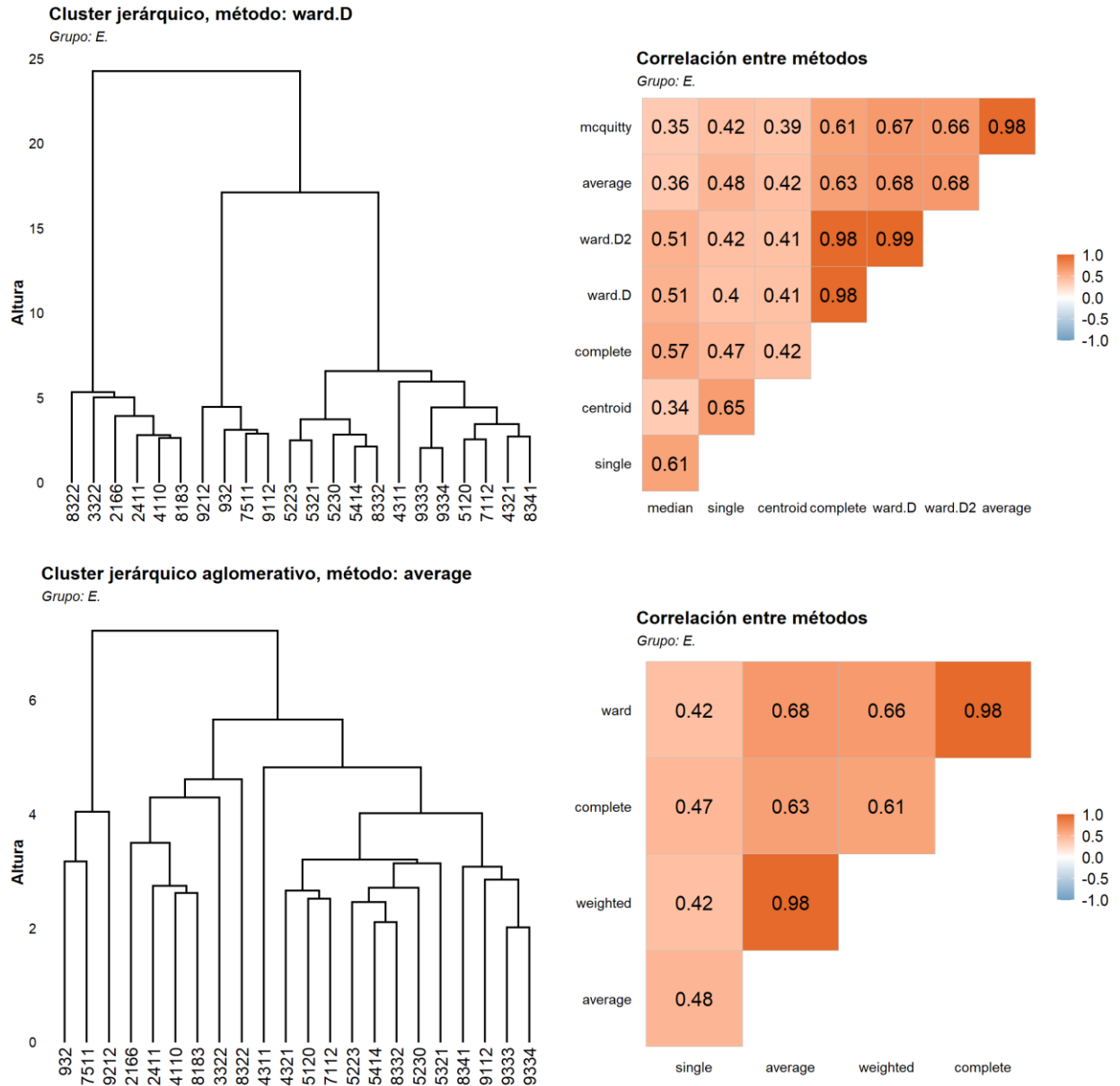
Bloque E (Estilos de Trabajo)

**Gráfico A17**  
Criterios de validación de número de grupos óptimo en que se pueden dividir las ocupaciones de la muestra utilizando K-Means, considerando los datos del bloque E (Estilos de Trabajo)  
(Unidad de medida especificada en cada eje)



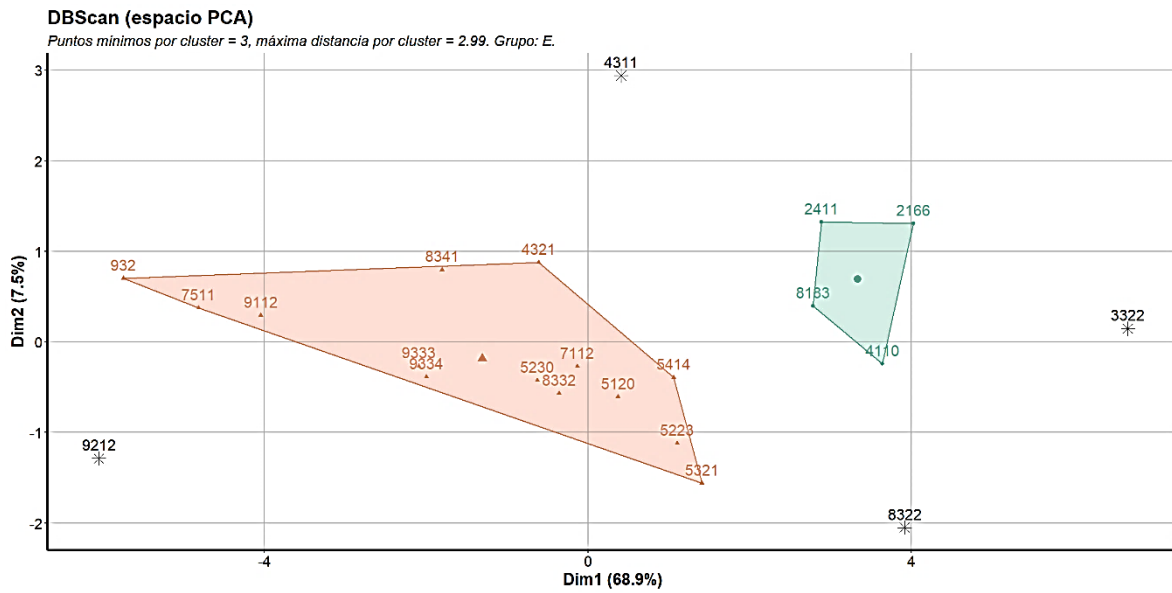
Fuente: Elaboración propia.

**Gráfico A18**  
**Agrupamiento jerárquico divisivo (superior) y aglomerativo (inferior) de la muestra de 22 ocupaciones según respuestas del bloque E (Estilos de Trabajo)**  
*(Unidades arbitrarias)*



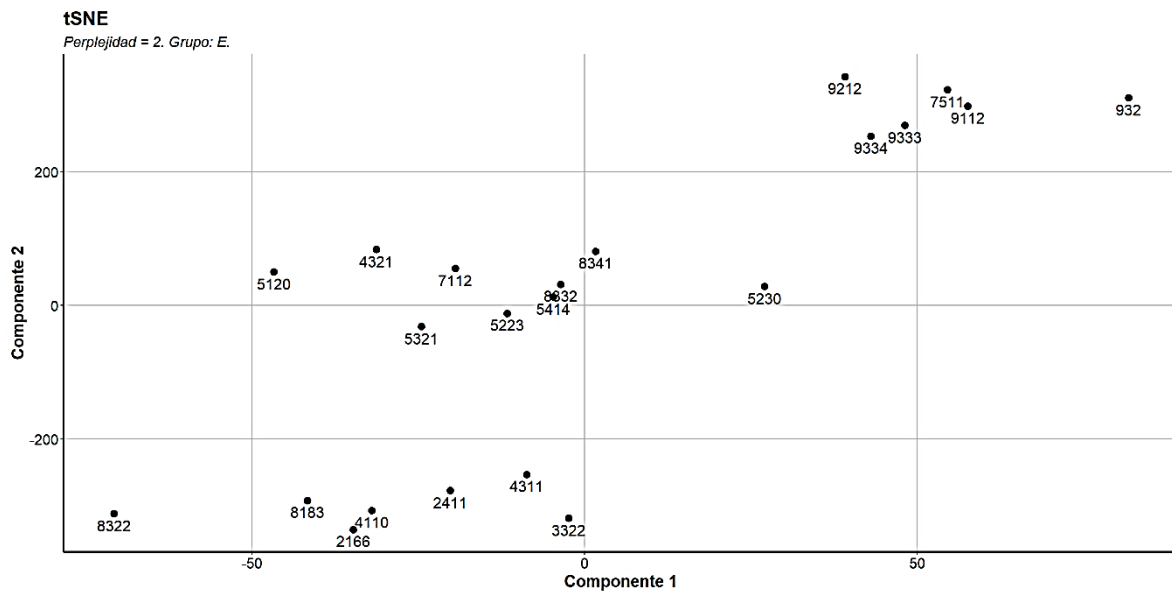
Fuente: Elaboración propia.

**Gráfico A19**  
**Agrupamiento por la técnica DBSCAN del bloque E (Estilos de Trabajo)**  
 (En porcentaje)



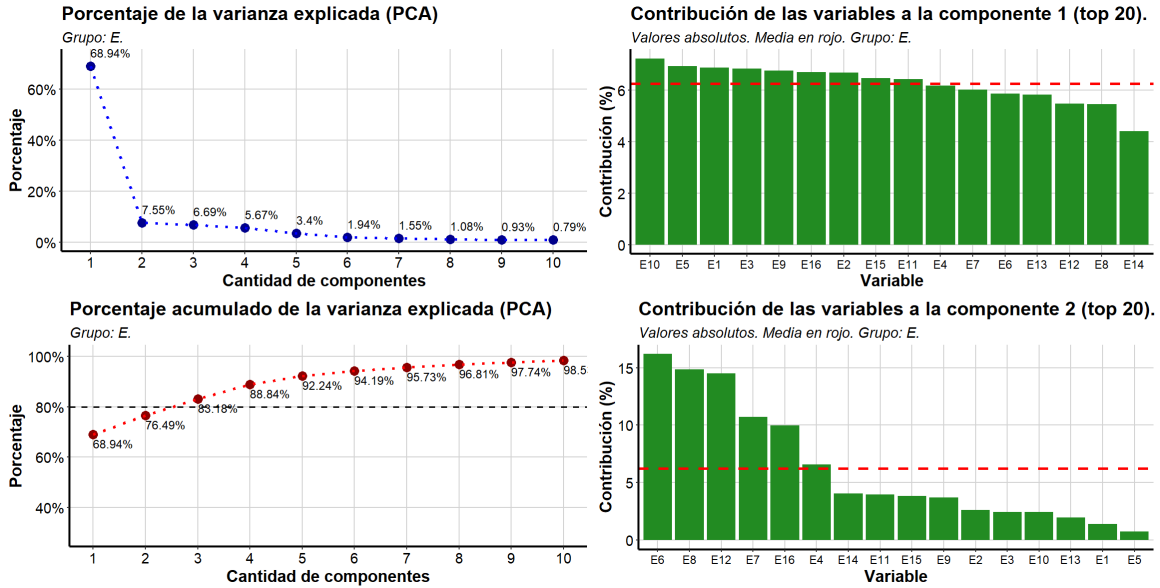
Fuente: Elaboración propia.

**Gráfico A20**  
**Análisis de estructura de los datos del bloque E (Estilos de Trabajo)**  
 mediante la técnica de reducción de dimensionalidad t-SNE  
 (Unidades arbitrarias)



Fuente: Elaboración propia.

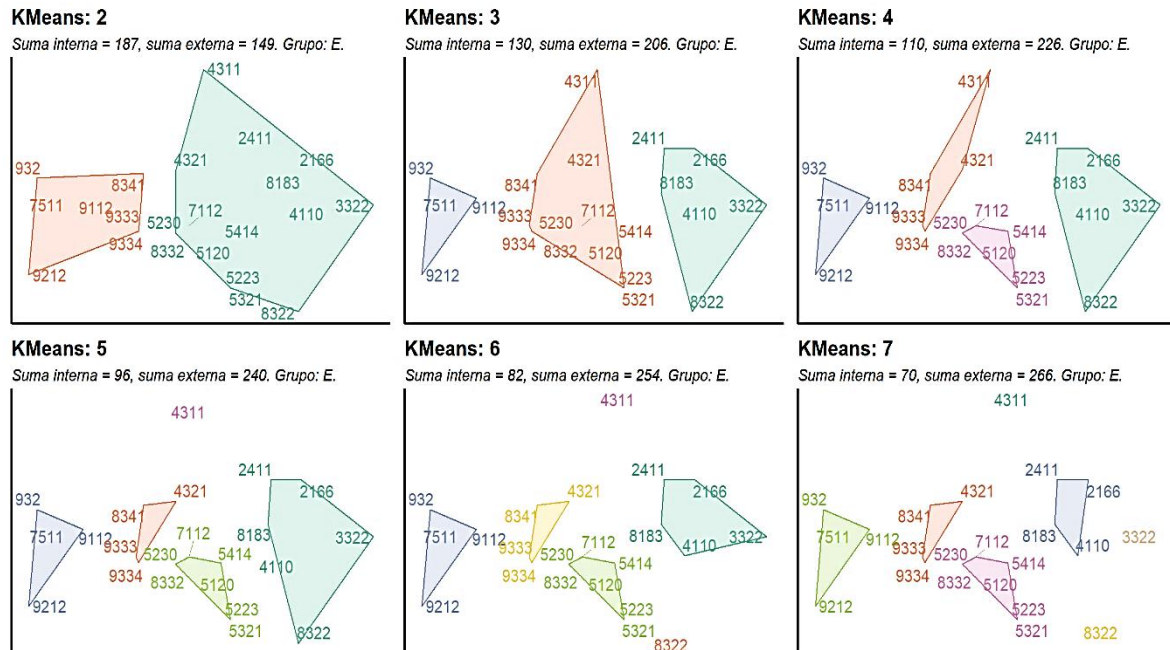
**Gráfico A21**  
**Análisis de componentes principales del bloque E (Estilos de Trabajo)**  
 (En porcentaje)



Fuente: Elaboración propia.

Nota: Los paneles de la izquierda muestran el porcentaje (superior) y el porcentaje acumulado (inferior) de la varianza explicada por PCA. Los paneles de la derecha indican la contribución de las variables originales a la componente 1 (superior) y a la componente 2 (inferior). Se muestran solamente las primeras 20 variables para cada componente.

**Gráfico A22**  
**Proyección del agrupamiento del bloque E (Estilos de Trabajo) mediante K-Means en el espacio de PCA**  
 (Unidades arbitrarias)

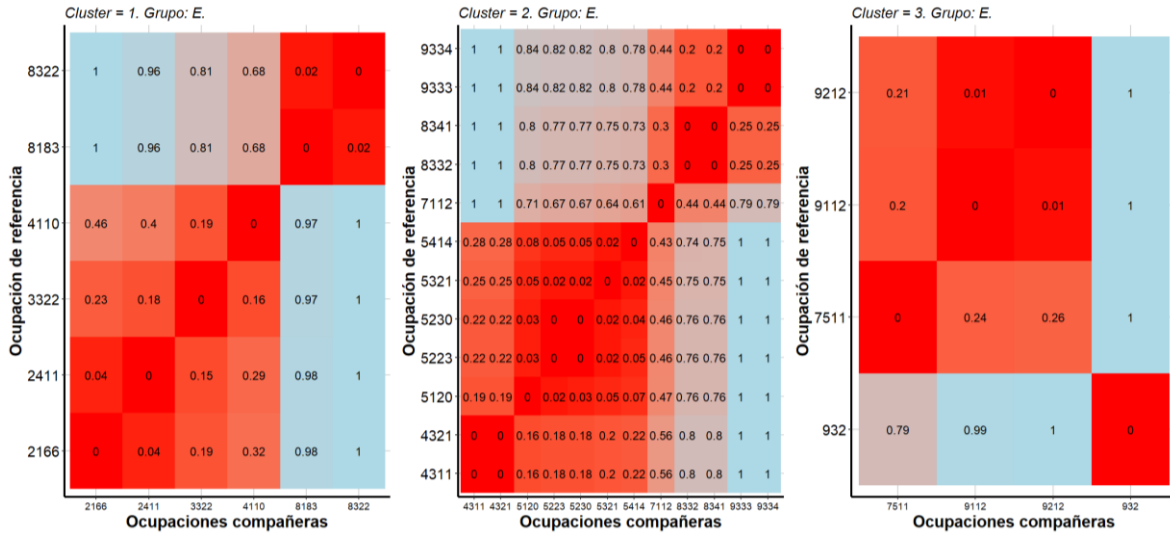


Fuente: Elaboración propia.



