



UNIVERSIDAD
NACIONAL
DE COLOMBIA

Modelo para evaluar el desempeño de un sistema de salud desde el análisis de redes: un enfoque basado en los patrones de morbilidad y su relación con los servicios de salud

**A model to assess the performance of a health system from the network
analysis perspective: an approach based in morbidity patterns and their
relation with health services**

Carolina Saavedra Moreno

Universidad Nacional de Colombia
Facultad de Ingeniería, Departamento de Ingeniería de Sistemas e Industrial
Bogotá, Colombia
2022

Modelo para evaluar el desempeño de un sistema de salud desde el análisis de redes: un enfoque basado en los patrones de morbilidad y su relación con los servicios de salud

A model to assess the performance of a health system from the network analysis perspective: an approach based in morbidity patterns and their relation with health services

Carolina Saavedra Moreno

Tesis presentada como requisito parcial para optar al título de:

Doctor en Ingeniería – Industria y Organizaciones

Director:

Rafael German Hurtado Heredia, Ph.D.

Codirectora:

Nubia Milena Velasco Rodríguez, Ph.D.

Grupo de Investigación:

Econofísica y Sociofísica

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de Ingeniería, Departamento de Ingeniería de Sistemas e Industrial

Bogotá, Colombia

2022

Declaración de obra original

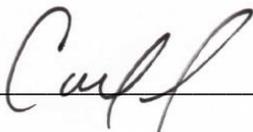
Yo declaro lo siguiente:

He leído el Acuerdo 035 de 2003 del Consejo Académico de la Universidad Nacional. «Reglamento sobre propiedad intelectual» y la Normatividad Nacional relacionada al respeto de los derechos de autor. Esta disertación representa mi trabajo original, excepto donde he reconocido las ideas, las palabras, o materiales de otros autores.

Cuando se han presentado ideas o palabras de otros autores en esta disertación, he realizado su respectivo reconocimiento aplicando correctamente los esquemas de citas y referencias bibliográficas en el estilo requerido.

He obtenido el permiso del autor o editor para incluir cualquier material con derechos de autor (por ejemplo, tablas, figuras, instrumentos de encuesta o grandes porciones de texto).

Por último, he sometido esta disertación a la herramienta de integridad académica, definida por la universidad.



Carolina Saavedra Moreno

Fecha 29/08/2022

Resumen

El objetivo general de un sistema de salud es promover, restaurar y mantener la salud de la población, así como influir en los determinantes en salud. Para evaluar el grado de cumplimiento de este objetivo es necesario conocer el estado de salud de las poblaciones y para ello uno de los enfoques es el estudio de la morbilidad poblacional, el cual vincula información de uno o varios diagnósticos de manera independiente y cuyos indicadores en general son fragmentados. Teniendo en cuenta que es posible utilizar enfoques relacionales como el del Análisis de Redes para estudiar los patrones de morbilidad, en esta tesis se proponen representaciones relacionales para caracterizar los patrones de morbilidad y su relación con el componente de prestación de servicios del sistema, considerando los determinantes de salud de edad, sexo y condición socioeconómica. A partir de la aplicación de estas representaciones en esta tesis se propone un conjunto de medidas de red que brindan información sobre la estructura y la dinámica de los sistemas de salud que, en conjunto, configuran el modelo conceptual para evaluar el desempeño de los sistemas estudiados.

Palabras clave: Sistema de Salud, Morbilidad, Multimorbilidad, Análisis de Redes, Evaluación del Desempeño

Abstract

The primary objective of a healthcare system is to promote, restore, and maintain the health of the population, as well as to influence the factors that affect health. The extent to which this objective is achieved can be evaluated by examining the health status of the population. One method of measuring health status is to analyze morbidity within a population, typically by gathering information on one or more diagnoses independently. This thesis proposes the use of relational representations through the Network Analysis approach to characterize morbidity patterns and their correlation with healthcare services, considering age, sex, and socioeconomic stratification as determinants of health. By employing relational representations in multiple populations, we propose a set of network measures that offer insights into the structure and dynamics of these patterns. These measures form a conceptual model for evaluating the performance of a healthcare system.

