



Universidad de Concepción
Facultad de Arquitectura, Urbanismo y Geografía
Magíster en Análisis Geográfico

Propuesta de indicador de vulnerabilidad socioeconómica ante SARS-CoV-2 (COVID-19), basado en variables censales a nivel de zona censal, para la comuna de Concepción

Trabajo final para optar al grado de
Magíster en Análisis Geográfico

Alumno: Sebastián Isaías Jorge Muñoz Vásquez

Profesor guía: Dr. Voltaire Christian Alvarado Peterson

Profesor Co-guía: Dr. Jorge Cristian Joo Nagata

Concepción, Chile, 2025

Este trabajo fue financiado por la **Agencia Nacional de Investigación y Desarrollo (ANID)**, a través del **proyecto FONDECYT Regular N° 1230929**, 'Acontecimiento y Régimen de la Representación: condiciones para el tratamiento de la información espacial y la producción de conocimiento geográfico'

ÍNDICE

ÍNDICE	2
ÍNDICE DE SIGLAS	3
ÍNDICE DE FIGURAS E ILUSTRACIONES	4
ÍNDICE DE TABLAS O CUADROS	4
RESUMEN	5
ABSTRACT.....	6
1. INTRODUCCIÓN	7
1.1. Planteamiento del problema	9
1.2. <i>Objetivos</i>	12
1.2.1. <i>Objetivo General</i>	12
1.2.2. <i>Objetivos Específicos</i>	12
2. HIPÓTESIS.....	12
3. MARCO DE REFERENCIA	13
3.1. <i>Geografía Médica, Geografía de la Salud, Salud Colectiva</i>	13
3.2. <i>Vigilancia epidemiológica en el control de infecciones</i>	16
3.3. <i>Características pandémicas</i>	18
3.4. <i>Contexto Chileno</i>	19
3.5. <i>VARIABLES identificadas como principales (o causas)</i>	22
3.6. <i>Aplicación en la salud</i>	24
4. METODOLOGÍA.....	27
4.1. <i>Área de Estudio</i>	28
4.2. <i>Selección y creación de indicadores.</i>	30
4.3. <i>Dimensiones de vulnerabilidad</i>	30
4.4. <i>Normalización de variables y clasificación en grandes grupos</i>	34
6.- CONSIDERACIONES FINALES.....	56

ÍNDICE DE SIGLAS

BCN – Biblioteca del Congreso Nacional de Chile.

CEPAL – Comisión Económica para América Latina y el Caribe.

COVID-19 – Enfermedad por coronavirus 2019 (inglés: Coronavirus Disease 2019).

CPV_17 – Censo de Población y Vivienda Chile 2017.

DEGREUD MINSAL – Departamento de Gestión de Riesgos en Emergencias y Desastres, Ministerio de Salud.

DEIS MINSAL – Departamento de Estadísticas e Información de Salud, Ministerio de Salud.

DSS – Determinantes Sociales de la Salud.

INE – Instituto Nacional de Estadística de Chile

MINSAL – Ministerio de Salud de Chile.

MMA – Ministerio del Medio Ambiente de Chile.

OMS – Organización Mundial de la Salud.

OPS – Organización Panamericana de la Salud: OPS/WHO.

PAHO – *Pan American Health Organization*: PAHO/WHO.

PNB – Producto Nacional Bruto.

PNUD – Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo (inglés: *United Nations Development Programme*, UNDP).

SARS-CoV-2 – Síndrome Respiratorio Agudo Grave Coronavirus (inglés: *Severe Acute Respiratory Syndrome Coronavirus 2*).

SIG – Sistemas de Información Geográfica (inglés: *Geographical Information System*).

TIG – Tecnologías de Información Geográfica.

WHO – Organización Mundial de la Salud (inglés: *World Health Organization*).

UNSDG – Grupo de las Naciones Unidas para el Desarrollo Sostenible.

ÍNDICE DE FIGURAS E ILUSTRACIONES

Figura 1: Evolución de los conceptos geográficos en la medicina.	13
Figura 2: Proceso de generación del concepto "Geografía de la salud".	14
Figura 3: Marco conceptual de los Determinantes Sociales de la Salud.	23
Figura 4: Flujo metodológico.	28
Figura 5: Mapa de ubicación de la comuna de Concepción.	28
Figura 6: Mapa IND_1: Índice de dependencia de Mayores.	40
Figura 7: Mapa IND_4: Proporción de hogares unipersonales de mayores de 65 años o más sobre total hogares.	41
Figura 8: Mapa IND_2: Proporción de hogares con hacinamiento crítico.	42
Figura 9: Mapa IND_3: Proporción de hogares con hacinamiento medio.	43
Figura 10: Mapa IND_5: Proporción de hogares con riesgo intergeneracional alto sobre total de hogares.	44
Figura 11: Mapa IND_6: Proporción hogares con riesgo intergeneracional medio sobre total de hogares.	46
Figura 12: Mapa IND_7: Densidad de población (hab/km ²).	47
Figura 13: Mapa IND_8: Tasa de desempleo.	48
Figura 14: Mapa sumatoria indicadores normalizados.	49
Figura 15: Boxplot con grupos de valores estandarizados.	50
Figura 16: Validación del número de grupos (estadística F).	51
Figura 17: Mapa grupos de vulnerabilidad.	51

ÍNDICE DE TABLAS O CUADROS

Tabla 1: Tabla distribución de población comuna de Concepción.	29
Tabla 2: Listado de variables que componen el indicador propuesto.	33
Tabla 3 Estadísticos Generales de los indicadores utilizados.	38
Tabla 4: Caracterización Estadística de los Clústeres de Vulnerabilidad.	52
Tabla 5: Valores promedio de los indicadores normalizados por grupo de vulnerabilidad.	54

RESUMEN

La pandemia del COVID-19 evidenció y exacerbó las desigualdades socioeconómicas existentes en el país, condicionando su impacto y repercusiones en la población en este tipo de situaciones. La siguiente investigación tuvo como objetivo principal desarrollar un índice de vulnerabilidad compuesto, a un nivel de desagregación máximo, para la comuna de Concepción, identificando sus perfiles territoriales, generando una herramienta para la planificación ante emergencias de este tipo en la comuna. Para ello, se implementó una metodología sobre 76 zonas censales urbanas de la comuna de Concepción. Se construye un índice compuesto a partir de ocho variables demográficas y socioeconómicas del Censo 2017. Mediante un análisis de clúster (*K-Means*) se segmentó el territorio en cinco categorías de vulnerabilidad, logrando un modelo estadísticamente robusto que explica el 85% de la varianza de los datos ($R^2=0,85$), los resultados revelan una marcada heterogeneidad espacial en la construcción de la vulnerabilidad. Se identificaron dos perfiles de mayor vulnerabilidad: 1) Vulnerabilidad Máxima, que agrupa a 11 zonas censales, donde convergen múltiples precariedades, como altas tasas de desempleo, dependencia demográfica de adultos mayores, la cual alcanza hasta el 36.7% en algunas áreas; y 2) una Vulnerabilidad Crítica, presente en 17 zonas, en las cuales predomina la precariedad habitacional, donde el hacinamiento crítico llega a afectar a más del 3% de los hogares. Esta distinción demuestra que las estrategias de intervención no pueden ser homogéneas y necesitan mayor especificación en función del sector de la comuna afectado. Mientras unas zonas requieren un abordaje más integral, otras necesitan soluciones urgentes en materia de vivienda. El estudio concluye que las políticas públicas deben ser diseñadas en función del perfil de vulnerabilidad específico que cada territorio tiene, pudiendo marcar una diferencia en cómo se combaten situaciones como estas, aportando una herramienta de planificación espacial que permite focalizar el uso de recursos de manera más eficiente y equitativa ante futuras crisis de sanitarias, además de subrayar el valor indispensable del análisis geográfico para la correcta planificación ante el análisis del riesgo, sea de carácter socio natural o sanitario.

ABSTRACT

The COVID-19 pandemic highlighted and exacerbated existing socioeconomic inequalities, shaping its impact and repercussions on the population. The main objective of this research was to develop a composite vulnerability index, at the highest level of disaggregation, for the municipality of Concepción. This index identifies territorial profiles, creating a tool for planning for emergencies planning in the municipality. To achieve this, a methodology was implemented in 76 urban census areas in Concepción, constructing a composite index from eight demographic and socioeconomic variables from 2017 Census. Using cluster analysis (K-Means), the territory was segmented into five vulnerability categories, resulting in a statistically robust model that explains 85% of the data's variance ($R^2=0.85$). The results reveal marked spatial heterogeneity in the construction of vulnerability. Two primary profiles of high vulnerability were identified: 1) Maximum Vulnerability, which groups together 11 census areas where multiple forms of precarity overage, such as high unemployment rates and demographic dependence on older adults (reaching up to 36.7% in some areas); and 2) Critical Vulnerability, present in 17 areas, dominated by housing precariousness, with critical overcrowding affecting more than 3% of households. This distinction demonstrates that intervention strategies cannot be homogeneous and require greater specificity depending on the affected sector. While some areas need a comprehensive approach, others require urgent housing solutions. The study concludes that public policies must be designed according to the specific vulnerability profile of each territory, which is crucial for effectively addressing such crises. This provides a spatial planning tool that enables a more efficient and equitable allocation of the resources in future health emergencies, while also highlighting the indispensable value of geographic analysis for effective risk assessment and planning, whether for socio-natural or health-related events.

1. INTRODUCCIÓN

El SARS-CoV-2 (COVID-19) fue declarado por la Organización Mundial de la Salud (OMS) como una emergencia de salud pública de preocupación internacional el 30 de enero de 2020¹, categoría que se elevó a pandemia, el día 11 de marzo del 2020, indicando que el virus se había diseminado a múltiples países y continentes, afectando a un gran número de personas². Desde ese momento, hasta el primer caso confirmado en Chile el 3 de marzo de 2020, la enfermedad parecía distante y relativamente controlable por las autoridades. Sin embargo, hasta mayo de 2024, el COVID-19 ha afectado a 5.384.853 y ha cobrado 53.274 muertes confirmadas y 4.591 probables (DEIS-MINSAL, 2024).

Esta pandemia no solo ha traído consigo retos inmediatos para la salud pública, sino que también ha expuesto y exacerbado las disparidades socioeconómicas existentes en comunidades de todo el mundo. La vulnerabilidad socioeconómica, entendida como la predisposición de ciertos grupos de población a sufrir efectos adversos, debido a la naturaleza de su condición socioeconómica, y se posiciona como un factor clave para la propagación de la pandemia y la respuesta a ella.

En un análisis del contexto sociocultural actual, es relevante realizar una autocrítica sobre las medidas adoptadas y definir el rol que juega la Geografía en las áreas de salud y espacio urbano. Esta crítica resalta la urgencia de implementar una capacidad analítica avanzada para generar indicadores que permitan un manejo más efectivo de los datos en el contexto de la pandemia, y a su vez, dar respuesta oportuna a situaciones de similares características.

Para una planificación efectiva, es esencial comprender cómo los determinantes sociales de la salud pueden explicar el comportamiento del virus y su propagación espacial. Como propuesta metodológica, y utilizando datos del Censo de Chile de 2017, se ha llevado a cabo un análisis de la amenaza que representa el COVID-19.

¹ <https://www.who.int/groups/covid-19-ihr-emergency-committee>

² <https://www.who.int/europe/emergencies/situations/covid-19>. Consultado el 04/08/2024

Se empleó el directorio de datos CENSO 2017 para REDATAM 7 (INE, 2017), lo cual facilitó la creación de un listado de variables relevantes a nivel de zonas urbanas, para la comuna de Concepción, las cuales son espacializadas mediante el software en ArcGIS ArcMap versión 10.8 con su extensión *Spatial analyst*, proporcionando una comprensión, explicación y pronóstico del comportamiento del COVID-19 en la comuna de estudio. El Municipio de Concepción no fue una excepción a esta realidad: la comuna se ha enfrentado a una serie de retos socioeconómicos que se han visto intensificados por la pandemia, como por ejemplo el llamado “Estallido Social de octubre del 2019”. Para abordar eficazmente estos desafíos, es crucial comprender y medir la vulnerabilidad socioeconómica de la población local al SARS-CoV-2.

El siguiente trabajo propone la creación de un indicador de vulnerabilidad socioeconómica específico para el Municipio de Concepción, basado en variables censales a nivel de zona censal. Con el establecimiento de este indicador, se pretende proporcionar a las autoridades locales y a los/las investigadores una herramienta precisa y completa para evaluar y abordar las disparidades socioeconómicas exacerbadas por la pandemia.

La elaboración de este indicador se justifica por la necesidad de comprender mejor los mecanismos por los que la vulnerabilidad socioeconómica influye en la propagación y el impacto del SARS-CoV-2 a nivel local. Además, la propuesta de este indicador pretende contribuir a la formulación de políticas públicas eficaces y específicas que puedan mitigar los efectos de la pandemia en los grupos más vulnerables de la población.

Para lograr este objetivo, el escrito se estructura de la siguiente manera: en primer lugar, se realizará una revisión bibliográfica sobre la vulnerabilidad socioeconómica y su relación con las pandemias, así como sobre los indicadores existentes para evaluar esta vulnerabilidad. Posteriormente se presenta un análisis teórico de la relación entre la vulnerabilidad socioeconómica y el SARS-CoV-2. En la siguiente etapa, se muestra la metodología propuesta para construir el indicador de

vulnerabilidad socioeconómica. Finalmente se describirá la aplicación de la metodología, resultados, discusiones y conclusiones respectivamente.

A través de este trabajo, se espera contribuir al desarrollo de estrategias más efectivas para enfrentar la pandemia, que tomen en cuenta las particularidades socioeconómicas de la población de Concepción y promuevan la equidad en salud.

1.1. Planteamiento del problema

La vulnerabilidad socioeconómica es un fenómeno multidimensional que afecta de manera desproporcionada a distintas poblaciones y regiones, influenciando negativamente en la calidad de vida de las personas. En el contexto latinoamericano la vulnerabilidad socioeconómica no solo se manifiesta en bajos ingresos económicos, sino también en la inestabilidad laboral, la falta de acceso a servicios básicos, a una vivienda adecuada, a la capacidad de acceso a servicios de salud y educación (WHO, 2021; CEPAL 2019). Dicha vulnerabilidad no solo responde a riesgos naturales, sino también a diversas crisis mundiales, como la pandemia COVID-19, causada por el coronavirus SARS-CoV-2, la cual, según la OMS, ha tenido un impacto devastador a nivel global, con más de 640 millones de casos confirmados y aproximadamente 6,6 millones de muertes hasta la fecha (OMS, 2023). Reflejando los desafíos particulares que enfrenta esta área en términos de salud pública y vulnerabilidad socioeconómica.

Entendiendo la pandemia como un riesgo, es de importancia comprender y manejar adecuadamente las variables espaciales para controlar la propagación del virus. La falta de comprensión de cómo factores, como la densidad poblacional, calidad de la vivienda, distribución geográfica de servicios impactan en la diseminación del virus resulta en un aumento significativo de casos y muertes. En Chile, hasta el momento (2024) se han reportado más de 5 millones de casos y cerca de 60.000 muertes debido a la enfermedad (Ministerio de Salud de Chile, 2024).

La rápida propagación del COVID-19 y los problemas asociados a la diseminación de datos de contagios, ha significado un problema para el análisis socioespacial de este fenómeno, principalmente por las limitaciones de información, nivel espacial y

complejidad de análisis. Esto se ve acentuado al analizar el primer año de pandemia, donde aún se desconocía del comportamiento del virus y se despreciaban los aportes de las diversas ciencias relacionadas –principalmente las sociales– en el aporte de conocimiento para el control de este.

Desde este contexto y entendiendo que los impactos de los desastres tienden a concentrarse en los sectores sociales con menos capacidad económica (Maskrey, 1998). Así, se vuelve vital la integración de datos de vivienda, hogar, demografía y economía para la elaboración de indicadores precisos de vulnerabilidad, que integren variables de cohesión social y capital humano en este tipo de estudios (Smith y Reeves, 2018; Tanaka y Lee, 2019; González y Montes, 2018; Fernández y Rodríguez, 2020).

Entendiendo que la detección de contagios, así como también de posibles focos de vulnerabilidad significa salvar vidas y la reducción de la transmisión de la enfermedad, es que la Geografía toma un papel importante en dicho análisis. Actualmente los estudios realizados han sido en base a límites comunales los que son muy amplios y desconociendo la existencia de múltiples variables sociales, económicas, demográficas, a escalas mayores de análisis.

En Chile, el Censo 2017 proporcionó una amplia gama de datos que pueden ser cruciales para analizar y entender las condiciones de vida de la población. Sin embargo, la falta de indicadores integrados que combinen aspectos de vivienda, hogar y características personales limita la capacidad de los tomadores de decisiones para identificar y actuar eficazmente en las áreas más vulnerables. Maldonado y De la Fuente (2018) enfatizan la importancia de integrar diversos factores socioeconómicos para obtener un diagnóstico más preciso de la vulnerabilidad, lo cual es esencial para dirigir las políticas públicas de manera efectiva. A su vez, Fernández y Rodríguez (2020) sugieren que la falta de indicadores integrados dificulta la formulación de políticas públicas efectivas. Estudios recientes sugieren que áreas con alta vulnerabilidad socioeconómica y peores condiciones de vivienda han experimentado altas tasas de transmisión de dolencias (Pérez y Quintana, 2022).

La necesidad de desarrollar un indicador de vulnerabilidad socioeconómica más comprensivo y detallado es evidente: diversos estudios demuestran como los indicadores multidimensionales pueden mejorar la situación de sectores vulnerables en contextos de riesgo (González y Montes, 2018; Oliveira y Santos, 2021; García y Vargas, 2020; Pérez, & Quintana, 2022). Tal indicador permitiría no sólo identificar las áreas y poblaciones en situación de vulnerabilidad, sino también facilitar la implementación de medidas específicas que aborden las múltiples dimensiones de la vulnerabilidad.

Así, este estudio se ha propuesto desarrollar un Indicador de Vulnerabilidad Socioeconómica que integre de manera efectiva las dimensiones de vivienda, hogar y de población, utilizando datos del Censo 2017, considerando factores diferenciales respecto a otro tipo de estudios. La investigación proporcionará herramientas cruciales para la toma de decisiones y la planificación de políticas públicas, con el objetivo de mitigar los efectos de futuras crisis sanitarias en las poblaciones más vulnerables.

1.2. Objetivos

1.2.1. Objetivo General

Desarrollar un índice integral de vulnerabilidad socioeconómica utilizando datos del Censo 2017 de Chile y a través de las Geotecnologías, para la identificar y caracterizar las áreas y poblaciones más vulnerables frente a enfermedades de características similares al COVID-19 en la comuna de Concepción.

1.2.2. Objetivos Específicos

- Identificar las características relacionadas con vivienda, hogar y personas que permitan determinar la vulnerabilidad socioeconómica y explicar la diseminación espacial del COVID -19
- Clasificar las variables reconocidas como posibles determinantes sociales de la salud, que expliquen la diseminación espacial de los contagios, en base a datos censales obtenidos en el Censo 2017.
- Desarrollar Indicadores de vulnerabilidad para la comuna de Concepción, en base a datos censales que permitan identificar zonas de mayor riesgo de diseminación de enfermedades similares a COVID -19
- Espacializar grupos vulnerables en la comuna de Concepción a nivel zona urbana censal.
- Examinar la distribución espacial de posibles factores de riesgo relacionados con COVID-19, para explicar su incidencia en el territorio.

2. HIPÓTESIS

Los perfiles de vulnerabilidad socioeconómica en la comuna de Concepción presentan una distribución heterogénea. Las zonas de vulnerabilidad máxima se caracterizarán por una mayor concentración de múltiples dimensiones de precariedad (desempleo, demografía, hacinamiento), mientras que las zonas de vulnerabilidad crítica están definidas predominantemente por un único factor dominante, la precariedad habitacional.

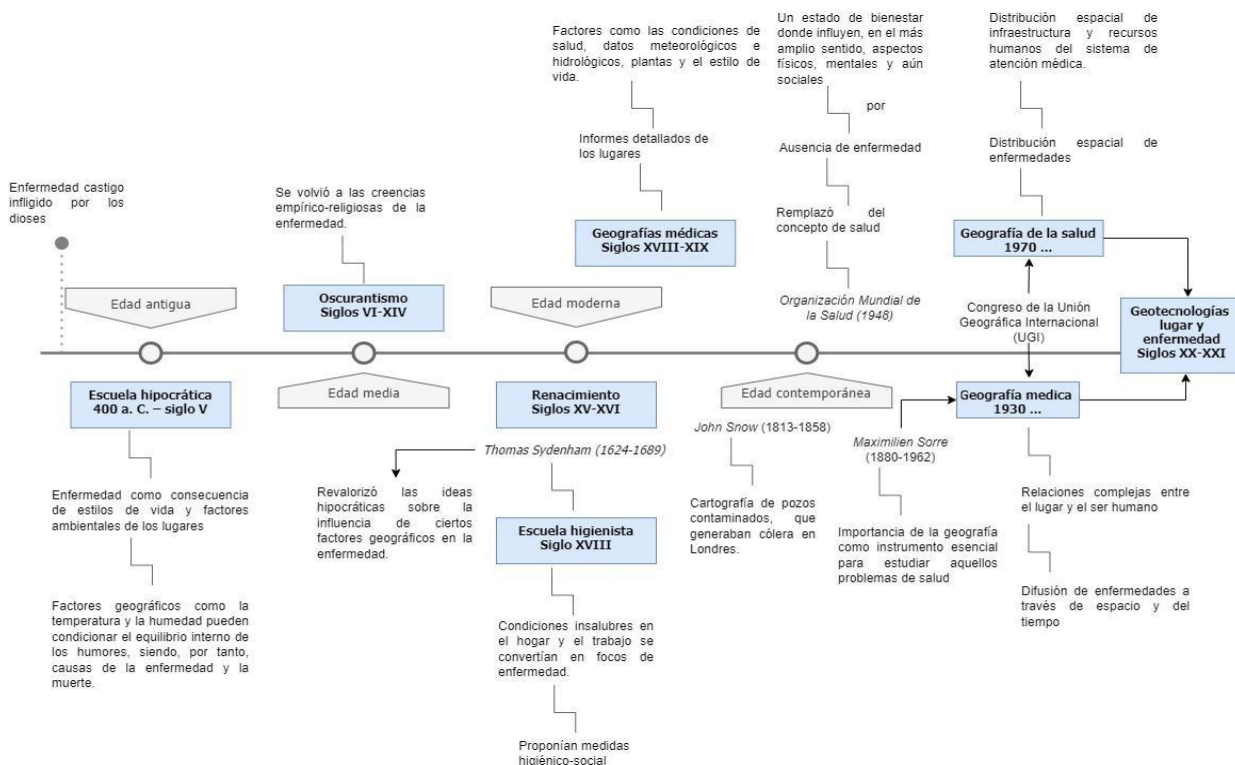
3. MARCO DE REFERENCIA

El análisis geográfico dentro de la Geografía de la Salud o Medicina ha significado un esfuerzo de posicionamiento de la Geografía como ciencia en el ámbito médico, el cual, a nivel país, ha sido reactivo a la colaboración con las Ciencias Sociales. Es por ello que para el presente trabajo es necesario hacer una recapitulación de la historia y aportes de la Geografía en el ámbito de salud y el uso de técnicas matemáticas y estadísticas en el desarrollo de dichos aportes.