Distancias entre ocupaciones del mismo grupo

**Gráfico A23**  
Distancias relativas entre ocupaciones dentro de cada grupo  
(Unidades arbitrarias)

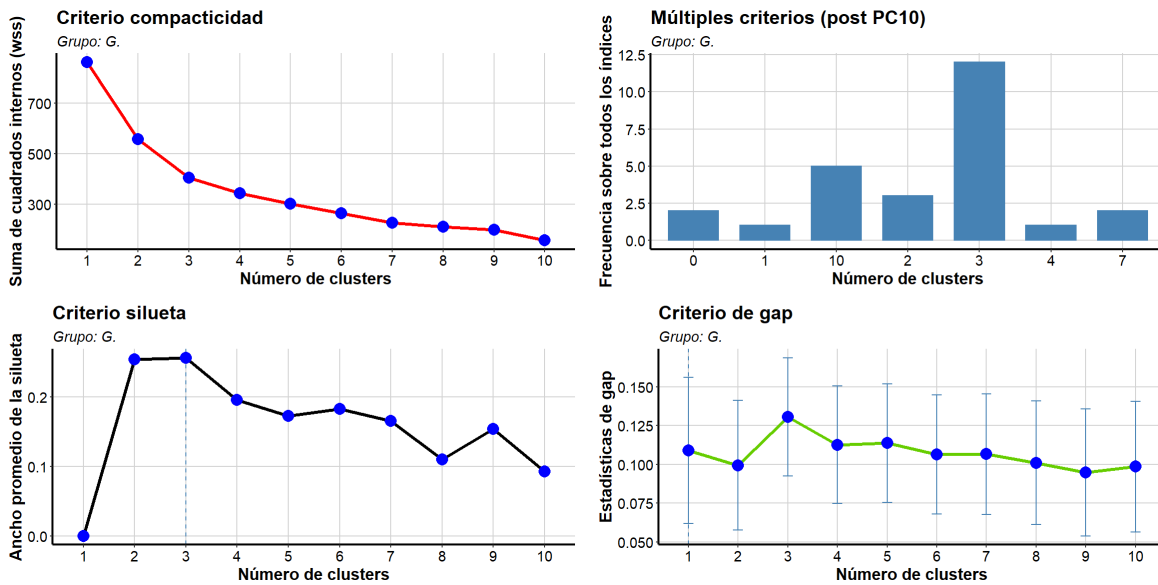


Fuente: Elaboración propia.

Nota: Las distancias adquieren un valor entre 0 y 1 para ocupaciones cercanas y lejanas respectivamente. Bloque E (Estilos de Trabajo).

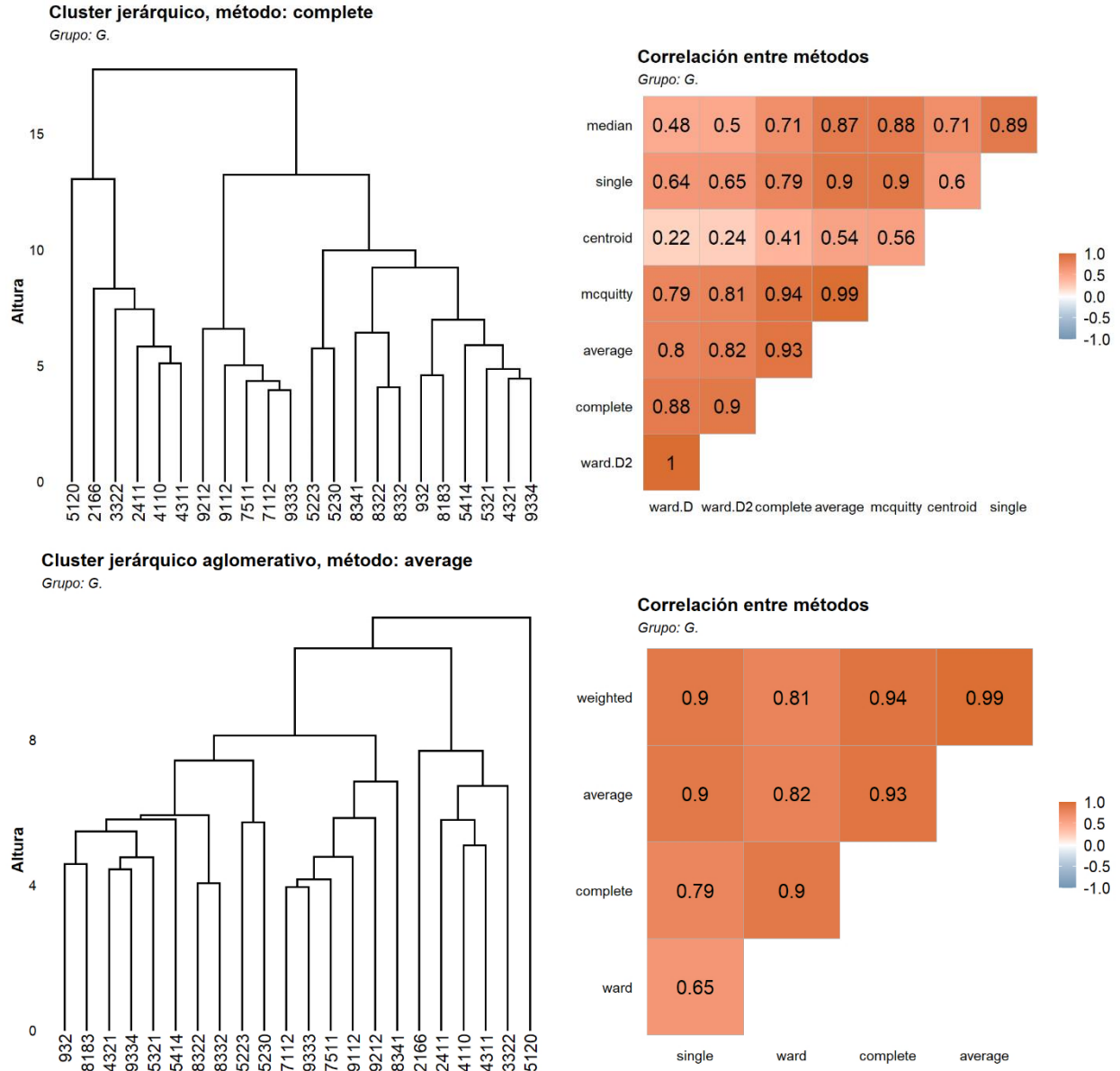
**Gráfico A24**

Criterios de validación de número de grupos óptimo en que se pueden dividir las ocupaciones de la muestra utilizando K-Means, considerando los datos del bloque G (Actividades generales)  
(Unidad de medida especificada en cada eje)



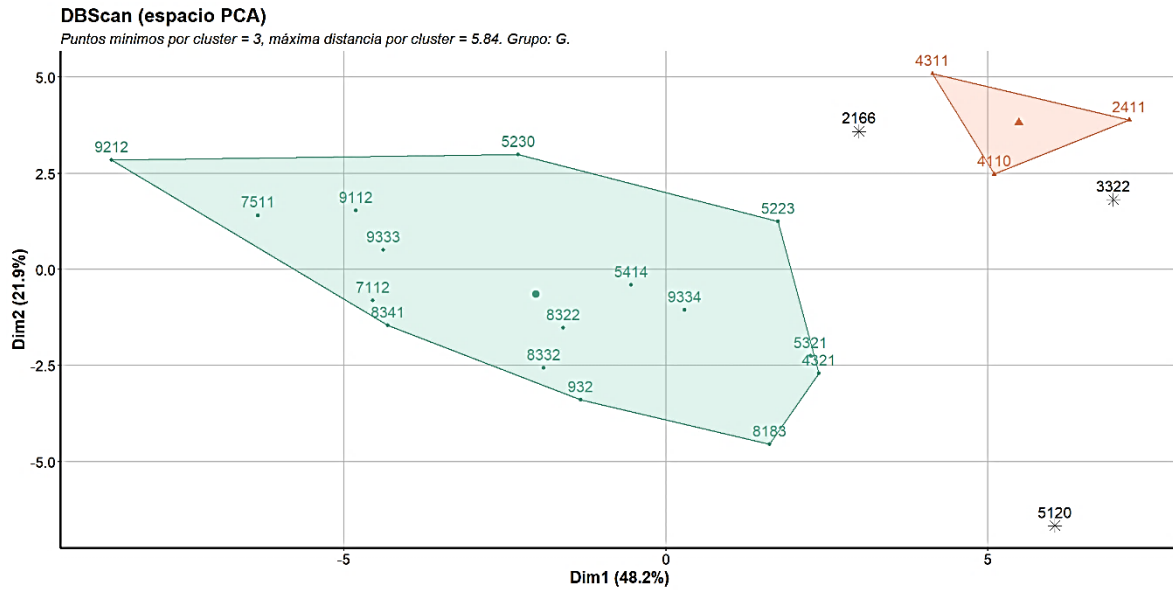
Fuente: Elaboración propia.

**Gráfico A25**  
**Agrupamiento jerárquico divisivo (superior) y aglomerativo (inferior) de la muestra de 22 ocupaciones según respuestas del bloque G (Actividades generales)**  
*(Unidades arbitrarias)*



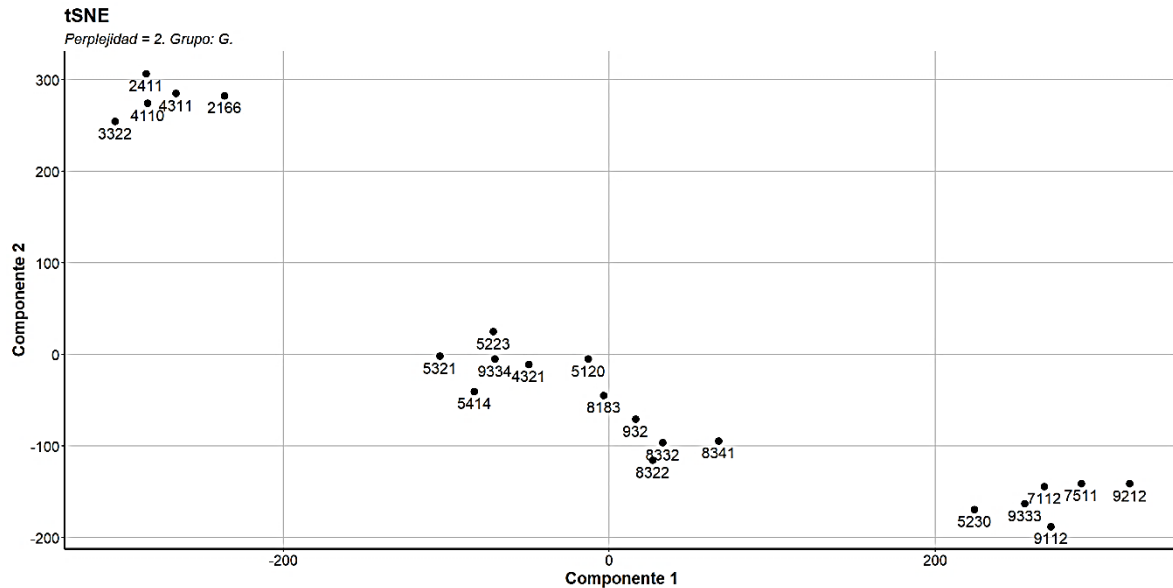
Fuente: Elaboración propia.

**Gráfico A26**  
**Agrupamiento por la técnica DBSCAN del bloque G (Actividades generales)**  
 (En porcentaje)



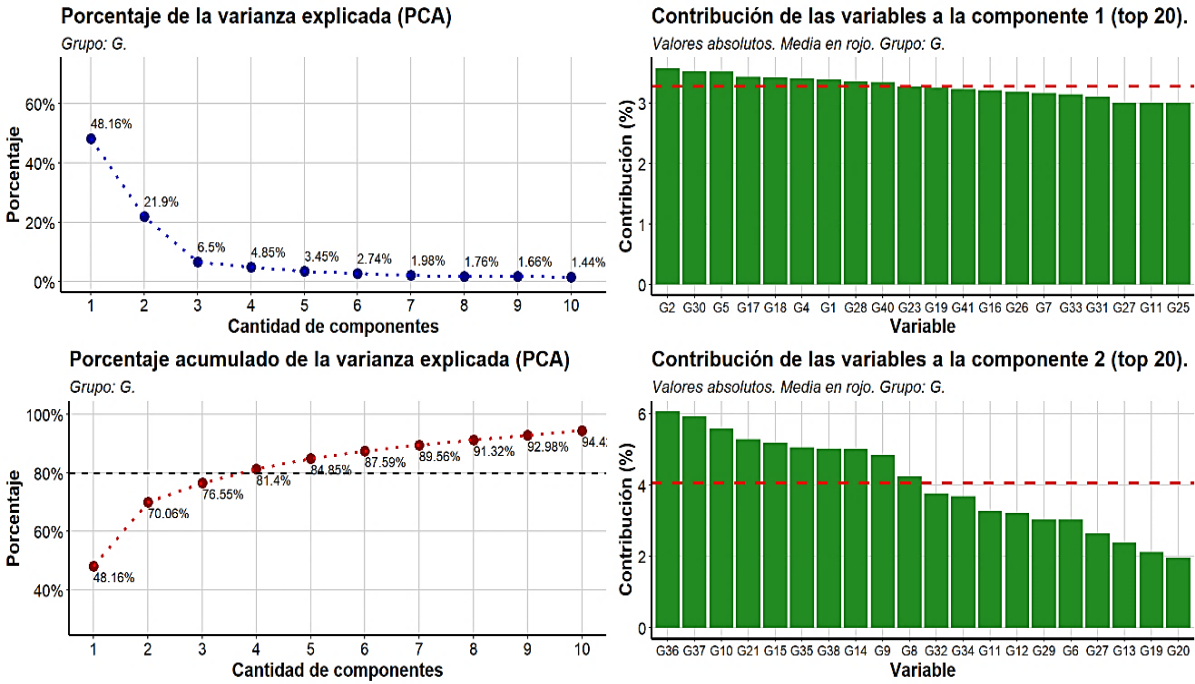
Fuente: Elaboración propia.

**Gráfico A27**  
**Análisis de estructura de los datos del bloque G (Actividades generales)**  
 mediante la técnica de reducción de dimensionalidad t-SNE.  
 (Unidades arbitrarias)



Fuente: Elaboración propia.

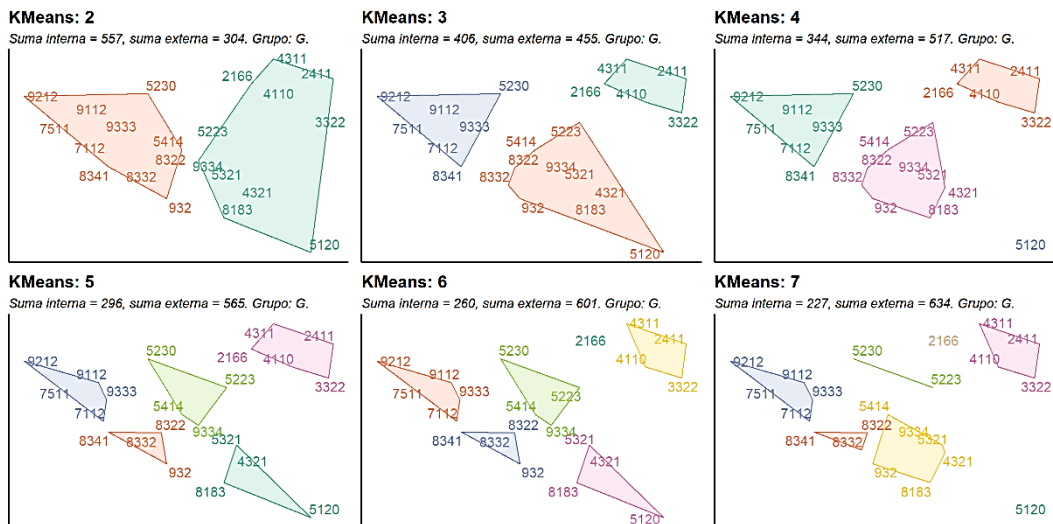
**Gráfico A28**  
**Análisis de componentes principales del bloque G (Actividades generales)**  
*(En porcentaje)*



Fuente: Elaboración propia.