Keywords: Health Systems, Morbidity, Multimorbidity, Network Analysis, Performance Evaluation

Esta tesis de doctorado se sustentó el 28 de marzo de 2023 a las 11:00 a.m, y fue evaluada por los siguientes jurados:

Johann Heinz Martínez Huartos (Phd.)

Profesor Departamento de Análisis Matemático y Matemática Aplicada
Universidad Complutense de Madrid

José David Meisel Donoso (Phd.)

Profesor Departamento de Logística y Ciencias Computacionales
Universidad de Ibagué

Javier Hernando Eslava Schmalbach (Phd.)

Profesor Facultad de Medicina
Universidad Nacional de Colombia

Jonatán Gómez Perdomo (Phd.)

Profesor Departamento de Ingeniería de Sistemas e Industrial
Universidad Nacional de Colombia

Contenido

Resumen	VII
Abstract.....	VIII
Lista de figuras	13
Lista de tablas.....	15
Introducción.....	16
1 Contexto general	21
1.1 Antecedentes	21
1.1.1 Evaluación institucional del desempeño del sistema de salud	21
1.1.2 Medidas tradicionales de evaluación del desempeño	22
1.1.3 Morbilidad	23
1.1.4 Multimorbilidad.....	24
1.1.5 AR para el estudio de la multimorbilidad poblacional	26
1.2 Identificación del problema.....	30
1.3 Objetivos	32
1.4 Diseño de la investigación.....	32
1.5 Conclusiones.....	36
2 Caracterización de patrones de morbilidad individuales y su relación con factores sociodemográficos	37
2.1 Base de datos	38
2.2 Representación relacional	40
2.3 Métricas de análisis.....	42
2.4 Población objeto de estudio	43
2.5 Resultados	44
2.6 Análisis de robustez	50
2.7 Extensión a otras regiones	52
2.8 Conclusiones.....	56
3 Caracterización de patrones de multimorbilidad poblacional y su relación con factores sociodemográficos	58
3.1 Representación relacional	59

3.2	Métricas de análisis	61
3.3	Población objeto de estudio	63
3.4	Resultados.....	64
3.4.1	Propiedades topológicas de las RM	64
3.4.2	Diagnósticos y comorbilidades representativas	66
3.5	Análisis de robustez.....	72
3.5.1	Propiedades de RM con diferentes tamaños de población	72
3.5.2	Propiedades de RM igual número de pacientes	73
3.6	Extensión a otras regiones.....	75
3.7	Conclusiones	77

4 Caracterización de las relaciones entre los patrones de morbilidad y la prestación de los servicios de salud.. 80

4.1	Base de datos.....	81
4.2	Representación relacional.....	81
4.3	Métricas de análisis	84
4.4	Población objeto de estudio	85
4.5	Resultados.....	86
4.6	Extensión a otras regiones.....	92
4.7	Conclusiones	93