3.1. Geografía Médica, Geografía de la Salud, Salud Colectiva

Los conceptos de Geografía dentro de la medicina se han establecido desde hace tiempo. La relación entre lugar y enfermedad puede dividirse en Edad Antigua, Edad Media, Edad Moderna y Edad Contemporánea (Sánchez, 2023) lo cual se expresa en el siguiente cuadro (Figura 1):

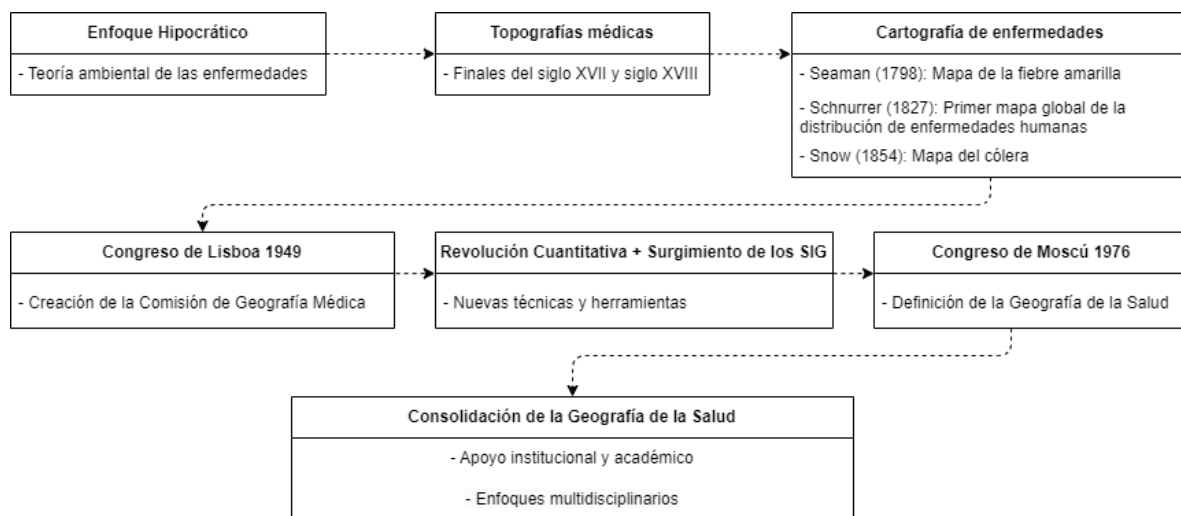
Figura 1: Evolución de los conceptos geográficos en la medicina.



Fuente: Sánchez (2023).

Sin embargo, a la forma en las cuales estos se han hecho presentes y han sido aplicados a lo largo del tiempo no ha sido la misma. Sánchez (2019) resume la transición y consolidación de la Geografía de la Salud como un paso epistemológico desde la medicina hipocrática hasta los recientes avances en tecnología espacial (Figura 2). A su vez, Tisnés (2014) recalca que esta la aplicación de la Geografía en Medicina sufre, a su vez, cambios en función de las épocas, desarrollos sociales, científicos, tecnológicos, entre otros.

Figura 2: Proceso de generación del concepto "Geografía de la salud".



Fuente: Adaptado de Sánchez (2019).

Es en la última etapa de este proceso histórico donde las geotecnologías surgen como nuevo paradigma en la geografía y las revoluciones tecnológicas permiten nuevas posibilidades de análisis (Buzai, 2014). Así como también se transforman en recursos potencialmente poderosos para el área de la salud y la propia salud de las comunidades (Buckeridge et al. 2002), tanto por sus capacidades para generar nueva información y las nuevas formas de visibilizar la información (Wall y Devine, 2000), como también la precisión de lugares y predicción de comportamiento de enfermedades (Shaw y McGuire, 2017)

Si bien, la Geografía Médica o de la Salud no ha conseguido consolidarse como dirección científica y aún es poco reconocida –hasta entre los profesionales de la Geografía del contexto latinoamericano–, Rojas (2003) señala que la falta de

visibilidad histórica en cuestiones geográficas que estudian la salud humana no es un hecho particular de Latinoamérica. Su desarrollo se ha caracterizado, a nivel mundial, por esfuerzos aislados, poco constantes en algunos países y en otros completamente ausentes, con claras excepciones en países que lideran las investigaciones de esta índole como son el Reino Unido, Francia, Bélgica, Estados Unidos, Alemania y Rusia.

En la actualidad, existe un evidente interés por el análisis de distribución de casos, generación de mapas y la espacialización de patrones y variables. Es evidente que el interés por la distribución, los mapas y los Sistemas de Información Geográfica en Salud y Epidemiología se han propagado en las últimas décadas (OMS, 2000), principalmente por el análisis de la pandemia ocurrida en estos últimos tiempos. La ventaja que proporcionan los grandes volúmenes de información, principalmente georreferenciada con rapidez y la aplicación de técnicas estadísticas desde la más simple a la más avanzada, promueve aún más su aceptación en el mundo de la Medicina (Castillo, 1996). Es mediante esta interacción y sus cambios que se generan la Geografía de la Salud y la Geografía Médica Cuantitativa, la cual se basa en estudios de difusión y análisis local de factores sociales y espaciales relevantes. Por su parte, Asthana et al. (2002) consideran que las tendencias recientes en la investigación responden a la interrelación entre las Geografías de la Salud y tres procesos fundamentales: la globalización (con temáticas relativas al cambio climático y crisis ambientales, la transición demográfica, o las pandemias mundiales de enfermedades infecciosas), la urbanización (con el tratamiento de las consecuencias de las migraciones nacionales e internacionales, salud mental y entorno urbano, riesgos ambientales y pobreza y de privación entre otros) y la polarización (efectos del lugar en las variaciones en salud, exclusión social, desigualdad socioeconómica, entre otros).

Shaw y McGuire (2017) definieron el concepto de SIG de Salud como los sistemas integrados que contienen herramientas para gestionar, consultar, analizar y presentar datos de salud espacialmente referenciados. Además, el campo de investigación de las TIG en epidemiología y Salud Pública es amplio. Desde este

sentido, es importante recalcar que la Geografía de la Salud propone analizar y vigilar la salud según condiciones de vida, actuando como vía operacional para los determinantes sociales de los problemas relacionados a salud con el fin de revelar igualdades e inequidades, reconociendo los problemas y necesidades en diversos grupos en el espacio, incluyendo la participación de la población, considerando información del medio, estructura poblacional, sociodemográfica y productiva (Castellanos, 1992).

Entendiendo el desarrollo de la Geografía y su lucha por posicionarse dentro del ámbito epidemiológico, es que los modelos espaciales se consagran como una herramienta efectiva y crítica, que permite investigar estadísticamente la relación geográfica entre varias variables explicativas, dependientes o independientes y su relación con algún brote de una enfermedad, en este caso COVID-19. Estos análisis pueden incluir factores ambientales, topográficos, socioeconómicos, culturales, psicológicos, demográficos, entre otros, dando las oportunidades a la generación de un análisis espacial multivariable en el campo médico. Es por tanto que los SIG conforman una herramienta esencial para examinar la distribución espacial de las enfermedades infecciosas (Mollalo et al. 2020), buscando explicar, bajo el entendimiento de lo relevante de estos conceptos, el por qué y el dónde se contagia la población, y cómo tratar la enfermedad de manera global. Por tanto, la espacialización de los agentes de los servicios de salud en el manejo de los SIG es estratégica y necesaria, obedeciendo a los principios de formación, necesidad y predisposición en la relación entre el agente y el consumidor de estos servicios (Sawyer et. al. 2002).

3.2. Vigilancia epidemiológica en el control de infecciones

El término vigilancia epidemiológica se introdujo en el contexto del combate contra las enfermedades transmisibles en la década de 1950 para designar una serie de actividades posteriores a la campaña de erradicación de la malaria. De esta forma, este término significaba “un seguimiento sistemático y certero de los casos sospechosos o confirmados de personas con enfermedades transmisibles y sus contactos”, es decir, se realizaba un seguimiento activo de las personas, en base a

medidas de aislamiento o cuarentena, aplicado de forma individual y no colectiva (Brasil, 2021).

La vigilancia epidemiológica de enfermedades y las condiciones relacionadas, se definió como “el conjunto de acciones que brindan conocimiento para la detección de cambios en los factores determinantes y en la salud individual y colectiva de los trabajadores con el objetivo de recomendar y adoptar medidas para prevenir y controlar enfermedades, accidentes ambientales y otros procesos, en desmedro de la salud” (Amorim, 2021 p. 12), en busca de mayor eficiencia de los servicios públicos de salud y prevención en el combate de trastornos epidemiológicos, conociendo y localizando áreas críticas con mayor incidencia a ser catalogados como vectores de enfermedades. De lo anterior se puede entender el término de vigilancia epidemiológica como el procesamiento que tiene como objetivo brindar asesoría técnica a profesionales de la salud y de la toma de decisiones, ya que estos son encargados de decidir sobre qué acciones en contra de enfermedades se tomarán, poniendo a disposición para este cometido el uso de información actualizada sobre enfermedades y factores que la condicionan en un área geográfica con una población de definidas características. Es en este sentido que los estándares y normas creados en el desarrollo de la cartografía y la informática son fundamentales en la interoperabilidad de los datos espaciales, considerando la proporción de reglas y mecanismos que permiten el mantenimiento de las características de los datos geográficos, en su migración y uso en diferentes sistemas (Ribeiro, 2021).

Para el caso del COVID-19, el análisis epidemiológico y de vigilancia epidemiológica del brote, se utilizó rápidamente para comenzar a estimar parámetros epidemiológicamente relevantes, como el número básico de reproducción, el intervalo de serie, el período de incubación y la tasa de letalidad (OMS, 2020), gracias a lo cual se determina que el control de la propagación mediante el rastreo de contactos y el aislamiento parece ser un desafío, dado lo que se sabe actualmente sobre el virus (Hellewell et al., 2020). Es, además, gracias a la vigilancia epidemiológica que se puede medir el impacto socioespacial asociado a

una enfermedad determinada, posicionando a la Geografía en el centro de la escena internacional a través del análisis de la dimensión espacial de la problemática y de sus posibilidades de representación espacial con las actuales tecnologías digitales (Schneider et. al. 2002). A su vez la medición de las desigualdades en el campo de la salud se torna una condición indispensable para avanzar en la mejoría de las situaciones, más aún, a grandes escalas espaciales (casi escala humana), donde el análisis de los valores medios desde hace mucho tiempo ha dejado de ser suficiente (OPS, 1999).

La determinación del análisis geográfico dentro de la vigilancia epidemiológica permite la identificación de las desigualdades e inequidades en la salud, así como también minimiza los costos de rastreo y predicción de enfermedades. Según Whitehead (1991), sin confundir el foco en las inequidades, las cuales se consideran desigualdades injustas y evitables, y por tanto en ello radica la importancia para las instancias decisoras en relación con decisiones relacionadas a la salud, en las cuales calificar como inequidad una desigualdad implica conocer sus causas y poder fundamentar un juicio sobre la injusticia de dichas causas. Es en este proceso de vigilancia en el cual el análisis SIG puede ayudar a manejar datos a nivel mundial, lo cual facilita el monitoreo de brotes epidemiológicos, pronósticos de tendencias (Yang et al., 2020, Bragazzi et al., 2020).

3.3. Características pandémicas

La pandemia provocada por el Síndrome Respiratorio Agudo Grave por Coronavirus 2 (SARS-CoV-2). El cual, según Zu et al. (2020), está compuesto por un ácido ribonucleico monocatenario, es decir, un virus de RNA de cadena positiva que se ve como una corona bajo un microscopio electrónico, motivo por el cual adquiere su nombre, por la semejanza con una corona solar debido a los picos superficiales de 9 a 12 nm de longitud es el causante de la enfermedad. Esta se inició como un brote epidémico en Wuhan, China, desde donde se propagó debido a las dinámicas de tránsito de personas que existe entre las ciudades del mundo (Wu et al., 2020; Cascella et al., 2020; Buzai, 2020). El primer brote de la enfermedad fue reportado por China, con identificación de pacientes con neumonía de etiología desconocida

en la ciudad de Wuhan en diciembre de 2019. Un mes después, el virus se propagó rápidamente por China para después llegar a varios países de Asia, Europa, América y África, siendo declarada pandemia por la OMS el 11 de marzo, fecha en la que ya se habían reportado casos de la enfermedad en 114 países (Lakhani, 2020; Barrozo et al., 2020). La cual, según (Buzai, 2020) se consagra al tener en su antípoda uno de los mayores brotes del último tiempo. Así, era necesario estudiar, mediante técnicas de mapeo, el virus para determinar con mayor precisión cómo se transmite entre humanos, dado que su propagación es acelerada. Para ello, se definió que la primera tarea del flujo de trabajo de diagnóstico clínico sería confirmar el historial de exposición a Wuhan y la ocurrencia de algún contacto con personas de Wuhan, además de la proximidad a pacientes confirmados en los últimos 14 días (Schmidt et al., 2020). En esto se determinó que los lugares mayormente afectados por el COVID-19 poseen un grado de vulnerabilidad el cual tiene implicaciones por su capacidad para enfrentar, resistir y recuperarse de los efectos adversos de la pandemia (Suárez-Lastra & Galindo-Pérez, 2020), siendo los lugares de mayor vulnerabilidad en términos demográficos, socioeconómicos y de acceso a servicios de salud (Santana, 2020).

Por tanto, es posible asumir que la distribución territorial de la pandemia por COVID-19 es un fenómeno complejo y dinámico, que, con el tiempo, alcanza y afecta a toda la población. Sin embargo, depende de sus vulnerabilidades, producto de diversos factores, el cómo se desarrolla espacialmente, entendiendo este desarrollo como focos de defunciones, infección, permanencia, entre otros.

3.4. Contexto Chileno

El contexto pandemia ha exacerbado las desigualdades socioeconómicas a nivel mundial, destacan la importancia de utilizar indicadores precisos para medir la vulnerabilidad y reducir las brechas, buscando la mitigación de efectos del COVID-19 en la población más desprotegida.

En cuanto a la utilización de indicadores compuestos para este objetivo, es posible destacar diversos esfuerzos relacionados a la creación de indicadores de vulnerabilidad frente al COVID-19. Entre esos ejemplos encontramos González &

Pérez, 2020; Montes, 2021; Buzai, 2021 (Argentina); Ramírez & Salazar, 2020 & DANE, 2020 (Colombia); OCDE 2020; Salvador-Carulla et al., 2020; ILO, 2020 (EE. UU.); Public Health England, 2020 (Reino Unido); Nkengasong & Mankoula, 2020 (África); Ranjan et al., 2020 (India); Hallal et al., 2020 (Brasil); En los cuales se tienen componentes de nivel educativo, acceso a salud, vivienda, condiciones de vida, ingresos, empleo, entre otros.

En el caso chileno, fue desarrollado por la Universidad de Chile en colaboración con el Ministerio de Desarrollo Social y Familia (MIDESO), un índice de vulnerabilidad socioeconómica ante el COVID-19, el cual utilizó variables como ingreso per cápita; tasa de desempleo; nivel educativo; acceso a salud y condiciones de la vivienda. (MIDESO, 2018; MINEDUC, 2020; MINSAL, 2020; INE, 2017). Dicho índice fue utilizado para identificar comunas con mayor vulnerabilidad para la priorización de recursos e implementación de medidas sanitarias, comunas como La Pintana, Puente Alto y Cerro Navia fueron identificadas como altamente vulnerables debido a sus bajos ingresos per cápita y altas tasas de hacinamiento (Martínez-Valenzuela et al., 2020).

Así mismo, la Fundación para la Superación de la Pobreza, en colaboración con la Universidad de Chile, generan el índice de privación material y social, el cual fue utilizado para evaluar las condiciones de las comunas más desfavorecidas en cuestiones de vivienda e infraestructura. Utilizando variables como acceso a bienes básicos, acceso a salud y educación, condiciones de vivienda y acceso a redes de apoyo social basado en datos Censo 2017, CASEN 2017, información de encuestas sociales y estudios de la propia fundación (Fundación para la superación de la pobreza 2020, información del MIDESO, 2018; INE, 2020)

Por su parte, el Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo (PNUD) generan un índice de vulnerabilidad territorial, el cual identifica regiones y comunas con mayor nivel de vulnerabilidad territorial, tanto para distribución eficiente de recursos, así como también la planificación nacional de apoyo ante la catástrofe (PNUD, 2020). En este caso las variables utilizadas corresponden a infraestructura básica, acceso a servicios de salud y educación, desigualdad socioeconómica y

condiciones ambientales de vivienda, con fuente en datos INE 2020, MIDESO 2018, PNUD 2020, MIDESO 2020; MMA 2020. El Centro de Desarrollo Regional (CEDER), de la Universidad de Los Lagos, generan otro tipo de indicador que buscaba entender la resiliencia comunitaria, la cual utiliza variables de capital social, participación ciudadana, acceso a recursos comunitarios y capacidad de respuesta institucional, basado en datos de trabajos propios de CEDER 2020 y INE 2020. Aparte de los indicadores mencionados, diversos esfuerzos fueron generados por varios ministerios del país. Por su parte el Ministerio de Ciencia creó la “Plataforma de datos “COVID-19” (disponible en: <https://github.com/MinCiencia/Datos-COVID19>, fecha de consulta: 05/06/2023), la cual utilizó principalmente la plataforma Twitter oficial de @DEGREUD_MINSAL, como medio para las divulgaciones de datos generados en dicho portal, este portal tenía más de 80 tipos diferentes de productos generados por diversos profesionales, además se contaba con el manual de usuario de manera libre, para quienes quisieran participar de la iniciativa³.

Algunos ejemplos de aprovechamiento de dicha iniciativa son: el gráfico de síntesis de casos en Santiago a nivel comunal (Suazo, 2021/2021), cantidad de casos, fallecidos, PCR, ventiladores y tasa de letalidad (Riffo, 2020/2020); Base de datos a nivel comunal y regional mapeado a nivel de cuadrantes (Gonzales 2024); Dashboard de evolución diaria de la propagación del COVID-19 en Chile (Müller, 2023) o el caso del Reporte COVID-19 Chile⁴. Entre otros.

Al mismo tiempo, el INE, generó un visualizador de información que fue creado durante la pandemia, el cual posee algunas variables consideradas importantes para el análisis de la pandemia⁵. Dicho producto fue, también parte de la investigación realizada por la misma entidad a cargo del Ministerio de Desarrollo Social⁶.