Nota: Los paneles de la izquierda muestran el porcentaje (superior) y el porcentaje acumulado (inferior) de la varianza explicada por PCA. Los paneles de la derecha indican la contribución de las variables originales a la componente 1 (superior) y a la componente 2 (inferior). Se muestran solamente las primeras 20 variables para cada componente.

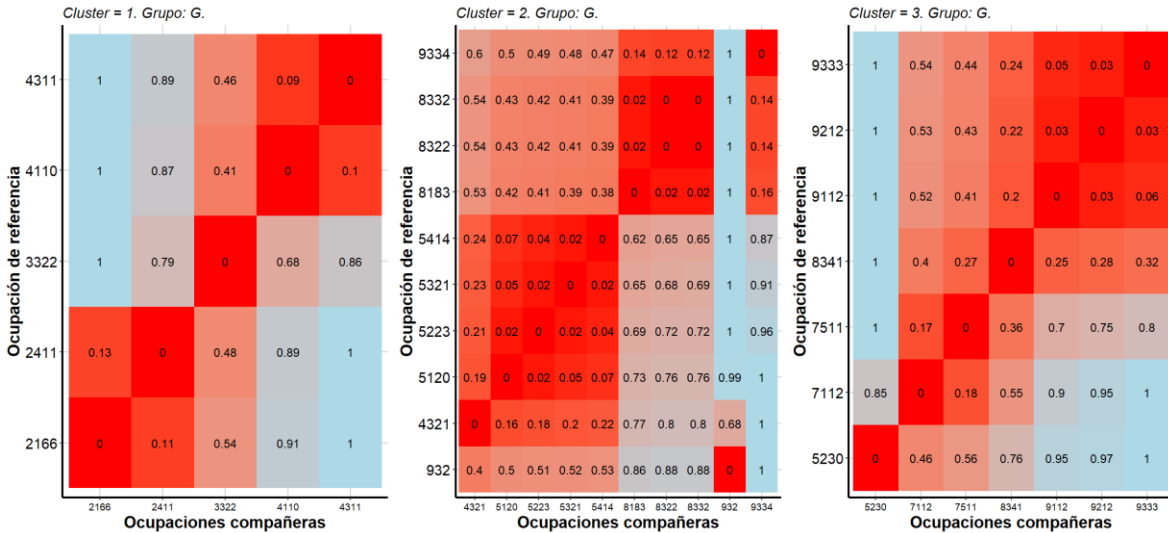
**Gráfico A29**  
**Proyección del agrupamiento del bloque G (Actividades generales) mediante K-Means en el espacio de PCA**  
*(Unidades arbitrarias)*



Fuente: Elaboración propia.

Distancias entre ocupaciones del mismo grupo

**Gráfico A30**  
Distancias relativas entre ocupaciones dentro de cada grupo  
(Unidades arbitrarias)

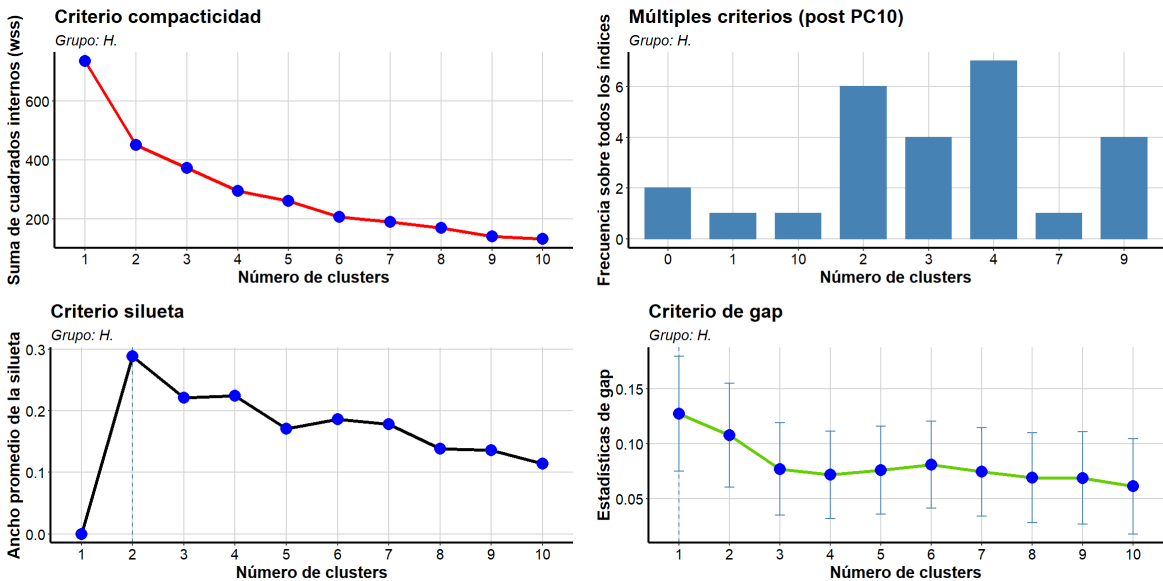


Fuente: Elaboración propia.

Nota: Las distancias adquieren un valor entre 0 y 1 para ocupaciones cercanas y lejanas respectivamente. Bloque G (Actividades generales).

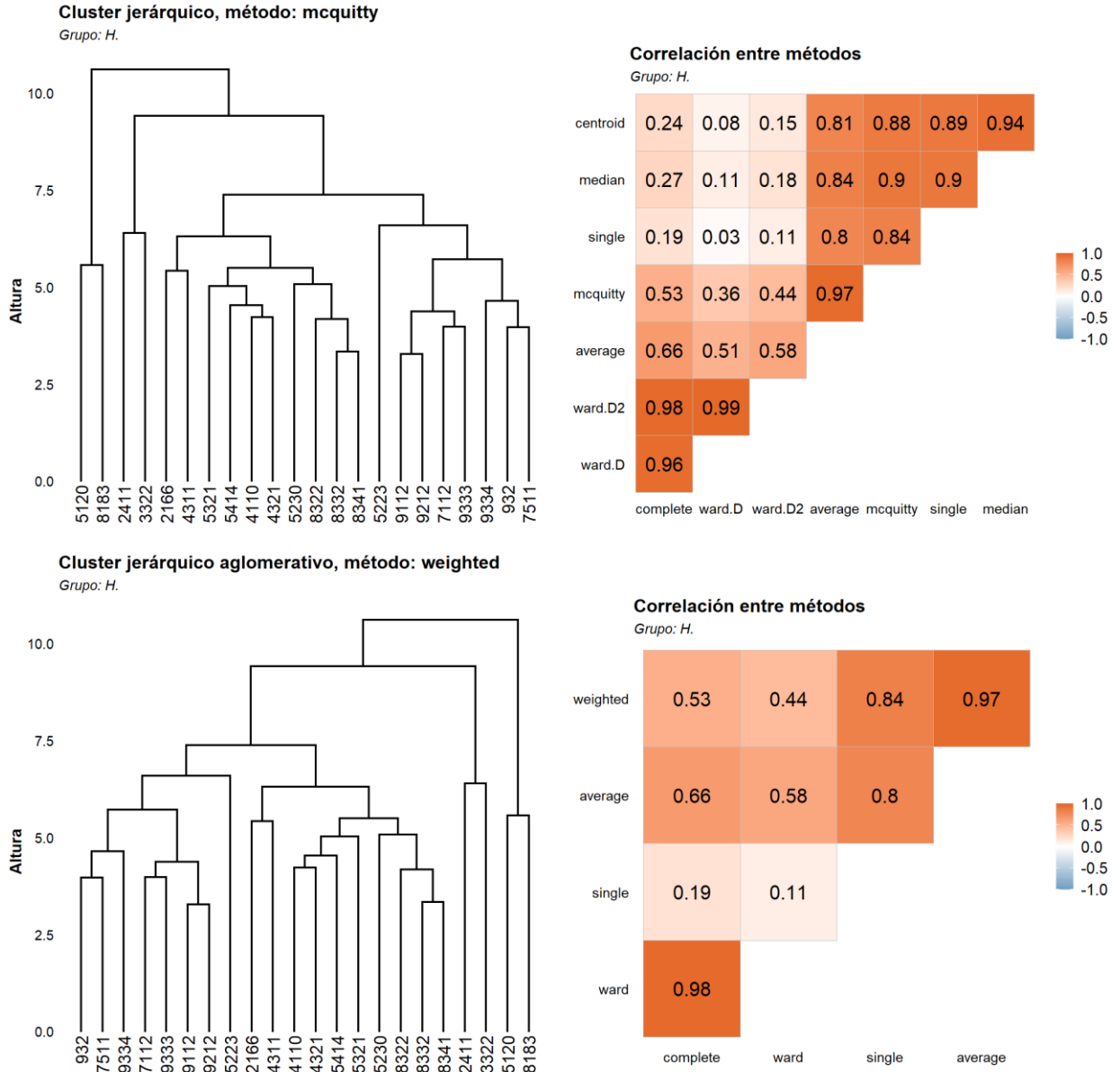
Bloque H (Habilidades)

**Gráfico A31**  
Criterios de validación de número de grupos óptimo en que se pueden dividir las ocupaciones de la muestra utilizando K-Means, considerando los datos del bloque H (Habilidades)  
(Unidad de medida especificada en cada eje)



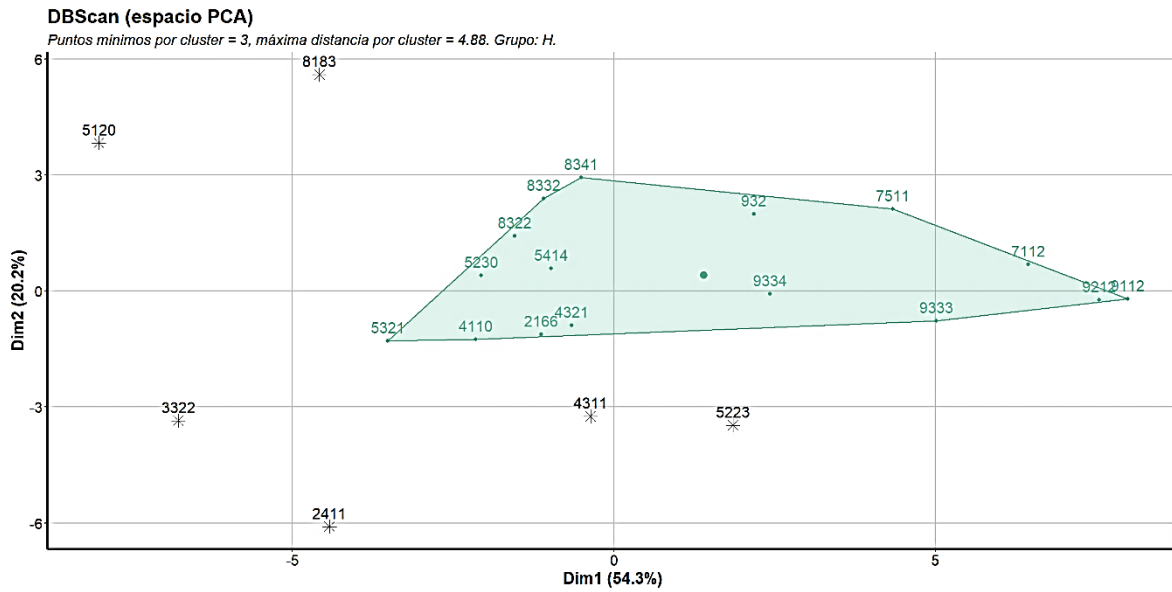
Fuente: Elaboración propia.

**Gráfico A32**  
**Agrupamiento jerárquico divisivo (superior) y aglomerativo (inferior) de la muestra de 22 ocupaciones según respuestas del bloque H (Habilidades)**  
*(Unidades arbitrarias)*



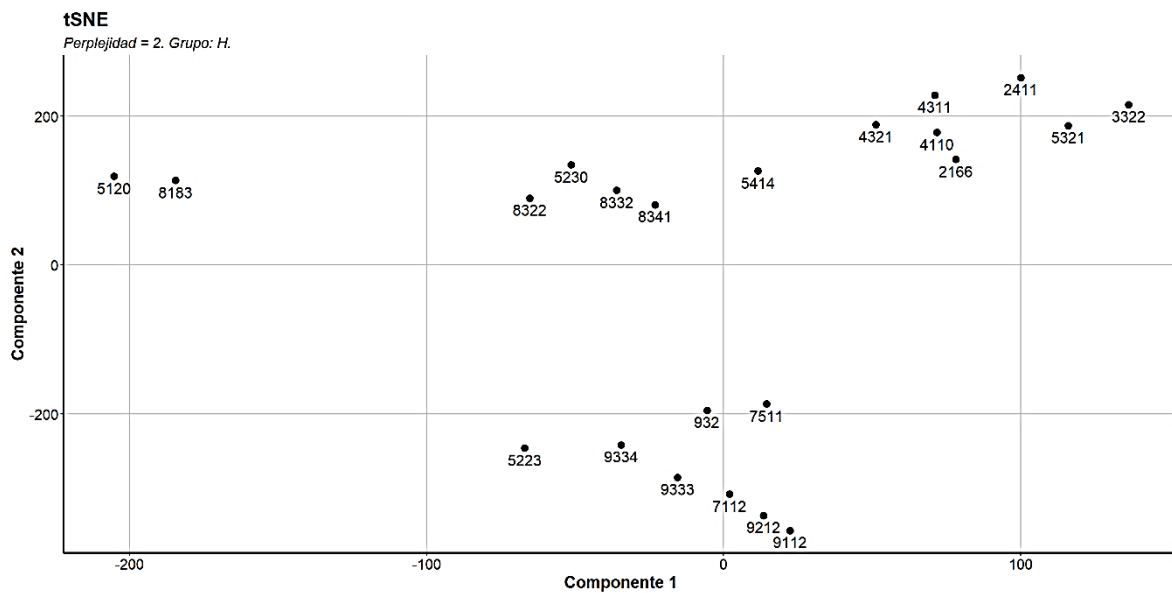
Fuente: Elaboración propia.

**Gráfico A33**  
**Agrupamiento por la técnica DBSCAN del bloque H (Habilidades)**  
*(En porcentaje)*



Fuente: Elaboración propia.

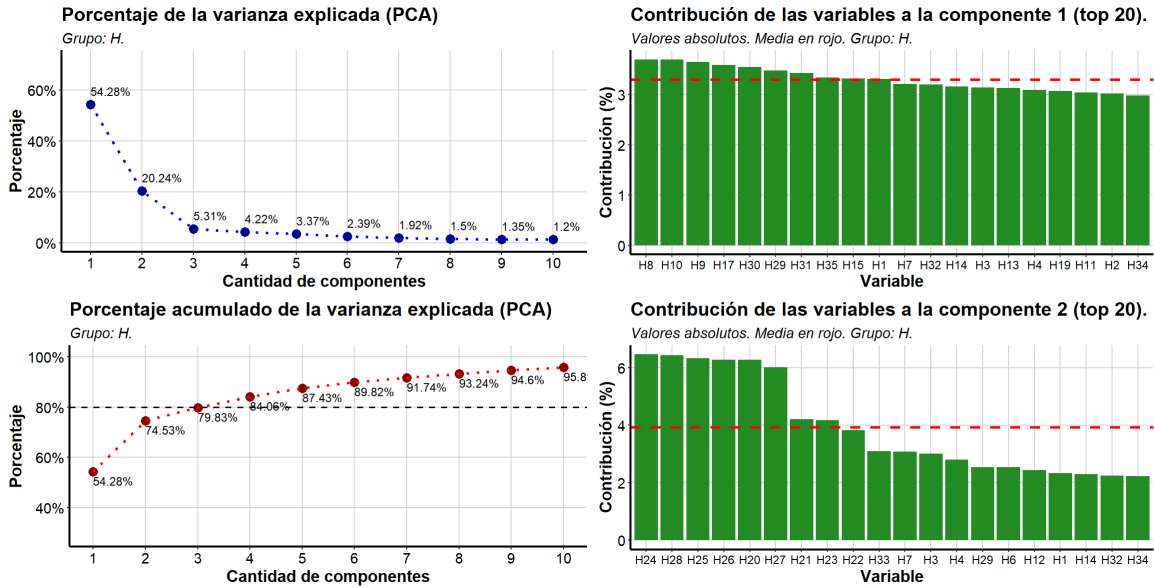
**Gráfico A34**  
**Análisis de estructura de los datos del bloque H (Habilidades)<sup>a</sup>**  
*(Unidades arbitrarias)*



Fuente: Elaboración propia.