5 Modelo de evaluación del desempeño de un sistema de salud..... 94

6 Conclusiones y recomendaciones..... 97

6.1	Conclusiones	97
6.2	Recomendaciones	99

Lista de figuras

Figura 1-1: Elementos fundamentales de los modelos de evaluación institucional	22
Figura 1-2: Modelo de investigación	34
Figura 2-1: Proceso de preparación de bases de datos.....	39
Figura 2-2: Grafo para la coocurrencia de tres diagnósticos (D_1, D_2 y D_3) en una consulta médica.	40
Figura 2-3: Grafo para la coocurrencia de diagnósticos (D_1, D_2, \dots, D_{10}) de un paciente.	40
Figura 2-4: Distribución número diagnósticos <i>diferentes</i> , Risaralda 2011-2015.....	45
Figura 2-5: Distribución número de diagnósticos <i>totales</i> , Risaralda 2011-2015.....	45
Figura 2-6: CCDF número de diagnósticos <i>diferentes</i> , Risaralda 2011-2015	46
Figura 2-7: CCDF número de diagnósticos <i>totales</i> , Risaralda 2011-2015.....	46
Figura 2-8: Exponente β de la CCDF número de diagnósticos diferentes del 2011 al 2015	47
Figura 2-9: Entropía de Shannon de las distribuciones de probabilidad del número de diagnósticos, Risaralda 2011-2015.....	48
Figura 2-10: Divergencia de Kullback-Leibler entre las distribuciones de probabilidad del número de diagnósticos diferentes y del número de diagnósticos totales, Risaralda 2011-2015.	49
Figura 2-11: Divergencia Kullback-Leibler entre las distribuciones de probabilidad del número de diagnósticos diferentes y del número de diagnósticos totales por tipo de paciente, Risaralda – 2011-2015.....	50
Figura 2-12: Exponente β de las CCDF de las distribuciones de probabilidad para el número de diagnósticos diferentes en el escenario de eliminación de consultas, Risaralda 2011-2015	51
Figura 2-13: Exponente β de la CCDF de las distribuciones de probabilidad para el número de diagnósticos diferentes en el escenario de 100 muestras de 7.000 pacientes, Risaralda 2011-2015	52
Figura 2-14: Distribución de probabilidad para el número de diagnósticos diferentes, Ibagué 2015-2019	53
Figura 2-15: Distribución de probabilidad para el número de diagnósticos diferentes, Bogotá 2018.....	53
Figura 2-16: Exponente β de las CCDF para las distribuciones de probabilidad del número de diagnósticos diferentes, Ibagué 2015-2019.	54
Figura 2-17: Exponente β de las CCDF para las distribuciones de probabilidad del número de diagnósticos diferentes, Bogotá 2018	55
Figura 2-18: Divergencia de Kullback-Leibler para las distribuciones de probabilidad del número de diagnósticos diferentes y el número de diagnósticos totales por tipo de paciente, Ibagué 2015-2019.....	55
Figura 2-19: Divergencia de Kullback-Leibler para las distribuciones de probabilidad del número de diagnósticos diferentes y el número de diagnósticos totales por tipo de paciente, Bogotá 2018.....	56

Figura 3-1: Ejemplo construcción de RM de tres pacientes.....	59
Figura 3-2: CCDF peso de las aristas P	68
Figura 3-3: CCDF peso de las aristas SCI	68
Figura 3-4: Distribución de probabilidad peso de aristas diferentes tamaños de muestra	73
Figura 3-5: Diagramas de cajas y bigotes medidas topológicas RM muestrales	74
Figura 3-6: Diagrama de caja y bigotes de grado ponderado y peso de arista promedio	75
Figura 4-1: Grafo ejemplo de una red bipartita de un paciente.....	82
Figura 4-2: Grafo ejemplo red bipartita poblacional	82
Figura 4-3: Ejemplo de grafo proyección de diagnósticos del grafo bipartito	84
Figura 5-1: Modelo conceptual de evaluación del desempeño de un sistema de salud..	95

Lista de tablas

Tabla 1-1: Ecuación de búsqueda revisión de literatura	27
Tabla 1-2: Clasificación de artículos de investigación según propiedades de red	28
Tabla 2-1: Lista de categorías de la Clasificación CIE10 a tres caracteres	41
Tabla 2-2: Descripción general de registros RIPS Risaralda 2011-2015	44
Tabla 2-3: Número de pacientes por grupo de edad Risaralda 2011-2015	51
Tabla 3-1: Características de la población	63
Tabla 3-2: Medidas topológicas globales de las RM	65
Tabla 3-3: Diagnósticos de mayor grado ponderado en las RM.....	66
Tabla 3-4 : Comorbilidades de mayor peso en los dos modelos	70
Tabla 3-5: Promedio y desviación estándar de coeficiente de asortatividad en 100 muestras para cada número de pacientes.....	73
Tabla 3-6: Propiedades topológicas de las RM de las regiones de Ibagué y Risaralda..	76
Tabla 4-1: Códigos de grupos en capítulos de la clasificación CUPS	83
Tabla 4-2: Descripción general población objeto de estudio de Bogotá	86
Tabla 4-3: Medidas topológicas globales de las redes bipartitas por periodo.....	86
Tabla 4-4: Diagnósticos de mayor grado ponderado en las redes bipartitas por periodo	87
Tabla 4-5: Cinco diagnósticos de mayor grado ponderado en el segundo periodo	88
Tabla 4-6: Procedimientos de mayor grado ponderado en las redes bipartitas por periodo	88
Tabla 4-7: Vínculos de mayor prevalencia en la red bipartita por periodo	89
Tabla 4-8: Medidas globales de redes proyectadas de diagnósticos por periodo.....	90
Tabla 4-9: Diagnósticos de mayor grado redes proyectadas de diagnósticos por periodo	90
Tabla 4-10: Vínculos de mayor peso en redes proyectadas por periodo	91
Tabla 4-11: Descripción general población objeto de estudio Ibagué.....	92
Tabla 4-12: Medidas topológicas globales de las redes bipartitas por periodo	93