³ Disponible en: https://archive.org/details/github.com-MinCiencia-Datos-COVID19_-_2020-04-11_01-14-27

⁴ Disponible en: <https://ctvasque.github.io/>

⁵ Disponible en: <https://www.arcgis.com/apps/dashboards/e8292e6a13814b6b8bcfd3415ef4eb02>

⁶ Disponible en: <https://observatorio.ministeriodesarrollosocial.gob.cl/vizdata/covid19/index.html>

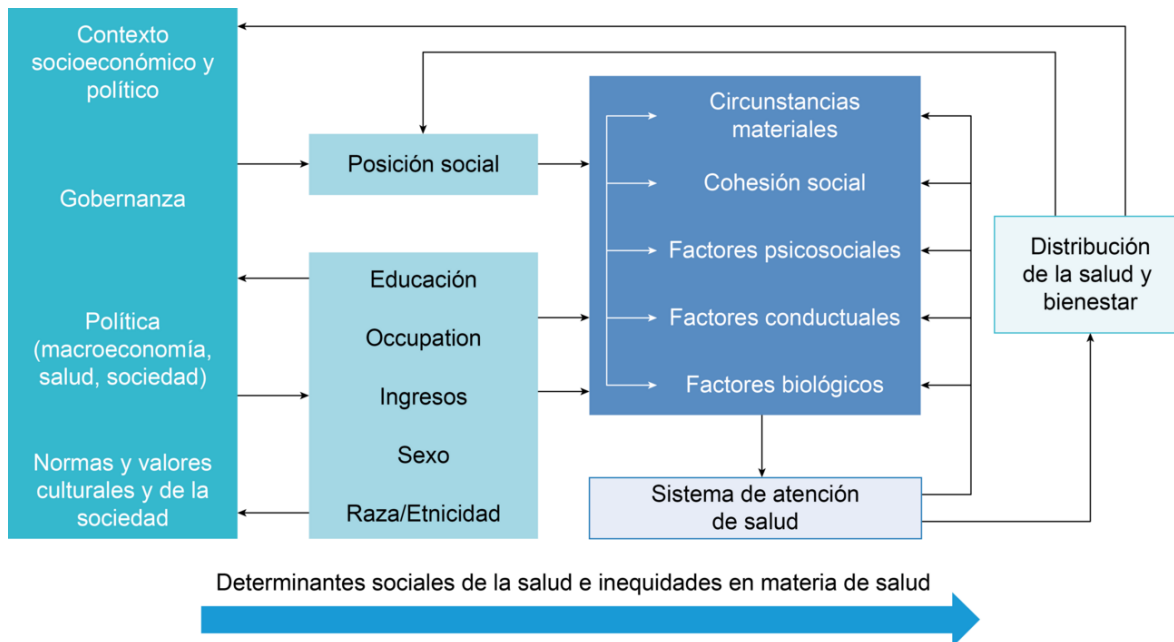
3.5. Variables identificadas como principales (o causas)

La vulnerabilidad socioeconómica es definida como la susceptibilidad de una población a sufrir daños significativos debido a su situación económica, social o de vivienda, con su capacidad limitada para enfrentarse y recuperarse de daños producidos por una adversidad (Adger, 2006). Según Principi (2020), el concepto de vulnerabilidad se engloba dentro del concepto de riesgo, correspondiendo a uno de dos conceptos que no se pueden separar: Peligro, Amenaza y la Vulnerabilidad. Ese concepto alberga tres componentes principales: exposición, sensibilidad y capacidad de respuesta (Birkmann, 2007). Entendiendo, por tanto, a la vulnerabilidad como la capacidad de la sociedad para enfrentar posibles fenómenos que signifiquen algún peligro y la posibilidad de estos para la recuperación en un lugar determinado.

En el contexto pandemia, es necesario entender que la combinación de amenaza, vulnerabilidad y exposición, junto con la capacidad de resiliencia de la población, constituye el riesgo frente al COVID-19 como un todo, además de determinar como el virus se expande y de que formas la sociedad puede responder de manera organizada y eficiente a este tipo de amenazas (Sánchez, 2023). Actualmente existe evidencia consolidada que tiende a demostrar que la desigualdad afecta negativamente al estado de salud de los individuos, inclusive en niveles en los que esta no está acompañada de índices de pobreza o falta de acceso a bienes materiales. En este escenario, solo basta la desigualdad como dato empírico para verificar una suerte de gradiente social que patentiza una relación directa entre la posición social de las personas y su nivel de satisfacción sanitaria. Este conjunto de variables económicas, sociales y culturales, con importante influencia en la salud de las personas (nivel de escolaridad, raza, etcétera), ha empezado a ser denominado Determinantes Sociales de la Salud (Tovar, 2021). Además, según OPS/OMS (2024), el entorno en el cual las personas nacen, crecen, viven, trabajan y

envejecen, y que afectan positiva o negativamente su morbilidad y esperanza de vida⁷, cuyo marco conceptual se resumen en la Figura 3.

Figura 3: Marco conceptual de los Determinantes Sociales de la Salud.



Fuente: OPS/OMS (2024).

A nivel internacional, existen diversos estudios los cuales demostraron que los grupos socioeconómicamente desfavorecidos o empobrecidos fueron los más afectados por la pandemia (Patel et al., 2020; Ahmed et al., 2020). Mencionando, además, de que dichos grupos poseen una falta de protección específica en relación al servicio de salud, lo cual representa una desventaja para resolver situaciones relacionadas al contagio en comparación con otros grupos. (Juárez et al., 2014).

Según Wagstaff (1991) un indicador para medir las desigualdades debe presentar las siguientes características: 1) reflejar la dimensión socioeconómica de las desigualdades en el campo de la salud; 2) incorporar la información correspondiente a todos los grupos de la población definidos por el indicador, y 3) ser sensible a los

⁷ OPS/OMS, Determinantes Sociales de la salud. 2024. <https://www.paho.org/es/temas/determinantes-sociales-salud#:~:text=La%20Organizaci%C3%B3n%20Mundial%20de%20la,condiciones%20de%20la%20vida%20cotidiana%22>. Consultado el 06/04/2025

cambios en la distribución y al tamaño de la población a lo largo de la escala socioeconómica.

En general, los sistemas de información y los análisis de la situación de salud no toman en cuenta la evaluación de las desigualdades. Medir las desigualdades en las condiciones de vida y salud constituye el primer paso hacia la identificación de inequidades en el campo de la salud. Así sucede, por ejemplo, con la posición social, la escolaridad y el nivel de ingresos, Producto Nacional Bruto, porcentaje de pobreza, porcentaje de alfabetización, necesidades básicas insatisfechas, razón de ingresos, tasa de desempleo y otras. Variables las cuales en ecología carecen de significado a nivel individual y deben ser tratadas a nivel colectivo. (Schneider, 2002).

Es, por tanto, que en algunos ejemplos de estudios se identifica como vulnerabilidades las que afectan a la diseminación del COVID-19, variables relacionadas a empleo (Ranjan et al., 2020), distanciamiento dentro de la vivienda y hacinamiento (Hallal et al., 2020; UNESCO, 2020), relaciones entre tasa de infección y espacio habitable del hogar (Lima et al., 2020) población en edad senil (Rosenberg et al., 2020).

No obstante, existieron este tipo de esfuerzos ellos abordan la problemática a una escala comunal o regional, no posee una escala mayor (detalle) que permita la identificación de casos dentro de una propia comuna. Es por ello que en el siguiente estudio se realiza un esfuerzo de generación de indicador a nivel de zona censal, el cual incluya variables no utilizadas aún a nivel país y que posibilitan la generación y mejora de diversos indicadores compuestos.

3.6. Aplicación en la salud

En lo que respecta a las TIG y sus aplicaciones en el ámbito de la salud y aplicaciones, es fundamental comenzar con la definición y localización de los Determinantes Sociales de la Salud. Estos Determinantes Sociales de la Salud pueden ser entendidos como el conjunto de variables que establecen una conexión causal entre las desigualdades en la salud y las diferentes exposiciones a riesgos

(enfermedades), lo que conlleva a diversas consecuencias en el proceso de una enfermedad que afectan a distintos grupos o estratos sociales (Otero y Zunzunegui, 2011 p. 88-90). Así mismo, según Acharya y Porwal (2020) con la pandemia se han resaltado la importancia de la ubicación geográfica de grupos vulnerables y contagiados, lo que permite generar modelos matemáticos para en análisis y mitigación del fenómeno en sí. Además, según Danon et al. (2020), es posible asumir que los modelos matemáticos constituyen una herramienta útil para comprender, analizar y predecir el posible curso de fenómenos, como el caso del COVID-19, basado en un conjunto de supuestos adaptados a un modelo poblacional en un lugar determinado. Por tanto, es posible asumir que el conjunto de determinantes sociales de la salud, los modelos matemáticos y las herramientas geoespaciales, se genera instrumentos fundamentales para mapear, visualizar, analizar y comprender la distribución tanto de los factores de riesgo, como recursos disponibles para el tratamiento y prevención de enfermedades (García de León, 2020). Lo anterior con el fin de apoyar en la toma de decisiones y generar medidas para respuesta más eficientes y eficaces en cuanto a enfermedades en general y en particular con la situación pandemia.

En el contexto COVID-19 surgió una rápida necesidad de integración de datos estadísticos y geoespaciales, situación en la cual resaltó la falta de interoperabilidad de datos a nivel mundial (O'Reilly-Shah et al., 2020). Sin embargo, existieron estrategias de monitoreo epidemiológico sólo para auxiliar el control inmediato de contagio, proporcionando información valiosa para el desarrollo de políticas de salud a largo plazo (Mobula et al., 2020), pero esto no significa que la interoperabilidad de datos este solucionada. Es aquí donde el desarrollar un indicador compuesto, que permita la identificación de vulnerabilidad frente a COVID-19 y las enfermedades de igual comportamiento, facilitando la implementación de modelos basados en dinámicas sociales, con información generada a partir de diversas fuentes, las cuales facilitaran la priorización a las comunicades más vulnerables y que a su vez significan una mayor diseminación de contagios, previniendo situaciones como la pandemia 2019-2020 (Patrick Howell O'Neill 2020), en la cual, la falta de análisis en función de las disparidades existentes a nivel

nacional, colapsó varios sistemas, principalmente a nivel de salud (Abramo et al., 2020).

Al desarrollar e implementar intervenciones basadas en modelos de Salud Pública, es crucial garantizar que los recursos se distribuyan de manera, adecuada, justa y equitativa, priorizando las necesidades de las comunidades más vulnerables y marginadas. Esto requiere un análisis cuidadoso de las disparidades existentes en el acceso a la atención médica, los servicios sociales y otros recursos, así como el desarrollo de políticas y estrategias que aborden proactivamente estas disparidades. Las y los investigadores y tomadores de decisiones deben considerar las implicaciones éticas de sus acciones y trabajar para promover la equidad y la justicia social en todas las etapas del proceso de modelado e intervención en Salud Pública.

4. METODOLOGÍA

El presente es un estudio de carácter espacial y matemático, con base epistemológica neopositivista, al emplear un diseño de datos sociodemográficos, cuya unidad de análisis espacial corresponde a zonas censales de la comuna de Concepción.

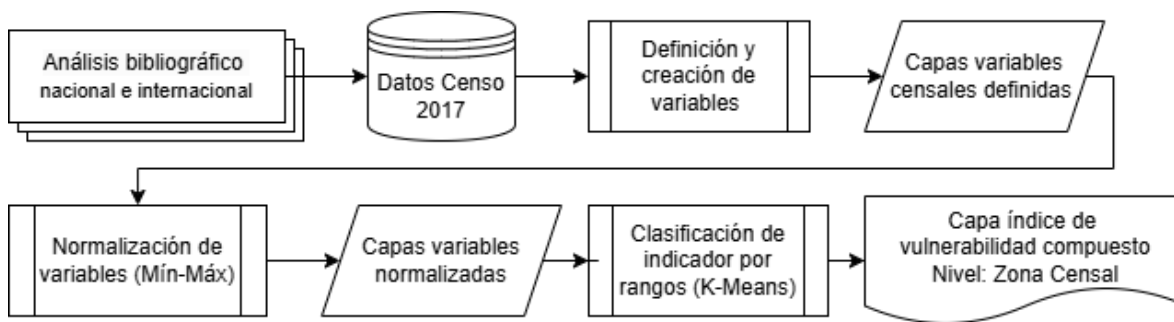
Se utilizaron datos oficiales del Instituto Nacional de Estadística (INE) para la generación de variables e indicadores, Censo de Población y Vivienda (INE 2017), basados en revisión de literatura científica, tanto nacional como internacional, en conformidad con el desarrollo y mecanismos de dispersión de la enfermedad, así como también los análisis de vulnerabilidad espacio territorial referentes al COVID-19 como un riesgo natural, lo cual facilita la comprensión de las variables utilizadas.

Este proceso implicó una exhaustiva revisión de la literatura científica, comparando distintos institutos internacionales de salud y de estadísticas mundiales, y a nivel latinoamericano. Esto permitió determinar variables e indicadores a utilizar, posteriormente, estas variables se normalizan, para generar la capa final de vulnerabilidad general.

Los datos censales para la generación de las variables que componen el indicador fueron procesados con el software REDATAM 7, versión 3.4.2, basado en los microdatos del Censo de Población y Vivienda 2017 de Chile. Posteriormente la sistematización en una base de datos y espacialización de dichos datos se realizó mediante el software ArcMap, en su versión 10.8. Proceso metodológico detallado en la Figura 4⁸.

⁸ Los cocientes de las proporciones sugeridas se multiplican por 100 **Los datos corresponden a la población empadronada según el censo 2017, puede no corresponder a la población de total de cada zona censal.

Figura 4: Flujo metodológico.

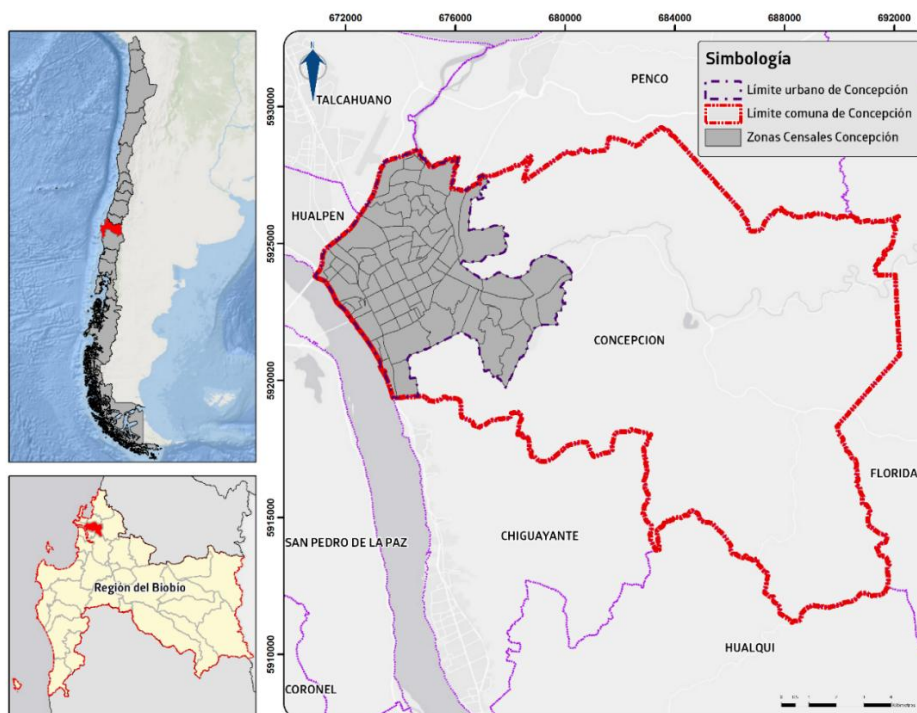


Fuente: Elaboración propia.

4.1. Área de Estudio

El área de estudio se sitúa en la comuna de Concepción (figura 5), situada en la región del Biobío, siendo la capital de la provincia homónima, específicamente en 36°49'37" S, 73°03'01" O, y forma parte del Gran Concepción, una de las principales zonas metropolitanas del país.

Figura 5: Mapa de ubicación de la comuna de Concepción.



Fuente: Elaboración propia.

La comuna de Concepción presenta, según el Censo 2017, una población de 223.574 habitantes, siendo un 98% población urbana (Tabla 1). Dado que

Concepción es una comuna predominantemente urbana, el estudio se basó en un análisis únicamente urbano de la comuna. Según el INE. La organización de la información censal sigue una estructura jerárquica definida que abarca divisiones territoriales amplias, como Regiones, Provincias y áreas específicas o unidades geográficas más pequeñas como Distritos, Zonas Censales (Urbano) y Localidades (rural)⁹

Tabla 1: Tabla distribución de población comuna de Concepción

Comuna de Concepción	Censo 2017			Proyección 2024			Porcentaje Ruralidad	
	Urbano	Rural	Total	Urbano	Rural	Total	Censo 2017	Proyección 2024
	219.057	4.517	223.574	234.641	5.135	239.776	2,0%	2,1%

Fuente: Censo de Población y Vivienda 2017, Proyecciones de Población 2024, INE.

La comuna de Concepción forma parte del segundo conglomerado urbano más grande del país, siendo el área que alberga mayor cantidad de habitantes de dicha metrópolis.

En el marco Geoestadístico Chileno se cuenta con una base de datos que contiene 5.170 Zonas Censales, límite que presenta la máxima desagregación de datos del CPV2017¹⁰. De las cuales 76 corresponden a la comuna de Concepción, según el censo 2017, estas variables cuentan con información asociada al formulario censal, el cual fue procesado para la generación de variables en base a indicadores relacionados a la vulnerabilidad socioeconómica de propagación y afectación del COVID-19. Con el fin de determinar qué población, presente en el CPV se encuentra en situación de vulnerabilidad y donde se encuentran ubicadas.

Se entiende la vulnerabilidad como susceptibilidad de las y los individuos por múltiples factores que presenta un papel crítico en la determinación de los resultados de salud durante crisis de salud pública, entre ellos la pandemia COVID-

⁹ https://www.ine.gob.cl/docs/default-source/geodatos-abiertos/manuales/censo/alcances-base-cartografica-censo-2017.pdf?sfvrsn=d513cb51_6. Consultado el 16/011/2024

¹⁰ Ley de Secreto Estadístico: Extractos de la Ley Orgánica 17.374, consagrado en el artículo 29, de creación del Instituto Nacional de Estadísticas, publicada el 10-12-1970

19 (CDC, 2024). Así, se genera un enfoque relacionado con factores socioeconómicos y demográficos para la comprensión de estas condiciones y determinar la capacidad para responder a estos fenómenos y su distribución geográfica.

4.2. Selección y creación de indicadores.

En cuanto a la generación del índice de vulnerabilidad propuesto, se considera que la selección de variables censales es un paso crucial. Diversos estudios destacan la importancia de considerar factores como las características del hogar, densidad poblacional, condiciones de vivienda, entre otros. (Mollalo et al., 2020; Marmot et al., 2008) con el fin de reflejar las características sociales, demográficas y económicas con el fin de ayudar a medir la vulnerabilidad, identificar áreas con mayor propensión a sufrir daños y reflejar las condiciones de desventaja social que la población enfrenta. (Díaz-Muñoz y Díaz-Castillo, 2001).

Es por este motivo que la revisión de literatura sobre vulnerabilidad socioeconómica y su relación con el COVID19 se seleccionaron variables relacionadas con viviendas, hogar y personas, que incluyen múltiples determinantes y aportan, tanto individual como colectivamente, en el abordaje del indicador. Teniendo en cuenta que todas estas interacciones influyen en el contexto de salud y la reducción de vulnerabilidad (Berkman et al., 2014).

4.3. Dimensiones de vulnerabilidad

Las Dimensiones poblacional y socioeconómica están compuestas por variables asociadas a características de la población particularmente la población más afectada por el virus COVID-19.

En las variables de población, el Índice de dependencia de mayores es un indicador relevante en diversos estudios, los cuales generalmente se encuentran expuestos a factores diferenciados de resto y condiciones socioeconómicas de vida menos favorables (Jones et al., 2019; Mikkelsen et al., 2019; CEPAL, 2022; Levin et al., 2022;). Pese a que el COVID-19 ha mostrado impactos diferenciados en diversas poblaciones, el factor edad está siempre presente ya que estos han sufrido de forma

más profunda los impactos físicos, psicológicos, económicos y sociales de la pandemia (ONU,2020; Kobayashi et al., 2020)

En su construcción, el Índice de Dependencia de Mayores refleja la proporción de personas mayores (65 años o más) respecto a la población económicamente activa (15 a 64 años), la cual puede ejercer presión sobre los sistemas de salud, servicios sociales y recursos económicos durante la pandemia (OECD, 2024).

Como otra variable relevante asociada a la edad se considera el Riesgo Intergeneracional, definido como lugar donde residen personas de dos o más generaciones, lo cual puede aumentar el riesgo de transmisión de COVID-19 o enfermedades con características similares, generando un ambiente de mayor susceptibilidad a la propagación de contagios y aumentando la vulnerabilidad de estos hogares (DANE.2020; Rebala, 2021; Martino et al., 2022; Mattioda & Rossi, 2022; Ghosh et al., 2021). Esta variable se refiere al peligro de transmisión del virus entre diferentes generaciones dentro de un mismo hogar: un riesgo alto sugiere una mayor probabilidad de que las y los jóvenes en edad económicamente activa, podrían ser asintomáticos o tener síntomas leves y estos transmiten el virus a miembros mayores del hogar.

Considerando distintos niveles de vulnerabilidad en función de los grupos de edades, los cuales incluyen grupos más activos los cuales suelen tener tasa de exposición más altas del hogar. En este caso, se considera un riesgo intergeneracional alto cuando se convive con personas entre 20 y 35 años, las cuales fueron las primeras en salir de cuarentena y riesgo intergeneracional medio entre 35 y 50 años.

Al mismo tiempo, considerando la fragilidad de adultos mayores y considerando su factor de riesgo significativo, debido a la prevalencia de comorbilidades y su declive fisiológico, se genera la variable de hogar unipersonal de adultos mayores, la cual considera todo adulto mayor a 65 años o más, que vive en un hogar unipersonal, es decir, adultos mayores que viven solos en su hogar.

Dicha variable fue seleccionada considerando los efectos negativos, tanto mentales como físicos (Lee & Edmonston, 2019) que presenta un adulto mayor al vivir solo, dicha condición de soledad se vio aumentada durante el periodo de pandemia (Heidinger & Richter, 2020; UNSDG, 2020; Rossi & Mattioda, 2022) lo cual aumenta la vulnerabilidad a sufrir efectos del virus, así como también disminuye la posibilidad de acceso a apoyo inmediato en caso de ser necesario. Si bien el vivir solo no aumenta directamente el riesgo de infección dentro del hogar, esta condición puede exacerbar las consecuencias negativas de la pandemia, produciendo un eventual colapso de sistemas de salud, lo cual contribuye a la vulnerabilidad en general.

Otra de las variables utilizadas corresponde al Índice de Hacinamiento, el cual mide la relación entre el número de personas que viven en un hogar y el número de habitaciones exclusivamente para dormir disponibles (dormitorios), en el cual, según BCN (2020) se considera condiciones de hacinamiento medio, cuando en una misma habitación viven más de 2,5 personas y siendo crítico cuando supera las 5 personas por pieza, cuarto, dormitorio o habitación exclusivamente para dormir.