<sup>a</sup> Mediante la técnica de reducción de dimensionalidad t-SNE.

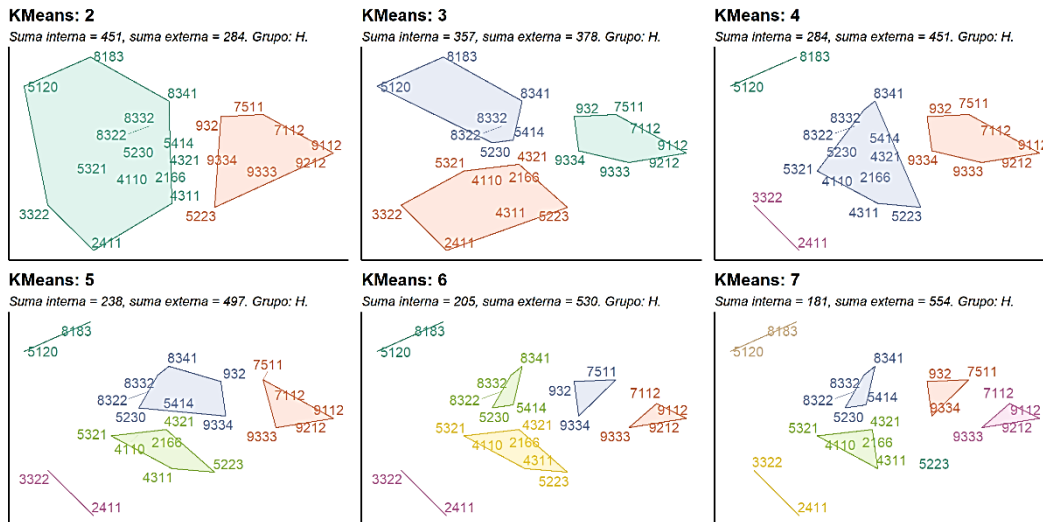
**Gráfico A35**  
**Análisis de componentes principales del bloque H (Habilidades)**  
 (En porcentaje)



Fuente: Elaboración propia.

Nota: Los paneles de la izquierda muestran el porcentaje (superior) y el porcentaje acumulado (inferior) de la varianza explicada por PCA. Los paneles de la derecha indican la contribución de las variables originales a la componente 1 (superior) y a la componente 2 (inferior). Se muestran solamente las primeras 20 variables para cada componente.

**Gráfico A36**  
**Proyección del agrupamiento del bloque H (Habilidades) mediante K-Means en el espacio de PCA**  
 (Unidades arbitrarias)

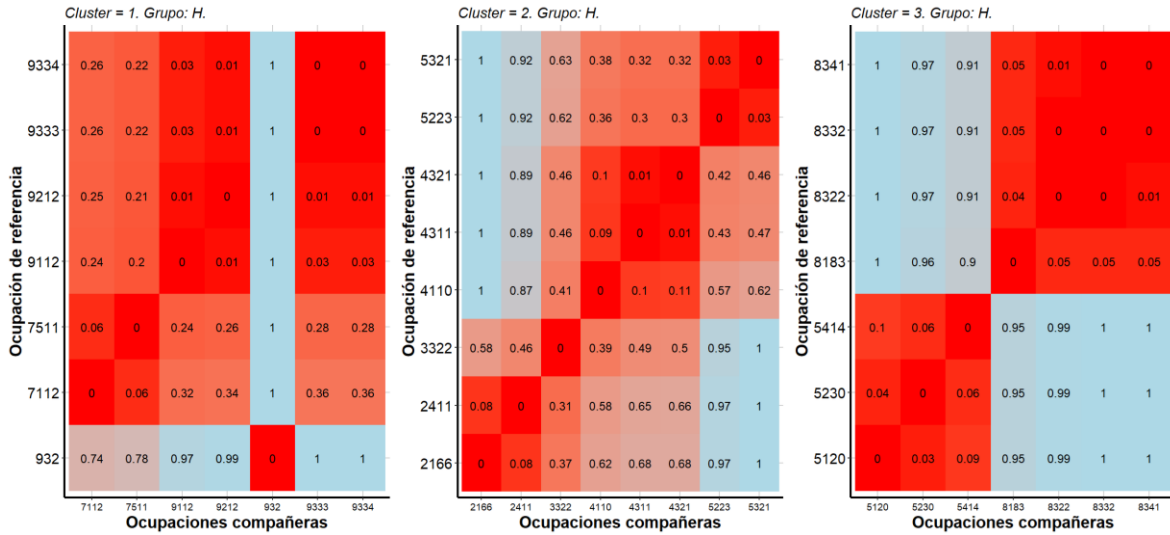


Fuente: Elaboración propia.



Distancias entre ocupaciones del mismo grupo

**Gráfico A37**  
Distancias relativas entre ocupaciones dentro de cada grupo  
(Unidades arbitrarias)

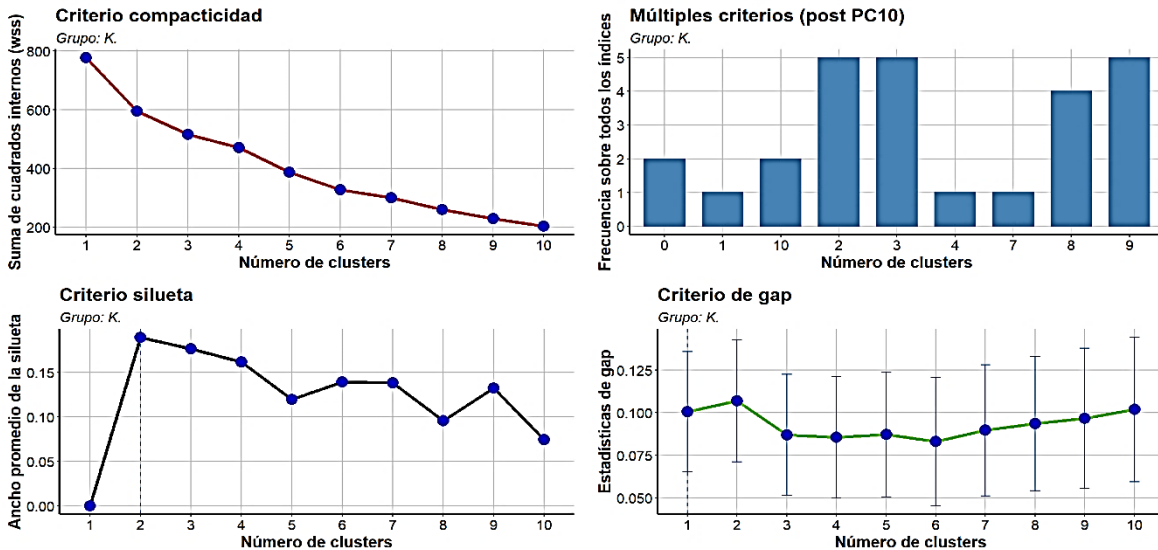


Fuente: Elaboración propia.

Nota: Las distancias adquieren un valor entre 0 y 1 para ocupaciones cercanas y lejanas respectivamente. Bloque H (Habilidades).

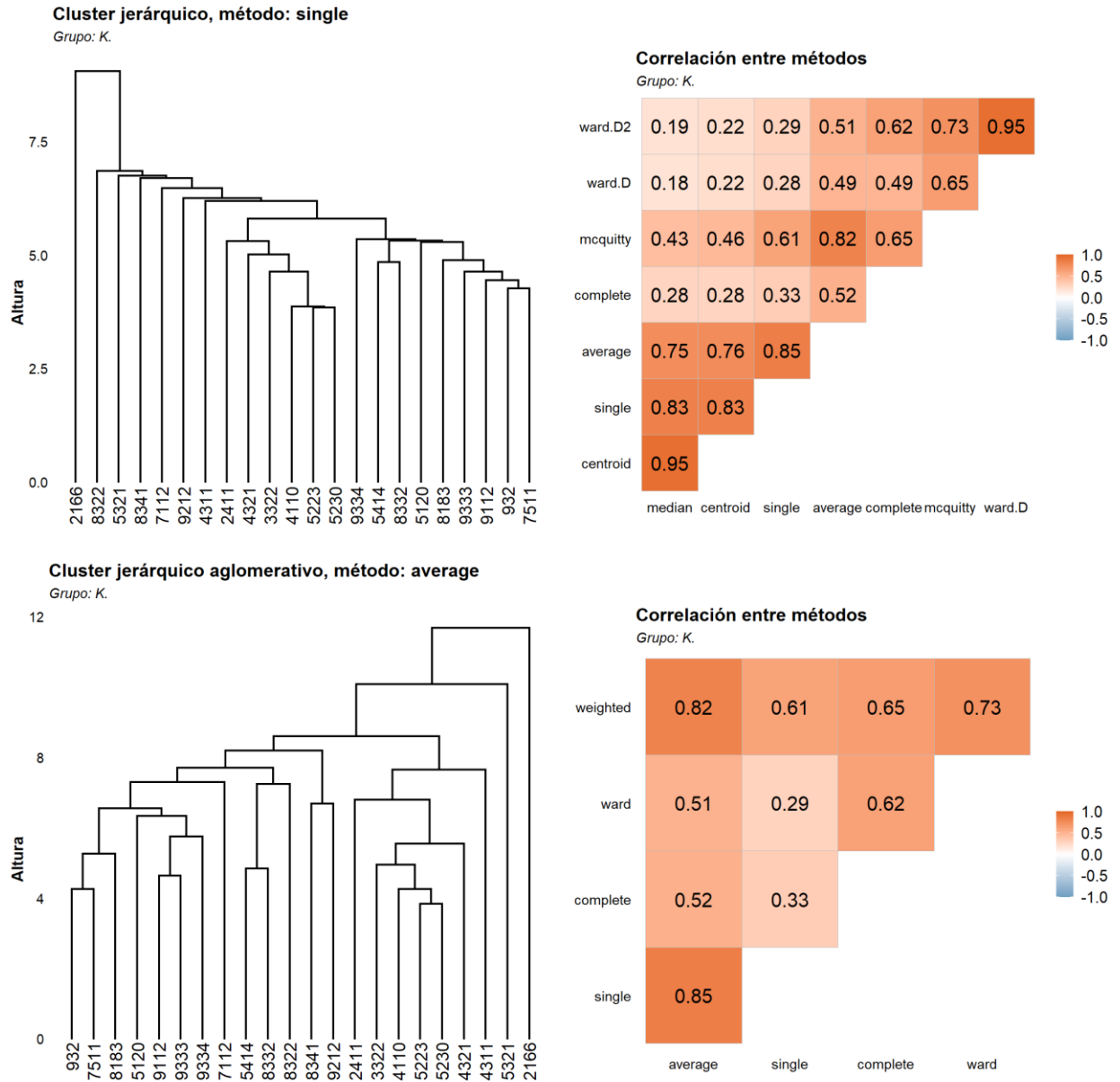
Bloque K (Conocimientos)

**Gráfico A38**  
Criterios de validación de número de grupos óptimo en que se pueden dividir las ocupaciones de la muestra utilizando K-Means, considerando los datos del bloque K (Conocimientos)  
(Unidad de medida especificada en cada eje)



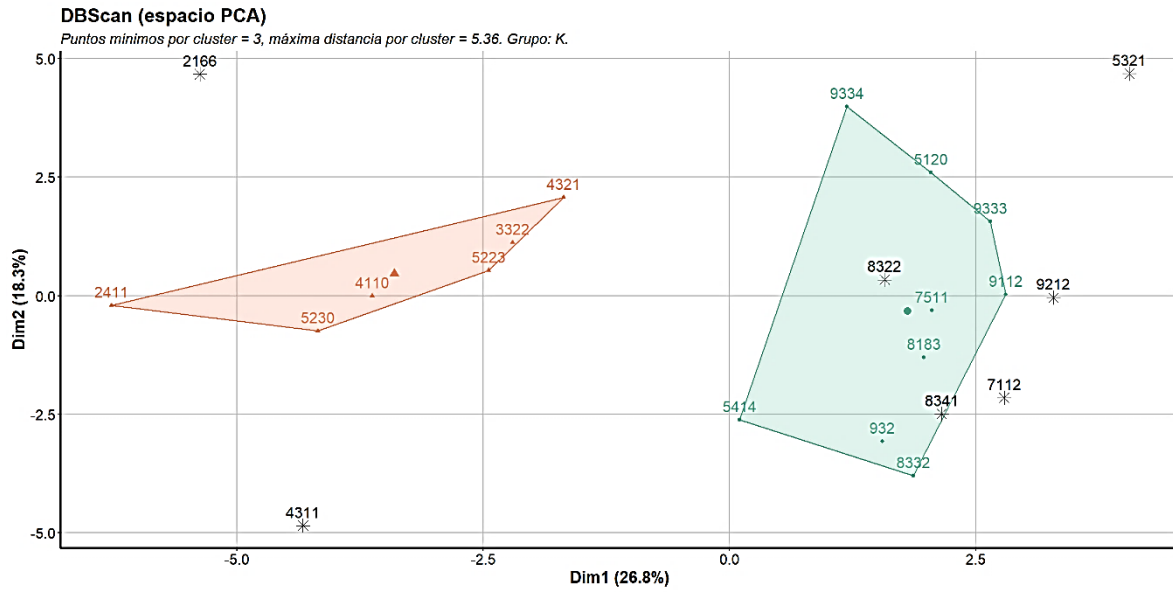
Fuente: Elaboración propia.

**Gráfico A39**  
**Agrupamiento jerárquico divisivo (superior) y aglomerativo (inferior) de la muestra de 22 ocupaciones según respuestas del bloque K (Conocimientos)**  
*(Unidades arbitrarias)*



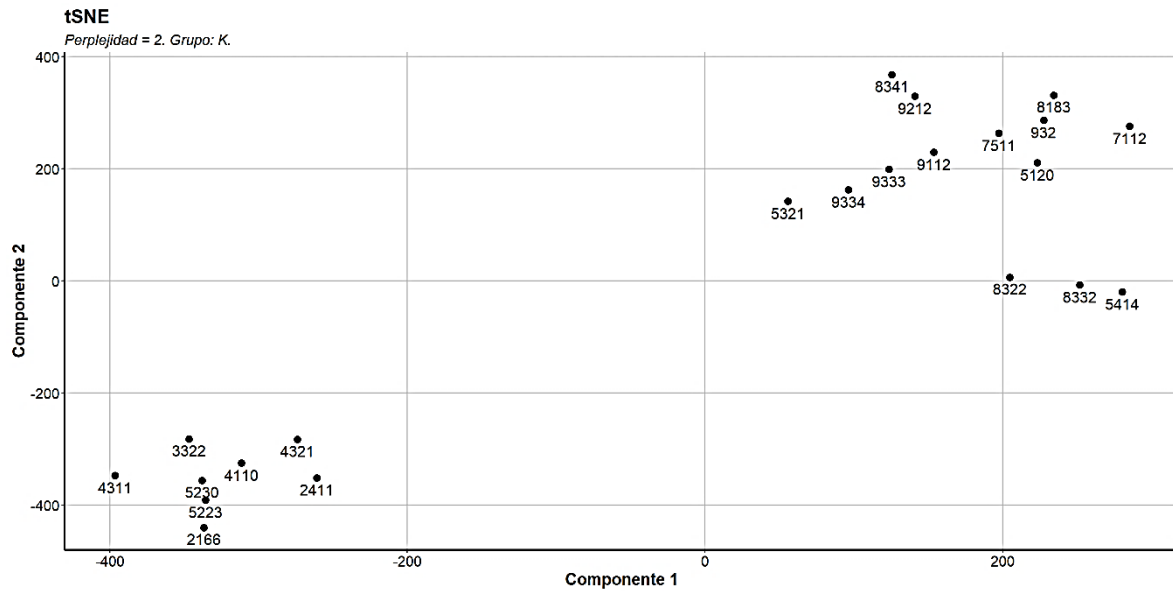
Fuente: Elaboración propia.