Introducción

La Organización Mundial de la Salud (OMS) estableció en su acta de constitución la salud como un estado de completo bienestar físico, mental y social, y no meramente como la ausencia de enfermedad. En su plan de acción de 2007 planteó que “un sistema de salud es la suma de organizaciones, personas y acciones cuyo objetivo es promover, restaurar y mantener la salud de la población, así como influir en los determinantes en salud” (OMS, 2007). Así, un buen sistema de salud mejora la vida cotidiana de las personas de forma tangible, por lo que su fortalecimiento es una estrategia fundamental para luchar contra la pobreza y fomentar el desarrollo (OMS, 2018b). En el mundo, el énfasis en las reformas de los sistemas de salud y el logro de los Objetivos de Desarrollo del Milenio han llevado a incrementar la conciencia sobre la importancia de mejorar los sistemas de salud y la necesidad conexas de evaluarlos (Bennett & Peters, 2015). La importancia de medir los resultados en salud ha generado un interés creciente en la realización de estudios de evaluación de su desempeño, como mecanismo para analizar el grado de cumplimiento de sus objetivos. Este enfoque en la evaluación coincide con el aumento en las capacidades de medición de la última década, impulsada por cambios masivos en las tecnologías de información.

Diversos marcos de referencia institucionales se han propuesto para evaluar y comparar el desempeño de los sistemas de salud en el mundo (Arah et al., 2006; OCDE, 2017; OMS, 2000, 2007, 2010, 2018a; OPS, 2012, 2019), además, en la literatura académica existe una variedad de estudios con diferentes enfoques que proponen diversas métricas y medidas para evaluar el grado de cumplimiento de sus objetivos (Gerring et al., 2013; Hejduková & Kureková, 2017; Peixoto et al., 2018; Perić et al., 2017, 2018; Schwartz & Deber, 2016; Sun et al., 2017). Según Papanicolas & Smith (2013) en estas medidas existe una clara tensión entre buscar ofrecer un número único que mida el rendimiento del sistema y una serie de métricas fragmentadas que ofrecen información sobre las partes que lo componen. Por otro lado, Sturmberg & Lanham (2014) plantean que las limitaciones de los modelos tradicionales de evaluación del desempeño se derivan en gran medida de la tendencia a estudiar sus partes de manera independiente, a partir de la descomposición y simplificación del sistema, lo que en sistemas complejos, como lo es el sistema de salud (Luke & Stamatakis, 2012; Rouse, 2008), puede generar pérdida de información sobre los

fenómenos que emergen de las interacciones entre los elementos que lo componen y que no pueden ser explicados a partir del estudio de sus partes (Lipsitz, 2012).