El hacinamiento, en contexto pandemia, fue uno de los factores más usado y asociada consistentemente con un mayor riesgo de transmisión y mortalidad (Reiser et al., 2025; Varshney et al., 2022; Aldridge et al., 2021; Aleta et al., 2020). Dado que esta condición de la vivienda limita la capacidad de mantener distanciamiento físico dentro del hogar, por ende, aumentando la probabilidad de transmisión de un miembro a otro (Ghosh et al., 2021; Wilson, 2023). Esto, a su vez, generalmente asociado al contexto espacial en el cual las viviendas precarizadas y hacinadas coinciden en áreas geográficas, produciendo zonas de alta vulnerabilidad, exposición y proliferación del virus (Rubio et al., 2020) lo cual se ve reflejado en que las zonas de viviendas hacinadas han mostrado una tasa de infección hasta cuatro veces más alta en comparación con otras áreas (Von Seidlein et al., 2021).

Otro de los factores socioeconómicos influyentes en la diseminación del virus, es la tasa de desempleo, la cual es definida como la relación de personas desempleadas entre la población económicamente activa (INE 2019). Esta variable refleja la falta de capacidad limitada para satisfacer sus propias necesidades e implementar las

medidas de salud pública impuestas por las autoridades (Reiser et al., 2025). Por tanto, la necesidad de desplazamiento y consigo la exposición al virus, generando un aumento en la vulnerabilidad de las personas al volver a estas más susceptible a escenarios de riesgo de contagio (Tang et al., 2022; Lund et al. 2020).

Por último, una de las variables incluidas en la generación del indicador, pero a su vez la más controversial en el análisis del COVID-19 ha sido la densidad poblacional, calculada como la relación entre cantidad de personas por kilómetro cuadrado, en la cual, teóricamente una mayor densidad puede aumentar las tasas de contacto, y por tanto la transmisión del virus (Ghosh et al., 2021) constituyendo un importante factor de riesgo (ONU-Hábitat, 2021). A su vez Ghosh et al., (2021), Tassier, (2024) y Coryne, (2020) se cuestionan el uso de dicha variable como responsable de la diseminación del virus. Yuce et al., (2024) sugiere que puede ser una variable a considerar en el análisis de vulnerabilidad si esta es acompañada de otras variables ya mencionadas. Por tanto, la combinación de diversos déficits acumulados junto con la densidad poblacional permite identificar y retratar la magnitud de la vulnerabilidad a nivel local (ONU Hábitat, 2021; CEPAL 2020).

Las variables utilizadas para este indicador no se encuentran a nivel de zona censal y otras no son utilizadas a nivel país, por tanto, se generan mediante REDATAM y espacializadas mediante unión de tablas en ArcMap. La siguiente tabla (Tabla 2) muestra el resumen de las variables utilizadas para este indicador de vulnerabilidad.

Tabla 2: Listado de variables que componen el indicador propuesto.¹¹

Indicador	Formula
Índice de dependencia mayores (IND_1)	$\frac{\text{Población de 65 años o más}}{\text{Población entre 15 y 64 años}} * 100$
Proporción de hogares con hacinamiento crítico (IND_2)	$\frac{\text{Nº de hogares con hacinamiento crítico}}{\text{Nº total de hogares particulares}} * 100$
Proporción de hogares con hacinamiento medio (IND_3)	$\frac{\text{Nº de hogares con hacinamiento medio}}{\text{Nº total de hogares particulares}} * 100$

¹¹ Los datos corresponden a la población empadronada según el censo 2017, puede no corresponder a la población de total de cada zona censal.

Proporción de hogares unipersonales de mayores de 65 años o más sobre total hogares (IND_4)	$\frac{\text{N}^\circ \text{ de hogares unipersonales con personas de 65 años o más}}{\text{Numero total de hogares}} * 100$
Proporción de hogares con riesgo intergeneracional alto sobre total de hogares (IND_5)	$\frac{\text{N}^\circ \text{ de hogares con personas de 20 a 35 y mayores de 65 años}}{\text{Numero total de hogares}} * 100$
Proporción hogares con riesgo intergeneracional medio sobre total de hogares (IND_6)	$\frac{\text{N}^\circ \text{ de hogares con personas de 35 a 55 y mayores de 65 años}}{\text{Numero total de hogares}} * 100$
Densidad de población (km2) (IND_7)	$\frac{\text{N}^\circ \text{ total de habitantes}}{\text{Superficie total en km}^2}$
Tasa de desempleo (IND_8)	$\frac{\text{N}^\circ \text{ de personas desempleadas}}{\text{Población económicamente activa}} * 100$

Fuente: Elaboración propia a partir de datos del Instituto Nacional de Estadísticas Chile.

4.4. Normalización de variables y clasificación en grandes grupos

El siguiente paso consiste en la normalización de las variables, lo cual corresponde a un paso fundamental en la creación de un índice compuesto, especialmente cuando se trabaja con variables que poseen distintos tipos de unidades y rangos, evitando así que la diferencia entre escalas numéricas originales genere distorsión desproporcionada al momento de la agregación (Mazziotta & Pareto, 2013; (Mazziotta & Pareto, 2021). La creación de un índice de vulnerabilidad requiere integrar variables heterogéneas, tales como, tasas, porcentajes, unidades simples, entre otros, en una escala común para garantizar la comparación y evitar sesgos metodológicos. Por tanto, la normalización se vuelve una parte crítica para homogeneizar todas las variables utilizadas (Sorg et al., 2018; Moreira et al., 2021; OECD et al., 2008; Golovanevsky, 2007).

La normalización en sí busca transformar los datos originales a una escala común, usualmente entre 0 y 1, lo que permite que el aporte al indicador de cada variable sea de manera equitativa en la generación del indicador final. Sin este proceso las variables, que originalmente se encuentra en rangos numéricos mayores, podrían dominar la agregación y ocultar aspectos relevantes de otros indicadores con

escalas menores (Henderi, 2021; Moreira et al., 2021; OECD et al., 2008; Mazziotta & Pareto, 2013)

El modelo o técnica de normalización puede influir en la distribución del resultado final del Índice de Vulnerabilidad (Mazziotta & Pareto, 2021; OECD et al., 2008). Existen diversos métodos de normalización y estos puede afectar tanto a la simetría del indicador como a la sensibilidad de este (OECD et al., 2008). Para este caso la normalización Min-Max es la técnica más común utilizada en indicadores de vulnerabilidad social, debido a su simplicidad conceptual, solidez estadística y su alta replicabilidad. La principal ventaja de este método es su simplicidad y la preservación de la distribución original de los datos, lo cual favorece la interpretación de los resultados y la comparabilidad entre distintas variables (OECD et al., 2008; Mazziotta & Pareto, 2013)

El indicador propuesto pondera las variables en un esquema de ponderación igualitaria, en la cual se le asigna el mismo peso a cada variable, lo que facilita su implementación, al mismo tiempo que preserva la distribución original de los datos, manteniendo la proporcionalidad entre ellos (Mazziotta & Pareto, 2021; OECD et al., 2008).

La normalización Min-Max está basada en la siguiente formula:

$$X_{norm} = \frac{(X - X_{min})}{(X_{max} - X_{min})}$$

Donde:

X_{norm} : corresponde al valor normalizado.

X: Corresponde al valor original o bruto de la variable.

X_{min} : Es el valor mínimo observado para esta variable.

X_{max} : Es el valor máximo observado para esa variable.

La cual consiste en la resta del valor mínimo, desplazando el origen de los datos, al valor 0 y, posteriormente, dividiendo por el rango entre el valor máximo menos el valor mínimo, logrando que el valor máximo sea igual a 1 (Mazziotta & Pareto, 2021;

OECD et al., 2008). No obstante, algunos autores resaltan la importancia de analizar cada variable por sí sola, teniendo cuidado en los rangos y poblaciones utilizados al construir un indicador, especialmente en temas de COVID-19, la normalización Min-Max, ha sido ampliamente aplicada en estudios de vulnerabilidad socioeconómicas, los cuales puede adaptarse a la situación COVID-19 por la naturaleza de sus afecciones en la población (Golovanevsky, 2007; Khan et al., 2022; Khan et al., 2022; Feindouno & Goujon, 2015; Leyk et al., 2019; Diop et al., 2021; Pallathadka & Ajibade, 2023).

Una vez normalizadas las variables que componen el índice, el siguiente paso es sumarlas para la generación del Índice de Vulnerabilidad ante el COVID-19. Esta sumatoria se generó mediante un *modelo aditivo no jerárquico* (suma ponderada), en el cual, los valores máximos corresponden a una mayor vulnerabilidad y los menores a una baja vulnerabilidad.

Con el objetivo de clasificar diferentes unidades territoriales en función de su vulnerabilidad frente al COVID-19, fueron agrupadas utilizando el algoritmo de *K-Means clustering*. Esta técnica no supervisada, ampliamente utilizada en estudios de vulnerabilidad social, permite segmentar los datos de forma eficiente en el territorio, en grupos internamente homogéneos y heterogéneos entre sí, en un número definido de grupos, en este caso cinco categorías con base en la similitud entre las observaciones, estadístico F y la facilidad para interpretar y gestionar la toma de decisiones (Jain, 2010). La elección de cinco clústeres responde a la necesidad de interpretar gradualmente los niveles de vulnerabilidad (baja, moderada, alta, crítica, máxima), facilitando así la priorización de intervenciones y recursos. En el contexto de la pandemia de COVID-19 esta aproximación ha sido empleada por diversos estudios para generar tipologías territoriales y comprender patrones espaciales de riesgo (Sannigrahi et al., 2020; Acharya & Porwal, 2020). Así, el uso de *K-Means*, respaldado por una adecuada normalización, permite una clasificación robusta y replicable, útil para el análisis territorial y la toma de decisiones en salud pública (Acharya & Porwal, 2020).

Las categorías determinadas se entienden como:

1. **Vulnerabilidad Baja:** Zonas con baja vulnerabilidad, consideradas las más resilientes de la comuna. Su valor estratégico no reside en la intervención, sino en su función como punto de referencia para evaluar la efectividad de las políticas aplicadas en las áreas de mayor vulnerabilidad.
2. **Vulnerabilidad Moderada:** Zonas con perfil de vulnerabilidad intermedia que no destacan por factores de riesgo extremo. El tipo de acción que requieren es el monitoreo y la implementación de acciones preventivas para evitar un deterioro de sus condiciones en caso de una crisis sanitaria de tipo COVID-19
3. **Vulnerabilidad Alta:** Zonas con alta vulnerabilidad que necesitan intervención y asistencia.
4. **Vulnerabilidad Crítica:** Áreas con niveles extremos de vulnerabilidad que representan un factor a priorizar tanto por su mortalidad como por su capacidad de contagio y diseminación
5. **Vulnerabilidad Máxima:** Zonas más vulnerables que enfrentan crisis sanitaria severa y necesita intervención constante para disminuir su vulnerabilidad y efectos ante patologías con características similares al COVID-19.

Este modelo clasificador permite la creación de “Zonas de Gestión”, lo cual permite priorizar esfuerzos y recursos en áreas con características similares y cercanas, es decir, con mayor riesgo, otorgando una visión estratégica que permite guiar las intervenciones de salud pública siendo extremadamente útil para el análisis territorial y la toma de decisiones en salud pública.

5.- RESULTADOS

Para cada indicador se realiza una doble lectura: en primer lugar, se examinan sus características estadísticas, para dimensionar su comportamiento general y su grado de heterogeneidad y luego se interpreta en su distribución territorial para identificar patrones de concentración o dispersión, lo cual permite revelar la vulnerabilidad en la comuna por variable.

Posteriormente se realiza el mismo análisis sobre el indicador compuesto normalizado y distribuido en 5 categorías mencionadas en la metodología (sección 3.4) mediante proceso de *K-Means*.

La siguiente tabla (Tabla 3) presenta el resumen de estadísticos descriptivos de las 8 variables seleccionadas.

Tabla 3 Estadísticos Generales de los indicadores utilizados.

VARIABLE	Valor Mínimo	Valor Máximo	Rango	Media	Desviación Estándar
IND_1: Índice de dependencia de Mayores.	5,71	36,74	31,03	18,36	6,93
IND_2: Proporción de hogares con hacinamiento crítico.	0,00	3,19	3,19	0,67	0,66
IND_3: Proporción de hogares con hacinamiento medio.	0,70	17,96	17,26	4,62	3,17
IND_4: Proporción de hogares unipersonales de mayores de 65 años o más sobre total hogares.	1,33	14,12	12,79	5,90	2,43
IND_5: Proporción de hogares con riesgo intergeneracional alto sobre total de hogares.	2,52	12,62	10,10	7,57	2,70
IND_6: Proporción hogares con riesgo intergeneracional medio sobre total de hogares.	2,38	13,03	10,65	6,47	2,41

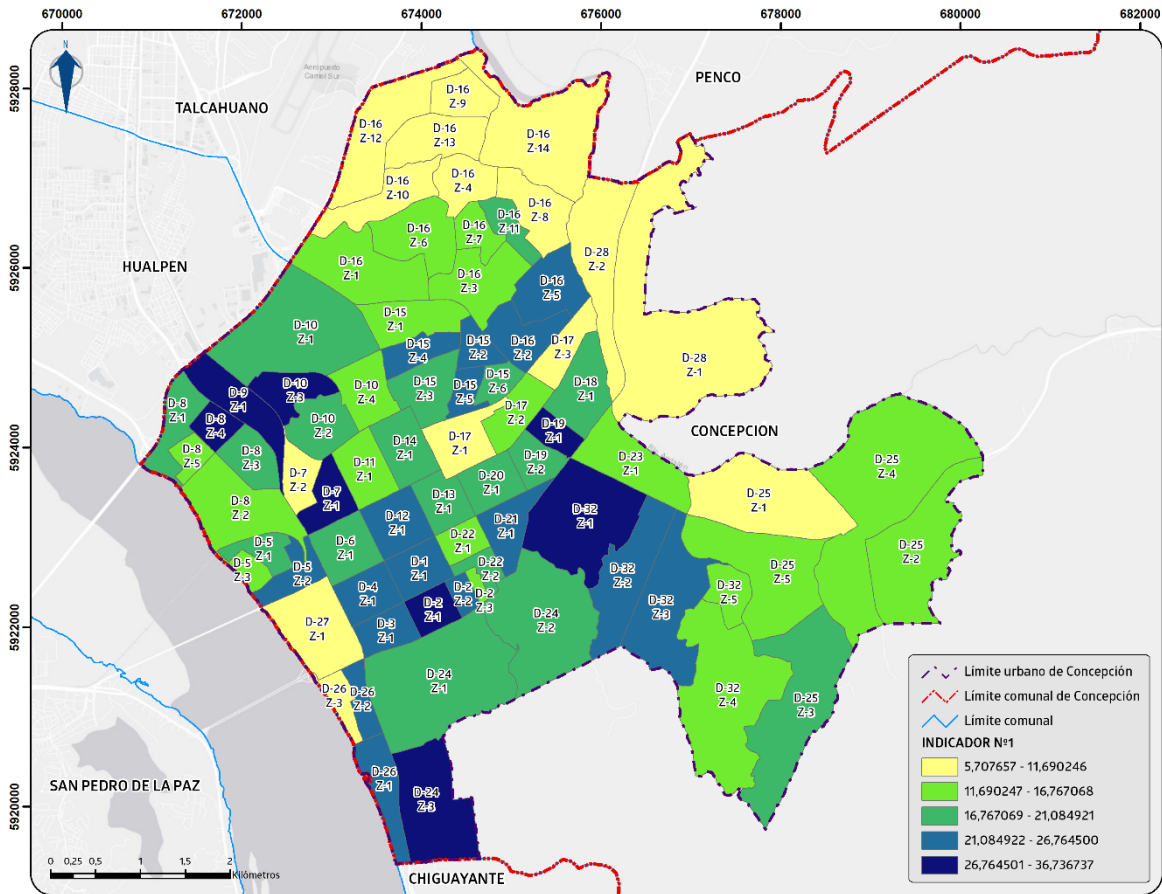
IND_7: Densidad de población (km ²).	944,58	27245,25	26300,66	7981,94	4985,25
IND_8: Tasa de desempleo.	3,66	11,32	7,65	7,43	1,88

Fuente: Elaboración propia.

En el caso del IND_1 (Índice de dependencia de Mayores), que mide la presión que la población de 65 años o más, ejerce sobre la población en edad de trabajar, presenta una media comunal de 18,36%, lo que indica que aproximadamente por cada 100 personas en edad productiva existen 18 adultos mayores. Sin embargo, este dato oculta importantes disparidades territoriales, ya que con una desviación estándar de 6.93 y un rango que oscila entre 5,71% y 36,74% nos indica que la carga de este indicador no es homogénea y se concentra intensamente en algunos sectores específicos de la comuna.

Como muestra la figura 6, mapa de indicador 1, estas zonas con mayor dependencia se concentran de manera predominante en la parte centro-occidental y suroccidental de la comuna (Donde se encuentra una dependencia superior el 21%) coincidiendo con áreas urbanas consolidadas y barrios más antiguos de la comuna, en contraste a los valores más bajos (en tonos amarillos, aproximadamente por debajo del 11,7%), los cuales se localizan en la periferia norte y en algunas zonas de expansión comunal. Esta distribución sugiere una segregación etaria donde los barrios más antiguos albergan una proporción significativamente mayor de población envejecida, que, en caso de una emergencia sanitaria, representan un factor de vulnerabilidad clave ante situaciones similares la COVID-19, ya que estas poblaciones poseen una mayor prevalencia de comorbilidades y por lo tanto mayor presión sobre servicios de salud y redes de apoyo familiar.

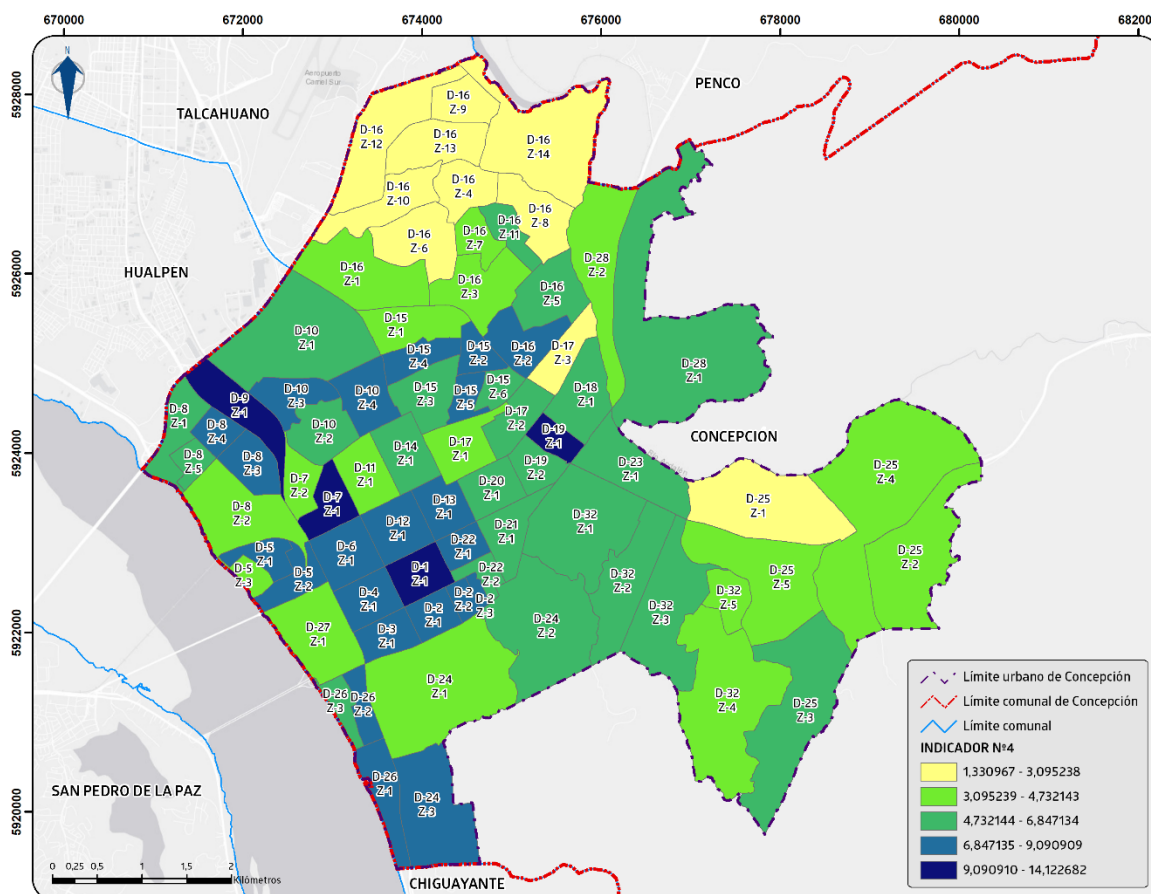
Figura 6: Mapa IND_1: Índice de dependencia de Mayores.



Fuente: Elaboración propia.

Dicha vulnerabilidad etaria se agudiza al analizar la Proporción de Hogares Unipersonales de personas Mayores a 65 años (IND_4). La cual mide precisamente una doble condición de vulnerabilidad, con una media de 5,90% y una desviación estándar de 2,43, este indicador revela que la soledad y la vejez, y por tanto la necesidad de ayuda en caso de emergencias de tipo COVID-19, es un fenómeno relevante y desigualmente distribuido en la comuna. La figura 7, muestra el IND_4, en el cual se aprecia una superposición con el patrón del índice de dependencia (figura 6).