**Gráfico A40**  
**Agrupamiento por la técnica DBSCAN del bloque K (Conocimientos)**  
 (En porcentaje)



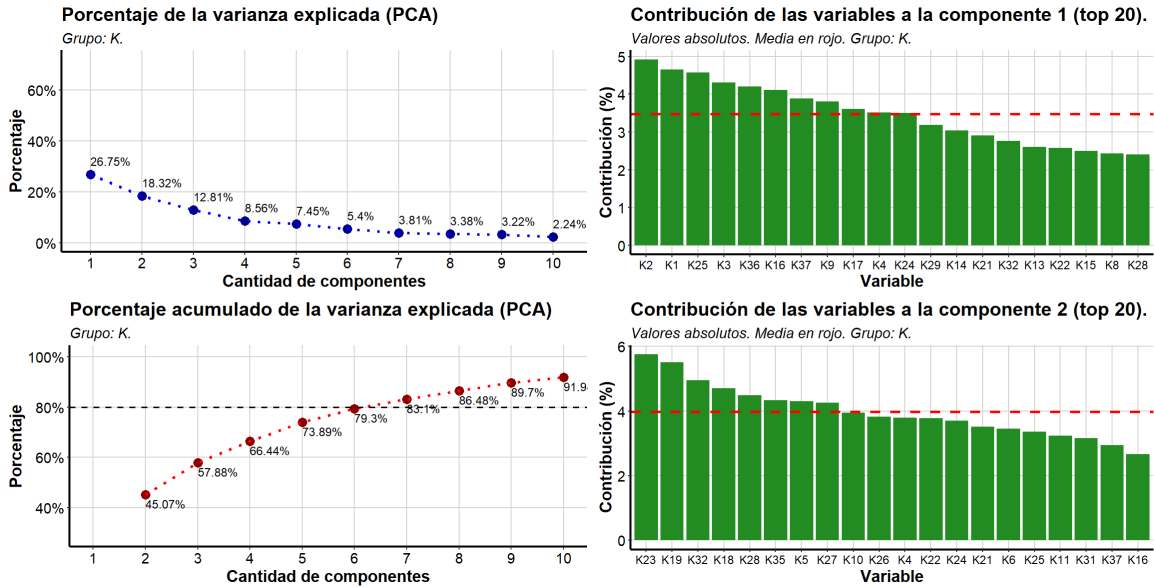
Fuente: Elaboración propia.

**Gráfico A41**  
**Análisis de estructura de los datos del bloque K (Conocimientos)**  
 mediante la técnica de reducción de dimensionalidad t-SNE  
 (Unidades arbitrarias)



Fuente: Elaboración propia.

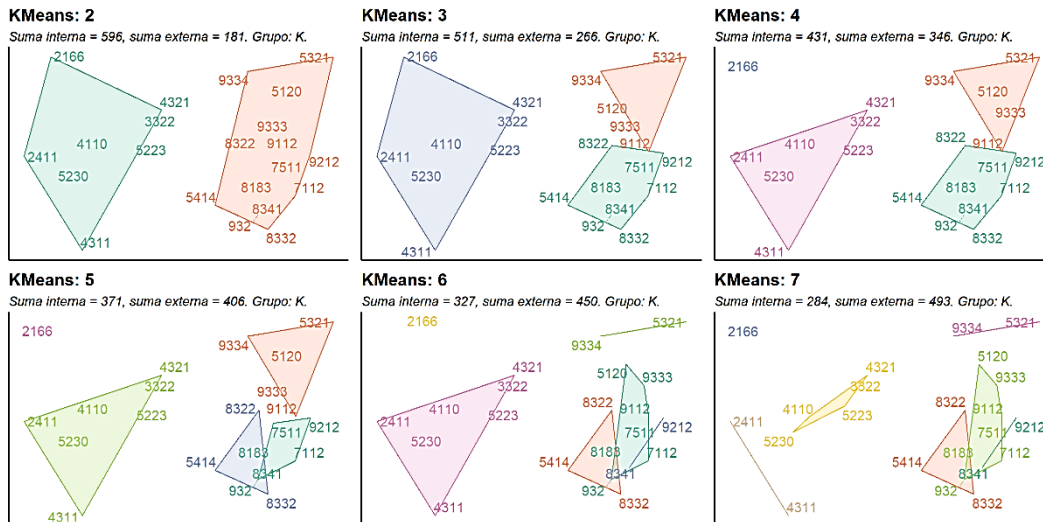
**Gráfico A42**  
**Análisis de componentes principales del bloque K (Conocimientos)**  
*(En porcentaje)*



Fuente: Elaboración propia.

Nota: Los paneles de la izquierda muestran el porcentaje (superior) y el porcentaje acumulado (inferior) de la varianza explicada por PCA. Los paneles de la derecha indican la contribución de las variables originales a la componente 1 (superior) y a la componente 2 (inferior). Se muestran solamente las primeras 20 variables para cada componente.

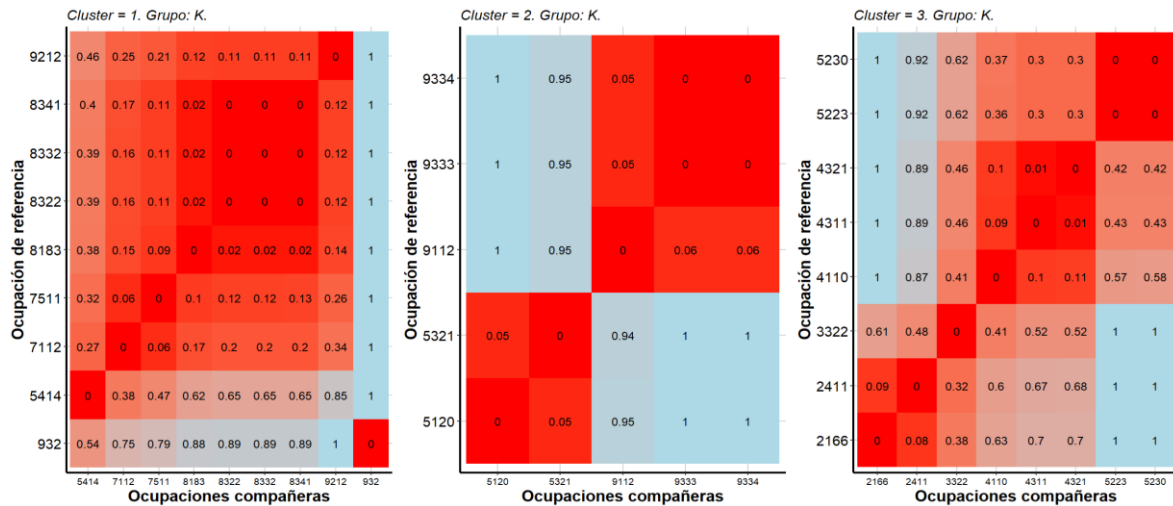
**Gráfico A43**  
**Proyección del agrupamiento del bloque K (Conocimientos) mediante K-Means en el espacio de PCA**  
*(Unidades arbitrarias)*



Fuente: Elaboración propia.

Distancias entre ocupaciones del mismo grupo

**Gráfico A44**  
Distancias relativas entre ocupaciones dentro de cada grupo  
(Unidades arbitrarias)

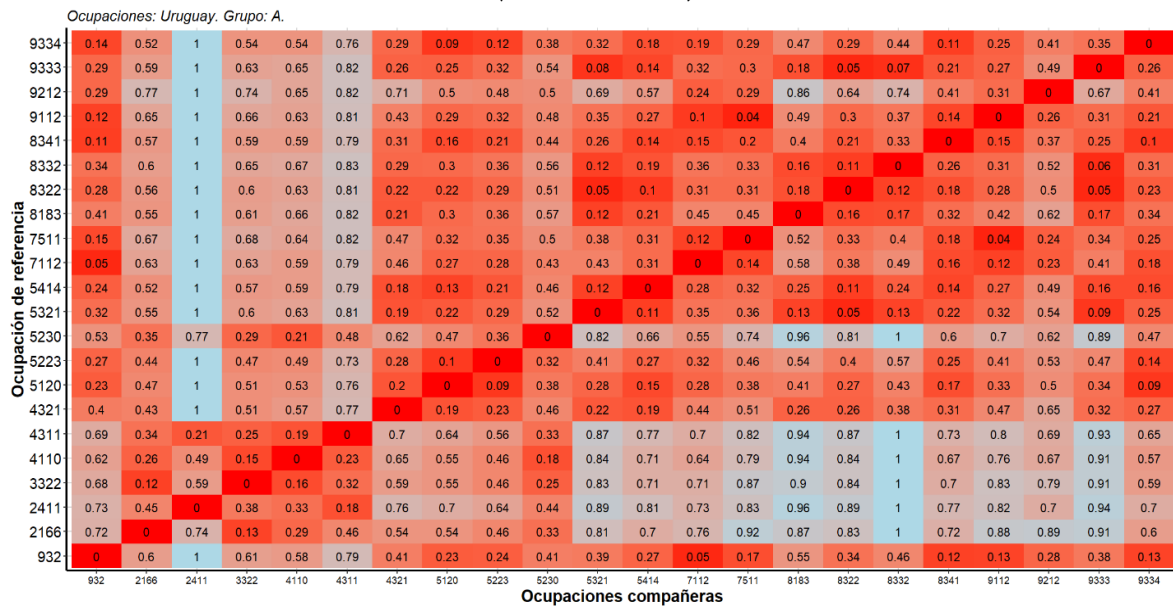


Fuente: Elaboración propia.

Nota: Las distancias adquieren un valor entre 0 y 1 para ocupaciones cercanas y lejanas respectivamente. Bloque K (Conocimientos).

Distancias relativas entre ocupaciones de Uruguay

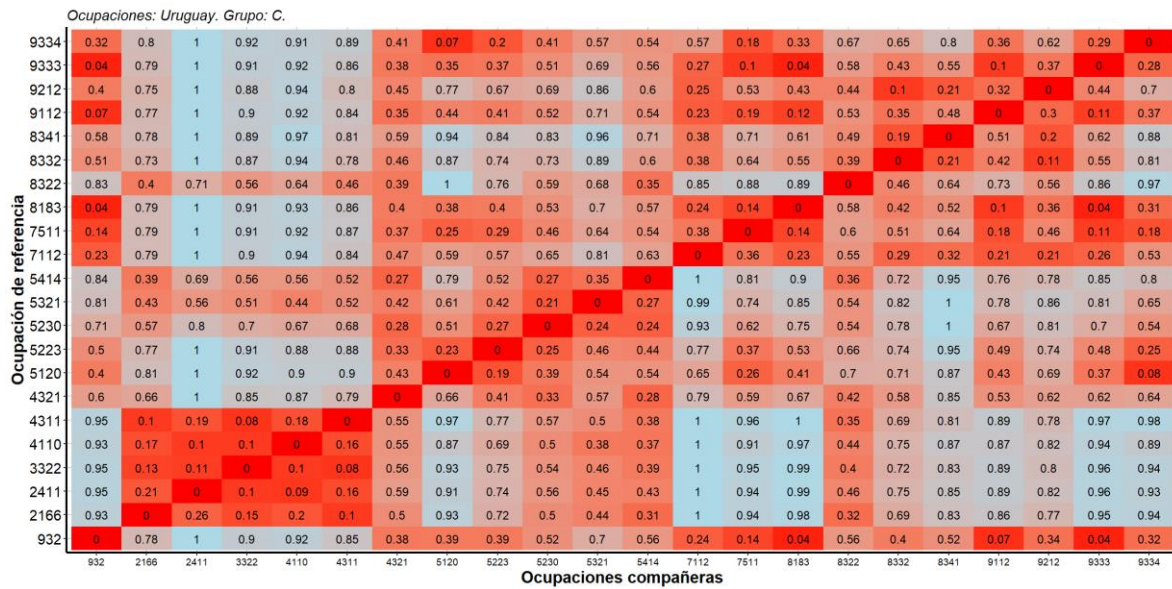
**Gráfico A45**  
Distancias relativas en términos de destrezas entre ocupaciones de Uruguay  
(Unidades arbitrarias)



Fuente: Elaboración propia.

Nota: Ocupación más cercana = 0, Ocupación más lejana = 1.

**Gráfico A46**  
**Distancias relativas en términos de contextos de trabajo entre ocupaciones de Uruguay**  
*(Unidades arbitrarias)*



Fuente: Elaboración propia.

Nota: Ocupación más cercana = 0, Ocupación más lejana = 1.

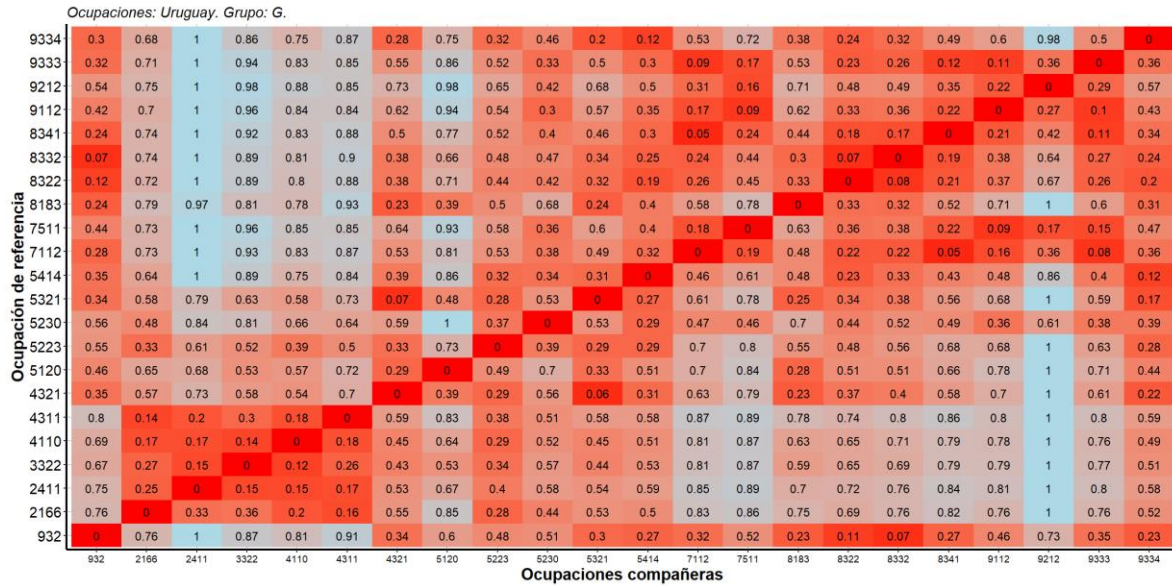
**Gráfico A47**  
**Distancias relativas en términos de estilos de trabajo entre ocupaciones de Uruguay**  
*(Unidades arbitrarias)*



Fuente: Elaboración propia.

Nota: Ocupación más cercana = 0, Ocupación más lejana = 1.

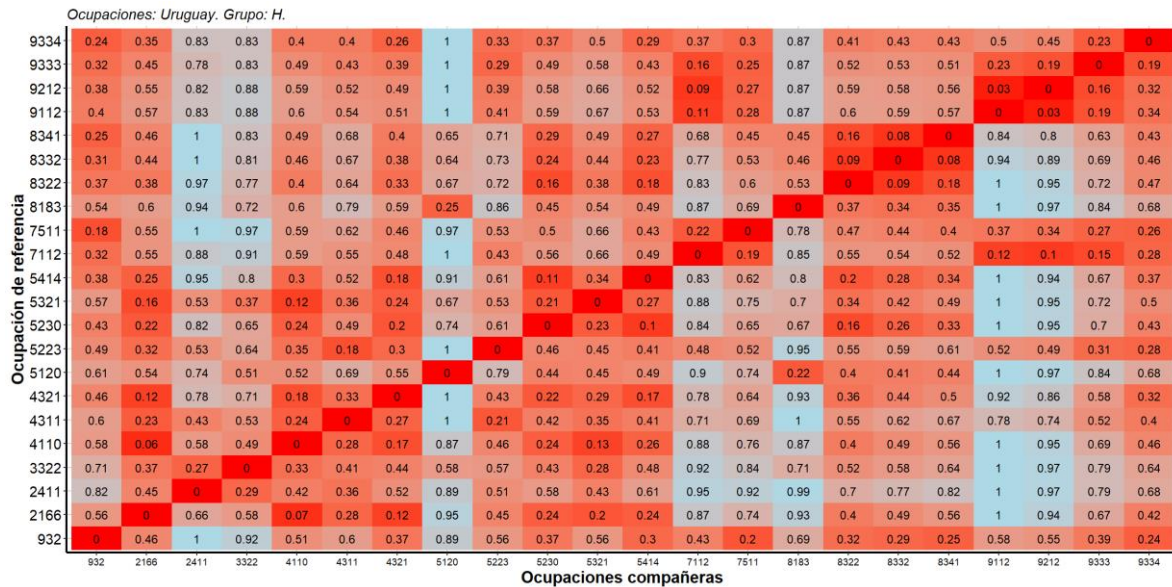
**Gráfico A48**  
**Distancias relativas en términos de actividades generales entre ocupaciones de Uruguay**  
*(Unidades arbitrarias)*



Fuente: Elaboración propia.