Dentro de los modelos evaluación del desempeño de sistemas de salud las medidas de la morbilidad se utilizan para estudiar el estado de salud de la población (Bonita et al., 2006; OCDE, 2017; OMS, 2018c; OPS, 2019), información que sirve de insumo para evaluar el grado de cumplimiento de los objetivos generales del sistema, particularmente el de restaurar y mantener la salud de la población. Estas medidas incluyen descripciones estadísticas para medir la frecuencia, duración y severidad de las enfermedades, las lesiones y las discapacidades en las poblaciones (GBD, 2018; Kestenbaum, 2009). Debido al incremento en el número de pacientes con múltiples diagnósticos médicos se ha generado una línea de estudio dentro de la morbilidad encargada de analizar y medir la coexistencia de diagnósticos en los individuos, denominada multimorbilidad. En la literatura tradicional se han identificado tres enfoques para medir la multimorbilidad (Fernández-Niño & Bustos-Vázquez, 2016): los recuentos de diagnósticos (el más utilizado), la construcción de índices ponderados y los análisis multivariados. En el caso de los conteos, cada medida incluye diferentes listas de diagnósticos lo que dificulta su comparabilidad (Boersma et al., 2020), los índices, en su mayoría, han sido desarrollados y validados en poblaciones clínicas definidas, lo que limita su aplicabilidad a la población general (Fernández-Niño & Bustos-Vázquez, 2016; Huntley et al., 2012; Prados-Torres et al., 2014; Ricci-Cabello et al., 2015) y los análisis multivariados se han enfocado en analizar la correlación de las enfermedades (Fernández-Niño & Bustos-Vázquez, 2016), lo que limita la posibilidad de analizar la estructura de las relaciones entre los diagnósticos para estudiar el estado de salud de las poblaciones.

Por lo anterior, se han explorado enfoques relacionales para estudiar la multimorbilidad, como los basados en el Análisis de Redes (AR) (Jones et al., 2022). Según Barabasi (2016) detrás de cada sistema complejo hay una red que codifica las interacciones entre sus componentes, así, desde este enfoque es posible identificar las propiedades estructurales y dinámicas del sistema, a partir de proponer modelos que representen y ayuden a entender el significado de dichas propiedades, así como analizar la emergencia de los fenómenos colectivos (Barabási, 2016; Latora et al., 2017; Newman, 2010). Esta metodología permite analizar las relaciones entre entidades, representándolas como nodos en grafos, por lo que en multimorbilidad, se ha utilizado principalmente para describir

y visualizar patrones asociados a un diagnóstico base (Khan et al., 2018; Leva & Bitonti, 2018; Liu et al., 2016) o a un grupo poblacional (Glicksberg et al., 2016; Hernández et al., 2019; Kalgotra et al., 2017, 2020; Rentería-Ramos et al., 2019; Schäfer et al., 2014) en poblaciones de Norteamérica y Europa.

Derivado del alcance de las investigaciones realizadas a la fecha, se identificó que una de las posibles líneas de trabajo en investigaciones futuras es el análisis de los patrones de multimorbilidad a nivel de la población general en países de medianos y bajos ingresos, con el fin de determinar los vínculos más importantes entre diagnósticos, teniendo en cuenta las condiciones sociodemográficas regionales. Además, debido a que el estudio de los diagnósticos médicos vincula información del estado de salud de la población, se evidenció la oportunidad de obtener medidas de evaluación del desempeño de los sistemas de salud a partir del análisis de las interacciones entre los diagnósticos médicos, siendo este el vacío de conocimiento que se aborda en esta tesis.

Este trabajo presenta una propuesta de medidas para evaluar el desempeño de un sistema de salud, a partir del estudio de los patrones de morbilidad y su relación con los servicios prestados, teniendo en cuenta que los patrones de morbilidad tienen información del estado de salud de las poblaciones y por lo tanto del desempeño o grado de cumplimiento de los objetivos del sistema. Usando la metodología de AR, se construyeron representaciones relacionales para caracterizar los patrones de morbilidad individuales y colectivos, considerando la edad, el sexo y la condición socioeconómica, con el fin de identificar las relaciones entre los patrones de morbilidad y determinantes en salud. A continuación, se construyó una representación relacional entre la componente de prestación de servicios del sistema de salud y los patrones de morbilidad, a partir del estudio de la coocurrencia de los diagnósticos médicos y los procedimientos dados a los pacientes. Finalmente, se presenta un modelo conceptual que consolida y relaciona las medidas de las representaciones relacionales construidas, que brindan información del desempeño del sistema de salud como un todo.

En el capítulo 1 se presenta el contexto general de la tesis: los antecedentes, el problema, los objetivos y el diseño de la investigación. Los antecedentes incluyen la estructura de los modelos institucionales de evaluación del desempeño de los sistemas de salud, por ser referentes para comprender los elementos que se han considerado previamente, las métricas tradicionales de morbilidad y multimorbilidad usadas para estudiar el estado de

salud de las poblaciones y los estudios específicos de AR para identificar y describir la multimorbilidad, con el fin de definir el alcance de los trabajos realizados y los vacíos del conocimiento, insumo necesario para la definición del problema y los objetivos del estudio. Finalmente se presenta el diseño de la investigación que incluye el plan general que se realizó para responder a la pregunta de investigación y alcanzar los objetivos propuestos.