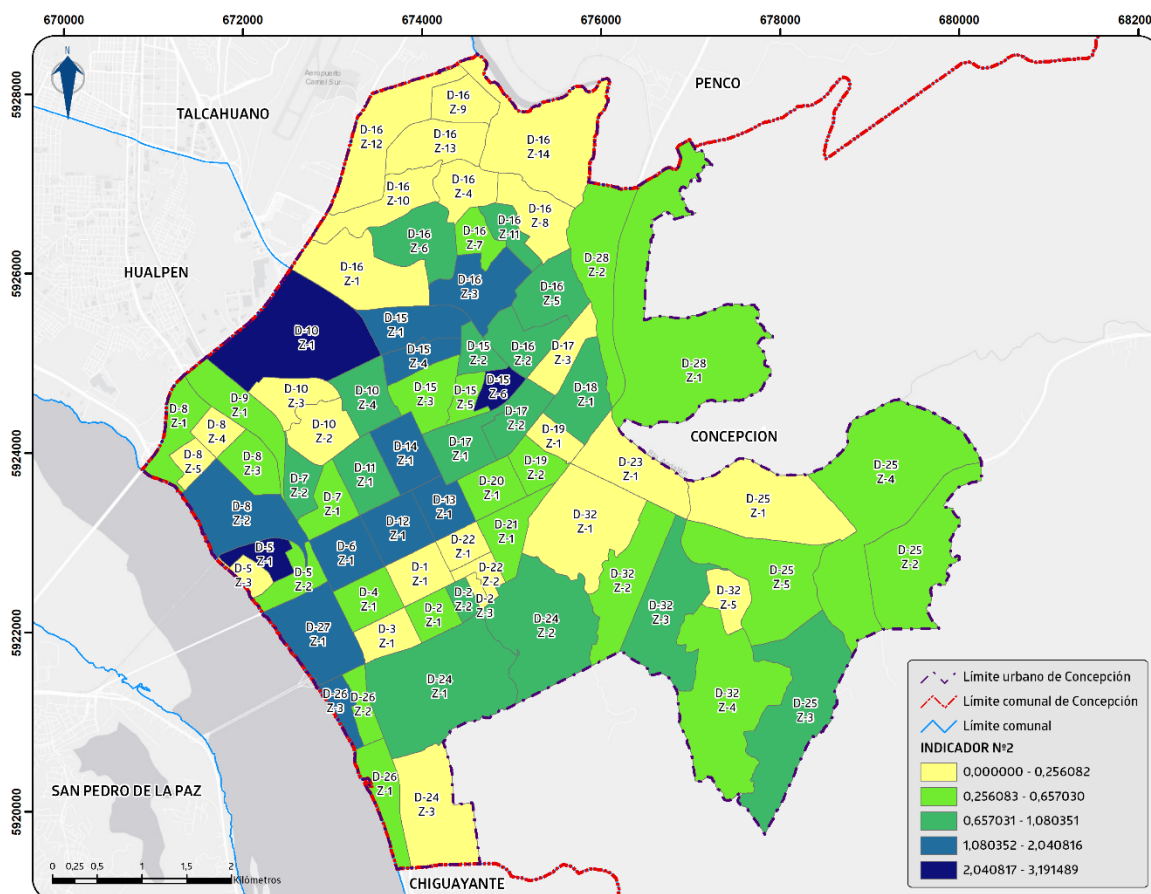
Figura 7: Mapa IND_4: Proporción de hogares unipersonales de mayores de 65 años o más sobre total hogares.



Fuente: Elaboración propia.

Las concentraciones más altas se localizan en los mismos sectores centro-occidentales y suroccidentales, lo que refuerza la idea de que estas áreas no solo poseen una alta carga de dependencia a otros grupos etarios, sino que también representan una proporción significativa de adultos mayores viviendo solos, condición que aumenta la vulnerabilidad. Esta coincidencia espacial se considera un hallazgo importante, ya que refuerza la caracterización de estas zonas censales como zonas de alta vulnerabilidad demográfica. No se trata únicamente de áreas con alta proporción de población envejecida, sino también de zonas dentro de la comuna donde se carece de convivencia diaria y el apoyo inmediato en caso de emergencias, condiciones que aumentan la vulnerabilidad de manera exponencial, no solo por el riesgo de aislamiento y sus consecuencias en la salud mental, sino por la dificultad práctica de recibir cuidados o asistencia rápida en caso de una emergencia sanitaria, como la que impuso la pandemia.

Figura 8: Mapa IND_2: Proporción de hogares con hacinamiento crítico.

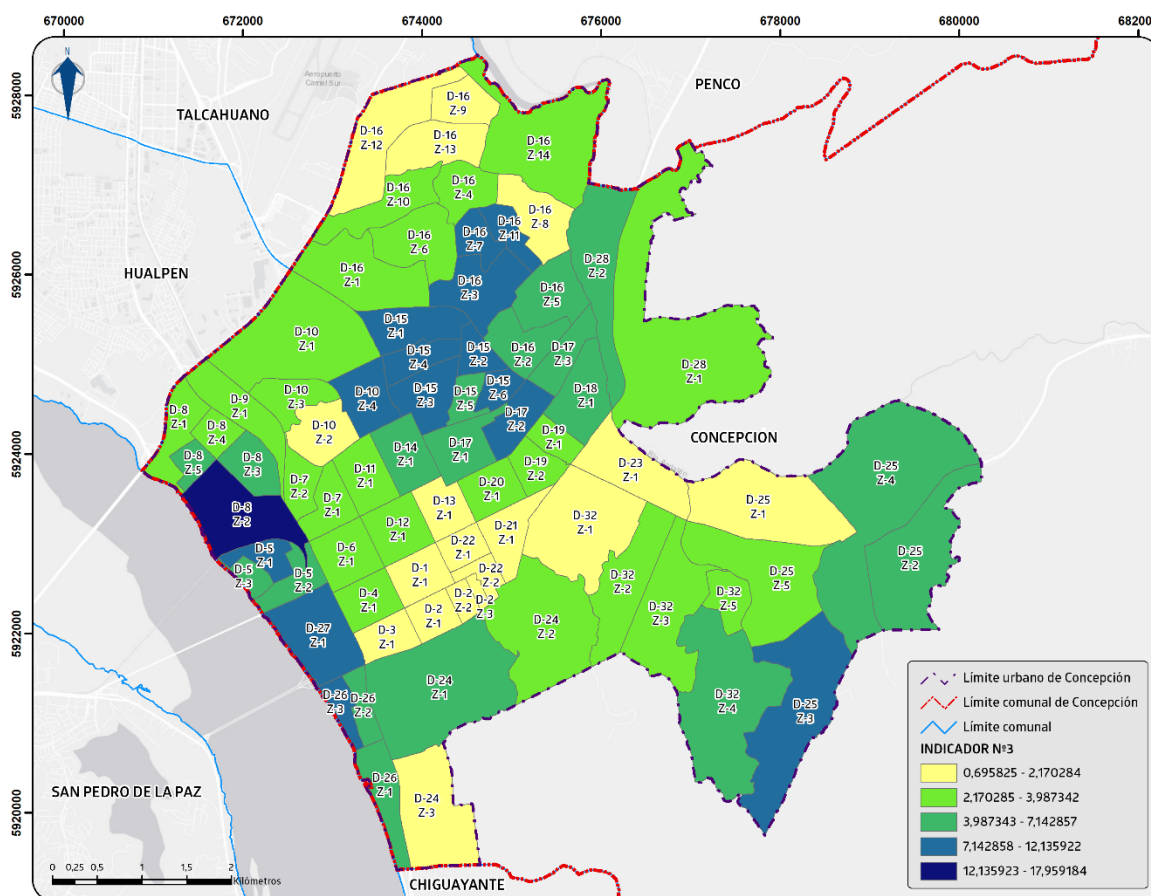


Fuente: Elaboración propia.

En el caso de la Proporción de Hogares con Hacinamiento crítico (IND_2), presenta, a primera vista, un problema de baja magnitud en la comuna, con una media de 0,67%. Sin embargo, con una desviación estándar de 0,66, la cual es casi idéntica a la media, y con un valor máximo de 3,19%, es posible inferir de que el hacinamiento crítico no es un problema generalizado, sino que se manifiesta en puntos específicos de la comuna, en los cuales se identifica una precariedad habitacional preocupante. La figura 8, muestra de manera contundente como la mayor parte de las zonas censales se presentan en tonos amarillos y verdes claros, lo cual indica una muy baja prevalencia de este problema. A su vez, permite identificar los puntos preocupantes en cuestiones de Hacinamiento, en el cual, 3 zonas en particular donde las condiciones habitacionales constituyen un riesgo significativo para la transmisión intradomiciliaria.

Por su parte, de manera complementaria, la Proporción de Hogares con Hacinamiento Medio (IND_3), muestra un problema de mayor extensión, con una media de 4,62% y una desviación estándar de 3,17, este indicador refleja una condición de vulnerabilidad más dispersa, pero igualmente heterogénea. El patrón espacial de hacinamiento medio, reflejado en la figura 9, es en gran parte, una versión simplificada del observado en el hacinamiento crítico. Las mayores concentraciones (superando el 12%) se localiza en los mismos sectores occidentales de la comuna, aunque de forma más extendida, además de tener algunos puntos relevantes en otros sectores de la ciudad.

Figura 9: Mapa IND_3: Proporción de hogares con hacinamiento medio.

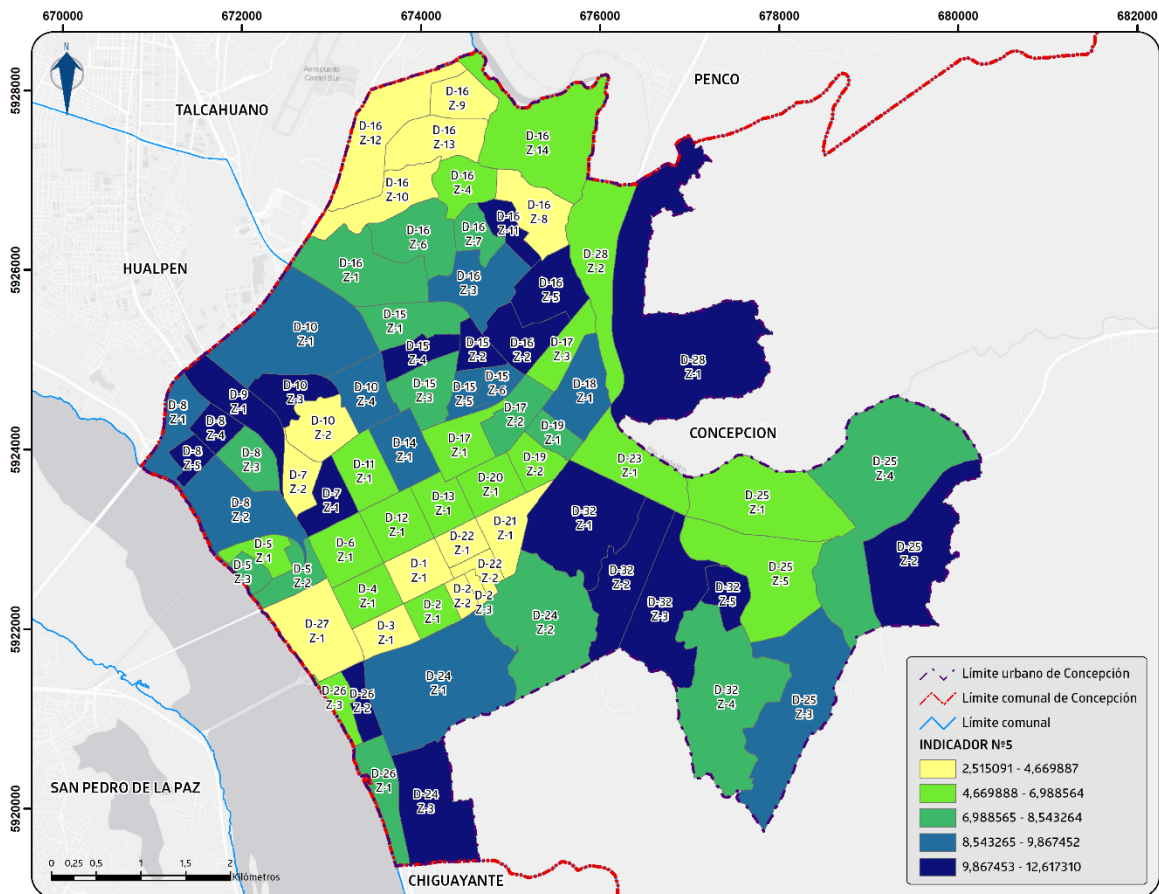


Fuente: Elaboración propia.

Más allá de las condiciones físicas de la vivienda, la estructura interna de hogares y las dinámicas de convivencia entre distintas generaciones, constituye una dimensión crucial en el análisis de la vulnerabilidad. Los hogares de la comuna

muestran dinámicas de convivencia que podría facilitar la transmisión viral entre generaciones. La proporción de Hogares con Riesgo Intergeneracional Alto (IND_5) presenta la media más alta entre los indicadores de composición del hogar (7,57%), lo cual indica que es una “estructura familiar” relativamente común en la comuna. Su desviación estándar es de 2,70 indicando que, si bien es una realidad extendida, su intensidad varía significativamente a lo largo de la comuna.

Figura 10: Mapa IND_5: Proporción de hogares con riesgo intergeneracional alto sobre total de hogares.



Fuente: Elaboración propia.

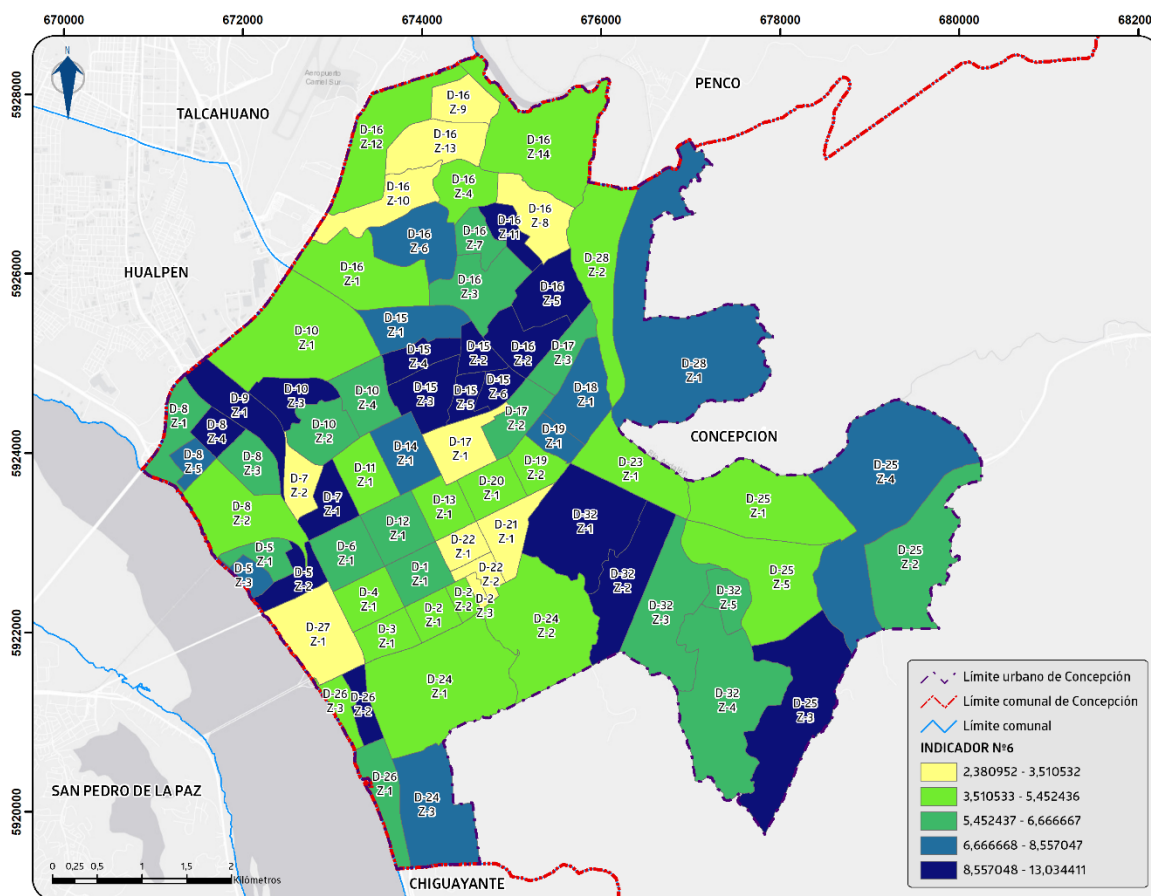
Por su parte la proporción de Hogares con Riesgo Intergeneracional Medio (IND_6), también es relevante, con una media de 6,47% y una desviación de 2,41 presenta características similares al riesgo intergeneracional Alto.

Por otro lado, en la figura 10 y figura 11, se revela un patrón espacial particularmente interesante y complejo, que se diferencia de los patrones de envejecimiento y hacinamiento anteriormente analizados. Si bien las concentraciones altas del riesgo

intergeneracional, alto y medio, se encuentran, en zonas cercanas a los barrios más antiguos de la comuna, también aparece de forma llamativa en otros sectores. Es decir, que el riesgo intergeneracional y la transmisión viral a través de estos puentes generacionales no se limita a un único tipo de barrio.

Se observa una importante concentración en el sector suroriental de la comuna, principalmente en el área colindando con Chiguayante, así como en zonas del área central oriental. Esta distribución espacial se considera un hallazgo clave, pues demuestra que la vulnerabilidad asociada a la estructura del hogar no se circunscribe únicamente a los barrios antiguos o con peores condiciones de vivienda. La presencia de este riesgo en las zonas de expansión sugiere que la convivencia intergeneracional es una estrategia residencial de diferentes grupos sociales. Estas variables en sí diversifican el riesgo de transmisión intradomiciliaria y complican la formulación de políticas de comunicación y prevención, las cuales no pueden dirigirse únicamente a los sectores antiguos o tradicionales identificados como vulnerables, sino más bien abre la necesidad de adaptar políticas de resguardo en función de diversas realidades presentes en la comuna.

Figura 11: Mapa IND_6: Proporción hogares con riesgo intergeneracional medio sobre total de hogares.

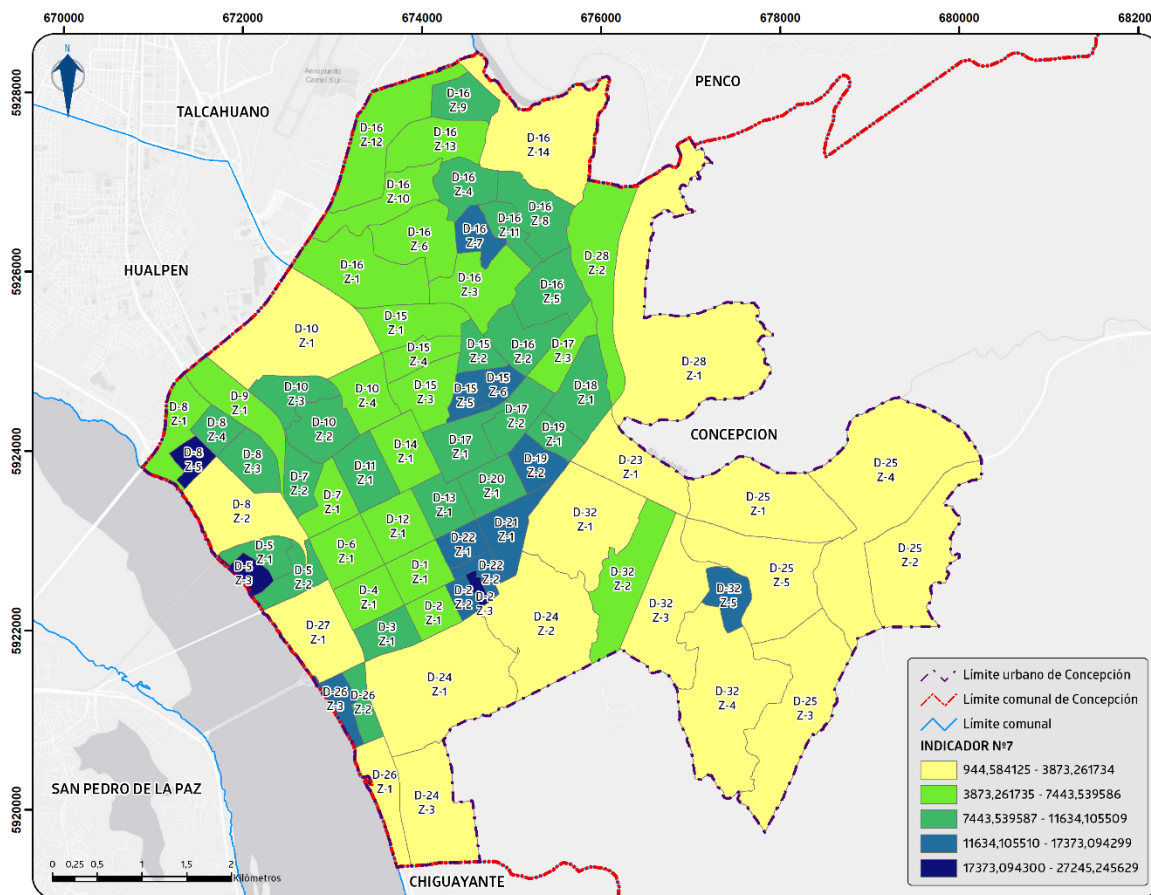


Fuente: Elaboración propia.