Nota: Ocupación más cercana = 0, Ocupación más lejana = 1.

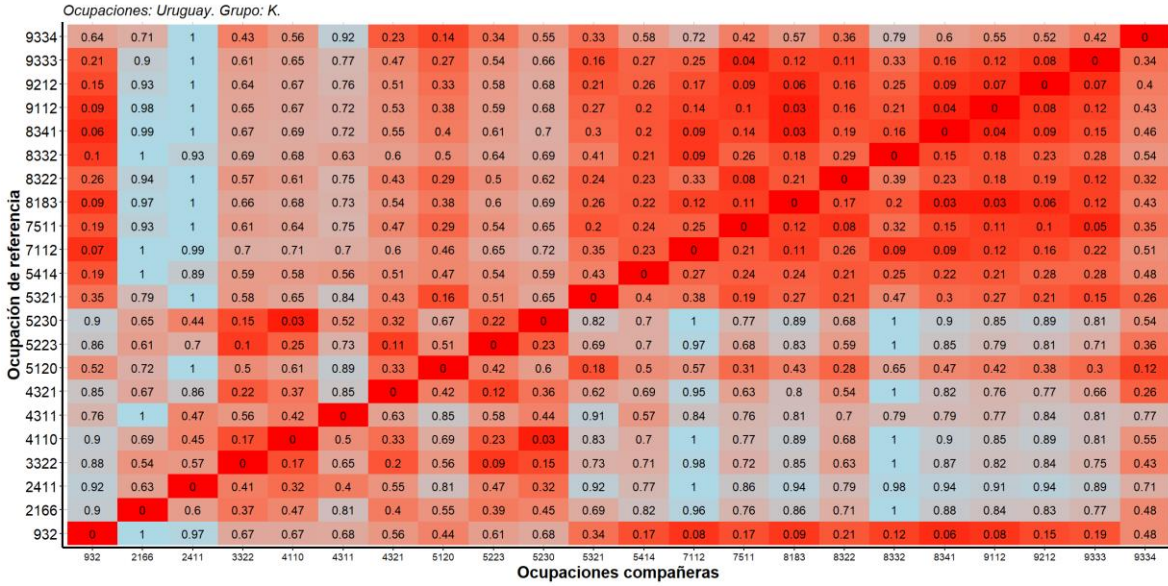
**Gráfico A49**  
**Distancias relativas en términos de habilidades entre ocupaciones de Uruguay**  
*(Unidades arbitrarias)*



Fuente: Elaboración propia.

Nota: Ocupación más cercana = 0, Ocupación más lejana = 1.

**Gráfico A50**  
**Distancias relativas en términos de conocimientos entre ocupaciones de Uruguay**  
*(Unidades arbitrarias)*

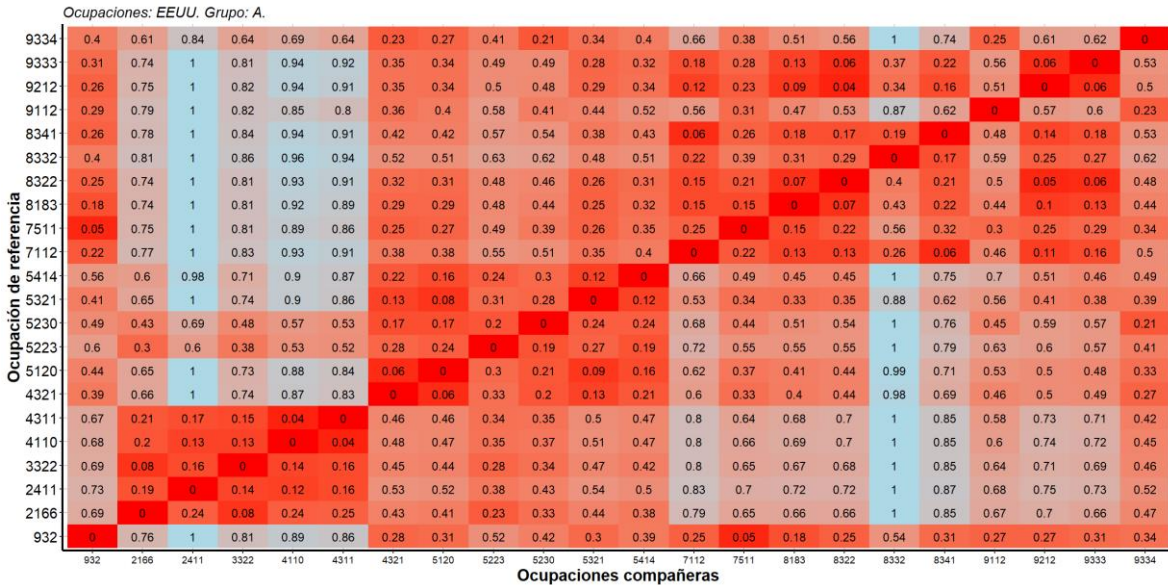


Fuente: Elaboración propia.

Nota: Ocupación más cercana = 0, Ocupación más lejana = 1.

**Distancias relativas entre ocupaciones de Estados Unidos**

**Gráfico A51**  
**Distancias relativas en términos de destrezas entre ocupaciones de Estados Unidos**  
*(Unidades arbitrarias)*

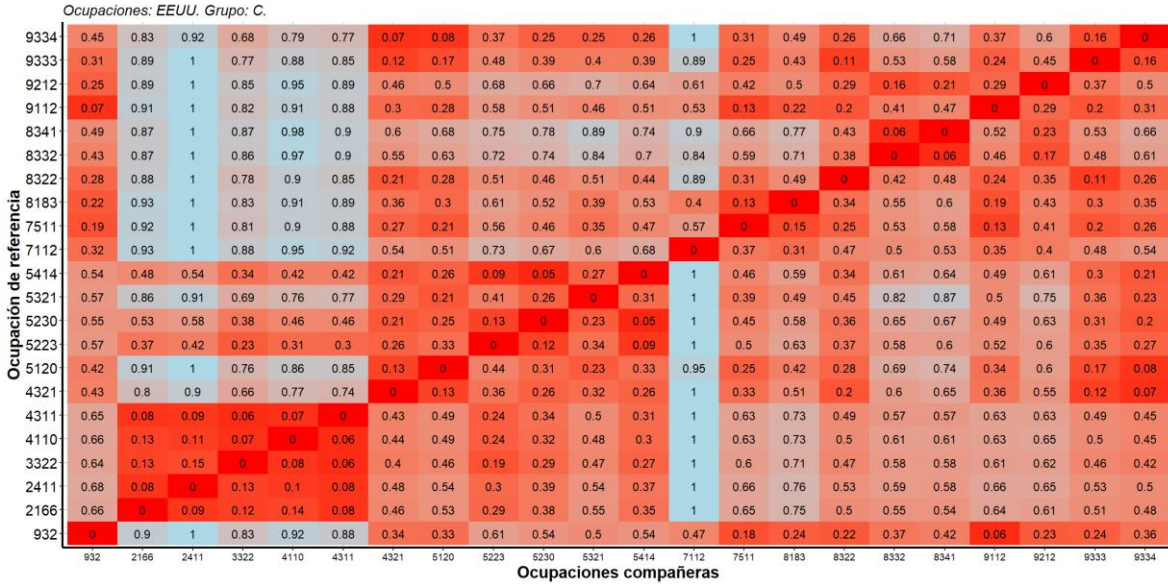


Fuente: Elaboración propia.

Nota: Ocupación más cercana = 0, Ocupación más lejana = 1.



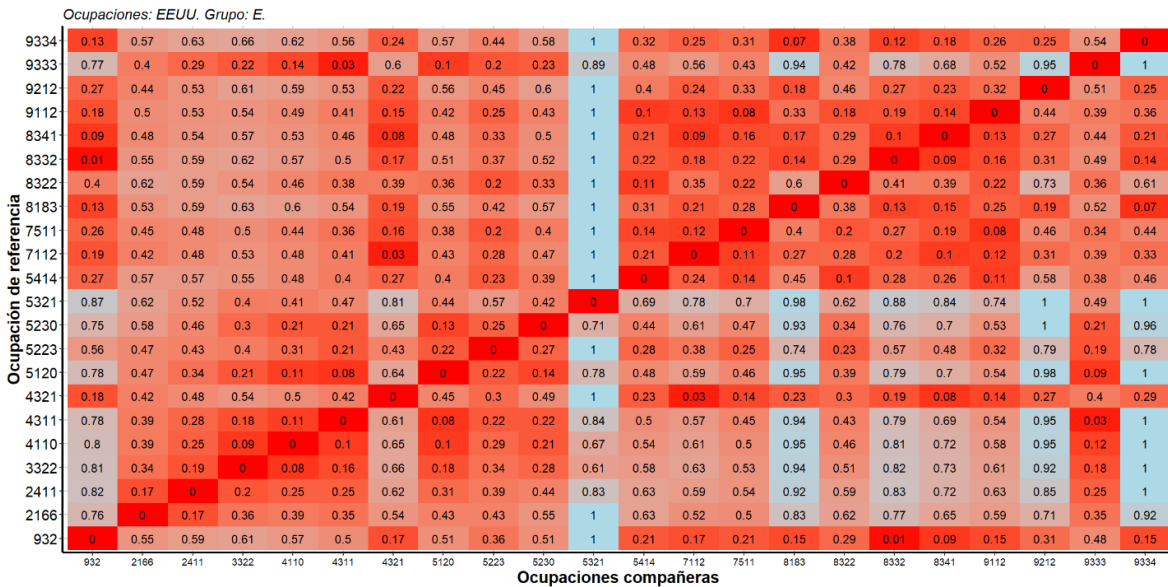
**Gráfico A52**  
**Distancias relativas en términos de contextos de trabajo entre ocupaciones de Estados Unidos**  
*(Unidades arbitrarias)*



Fuente: Elaboración propia.

Nota: Ocupación más cercana = 0, Ocupación más lejana = 1.

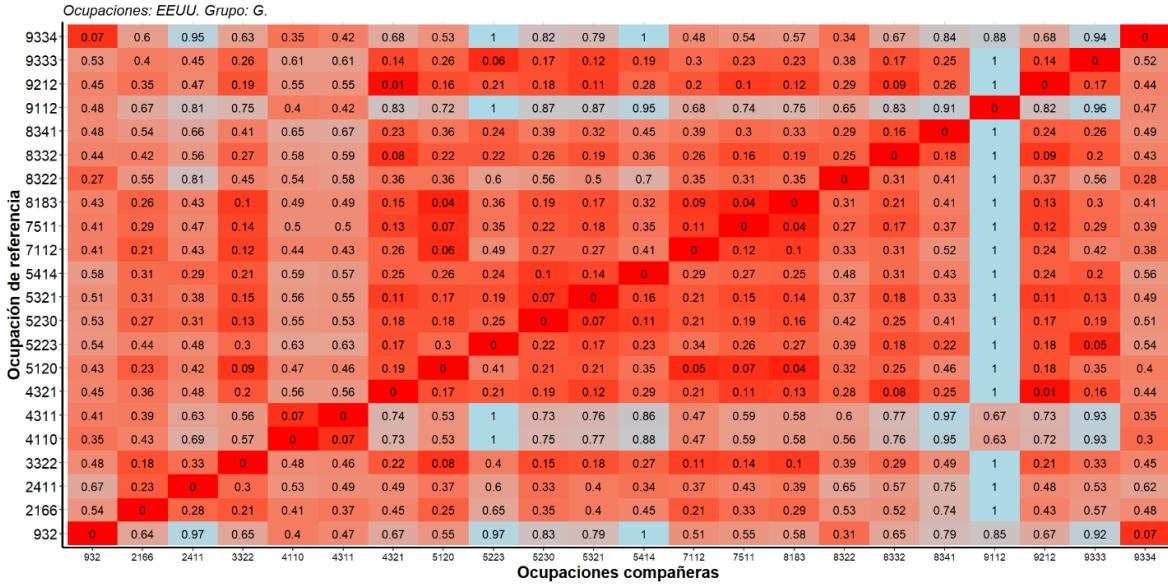
**Gráfico A53**  
**Distancias relativas en términos de estilos de trabajo entre ocupaciones de Estados Unidos**  
*(Unidades arbitrarias)*



Fuente: Elaboración propia.

Nota: Ocupación más cercana = 0, Ocupación más lejana = 1.

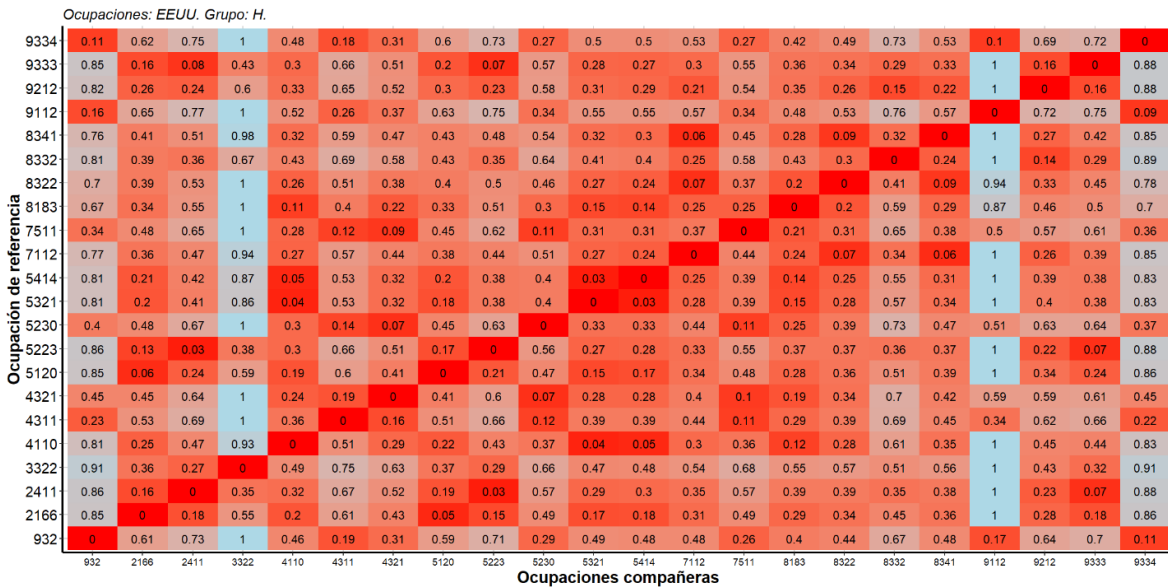
**Gráfico A54**  
**Distancias relativas en términos de actividades generales entre ocupaciones de Estados Unidos**  
 (Unidades arbitrarias)



Fuente: Elaboración propia.

Nota: Ocupación más cercana = 0, Ocupación más lejana = 1.