En el capítulo 2 se presenta la representación relacional propuesta para estudiar los patrones de morbilidad individuales en términos de redes, en una población objeto de estudio, usando los registros individuales de prestación de servicios de salud de las consultas médicas, bajo segmentaciones poblacionales por factores sociodemográficos de edad, sexo y condición socioeconómica. A partir del estudio de la distribución y diversidad del número de diagnósticos o el número de nodos de las redes de morbilidad individual, se proponen métricas que brindan información del estado de salud y que pueden complementar las medidas de morbilidad tradicionales. Además, se presenta un análisis de robustez y extensión a otras regiones, para evaluar si las medidas obtenidas son sensibles al tamaño de la muestra y especificidades geográficas, con el fin de validar los resultados obtenidos.

En el capítulo 3 se presenta la representación relacional propuesta para estudiar los patrones de multimorbilidad colectivos que se obtienen de concatenar las redes de morbilidad individuales generadas en el capítulo anterior, considerando los factores sociodemográficos de edad, sexo y condición socioeconómica. Se analizan métricas de provenientes de las propiedades topológicas de las redes de multimorbilidad poblacional para identificar su estructura y describir y comparar el estado de salud de las poblaciones teniendo en cuenta la coexistencia de múltiples diagnósticos en los pacientes. Además, debido a las diferencias en los tamaños de muestra de las segmentaciones poblacionales, se presenta un nuevo análisis de robustez de estas medidas. Finalmente se presenta una extensión del análisis a otras dos regiones con el fin de validar los resultados obtenidos.

En el capítulo 4 se analizan las relaciones entre los diagnósticos médicos y la componente de prestación de servicios de salud, para lo cual se presenta la representación relacional entre los diagnósticos y procedimientos para un grupo poblacional delimitado que se analizó en dos periodos de tiempo, usando los registros individuales de prestación de servicios de salud de los procedimientos médicos. Se obtuvieron métricas de topología de

las redes construidas para identificar la estructura de las redes y describir las relaciones entre el estado de salud de las poblaciones y los procedimientos médicos dados a los pacientes como insumo para obtener información del desempeño del sistema de salud.

En el capítulo 5 se consolidan las medidas propuestas en el trabajo y se configura de manera conceptual el modelo para evaluar el desempeño de un sistema de salud.

Finalmente se presentan las principales conclusiones y recomendaciones de la tesis.

1 Contexto general

Este capítulo incluye los antecedentes, el problema, los objetivos y diseño de la investigación. En los antecedentes se presenta la representación y las medidas usadas para evaluar el desempeño de los sistemas de salud, haciendo énfasis en las medidas tradicionales de morbilidad y multimorbilidad que se han usado para evaluar el estado de salud de las poblaciones, así como los estudios específicos de AR para estudiar la multimorbilidad, con el fin de definir el alcance de los trabajos previos y los vacíos del conocimiento que configuran el problema abordado y que son el insumo para la definición de los objetivos y el diseño de la investigación.