En cuanto a la densidad de población (IND_7), desde el punto de vista estadístico es la variable más heterogénea de todo el conjunto de datos, con una media de 8.000 habitantes por kilómetro cuadrado, con una desviación elevada, ya que las zonas censales van de 944 hab/km² hasta 27.245 hab/km². Esta variabilidad estadística se debe al patrón espacial de la comuna, el cual tiene una marcada polarización, en la figura 12, se revela esta polarización espacial de la variable, en el cual se identifican zonas con densidades muy bajas en la parte más oriental de la comuna, mientras que en la mitad occidental forma un denso corredor urbano con valores medios y altos, pudiendo identificar zonas con hiperdensidad poblacional, superando los 17.000 hab/km², las cuales se comportan como polos o islas de concentración demográfica dentro de la comuna. Parte fundamental para comprender tanto a la vulnerabilidad como el riesgo de transmisión por contacto

social, pudiendo estos centros hiperpoblados funcionar como epicentros de propagación del virus.

Figura 12: Mapa IND_7: Densidad de población (hab/km²).

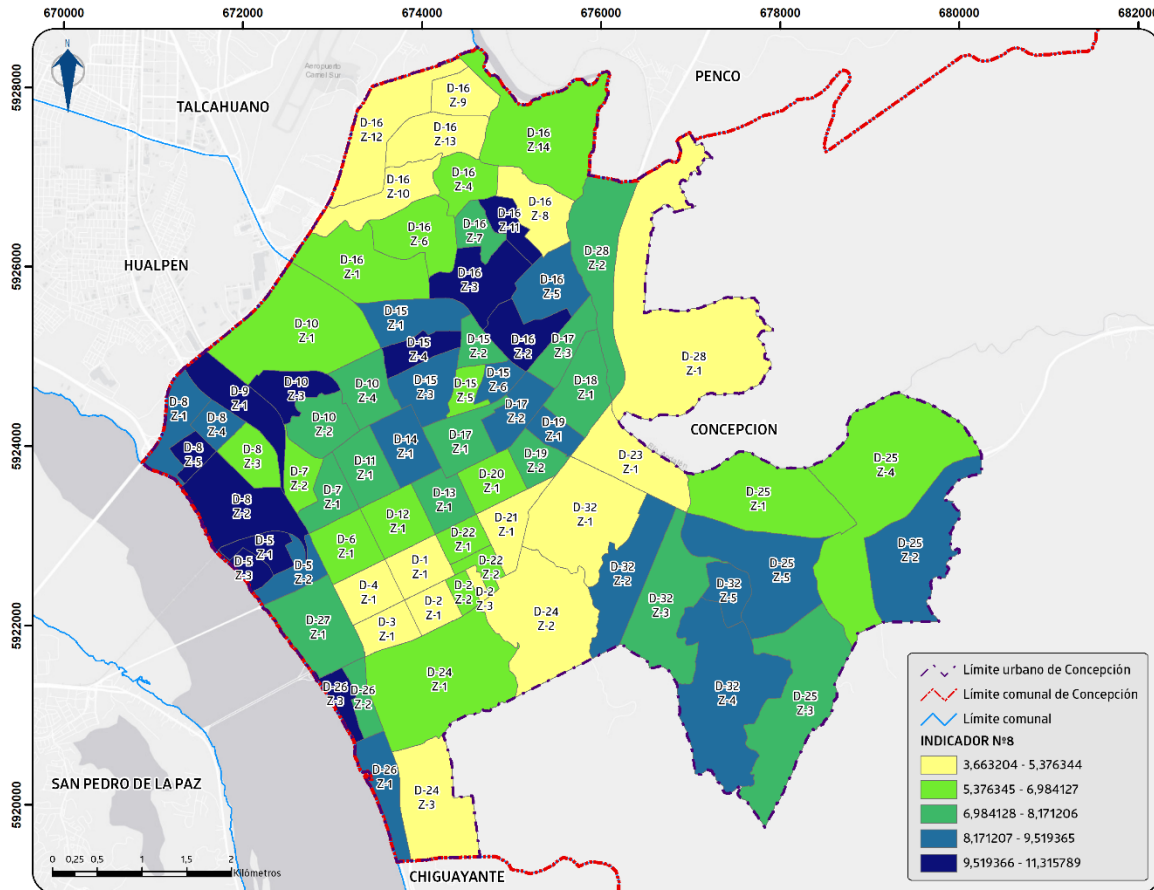


Fuente: Elaboración propia.

En contraste a la polarización de la densidad poblacional, la Tasa de Desempleo (IND_8) presenta un comportamiento estadístico que sugiere una vulnerabilidad de naturaleza distinta, con una media de 7,43% y con la desviación estándar más baja, en términos relativos, 1,88, implicaría que la precariedad económica derivada por falta de empleo, así como la necesidad de desplazamiento para conseguir recursos, es una condición de vulnerabilidad más generalizada en la comuna, con una distribución espacial menos concentrada que las otras variables. La figura 13, muestra como existen zonas con tasas más elevadas localizadas en el sector noroccidental y centro-occidental de la comuna, el patrón general es de una mayor

homogeneidad territorial de la variable. Gran parte de la comuna se encuentra en rangos medios o bajos en función de la dinámica de este indicador.

Figura 13: Mapa IND_8: Tasa de desempleo.

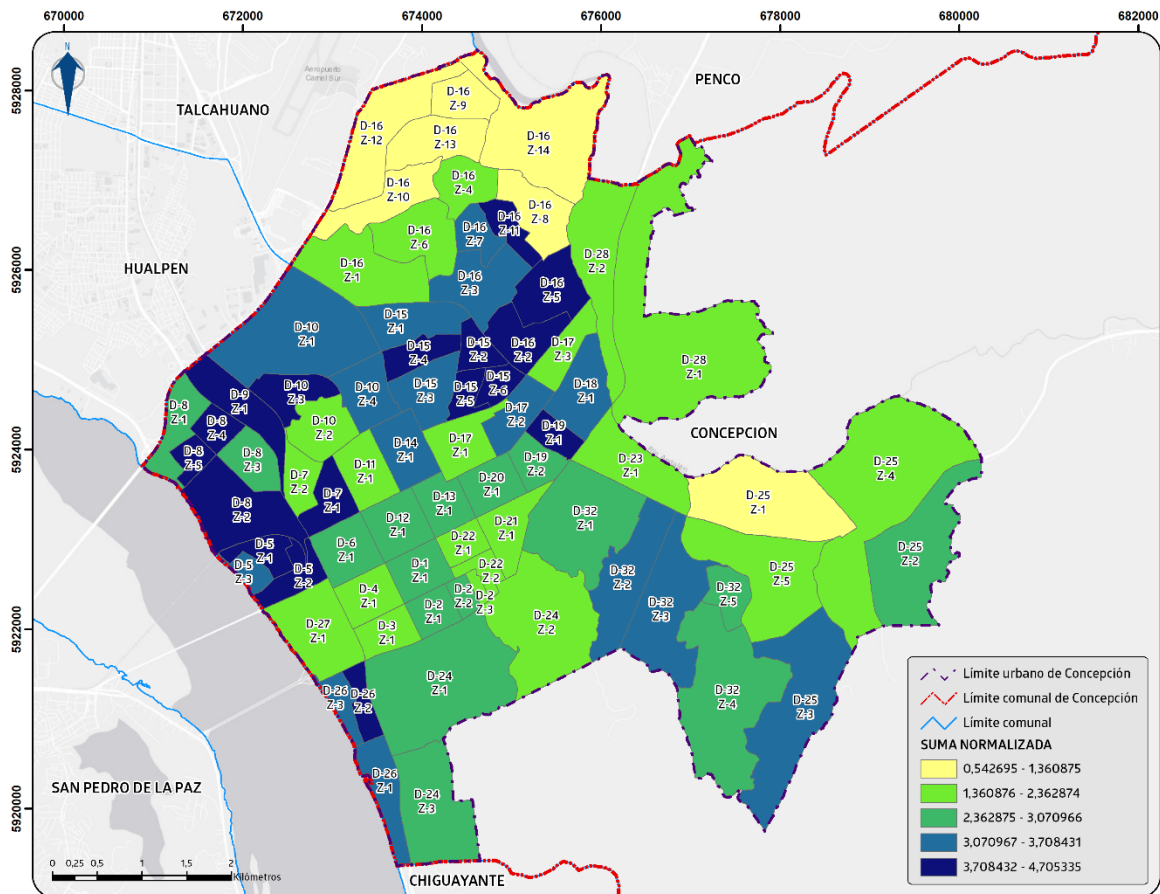


Fuente: Elaboración propia.

Por tanto, es el contraste de estos indicadores agudiza y evidencia la naturaleza multidimensional del riesgo y la necesidad de un enfoque integrado para su mitigación.

Por último, después de realizar la normalización de variables y la suma de estas, se obtiene el mapa de la sumatoria de variables normalizadas (figura 14), el cual representa el resultado de la suma de las ocho variables normalizadas, ofreciendo una visión de la vulnerabilidad como un fenómeno continuo con diversos niveles dentro de la comuna.

Figura 14: Mapa sumatoria indicadores normalizados.



Fuente: Elaboración propia.

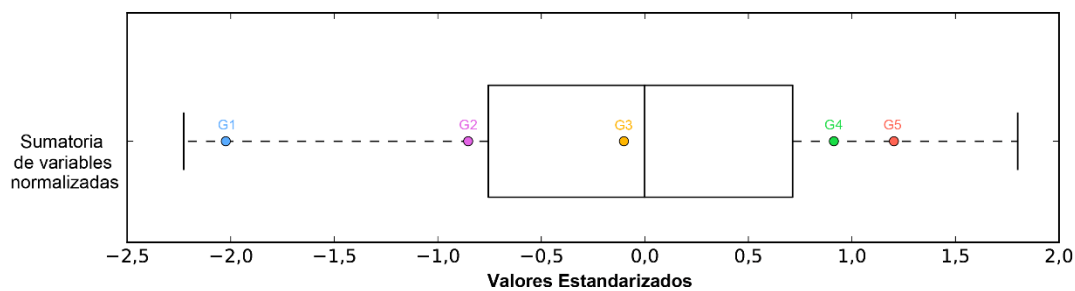
El análisis de las variables individuales revela distintas vulnerabilidades las cuales a veces se superponen, por tanto, el siguiente paso es integrar estas dimensiones para comprender como se configura el panorama de vulnerabilidad en la comuna.

En este caso, es posible confirmar y reforzar las tendencias observadas en los indicadores individuales. Se consolida una clara concentración de mayores vulnerabilidades en la parte noroeste de la comuna, sin embargo, este mapa presenta “picos” de máxima criticidad en diversas áreas de la comuna, las cuales corresponden a zonas donde se superponen múltiples factores analizados previamente. Lo cual podría dificultar el actuar de autoridades frente a emergencias.

Por tanto, el análisis de *K-Means* presenta un resultado que permite agrupar estas zonas censales de una forma más operativa, escogiendo en este caso, en cinco tipos dentro de la comuna.

En el siguiente diagrama (Figura 15) se obtiene una síntesis fundamental de la distribución de la vulnerabilidad en la comuna, con un tanto intercuartílico que se extiende aproximadamente desde -0,8 a +0,7 (estadísticos normalizados), esto indica que el 50% central de las zonas censales presentan una notable variabilidad. La mediana muestra una ligera asimetría de la caja y la extensión de los bigotes del gráfico sugieren una distribución con un leve sesgo a la izquierda, apuntando a la mayor concentración de zonas con valores de vulnerabilidad por encima de la media. Cada uno de los puntos presenta la media de los cinco grupos (clústeres seleccionados) confirmando estadística y visualmente que el análisis *k-means* ha logrado segmentar con éxito la vulnerabilidad en grupos estadísticamente distintos y ordenados.

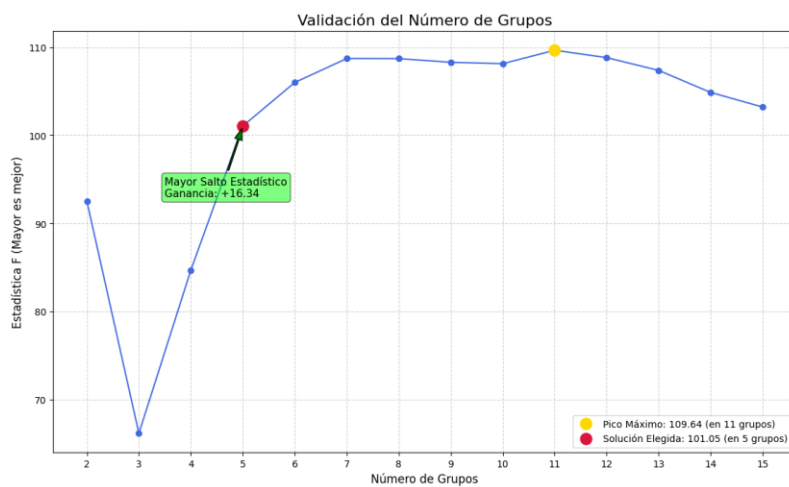
Figura 15: Boxplot con grupos de valores estandarizados.



Fuente: Elaboración propia.

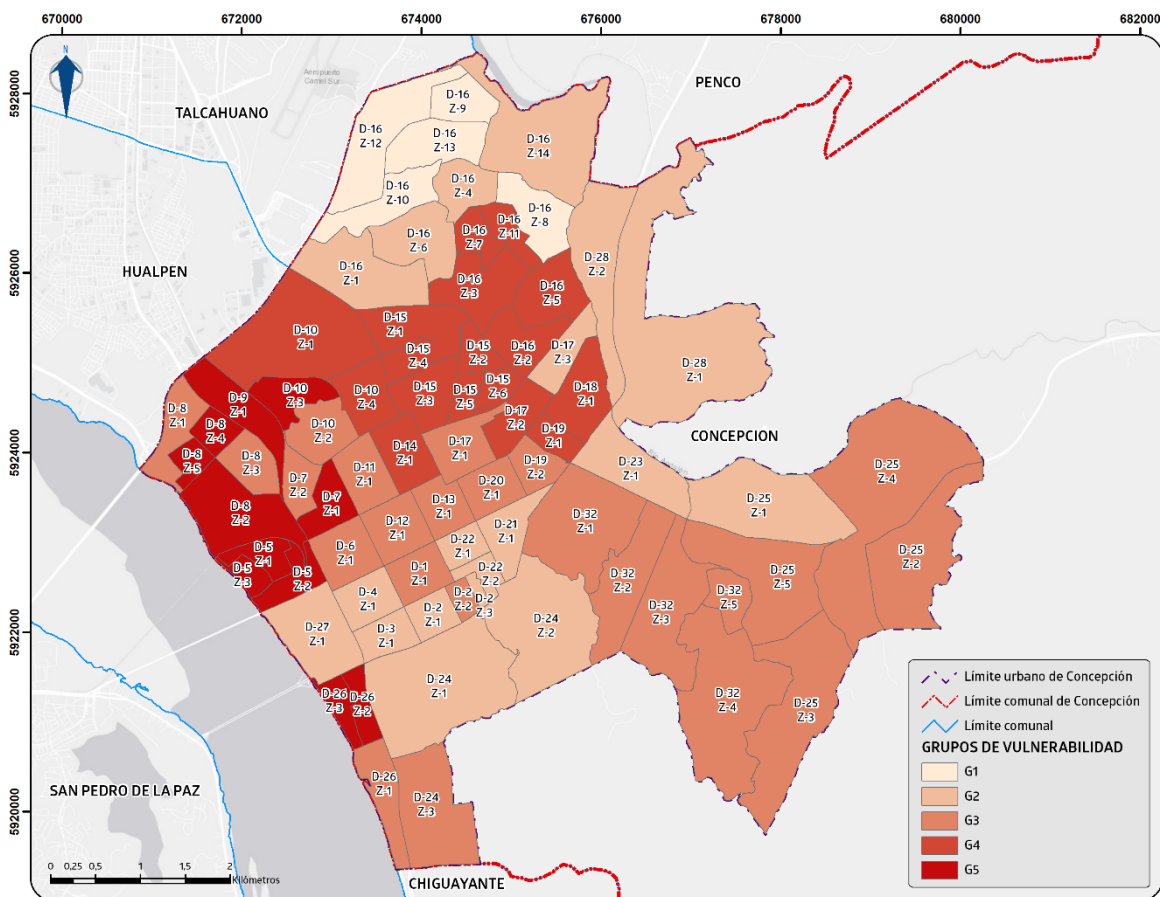
Por su parte se tiene como resultado del Estadístico F, en donde un valor más alto indica una mejor solución de agrupamiento, que lo estadísticamente óptimo o el pico estadístico se encontraría en 11 grupos ($F = 109,635$), sin embargo, el mayor incremento en la calidad de agrupamiento ocurre en el grupo 5 (Figura 16). Ya que del grupo 4 a 5 el incremento es de más de 16 puntos, lo cual indica que esta quinta categoría añade una estructura significativa al indicador. Por su parte luego de la categoría 5, los saltos son mucho menores y presenta un rendimiento poco creciente, por tanto, un modelo de 5 categorías es mucho más fácil de interpretar y gestionar a nivel de planificación y toma de decisiones.

Figura 16: Validación del número de grupos (estadística F).



Fuente: Elaboración propia.

Figura 17: Mapa grupos de vulnerabilidad.



Fuente: Elaboración propia.

La figura 17, no contradice el mapa de gradientes anteriormente mencionado, sino más bien lo clarifica y lo hace operativo para reaccionar oportunamente en caso de emergencias de este tipo

En su estructura se identifican clústers más agrupados y no islas de vulnerabilidad, donde se evidencia que los grupos de menor vulnerabilidad se encuentran en la zona sur del urbano de Concepción y las mayores vulnerabilidades en la zona occidental de la comuna.

El análisis de clúster, con $k = 5$, (Tabla 4), generó una clasificación que explica un 85% de la varianza, un índice de vulnerabilidad con $R^2 = 0,85$, valor que confirma que la agrupación estadística es muy sólida y que estos 5 grupos capturan eficazmente la estructura de la vulnerabilidad en el territorio.

Tabla 4: Caracterización Estadística de los Clústeres de Vulnerabilidad.

Nivel Vulnerabilidad	Promedio	Desviación estándar	Mínimo	Máximo	Cant. Zonas Censales	Porcentaje
Vulnerabilidad Baja (G1)	0,7525	0,1218	0,5427	0,8558	5	0,0752
Vulnerabilidad Moderada (G2)	1,9623	0,3315	1,2194	2,5024	19	0,3082
Vulnerabilidad Alta (G3)	2,7399	0,4515	1,6126	3,5491	24	0,4652
Vulnerabilidad Crítica (G4)	3,7879	0,4630	3,1586	4,6649	17	0,3619
Vulnerabilidad Máxima (G5)	4,0876	0,3610	3,5515	4,7053	11	0,2772
TOTAL	2,8442	1,0336	0,5472	4,7053	76	1,0000
$R^2 = 0,85$						

Fuente: Elaboración propia.

Así mismo, en la Tabla 4, se tiene que la vulnerabilidad máxima, correspondiente al clúster de vulnerabilidad máxima (G5), agrupa 11 zonas censales (27,72% del total de zonas censales). Este grupo presenta el promedio de vulnerabilidad más alto de todos los grupos seleccionados, con una desviación estándar relativamente baja

(0,361), lo que indica que estas zonas son consistentemente más vulnerables dentro de la comuna.

En cuanto a la vulnerabilidad crítica (G4) se obtiene que 17 zonas censales (22,4%), con un promedio de 3,7879, se sitúan muy por encima de la media comunal, representando un nivel de vulnerabilidad relevante, así mismo su desviación estándar (0,463) es la más alta de todos los grupos, lo que sugiere una mayor heterogeneidad interna dentro de este nivel de alta criticidad; por tanto, se consideran zonas que, de ser necesario en situación de emergencia, deben ser analizadas en detalle.

En cuanto al grupo definido como vulnerabilidad alta (G3), se aprecia ser el grupo más numeroso, con 24 zonas censales, correspondiente a un 31,6% del total de zonas analizadas. Si promedio es de 2,7399, representando el perfil de vulnerabilidad más extendido en la comuna, actuando como una categoría intermedia-alta que define una parte sustancial de la dinámica de vulnerabilidad comunal.

En cuanto a la vulnerabilidad moderada y baja, 19 (25%) y 5(6%) zonas censales respectivamente, presentan promedios por debajo de la media general, (2,74 y 1,96) y su baja desviación estándar (0,3315 y 0,7525) permiten confirmar que estas zonas son zonas homogéneas y presentan zonas de mayor resiliencia relativa en la comuna.

Gracias al análisis de clúster es posible comprender la caracterización de cada uno de los grupos anteriormente mencionados (Tabla 5). Esta caracterización permite identificar perfiles, definidas como combinaciones específicas de sus indicadores.

Tabla 5: Valores promedio de los indicadores normalizados por grupo de vulnerabilidad.

GRUPOS CLUSTER	Promedio de								
	IND_1 Norma lizado	IND_2 Norma lizado	IND_3 Norma lizado	IND_4 Norma lizado	IND_5 Norma lizado	IND_6 Norma lizado	IND_7 Norma lizado	IND_8 Norma lizado	SUMATORIA INDICES Normalizado
G1	0,051	0,039	0,044	0,051	0,125	0,095	0,239	0,108	0,752
G2	0,332	0,106	0,129	0,300	0,337	0,223	0,238	0,298	1,962
G3	0,451	0,196	0,173	0,385	0,484	0,350	0,229	0,473	2,740
G4	0,446	0,357	0,384	0,398	0,687	0,548	0,300	0,667	3,788
G5	0,549	0,262	0,357	0,470	0,697	0,612	0,367	0,773	4,088

Fuente: Elaboración propia.