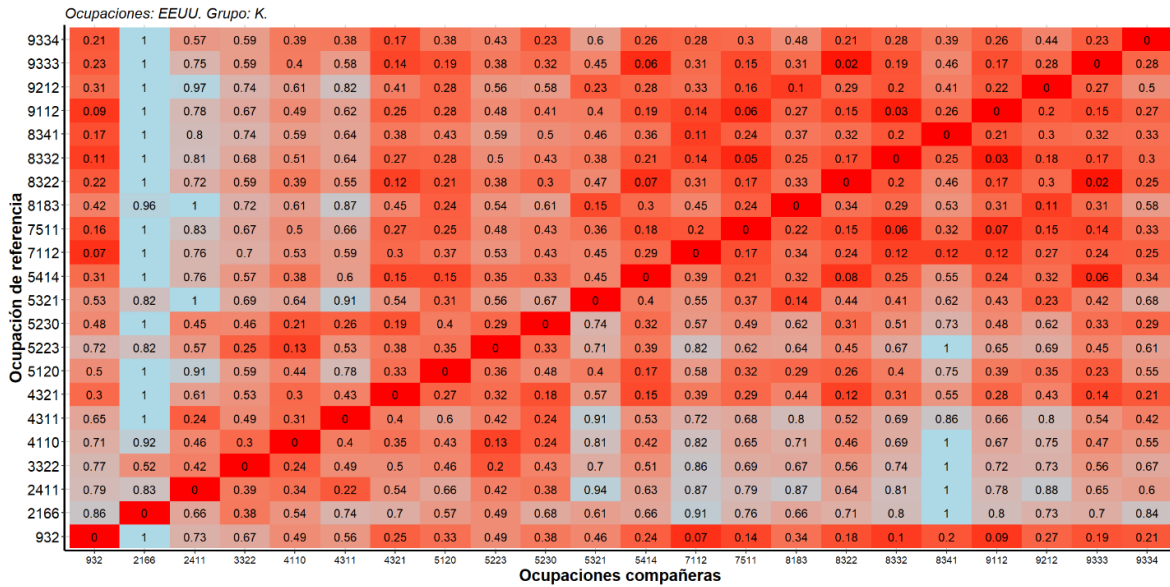
**Gráfico A55**  
**Distancias relativas en términos de habilidades entre ocupaciones de Estados Unidos**  
 (Unidades arbitrarias)



Fuente: Elaboración propia.

Nota: Ocupación más cercana = 0, Ocupación más lejana = 1.

**Gráfico A56**  
**Distancias relativas en términos de conocimientos entre ocupaciones de Estados Unidos**  
*(Unidades arbitrarias)*

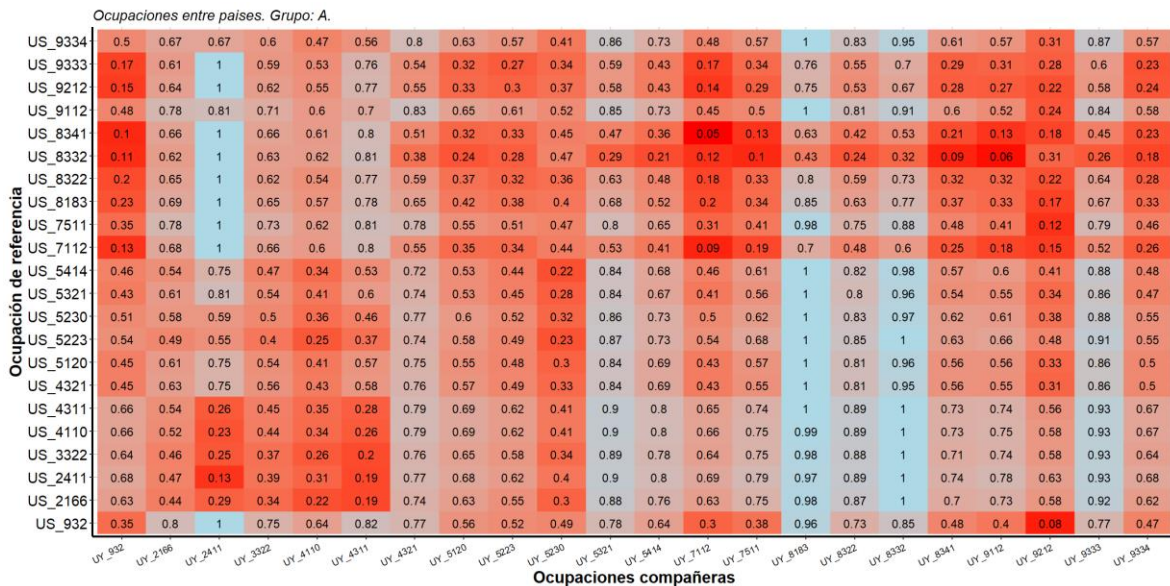


Fuente: Elaboración propia.

Nota: Ocupación más cercana = 0, Ocupación más lejana = 1.

**Distancias relativas entre ocupaciones de Estados Unidos y Uruguay**

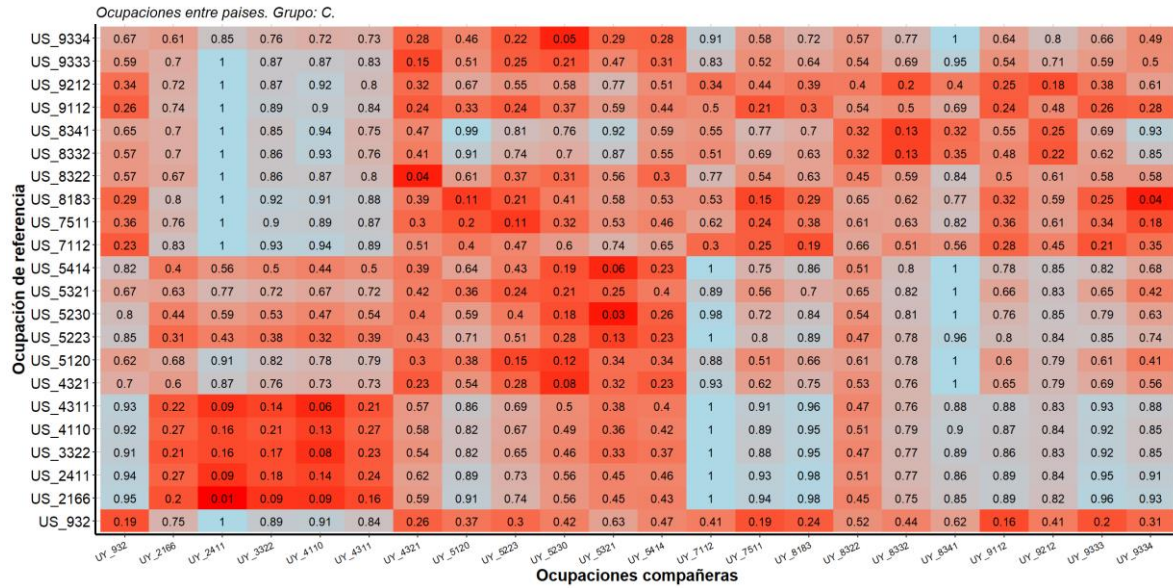
**Gráfico A57**  
**Distancias relativas en términos de destrezas entre ocupaciones de Estados Unidos y Uruguay**  
*(Unidades arbitrarias)*



Fuente: Elaboración propia.

Nota: Ocupación más cercana = 0, Ocupación más lejana = 1.

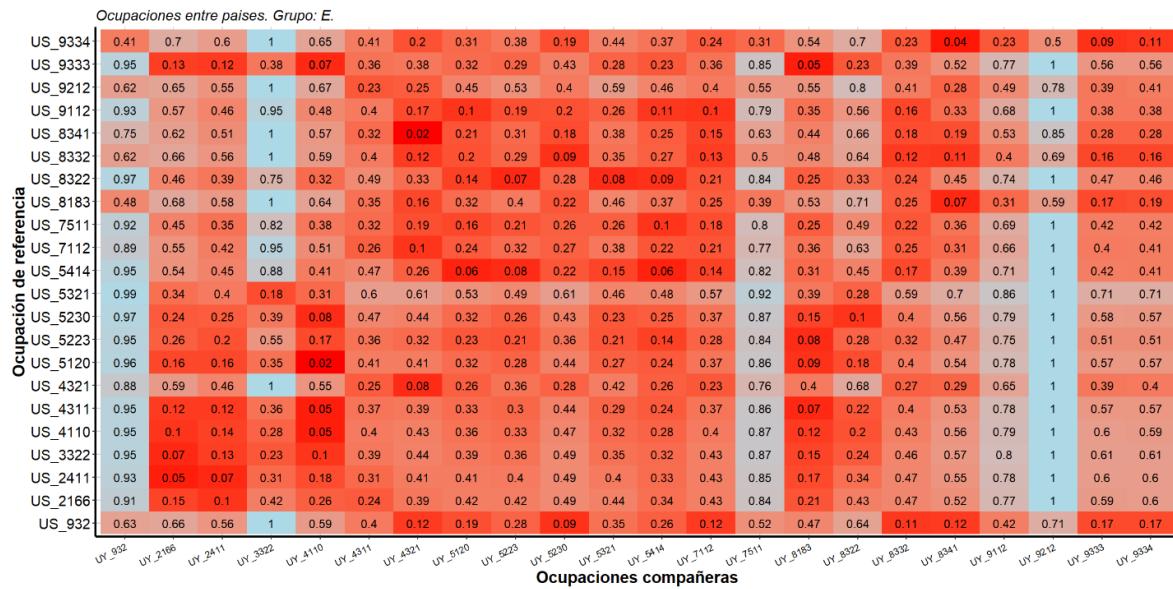
**Gráfico A58**  
**Distancias relativas en términos de contextos de trabajo entre ocupaciones de Estados Unidos y Uruguay**  
*(Unidades arbitrarias)*



Fuente: Elaboración propia.

Nota: Ocupación más cercana = 0, Ocupación más lejana = 1.

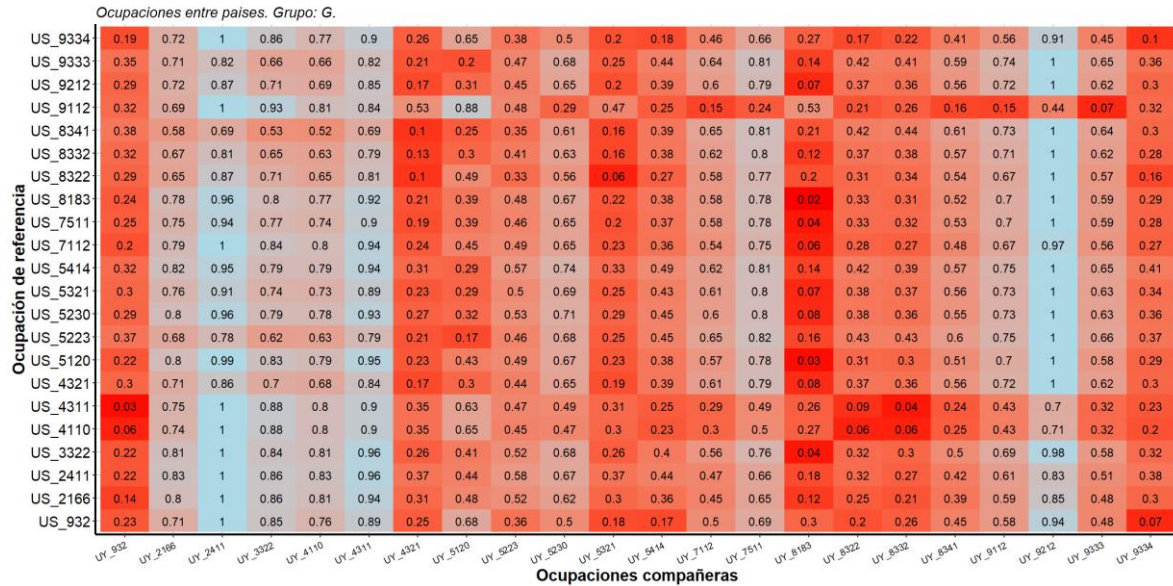
**Gráfico A59**  
**Distancias relativas en términos de estilos de trabajo entre ocupaciones de Estados Unidos y Uruguay**  
*(Unidades arbitrarias)*



Fuente: Elaboración propia.

Nota: Ocupación más cercana = 0, Ocupación más lejana = 1.

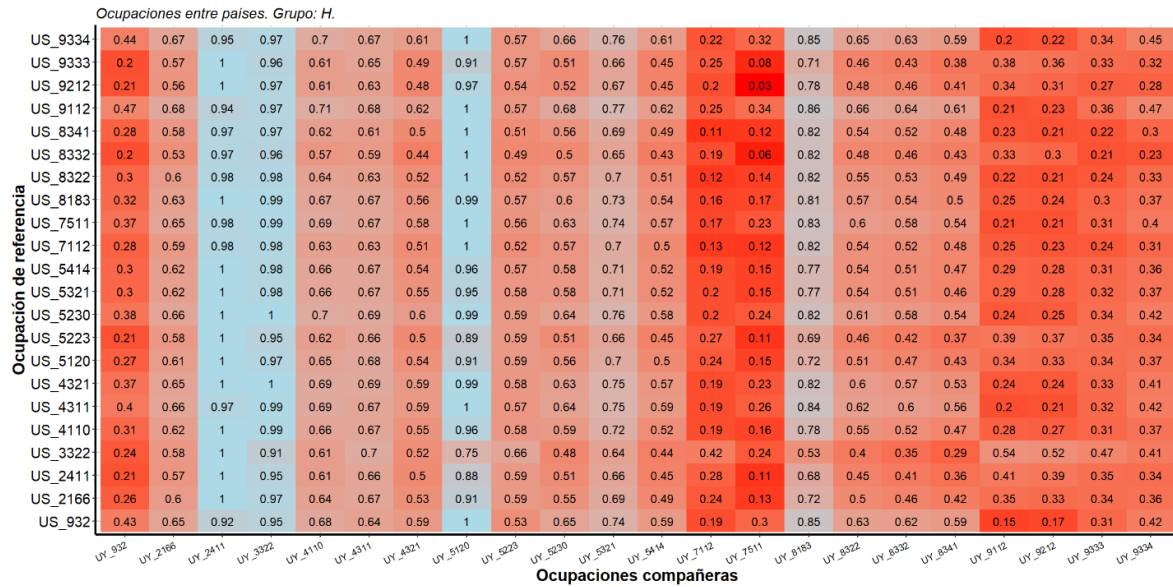
**Gráfico A6o**  
**Distancias relativas en términos de actividades generales entre ocupaciones de Estados Unidos y Uruguay**  
(Unidades arbitrarias)



Fuente: Elaboración propia.

Nota: Ocupación más cercana = 0, Ocupación más lejana = 1.

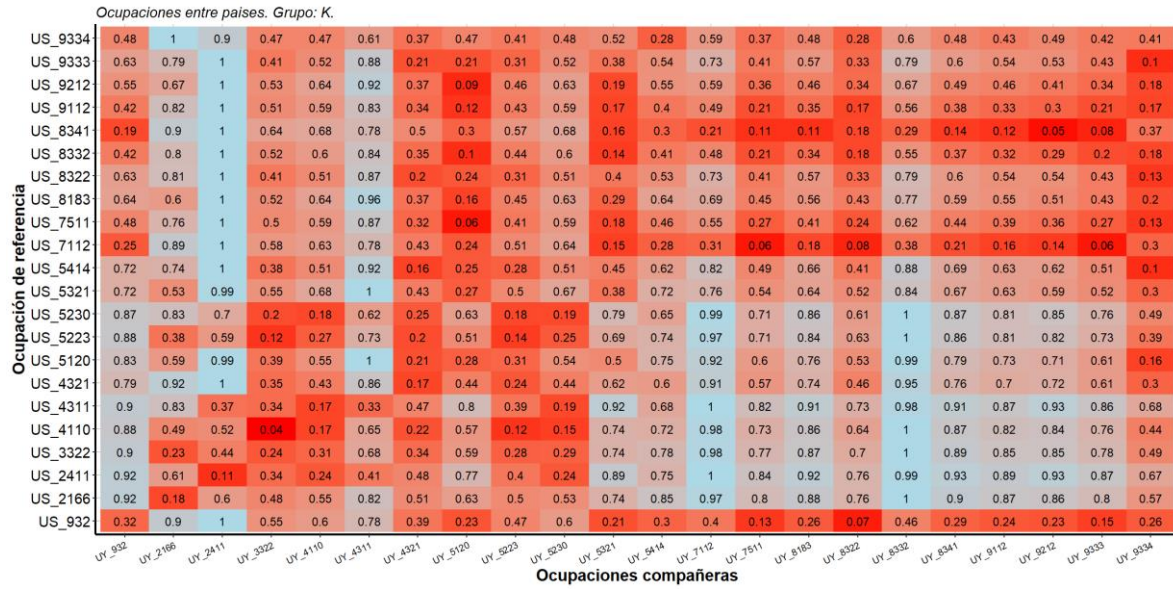
**Gráfico A61**  
**Distancias relativas en términos de habilidades entre ocupaciones de Estados Unidos y Uruguay**  
(Unidades arbitrarias)



Fuente: Elaboración propia.

Nota: Ocupación más cercana = 0, Ocupación más lejana = 1.