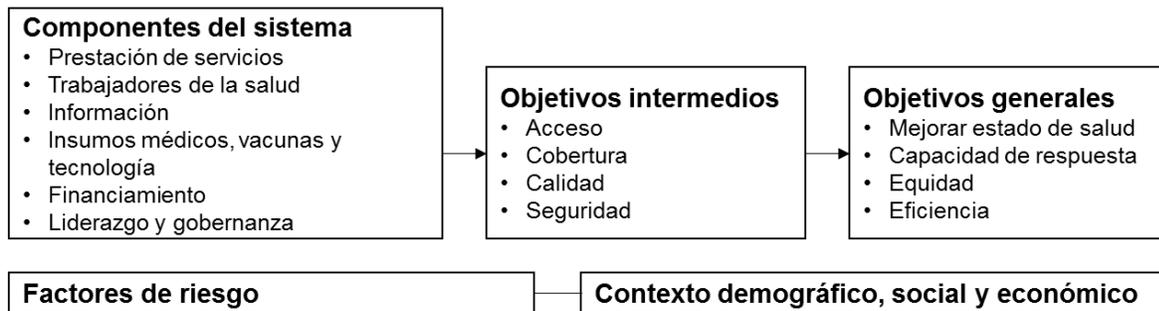
1.1 Antecedentes

1.1.1 Evaluación institucional del desempeño del sistema de salud

El desempeño del sistema de salud es un concepto multidimensional relativo que relaciona los elementos logrados con respecto a los que pudiesen lograrse en cada una de las metas del sistema (OMS, 2000). Instituciones tales como la Organización Mundial de la Salud (OMS), la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico (OCDE) y la Organización Panamericana de la Salud (OPS), han desarrollado diversos modelos de evaluación del desempeño, que han servido de base para la configuración de las estructuras y medidas usadas por los países. En la Figura 1-1 se consolidan los elementos fundamentales que conforman las estructuras institucionales de los modelos de evaluación del desempeño de los sistemas de salud (Arah et al., 2006; OCDE, 2017; OMS, 2000, 2007, 2010, 2018a; OPS, 2012, 2019). Estos modelos plantean que el sistema está conformado por los componentes básicos de prestación de servicios, trabajadores de la salud, información, insumos, vacunas y tecnología, el financiamiento y el liderazgo y la

gobernanza. Definen como objetivos intermedios el acceso, la cobertura, la calidad y la seguridad y como objetivos generales mejorar el estado de salud de la población, tener capacidad de respuesta para cubrir sus requerimientos, garantizar equidad en la contribución financiera y tener un uso eficiente de los recursos. Finalmente, resaltan la importancia de monitorear de manera complementaria los factores demográficos, sociales, económicos y de riesgo, por ser determinantes en el estado de salud.

Figura 1-1: Elementos fundamentales de los modelos de evaluación institucional



Fuente: Elaboración propia

1.1.2 Medidas tradicionales de evaluación del desempeño

Las medidas para evaluar el desempeño de los sistemas de salud se clasifican en indicadores individuales e indicadores compuestos. Los indicadores individuales se refieren a medidas utilizadas para monitorear aspectos del desempeño en una dimensión determinada (Perić et al., 2018), mientras que los indicadores compuestos son una combinación matemática de varias medidas para obtener un número que proporciona información global del desempeño (Jacobs et al., 2004). En el caso de los objetivos generales se han propuesto indicadores de los dos tipos para evaluar su grado de cumplimiento.

Los indicadores individuales más utilizados para monitorear el estado de salud de las poblaciones son los de mortalidad y morbilidad (OCDE, 2017; OMS, 2018a; OPS, 2019). Los indicadores de mortalidad describen la frecuencia del número de defunciones ocurridas en una población, mientras que los de morbilidad estudian la aparición y evolución de las enfermedades (Bonita et al., 2006). Estos indicadores individuales tienen como ventajas que son sencillos de calcular, generalmente los requerimientos de información se encuentran disponibles en las bases de datos institucionales y permiten de

manera rápida y directa identificar que elementos deben ser intervenidos basado en su desempeño individual (Hejduková & Kureková, 2017; Perić et al., 2017, 2018; Schwartz & Deber, 2016). Sin embargo, estos mismos autores resaltan que es una desventaja el hecho de que ofrezcan información sobre el desempeño de cada elemento de manera independiente sin considerar el sistema como un todo. Además, plantean que el disponer de una variedad de indicadores dificulta la comparación entre los sistemas de salud.