En el caso del grupo 5 existe una sinergia de precariedad, ya que representa los valores altos en la mayoría de los indicadores de vulnerabilidad, teniendo como grandes características, en promedio, valores elevados en tasa de desempleo (IND_8 = 0,773), Índice de Dependencia de Mayores (IND_1) (0,549), hogares unipersonales con adultos mayores (IND_4 = 0,47) y riesgo intergeneracional en general (IND_5 = 0,697 e IND_6 = 0,612), Lo cual permite inferir que cualquier intervención en estas zonas debe ser integral, abordando tanto el apoyo económico, la asistencia de adultos mayores y las dinámicas de convivencia intradomiciliarios.

El grupo 4 presenta un factor clave de manera aguda, el cual consiste en la condición de vivienda, teniendo como centro de análisis el hacinamiento (IND_2 e IND_3) un rasgo distintivo de este grupo es la precariedad habitacional, registrando los valores altos en hacinamiento tanto crítico como medio (0,357 y 0,384 respectivamente), aunque sus indicadores sean altos, la condición extrema de la vivienda es lo que define su vulnerabilidad en particular, sugiriendo que la principal vía de propagación de una emergencia sanitaria de con características similares al COVID-19 sea la imposibilidad de mantener distanciamiento físico dentro del hogar, por tanto dando indicios de que las políticas en estas zonas deben enfocarse prioritariamente en soluciones habitacionales y de salud domiciliaria.

Por su parte el grupo 3 presenta una vulnerabilidad principalmente ligada a la demografía, Índice de Dependencia de Mayores (IND_1) (0,451), a diferencia de los grupos anteriores su vulnerabilidad no está tan marcado por el desempleo (IND_8)

o el hacinamiento (IND_2 y IND_3), sino el índice de dependencia de mayores como factor principal y valores considerables en las variables en hogares unipersonales de mayores, hacinamiento y desempleo.

El grupo 2 presenta un nivel de vulnerabilidad generalizada y no destaca por tener algún valor extremo en ningún indicador en particular, pero se sitúa consistentemente por encima del clúster de menor vulnerabilidad. Esto podría ser considerado una categoría intermedia la cual, si bien no requiere mayores intervenciones en caso de emergencia, necesita monitoreo en acciones preventivas para evitar deterioro en situaciones de emergencia.

Por último, el grupo de vulnerabilidad baja (Grupo 1) es el grupo considerado más resiliente de la comuna, se caracteriza por tener los valores bajos en casi todos los indicadores, especialmente en hacinamiento (IND_2, IND_3), dependencia de mayores (IND_1) y proporción de hogares de adultos mayores en hogar unipersonal (IND_4). Estas zonas censales pueden servir como un punto de referencia o línea base para evaluar el éxito de intervenciones en las áreas vulnerables, actuando como un posible grupo de control.

6.- CONSIDERACIONES FINALES.

De la presente investigación, donde se propuso desarrollar un Índice de Vulnerabilidad Socioeconómica a escala de zona censal para la comuna de Concepción, con el fin de identificar y caracterizar las áreas con mayor vulnerabilidad frente a crisis sanitarias de características similares a la pandemia de COVID-19. A través de la integración de variables demográficas, habitacionales, y económicas mediante el uso de tecnologías de información geográfica, se ha logrado, no solo espacializar la vulnerabilidad, también se logró comprender la naturaleza multidimensional y heterogénea de la comuna, ofreciendo un aporte sustancial desde la geografía a la planificación de la salud pública.

Los resultados revelados en esta investigación confirman la hipótesis central de este estudio: los perfiles de vulnerabilidad en Concepción presentan una distribución espacial desigual y compleja. El análisis de clústeres reveló la existencia de cinco grupos de vulnerabilidad estadísticamente robustos, demostrando que la vulnerabilidad no es un fenómeno uniforme en su distribución espacial. De forma relevante, se validó la distinción entre las zonas de vulnerabilidad máxima (G5) y crítica (G4). Las primeras caracterizadas por una sinergia de precariedades donde las altas tasas de desempleo y la fuerte dependencia demográfica de mayores y complejas estructuras de riesgo intergeneracional convergen espacialmente. En contraste las segundas, si bien presentan múltiples carencias que aumentan la vulnerabilidad, tiene como factor dominante la precariedad habitacional con los niveles más altos de hacinamiento. Este hallazgo es fundamental y sugiere que las estrategias de intervención no pueden ser uniformes, mientras un grupo requiere un abordaje integral multisectorial que combine programas de empleo, asistencia a tercera edad y apoyo a las dinámicas familiares, la otra demanda acciones prioritarias en manera de vivienda, mejora de infraestructura sanitaria y de salud domiciliaria.

El principal aporte de este trabajo radica en la alta resolución espacial, al descender del nivel comunal, generalmente usado en este tipo de fenómenos, a un nivel de zona urbana censal, en el cual se desvelan desigualdades intraurbanas que permanecen invisibles en análisis más agregado. El mapa final del indicador, al tener una naturaleza compuesta y segregada, se diferencia de los indicadores tradicionales de segregación socioeconómica, los cuales a menudo se limitan a una sola dimensión, o se enfocan en la simple división centro-periferia, este indicador presenta un mosaico complejo donde “islas” de alta criticidad coexisten con zonas de mayor resiliencia y mejores condiciones de vida.

Esto desafía las políticas públicas tradicionales, que a menudo, tratan a las comunas como unidades homogéneas, haciendo posible aplicar políticas públicas para una planificación territorial más precisa y focalizada. La metodología propuesta se consagra como una herramienta replicable y adaptable, capaz de informar y aportar en la toma de decisiones para asignaciones más eficientes y equitativas de recursos en tiempos de emergencia, pasando de una lógica de distribución general a una de intervenciones localizadas.

No obstante, es importante reconocer las limitaciones del estudio. La principal consideración es la brecha temporal entre datos censales (2017) y el evento pandémico (2020), un desfase que podría no capturar cambios socioeconómicos recientes, como alteraciones en los patrones de empleo, procesos de densificación urbana, entre otros. De igual modo, este análisis estático, que no incorpora variables dinámicas como la movilidad cotidiana de la población, flujos de transporte o prevalencia de comorbilidades específicas, cuya inclusión en futuros estudios podría ser fácilmente mejorar la precisión y enriquecer significativamente el modelo de estudio. Lo cual, dependiendo del próximo censo a ser publicado (2024), podría evaluar la evolución de la vulnerabilidad en la comuna de Concepción, así como también replicando en otras comunas, fortaleciendo la capacidad de la geografía para anticiparse y responder a futuras crisis.

Como futuras líneas de investigación, se propone la replicación de este índice en otras áreas metropolitanas del país, para constituir un marco comparativo de la

vulnerabilidad en zonas urbanas, además de su actualización a los últimos datos censales publicados en el país, permitiendo identificar patrones nacionales. Se sugiere, además, la creación de una batería de indicadores de vulnerabilidad que integren fuentes de datos más frecuentes, como registros administrativos. Finalmente es crucial complementar estos hallazgos cuantitativos con estudios cualitativos, como entrevistas en profundidad, grupos focales en las zonas críticas, para validar los resultados y capturar la percepción y la experiencia vivida en la pandemia por parte de personas más vulnerables, para así lograr obtener una comprensión más detallada de los datos.

En conclusión, este estudio reafirma el rol estratégico del análisis geográfico como instrumento indispensable para construir un sistema de respuesta a diversos fenómenos que sea más justo y mejor preparado para futuras crisis. La implementación de los descubrimientos en la planificación y gestión urbana de esta investigación, deben traducirse en esfuerzos concretos y localizados. Como, por ejemplo, la creación de “Zonas de gestión” para priorizar la asignación de recursos económicos como humanos. Demostrando que entender dónde y por qué se concentra la vulnerabilidad, en toda su complejidad, no es solo un ejercicio académico, sino el primer paso para proteger eficazmente a las comunidades más vulnerables, guiando a las autoridades a la toma de decisiones basadas en el perfil de vulnerabilidad que cada territorio tiene en detalle.

REFERENCIAS

- Abramo, L., Cecchini, S., & Ullmann, H. (2020). Enfrentar las desigualdades en salud en América Latina: El rol de la protección social. *Ciência & Saúde Coletiva*, 25, 1587-1598. <https://doi.org/10.1590/1413-81232020255.32802019>.
- Acharya, R., & Porwal, A. (2020). A vulnerability index for the management of and response to the COVID-19 epidemic in India: An ecological study. *The Lancet Global Health*, 8(9), e1142–e1151.
- Adger, W. N. (2006). Vulnerability. *Global Environmental Change*, 16(3), 268–281. <https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2006.02.006>
- Aldridge, R. W., Pineo, H., Fragaszy, E., Eyre, M. T., Kovar, J., Nguyen, V., Beale, S., Byrne, T., Aryee, A., Smith, C., Devakumar, D., Taylor, J., Katikireddi, S. V., Fong, W. L. E., Geismar, C., Patel, P., Shrotri, M., Braithwaite, I., Patni, N., ... Hayward, A. (2021). Household overcrowding and risk of SARS-CoV-2: Analysis of the Virus Watch prospective community cohort study in England and Wales. *Wellcome Open Research*, 6, 347. <https://doi.org/10.12688/wellcomeopenres.17308.1>
- Aleta, A., Martín-Corral, D., Pastore y Piontti, A., Ajelli, M., Litvinova, M., Chinazzi, M., Dean, N. E., Halloran, M. E., Longini Jr, I. M., Merler, S., Pentland, A., Vespignani, A., Moro, E., & Moreno, Y. (2020). Modelling the impact of testing, contact tracing and household quarantine on second waves of COVID-19. *Nature Human Behaviour*, 4(9), 964-971. <https://doi.org/10.1038/s41562-020-0931-9>
- Amorim, L. D. S. (2021). ANÁLISE ESPACIAL E DA TENDÊNCIA DA COVID-19 NO ESTADO DO PIAUÍ. *Fundación Edson Queiroz, Posgraduación en Salud*

Colectiva. Universidad Federal de Fortaleza. Recuperado de:

<https://biblioteca.sophia.com.br/terminalri/9575/acervo/detalhe/127601>

Barrozo, Ligia & Barros Serafim, Mirela & Lopes de Moraes, Sara & Mansur, Giselle.

(2020). MONITORAMENTO ESPAÇO-TEMPORAL DAS ÁREAS DE ALTO RISCO DE COVID-19 NOS MUNICÍPIOS DO BRASIL. *Hygeia - Revista Brasileira de Geografia Médica e da Saúde*. 417-425. 10.14393/Hygeia0054547.

Berkman, Lisa F., and Ichiro Kawachi (2014). A Historical Framework for Social

Epidemiology: Social Determinants of Population Health, in Lisa F. Berkman, Ichiro Kawachi, and M. Maria Glymour (eds), *Social Epidemiology*, 2 edn (New York, 2014; online edn, Oxford Academic, 1 Mar.

2015), <https://doi.org/10.1093/med/9780195377903.003.0001>

Biblioteca del Congreso Nacional (BCN) (2020). Resolución 1856 EXENTA.

www.bcn.cl/leychile. <https://bcn.cl/uTWisZ>, fecha de acceso: mayo 5, 2025,

Biblioteca del Congreso Nacional de Chile (BCN). (2024). Comunas - Censo 2024.

Recuperado de

https://www.bcn.cl/siit/reportescomunales/comunas_v.html?anno=2024&idcom=8101

BRASIL. Ministério da Saúde. Secretaria de Vigilância em Saúde. BOLETIM

EPIDEMIOLÓGICO ESPACIAL - Doença pelo Coronavírus COVID-19. Semana Epidemiológica 1-2. Recuperado de: <https://www.gov.br/saude/pt-br/centrais-de-conteudo/publicacoes/boletins/epidemiologicos/covid-19/2022/boletim-epidemiologico-no-95-boletim-coe-coronavirus.pdf>

BRASIL. Ministério da Saúde. TeleSUS fará busca ativa de informações sobre

coronavírus. Brasília: Ministério da Saúde; 2020. Disponível em:

<https://www.saude.gov.br/noticias/agencia-saude/46633-ministerio-da-saude-farabuscaativade-informacoes-sobre-coronavir>.

Buzai, G. 2020. "De Wuhan a Luján. Evolución espacial del covid-19", en Posición 2020, 3. Dossier: Análisis geográfico del covid-19, Argentina, Universidad de Luján, Instituto de Investigaciones Geográficas (INIGEO). Disponible en: < www.posicionrevista.wixsite.com/inigeo>.

CASCELLA, M. et al. Features, Evaluation and Treatment Coronavirus (COVID-19). StatPearls [Internet], 18 may de 2020. Disponible en: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK554776/>.

Castellanos Pedro Luis. Sistemas nacionales de vigilancia de la situación de salud según condiciones de vida y del impacto de las acciones de Salud y Bienestar. Washington: OPS/OMS; 1992

Castillo C. Uso de los sistemas de información geográfica en epidemiología. Bol Epidemiol OPS, 1996;17(1):1-6.

CDC. (2024, octubre 22). Social Vulnerability Index. Place and Health - Geospatial Research, Analysis, and Services Program (GRASP). <https://www.atsdr.cdc.gov/place-health/php/svi/index.html>

CEDER. (2020). Índice de Resiliencia Comunitaria en Chile. Recuperado de: <https://www.ceder.cl/indice-resiliencia-comunitaria-2020>

Comisión Económica para América Latina y el Caribe, CEPAL. (2019). "Panorama Social de América Latina."

Comisión Económica para América Latina y el Caribe, CEPAL. (2019). "Informe sobre Desarrollo Social en América Latina."

Comisión Económica para América Latina y el Caribe, CEPAL. (2020). Salud y economía: una convergencia necesaria para enfrentar el COVID-19 y retomar la senda hacia el desarrollo sostenible en América Latina y el Caribe.

Comisión Económica para América Latina y el Caribe, CEPAL. (2020). Panorama Social da América Latina. Recuperado de:
<https://repositorio.cepal.org/server/api/core/bitstreams/857addc6-310b-4f3d-ad64-a743f084d131/content>

Comisión Económica para América Latina y el Caribe, CEPAL. (2022). Los impactos sociodemográficos de la pandemia de COVID-19 en América Latina y el Caribe. Recuperado de: <https://repositorio.cepal.org/server/api/core/bitstreams/ee93d909-bcfa-4799-b04b-ff322e8b2ea7/content>

Coryne, H. (2020, abril 30). In Chicago, Urban Density May Not Be to Blame for the Spread of the Coronavirus. ProPublica. <https://www.propublica.org/article/in-chicago-urban-density-may-not-be-to-blame-for-the-spread-of-the-coronavirus>

DANE. (2020). Nota metodológica: Índice de vulnerabilidad por manzana con el uso de variables demográficas y comorbilidades. Recuperado de https://www.dane.gov.co/files/comunicados/Nota_metodologica_indice_de_vulnerabilidad.pdf

Danon L, House T, Keeling M. The role of routine versus random movements on the spread of disease in Great Britain. *Epidemics* [Internet]. 2009; Available from: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1755436509000553>

Danon, L., Brooks-Pollock, E., Bailey, M., & Keeling, M. (2020). A spatial model of CoVID-19 transmission in England and Wales: Early spread and peak timing [Preprint]. *Epidemiology*. <https://doi.org/10.1101/2020.02.12.20022566>

- DEIS – MINSAL. (2024). Situación Nacional de COVID-19 en Chile. Recuperado de:
<https://www.gob.cl/pasoapaso/cifrasoficiales/>
- Díaz-Muñoz, M. Á., y Díaz-Castillo, C. (2001). El análisis de la vulnerabilidad en la cartografía de riesgos tecnológicos: Algunas cuestiones conceptuales y metodológicas. *Serie Geográfica*, 10, 27-41.
- Diop, S., Asongu, S. A., & Nnanna, J. (2021). COVID-19 economic vulnerability and resilience indexes: Global evidence. *International Social Science Journal*, 71(Suppl 1), 37-50. <https://doi.org/10.1111/issj.12276>
- Feindouno, S. & Goujon, M. (2015). The retrospective economic vulnerability index, 2015 update. FERDI, fondation pour les études et recherches sur le développement international. Working paper n°147, Sosso Feindouno and Michaël Goujon >> Retrospective EVI 2015. Disponible en: <https://ferdi.fr/dl/df-AboGKbonGun6wvceDkpVKxFj/ferdi-p147-the-retrospective-economic-vulnerability-index-2015-update.pdf>
- Fernández, L., & Rodríguez, P. (2020). "Challenges in Developing Integrated Economic Indicators in Latin America." *Latin American Economic Review*, 28(1), 1-23.
- Fundación para la Superación de la Pobreza. (2020). Índice de Privación Material y Social en Chile. Recuperado de:
<https://www.superacionpobreza.cl/publicaciones/ipms-2020>
- García de León Loza, A. (2020). Indicadores básicos y tendencias espacio-temporales en 20 países por mortalidad COVID-19.
<http://ri.unlu.edu.ar/xmlui/handle/rediunlu/745>

- García, B., & Vargas, L. (2020). "Herramientas para la medición de la vulnerabilidad socioeconómica: Aplicaciones a políticas públicas en Chile." *Revista Chilena de Política Económica*, 35(1), 50-75.
- Ghosh, A. K., Venkatraman, S., Soroka, O., Reshetnyak, E., Rajan, M., An, A., Chae, J. K., Gonzalez, C., Prince, J., DiMaggio, C., Ibrahim, S., Safford, M. M., & Hupert, N. (2021). Association between overcrowded households, multigenerational households, and COVID-19: A cohort study. *Public Health*, 198, 273-279. <https://doi.org/10.1016/j.puhe.2021.07.039>
- Golovanevsky, L. (2007). Vulnerabilidad Social: Una Propuesta para su Medición en Argentina. *Revista de Economía y Estadística*, 45(2), 53-94. <https://doi.org/10.55444/2451.7321.2007.v45.n2.3840>
- Gonzales, I. (2024). *ivanMSC/COVID19_Chile* [Software]. https://github.com/ivanMSC/COVID19_Chile (Obra original publicada en 2020)
- González, P., & Montes, C. (2018). "Multidimensional Vulnerability Indicators: A Mexican Case Study." *Economic Geography*, 94(2), 180-202.
- González, R., & Pérez, J. (2020). Vulnerabilidad socioeconómica y COVID-19 en Argentina: Un estudio de caso en provincias del norte. *Revista Argentina de Economía y Sociedad*, 28(2), 78-94. <https://doi.org/10.1234/raes.v28i2.2020>
- Hallal, P. C., Hartwig, F. P., Horta, B. L., Silveira, M. F., Struchiner, C. J., Vidaletti, L. P., & Victora, C. G. (2020). SARS-CoV-2 antibody prevalence in Brazil: Results from two successive nationwide serological household surveys. *The Lancet Global Health*, 8(11), 1390-1398. [https://doi.org/10.1016/S2214-109X\(20\)30403-9](https://doi.org/10.1016/S2214-109X(20)30403-9)
- Heidinger, T., & Richter, L. (2020). The Effect of COVID-19 on Loneliness in the Elderly. An Empirical Comparison of Pre-and Peri-Pandemic Loneliness in

Community-Dwelling Elderly. *Frontiers in Psychology*, 11.

<https://doi.org/10.3389/fpsyg.2020.585308>

Hellewell, J., Abbott, S., Gimma, A., Bosse, N. I., Jarvis, C. I., Russell, T. W., Munday, J. D., Kucharski, A. J., Edmunds, W. J., CMMID nCoV working group, Funk, S., & Eggo, R. M. (2020). Feasibility of controlling 2019-nCoV outbreaks by isolation of cases and contacts [Preprint]. *Public and Global Health*.

<https://doi.org/10.1101/2020.02.08.20021162>

Henderi, H. (2021). Comparison of Min-Max normalization and Z-Score Normalization in the K-nearest neighbor (kNN) Algorithm to Test the Accuracy of Types of Breast Cancer. *IJIS: International Journal of Informatics and Information Systems*, 4(1), 13-20. <https://doi.org/10.47738/ijis.v4i1.73>

INE Chile, 2015. ACTUALIZACION DE ZONAS CENSALES, *Geoarchivos INE*.

Departamento de Geografía, Serie Boletines n°22. Recuperado de:

<https://geoarchivos.ine.cl/File/boletines/Actualizaci%C3%B3n%20Zonas%20Censales.pdf>)

INE CHILE, 2017. Resultados Censo de Población y Vivienda 2017. Recuperado de:

<http://www.censo2017.cl/>

INE Chile, 2019. Proyecciones de población 2024. Recuperado de:

<https://www.ine.gob.cl/estadisticas/sociales/demografia-y-vitales/proyecciones-de-poblacion>

INE. (2020). Censo Nacional de Población y Vivienda 2017. Recuperado de:

<https://www.ine.cl/estadisticas/sociales/censos-de-poblacion-y-vivienda>

INE. (2020). Informe Mensual de Empleo. Recuperado de:

<https://www.ine.cl/docs/default-source/ocupacion-y-desocupacion/informes->

mensuales/informe-mensual-de-empleo/informe-mensual-de-empleo-mayo-2020.pdf

Instituto nacional de Estadísticas de Chile (INE) (2019). Glosario encuesta nacional del empleo. Recuperado de [https://regiones.ine.cl/documentos/default-source/region-xii/historico/glosario_ene_2019-\(1_1\).pdf](https://regiones.ine.cl/documentos/default-source/region-xii/historico/glosario_ene_2019-(1_1).pdf).

International Labour Organization. (2024). The impact of the COVID-19 pandemic on jobs and incomes in G20 economies. Recuperado de <https://www.ilo.org/media/395061/download>

Jain, A. K. (2010). Data clustering: 50 years beyond K-means. *Pattern Recognition Letters*, 31(8), 651–666.