**Gráfico A62**  
**Distancias relativas en términos de conocimientos entre ocupaciones de Estados Unidos y Uruguay**  
*(Unidades arbitrarias)*

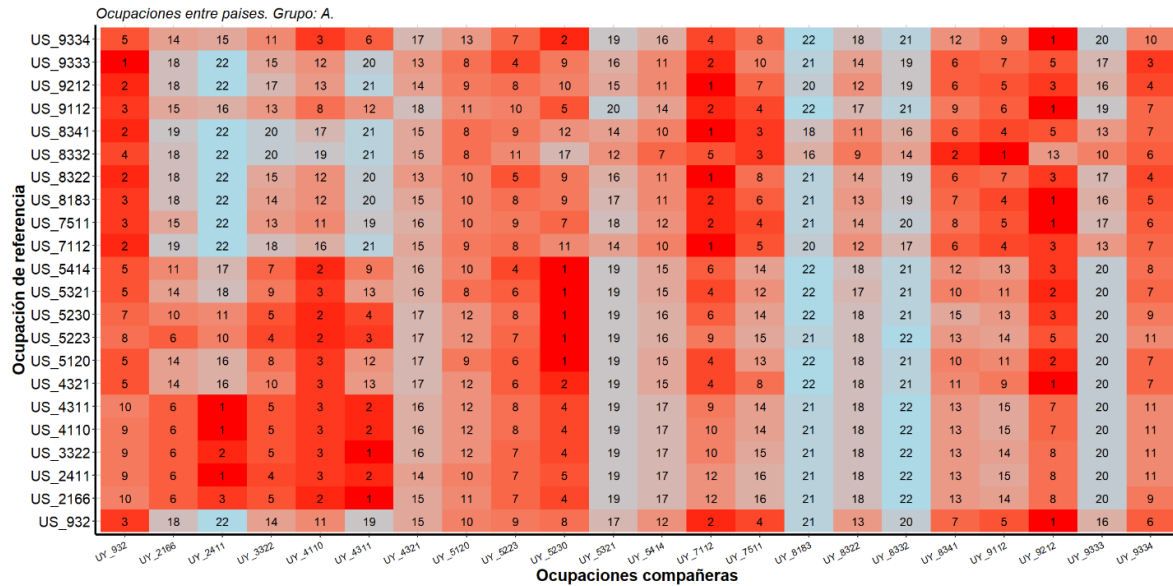


Fuente: Elaboración propia.

Nota: Ocupación más cercana = 0, Ocupación más lejana = 1.

**Ranking de cercanía entre ocupaciones de Estados Unidos y Uruguay**

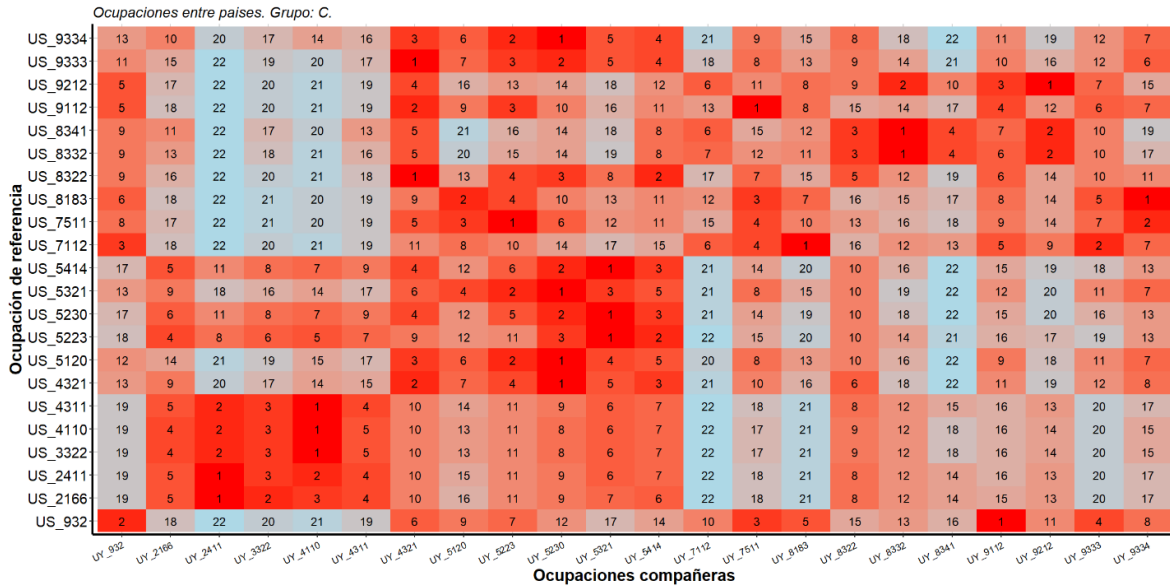
**Gráfico A63**  
**Ranking de cercanía en términos de destrezas entre ocupaciones de Estados Unidos y Uruguay**  
*(Posición)*



Fuente: Elaboración propia.

Nota: Ocupación más cercana = posición 1, Ocupación más lejana = posición 22.

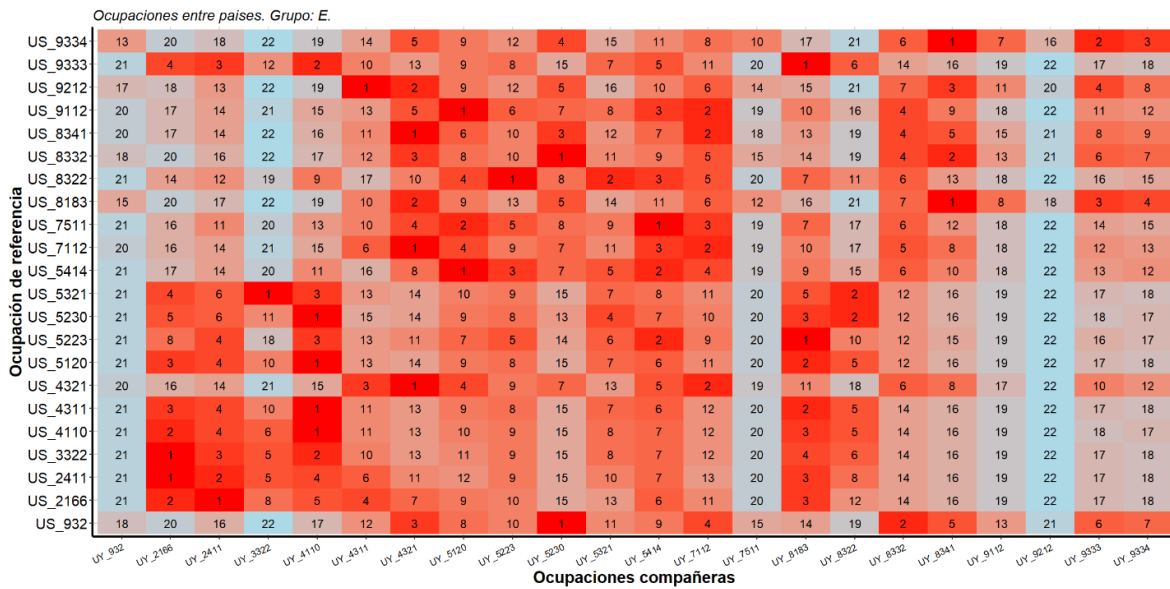
**Gráfico A64**  
**Ranking de cercanía en términos de contextos de trabajo entre ocupaciones de Estados Unidos y Uruguay**  
*(Posición)*



Fuente: Elaboración propia.

Nota: Ocupación más cercana = posición 1, Ocupación más lejana = posición 22.

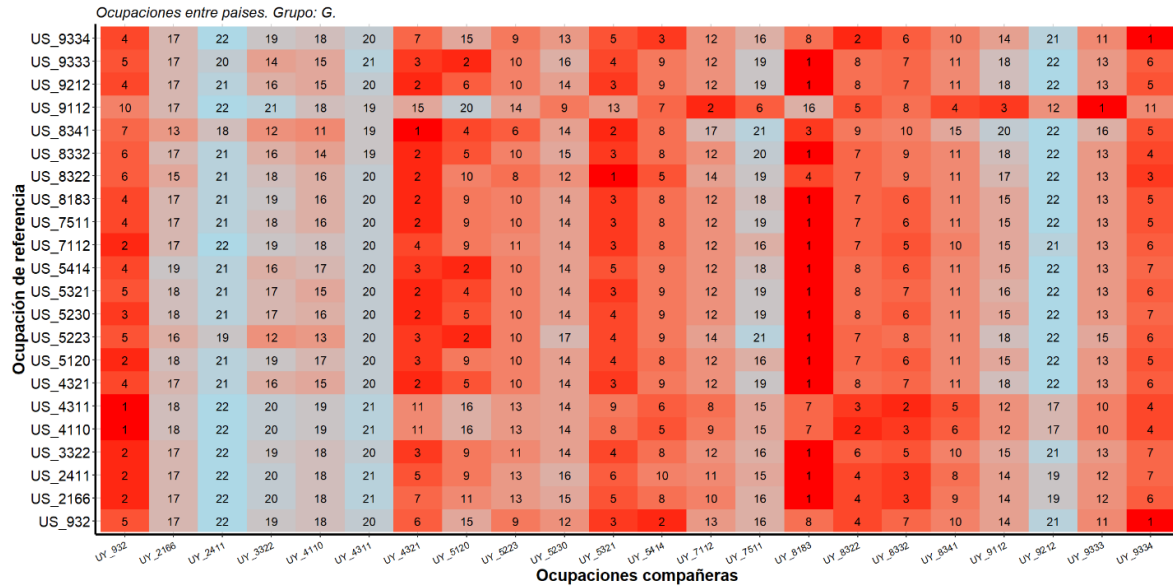
**Gráfico A65**  
**Ranking de cercanía en términos de estilos de trabajo entre ocupaciones de Estados Unidos y Uruguay**  
*(Posición)*



Fuente: Elaboración propia.

Nota: Ocupación más cercana = posición 1, Ocupación más lejana = posición 22.

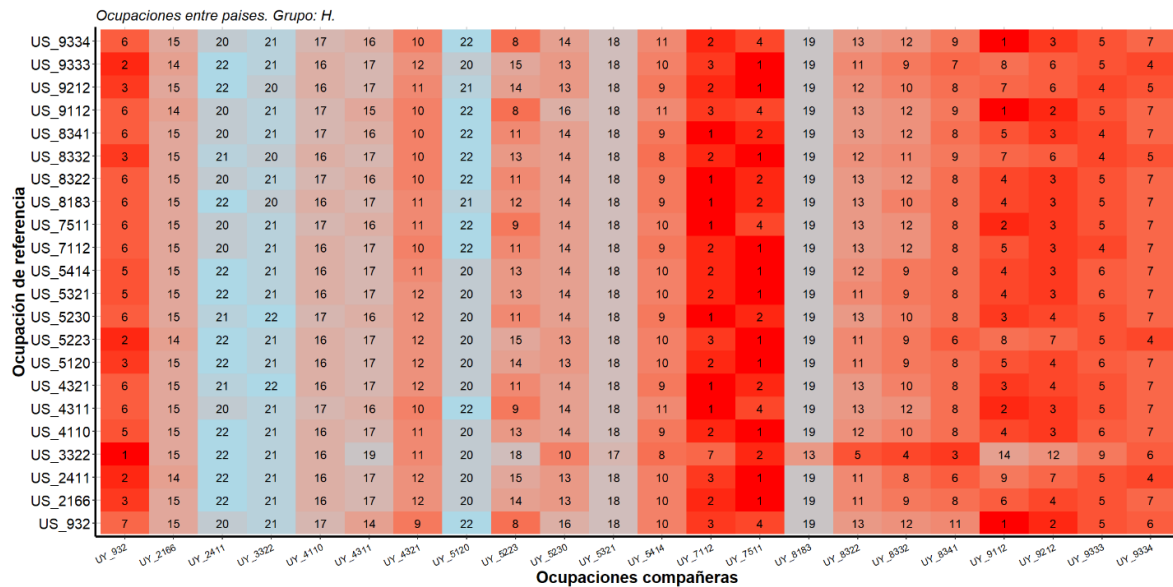
**Gráfico A66**  
**Ranking de cercanía en términos de actividades generales entre ocupaciones de Estados Unidos y Uruguay**  
*(Posición)*



Fuente: Elaboración propia.

Nota: Ocupación más cercana = posición 1, Ocupación más lejana = posición 22.

**Gráfico A67**  
**Ranking de cercanía en términos de habilidades entre ocupaciones de Estados Unidos y Uruguay**  
*(Posición)*

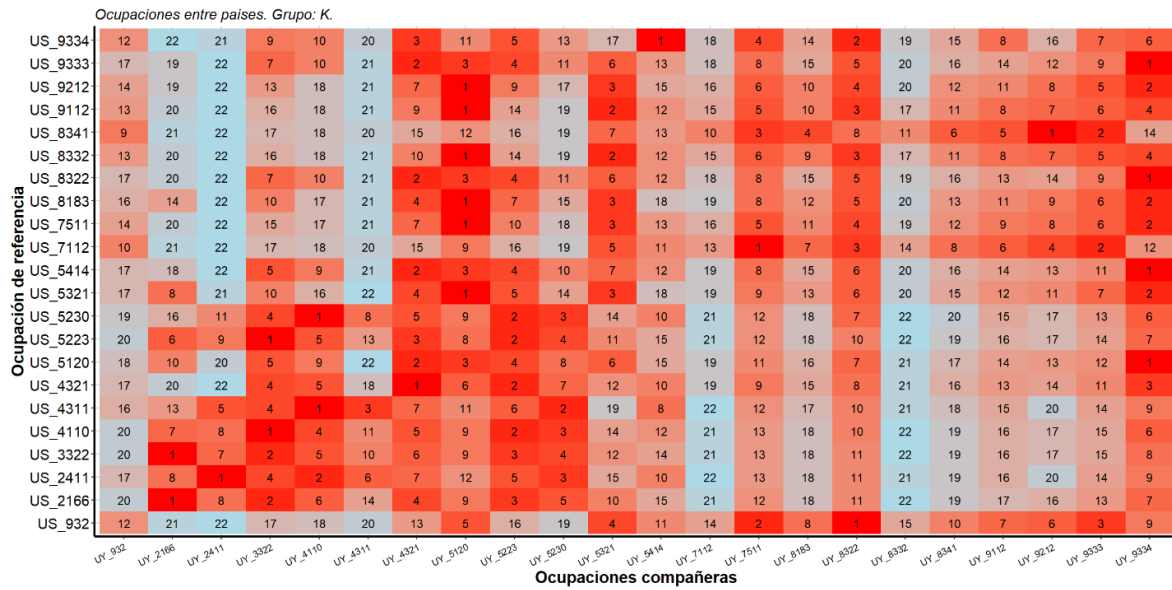


Fuente: Elaboración propia.

Nota: Ocupación más cercana = posición 1, Ocupación más lejana = posición 22.



**Gráfico A68**  
**Ranking de cercanía en términos de conocimientos entre ocupaciones de Estados Unidos y Uruguay**  
*(Posición)*



Fuente: Elaboración propia.

Nota: Ocupación más cercana = posición 1, Ocupación más lejana = posición 22.

El mercado de trabajo cambia de manera cada vez más acelerada y los sistemas de información y estadísticas laborales en América Latina y el Caribe cuentan con herramientas limitadas para analizar el impacto de estos cambios en las ocupaciones y en la formación y capacitación necesarias para adaptarse a ellos. En este trabajo se describe una encuesta de caracterización de ocupaciones desarrollada en el Uruguay siguiendo el modelo O\*NET de los Estados Unidos. En una primera etapa se caracterizaron 22 ocupaciones según seis dimensiones (destrezas, contextos de trabajo, estilos de trabajo, actividades generales, habilidades y conocimientos), con el objetivo de desarrollar una metodología para el cálculo de distancias ocupacionales y el agrupamiento en familias de ocupaciones según estas dimensiones. Esta metodología abre el camino para futuras investigaciones sobre carencias o excesos de habilidades según la estructura ocupacional del Uruguay. Asimismo, la identificación de ocupaciones cercanas permitirá determinar trayectorias de capacitación para lograr transiciones ocupacionales efectivas. Por último, se demuestra por primera vez que existen diferencias en las características de ocupaciones equivalentes en los Estados Unidos y el Uruguay, principalmente en términos de habilidades, lo que refuerza la importancia de desarrollar esta encuesta en la región.