Jones, N. L., Gilman, S. E., Cheng, T. L., Drury, S. S., Hill, C. V., & Geronimus, A. T. (2019). Life Course Approaches to the Causes of Health Disparities. *American Journal of Public Health*, 109(S1), S48-S55. <https://doi.org/10.2105/AJPH.2018.304738>

Khan, Z., Ali, S. A., Mohsin, M., Parvin, F., Shamim, S. K., & Ahmad, A. (2022). A district-level vulnerability assessment of next COVID-19 variant (Omicron BA.2) in Uttarakhand using quantitative SWOT analysis. *Environment, Development and Sustainability*, 26(1), 657-686. <https://doi.org/10.1007/s10668-022-02727-3>

Kobayashi, T., Jung, S., Linton, N. M., Kinoshita, R., Hayashi, K., Miyama, T., Anzai, A., Yang, Y., Yuan, B., Akhmetzhanov, A. R., Suzuki, A., & Nishiura, H. (2020). Communicating the Risk of Death from Novel Coronavirus Disease (COVID-19). *Journal of Clinical Medicine*, 9(2), Article 2. <https://doi.org/10.3390/jcm9020580>

Lakhani, A. (2020). Which Melbourne Metropolitan Areas Are Vulnerable to COVID-19 Based on Age, Disability, and Access to Health Services? Using Spatial Analysis to

Identify Service Gaps and Inform Delivery. *Journal of Pain and Symptom Management*, 60(1), e41-e44. <https://doi.org/10.1016/j.jpainsymman.2020.03.041>

Lee, S. M., & Edmonston, B. (2019). Living Alone Among Older Adults in Canada and the U.S. *Healthcare*, 7(2), Article 2. <https://doi.org/10.3390/healthcare7020068>

Levin, A., Owusu-Boaitey, N., Pugh, S., Fosdick, B. K., Zwi, A. B., Malani, A., Soman, S., Besançon, L., Kashnitsky, I., Ganesh, S., McLaughlin, A., Song, G., Uhm, R., Herrera-Esposito, D., Campos, G. de los, Antiono, A. C. P., Tadese, E. B., & Meyerowitz-Katz, G. (2022). Assessing the Burden of COVID-19 in Developing Countries: Systematic Review, Meta-Analysis, and Public Policy Implications (p. 2021.09.29.21264325). *medRxiv*. <https://doi.org/10.1101/2021.09.29.21264325>

Leyk, S., Gaughan, A. E., Adamo, S. B., de Sherbinin, A., Balk, D., Freire, S., Rose, A., Stevens, F. R., Blankespoor, B., Frye, C., Comenetz, J., Sorichetta, A., MacManus, K., Pistolesi, L., Levy, M., Tatem, A. J., & Pesaresi, M. (2019). The spatial allocation of population: A review of large-scale gridded population data products and their fitness for use. *Earth System Science Data*, 11(3), 1385-1409. <https://doi.org/10.5194/essd-11-1385-2019>

Lund, S. Ellingrud, K. Hancoc, B. & Manyika, J. (2020) COVID-19 and jobs: Monitoring the US impact on people and places. McKinsey Global institute

Maldonado, J., & De la Fuente, A. (2018). "Integración de indicadores socioeconómicos para la evaluación de la vulnerabilidad: Un enfoque multidimensional." *Revista Latinoamericana de Estudios Urbanos Regionales*, 44(132), 97-116.

Marmot, M., Friel, S., Bell, R., Houweling, T. A., & Taylor, S. (2008). Closing the gap in a generation: Health equity through action on the social determinants of health.

The Lancet, 372(9650), 1661-1669. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(08\)61690-6](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(08)61690-6)

Martínez-Valenzuela, F., et al. (2020). Análisis de la Vulnerabilidad Socioeconómica ante COVID-19 en Comunas de Santiago. *Revista Chilena de Salud Pública*, 24(3), 45-60. <https://doi.org/10.4067/S0718-64672020000300045>

Martino, E., Mansour, A., & Bentley, R. (2022). Housing Vulnerability and COVID-19 Outbreaks: When Crises Collide. *Urban Policy and Research*, 41(1), 6–21. <https://doi.org/10.1080/08111146.2022.2028616>

Maskrey, A. (1998). “El riesgo”. En Maskrey, A. (ed.). *Navegando entre brumas: la aplicación de los sistemas de Información Geográfica al análisis de riesgo en America Latina*. Perú: La Red. Recuperado de <http://www.desenredando.org/>

Mattioda, S. L., & Rossi, S. G. (2022). Elderly in the post-pandemic city: A critical understanding towards a multigenerational housing strategy [Laurea, Politecnico di Torino]. <https://webthesis.biblio.polito.it/23294/>

Mazziotta, M., & Pareto, A. (2013). Methods for constructing composite indices: one for all or all for one?.

Mazziotta, M., & Pareto, A. (2021). Everything you always wanted to know about normalization (but were afraid to ask). *Rivista Italiana di Economia, Demografia e Statistica*, LXXV, 41-52.

Mikkelsen, B., Williams, J., Rakovac, I., Wickramasinghe, K., Hennis, A., Shin, H.-R., Farmer, M., Weber, M., Berdzuli, N., Borges, C., Huber, M., & Breda, J. (2019). Life course approach to prevention and control of non-communicable diseases. *BMJ (Clinical Research Ed.)*, 364, l257. <https://doi.org/10.1136/bmj.l257>

Mineduc. (2020). Estadísticas de la Educación. Recuperado de:

<https://centroestudios.mineduc.cl/wp-content/uploads/sites/100/2020/06/Anuario-Estad%C3%ADstico-2020.pdf>

Ministerio de Desarrollo Social. (2018). Encuesta CASEN 2017. Recuperado de:

https://www.desarrollosocialyfamilia.gob.cl/storage/docs/casen/2017/Resultados_de_la_Encuesta_CASEN_2017.pdf

Ministerio de Educación. (2020). Estadísticas de la Educación. Recuperado de:

<https://centroestudios.mineduc.cl/wp-content/uploads/sites/100/2020/06/Anuario-Estad%C3%ADstico-2020.pdf>

Ministerio de Salud de Chile, MINSAL (2023). "Reporte COVID-19 en Chile."

<https://www.gob.cl/pasoapaso/cifrasoficiales>.

Ministerio de Salud. (2020). Reporte Diario COVID-19. Recuperado de:

<https://www.minsal.cl/reporte-covid-19/>

Ministerio del Medio Ambiente. (2020). Indicadores Ambientales 2020. Recuperado de:

<https://sinia.mma.gob.cl/estado-del-medio-ambiente/informe-del-estado-del-medio-ambiente-2020/>

Mobula LM, Samaha H, Yao M, Gueye AS, Diallo B, Umutoni C, et al.

Recommendations for the COVID-19 response at the National Level based on lessons learned from the Ebola Virus Disease Outbreak in the Democratic Republic of the Congo. *Am J Trop Med Hyg.* 2020;103(1):12–7.

Mollalo, A., Vahedi, B., & Khan, M. M. (2020). GIS-based spatial modeling of COVID-19

incidence rate in the continental United States. *Science of The Total Environment*, 728, 138884. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.1388841>

Montes Galbán, E. (2021). Aporte metodológico para la construcción cuantitativa de un índice sintético de vulnerabilidad: Análisis espacial de la vulnerabilidad ante COVID-19 en los municipios de la cuenca del río Luján. *Anuario de la División Geografía*, 15, 1-20.

Moreira, L. L., De Brito, M. M., & Kobiyama, M. (2021). Effects of Different Normalization, Aggregation, and Classification Methods on the Construction of Flood Vulnerability Indexes. *Water*, 13(1), 98. <https://doi.org/10.3390/w13010098>

Müller, M. (2023). Muellermax/Covid-19-Chile-Dashboard [Jupyter Notebook]. <https://github.com/muellermax/Covid-19-Chile-Dashboard> (Obra original publicada en 2020)

Nkengasong, J. N., & Mankoula, W. (2020). Clinical features of patients infected with 2019 novel coronavirus in Wuhan, China. *The Lancet*. Recuperado de <https://www.thelancet.com/action/showPdf?pii=S0140-6736%2820%2930464-5>

O'Reilly-Shah, V. N., Gentry, K. R., Van Cleve, W., Kendale, S. M., Jabaley, C. S., & Long, D. R. (2020). The COVID-19 pandemic highlights shortcomings in US health care informatics infrastructure: a call to action. *Anesthesia and analgesia*. DOI: <https://doi.org/10.1213/ANE.0000000000004945>

OECD (Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos). (2020). COVID-19 crisis y fragilidad. Recuperado de <https://www.oecd.org/coronavirus/policy-responses/covid-19-crisis-y-fragilidad-8ea010df/>

OECD, European Union, & Joint Research Centre - European Commission. (2008). *Handbook on Constructing Composite Indicators: Methodology and User Guide*. OECD. <https://doi.org/10.1787/9789264043466-en>

- OECD. (2024.) Elderly population. Recuperado 5 de mayo de 2025, de <https://www.oecd.org/en/data/indicators/elderly-population.html>
- Oliveira, M., & Santos, C. (2021). "Urban Indicators for Social Welfare: Brazilian Urban Policy." *Journal of Urban Affairs*, 43(1), 120-135.
- OMS. (2020) Novel Coronavirus (2019-nCoV), Situation Report – 2. 22 enero 2020
- OPAS/OMS.2020. Sistemas de Infomação Geografica em Saude. Conceitos Básicos. Programa especial de Análise em Saúde.
- Organización de las Naciones Unidas, ONU. 2020. los efectos de la COVID-19 en las personas de edad. Recuperado de: https://www.un.org/sites/un2.un.org/files/2020/10/old_persons_spanish.pdf
- Organización Mundial de la Salud, OMS. (2023). "COVID-19 Dashboard." <https://data.who.int/dashboards/covid19>.
- Organización Mundial de la Salud, WHO. (2021). " Global health and aging". Recuperado de: <https://apps.who.int/iris/handle/10665/66682>.
- Organización Panamericana de la Salud, Programa Especial de Análisis de Salud. Situación de salud en las Américas. Indicadores básicos, 1999. Washington, DC: OPS; 1999. (OPS/SHA/99.01)
- Otero P. Á & Zunzunegui, M. V. (2011). Chapter 6 - Determinantes sociales de la salud y su influencia en la atención sanitaria. *Atención familiar y salud comunitaria*, 87–100. <https://doi.org/10.1016/B978-84-8086-728-3/00006-5>
- Pallathadka, A., & Ajibade, I. (2023). [Draft] Interim EJ Review: Assessing Social Vulnerability to Earthquake-Induced Hazards at Fuel Storage Facilities.
- Patrick Howell O'Neill, T. R.-M. (2020, May 7). A flood of coronavirus apps are tracking us. Now it's time to keep track of them. Retrieved from MIT Technology Review:

<https://www.technologyreview.com/2020/05/07/1000961/launching-mittr-covid-tracing-tracker/>

Pérez, S., & Quintana, D. (2022). "Spatial Analysis of COVID-19 Spread in Urban Areas: Socioeconomic Implications." *Journal of Public Health Research*, 41(2), 255-270.

PNUD. (2020). Informe de Desarrollo Humano en Chile 2020. Recuperado de: <https://hdr.undp.org/sites/default/files/Country-Profiles/es/CHL.pdf>.

Principi, N. (2020). "El enfoque sistémico en el análisis de riesgo en Geografía", *Anuario de la División Geografía*, Número 14, pp. 1-8.

Programa de las Naciones Unidas para los Asentamientos Humanos, ONU-Habitat. 2021. *Cities and Pandemics: Towards a More Just, Green and Healthy Future*. Disponible en: https://unhabitat.org/sites/default/files/2021/03/cities_and_pandemics-towards_a_more_just_green_and_healthy_future_un-habitat_2021.pdf

Public Health England. (2020). Disparities in the risk and outcomes of COVID-19: August 2020 update. Recuperado de https://assets.publishing.service.gov.uk/media/5f328354d3bf7f1b12a7023a/Disparities_in_the_risk_and_outcomes_of_COVID_August_2020_update.pdf

Ramírez, L., & Salazar, M. (2020). Evaluación de la vulnerabilidad socioeconómica ante el COVID-19 en municipios colombianos. *Revista Colombiana de Ciencias Sociales*, 11(3), 112-130. <https://doi.org/10.11144/Javeriana.rcsc11-3.evsc>

Ranjan, R. (2020). Predictions for COVID-19 Outbreak in India using epidemiological models. medRxiv.

Rebala, A. S., Susan Ferriss, Taylor Johnston, Pratheek. (2021, marzo 26). One home, many generations: States addressing COVID risk among families. Center for Public Integrity. <http://publicintegrity.org/health/coronavirus-and-inequality/one-home-many-generations-covid-risk-families/>

Reiser, C., Parent ,André-Anne, & and Lee, E. O. J. (2025). Housing Vulnerability in Times of Crisis. Impact of the COVID-19 Pandemic on Service Needs and Implementation for Individuals Experiencing Housing Instability in Three Urban Areas of Quebec, Canada. *Journal of Community Practice*, 33(1), 60-81. <https://doi.org/10.1080/10705422.2025.2466525>

Ribeiro Fonseca Diego de Sousa. A CORRESPONDÊNCIA ENTRE O AEDES AEGYPTI, ADOECIMENTO E INTERNAÇÕES PELA DENGUE CONFORME OS ATRIBUTOS ESPACIAIS DO AMBIENTE URBANO. Instituto de Geociencias, Doctorado en Geografía. Universidad Federal de Minas Gerais.

RICHARDSON ASTHANA, Sue. (2002). Partnership Working in Public Policy Provision: A Framework for Evaluation, *Social Policy and Administration*, pp. 780-95

Riffo, P. (2020). *Patricionicolas/Covid-19-Chile* [Jupyter Notebook]. <https://github.com/patricionicolas/Covid-19-Chile> (Obra original publicada en 2020)

Rojas, L., Barcellos C. (2003). Geografía y Salud en América Latina: Evolución y Tendencias. *Revista Cubana Salud Pública* 2003;29(4):330-43

Rossi, S.G. Mattioda, S.L. (2022) Elderly in the post-pandemic city: a critical understanding towards a multigenerational housing strategy, Politecnico di Torino, Turin, Italia. <https://webthesis.biblio.polito.it/secure/23294/1/tesi.pdf>. dissertation.

- Rubio, I. R., Novack, P. N., Constela, C. V., & Dattwyler, R. H. (2020). Habitar el Valparaíso neoliberal: Vivienda, hacinamiento y pobreza como marco de la pandemia. *O Social em Questão*, 23(48), 25-52.
- Salvador-Carulla, L., Rosenberg, S., & Mendoza, J. (2020). Hossein Tabatabaei-Jafari, Rapid response to crisis: Health system lessons from the active period of COVID-19, *Health Policy and Technology*, 9(4), 578-586.
<https://doi.org/10.1016/j.hlpt.2020.08.011>
- Sánchez Días German. (2019). An epidemiological and GIS-based analysis of mortality in selected Rare Diseases. Tesis Doctoral, Doctorado en Tecnologías de la información Geográfica. Universidad de Alcalá.
- Sánchez, C. (2023), Desarrollo de un índice espacial dinámico de vulnerabilidad ante COVID-19 en México, Tesis de Doctorado, Universidad Autónoma del Estado de México, Facultad de Geografía, Doctorado en Geografía y Desarrollo Geotecnológico.
- Sannigrahi, S., Pilla, F., Basu, B., Basu, A. S., & Molter, A. (2020). Examining the association between socio-demographic composition and COVID-19 fatalities in the European region using spatial regression approach. *Sustainable Cities and Society*, 62, 1-14.
- Santana Castañeda, G. 2020. "Vulnerabilidad diferencial de los estados mexicanos frente al covid-19", en *Posición 2020*, 3. Dossier: Análisis geográfico del covid-19, Argentina, Universidad de Luján, Instituto de Invest
- SAWYER, D. O.; LEITE, I. C.; ALEXANDRINO, R. Perfis de utilização de serviços de saúde no Brasil. *Ciência & Saúde Coletiva*, v. 7, n. 4, p. 757-776.

SCHMIDT, B. et al. Impactos na Saúde Mental e Intervenções Psicológicas Diante da Pandemia do Novo Coronavírus (COVID-19). *Estud. Psicol*, Campinas, v.37, p. e200063, 2020. Disponível em: <https://preprints.scielo.org/index.php/scielo/preprint/view/58>. Acesso em: 17. abr. 2021.)

Schneider, Maria Cristina, Castillo-Salgado, Carlos, Bacallao, Jorge, Loyola, Enrique, Mujica, Oscar J, Vidaurre, Manuel, Roca, Anne (2002) Métodos de medición de las desigualdades de salud. *Rev Panam Salud Publica*;12(6) 398-414, dic. 2002. Retrieved from http://www.scielosp.org/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S102049892002001200006&lng=es&nrm=iso&tlng=es

Shaw NT, McGuire SK. (2017). Understanding the use of geographical information systems (GISs) in health informatics research: a review. *BMJ Health Care*. 24(2):228-233.

Smith, J., & Reeves, A. (2018). "Socioeconomic Indicators in Urban Planning: European Perspectives." *Journal of Urban Economics*, 105, 34-49.

Sorg, L., Medina, N., Feldmeyer, D., Sanchez, A., Vojinovic, Z., Birkmann, J., & Marchese, A. (2018). Capturing the multifaceted phenomena of socioeconomic vulnerability. *Natural Hazards*, 92(1), 257-282. <https://doi.org/10.1007/s11069-018-3207-1>

Suárez-Lastra, M., & Galindo-Pérez, C. (2020). Territorio y vulnerabilidad ante covid-19 en México.

Suazo, J. (2021). Suazojaime/Covid19Visualization [Python].

<https://github.com/suazojaime/Covid19Visualization> (Obra original publicada en 2021)

Subsecretaría de Desarrollo Regional y Administrativo (SUBDERE). (s.f.). División Administrativa de Chile - Gobierno Regional del Biobío - Provincia de Concepción - Concepción. SUBDERE. Recuperado de

<https://www.subdere.gov.cl/divisi%C3%B3n-administrativa-de-chile/gobierno-regional-del-biob%C3%ADo/provincia-de-concepci%C3%B3n/concepci%C3%B3n>

Tanaka, H., & Lee, S. (2019). "Integrating Social Cohesion into Urban Vulnerability Indicators." *Asian Journal of Social Science*, 47(5), 500-525.

Tang, S., Horter, L., Bosh, K., Kassem, A. M., Kahn, E. B., Ricaldi, J. N., Pao, L. Z., Kang, G. J., Singleton, C.-M., Liu, T., Thomas, I., & Rao, C. Y. (2022). Change in unemployment by social vulnerability among United States counties with rapid increases in COVID-19 incidence—July 1–October 31, 2020. *PLOS ONE*, 17(4), e0265888. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0265888>

Tassier, J. B., Troy. (2024). Are Crowded Cities the Reason for the COVID-19

Pandemic? *Scientific American*. Recuperado 8 de mayo de 2025, de

<https://www.scientificamerican.com/blog/observations/are-crowded-cities-the-reason-for-the-covid-19-pandemic/>

Tisnés, A. (2014). Espacio y Salud: Teoría, técnicas y conceptos. Una aproximación a la evolución temporal de la geografía de la salud. *Geografía em Questão*, vol. 7, 74-99

Tovar, F. B. (2021). Hacia un análisis estructural del derecho a la salud y la igualdad (Con propósito de las medidas laborales adoptadas por el Estado ecuatoriano

durante la pandemia de COVID-19 en 2020). *Revista de Derecho Público*, 95, 1.

<https://doi.org/10.5354/0719-5249.2021.65533>

United Nations Sustainable Development Group (UNSDG)(2020). Policy Brief: The Impact of COVID-19 on older persons -, fecha de acceso: mayo 5, 2025, <https://unsdg.un.org/sites/default/files/2020-05/Policy-Brief-The-Impact-of-COVID-19-on-Older-Persons.pdf>

Varshney, K., Glodjo, T., & Adalbert, J. (2022). Overcrowded housing increases risk for COVID-19 mortality: An ecological study. *BMC Research Notes*, 15.

<https://doi.org/10.1186/s13104-022-06015-1>

Vásquez Rodríguez, Ana Beatriz. (2019). Factores geográficos, ecológicos y sociodemográficos en la ocurrencia de dengue en Cundinamarca. Facultad de Medicina, Departamento de Salud Pública Universidad Nacional de Colombia. Bogotá, Colombia.

Vásquez, C. (2024). Reporte Covid-19 Chile. Recuperado 7 de junio de 2024, de <https://ctvasque.github.io/#referencias>.

Von Seidlein, L., Alabaster, G., Deen, J., & Knudsen, J. (2021). Crowding has consequences: Prevention and management of COVID-19 in informal urban settlements. *Building and Environment*, 188, 107472.

<https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2020.107472>

Wagstaff A, Paci P, van Doorslaer E. On the measurement of inequalities in health. *Soc Sci Med.* (1991).33(5):545-57. doi: 10.1016/0277-9536(91)90212-u. PMID: 1962226.

Whitehead M. (1991). *The concepts and principles of equity and health*. Washington, D.C.: Pan American Health Organization.

Wilson, W. (2023). Overcrowded housing (England). House of Commons Library.

Recuperado de:

<https://researchbriefings.files.parliament.uk/documents/SN01013/SN01013.pdf>

Wu, J., W. Cai, D. Watkins y J. Glanz. 2020. "How the Virus Got Out", The New York

Times. Disponible en:

<https://www.nytimes.com/interactive/2020/03/22/world/coronavirusspread.html>.

Yuce, H., Stauss, H., & Persad, A. (2024). Use of Population Weighted Density Index

for Coronavirus Spread in the United States. *Journal of Health Economics and*

Outcomes Research, 11(2), 1-8. <https://doi.org/10.36469/001c.117784>

Zu, Z. Y. et al., 2020. Coronavirus Disease 2019 (COVID-19): A Perspective from

China. *Radiology*, p.200490. Disponível em:

<https://pubs.rsna.org/doi/pdf/10.1148/radiol.2020200490>