Dentro de la diversidad de indicadores compuestos que se han formulado para medir los objetivos generales del sistema, uno de los más referenciados es el índice de desempeño global. Este indicador pondera la esperanza de vida ajustada por discapacidad, como medida del estado de salud, la mortalidad infantil por grupos poblacionales como medida de equidad, un puntaje de calificación del respeto a las personas y la orientación hacia el cliente como medida de capacidad de respuesta y la proporción de gastos en salud como medida de eficiencia (OMS, 2000). Las ventajas que tienen los indicadores compuestos es que brindan una imagen de contexto o resumen del desempeño y permiten la integración de diferentes dimensiones de análisis, lo que facilita la comparación entre sistemas de salud. (Barclay et al., 2019; Hejduková & Kureková, 2017). Dentro de las desventajas, estos autores resaltan que es posible que se presente falta de transparencia en la selección de las medidas individuales, puesto que en algunos casos la selección se define por la disponibilidad de los indicadores en las bases de datos, así como que los indicadores suponen que las partes incluidas son capaces de resumir el todo.

1.1.3 Morbilidad

Los indicadores de morbilidad tradicionales incluyen medidas de frecuencia, duración y severidad de las enfermedades, las lesiones y las discapacidades en las poblaciones (OPS, 2018). Las medidas de frecuencia más utilizadas son los indicadores de incidencia que se refiere a la probabilidad de que un individuo perteneciente a la población en riesgo se vea afectado por la enfermedad de interés en un período específico y prevalencia que es la probabilidad de que un individuo perteneciente a la población base sea afectado por un evento o enfermedad de interés en un momento dado (Bonita et al., 2006). Las medidas de duración y severidad buscan medir el progreso y grado de afectación de una enfermedad. En esta categoría se incluyen indicadores tales como los de supervivencia y letalidad, entre los que se encuentran el porcentaje de pacientes que sobreviven un

número de años luego del diagnóstico y la tasa de mortalidad por enfermedades (GBD, 2018).

Debido al incremento en el número de pacientes con múltiples enfermedades adicional a las medidas anteriores se ha generado una línea de estudio dentro de la morbilidad encargada de analizar la presencia de más de un diagnóstico en los individuos denominada multimorbilidad.

1.1.4 Multimorbilidad

Dos términos usados generalmente para referirse a la presencia de más de un diagnóstico en un paciente son comorbilidad y multimorbilidad. Feinstein (1970) define la comorbilidad como “cualquier entidad clínica que ha existido o que podría ocurrir durante el curso clínico de un paciente que tiene una enfermedad índice bajo estudio”. Según Valderas et al. (2009) la multimorbilidad es la “presencia de múltiples enfermedades en un individuo”. La diferencia entre los dos términos radica en que en el segundo no existe dominancia entre enfermedades, es decir no hay una enfermedad índice (Nicholson, Makovski, et al., 2019; Ricci-Cabello et al., 2015). En este trabajo se usará el término comorbilidad para denotar la coocurrencia de dos diagnósticos en el paciente (sin considerar una enfermedad índice) y multimorbilidad para denotar la coocurrencia de diversos diagnósticos médicos en un individuo.

En la literatura tradicional se identifican tres tipos de enfoques para medir la multimorbilidad (Fernández-Niño & Bustos-Vázquez, 2016). En el primer enfoque (el más utilizado) se encuentran los recuentos de diagnósticos, a partir del auto informe del paciente o de una evaluación clínica (Boersma et al., 2020). El segundo incluye los índices que ponderan de forma diferencial las condiciones médicas, teniendo en cuenta la funcionalidad o la gravedad (Almagro et al., 2020; Wei et al., 2020). Finalmente, se encuentran los análisis multivariados que buscan identificar perfiles clínicos y patrones de relaciones entre los diagnósticos (Jani et al., 2019; Lee et al., 2020; Vinjerui et al., 2020).

En el caso de los conteos, cada medida incluye diferentes listas de diagnósticos, lo que dificulta la comparabilidad y la posibilidad de configurar análisis relacionales entre los múltiples diagnósticos presentes en los pacientes (Fernández-Niño & Bustos-Vázquez, 2016; Huntley et al., 2012; Nicholson, Almirall, et al., 2019; Prados-Torres et al., 2014; Ricci-Cabello et al., 2015). Con respecto a los índices, en su mayoría, han sido

desarrollados y validados en poblaciones clínicas definidas, como por ejemplo pacientes hospitalizados o población mayor, lo que limita su aplicabilidad a la población general caracterizada por ser más heterogénea (Fernández-Niño & Bustos-Vázquez, 2016; Huntley et al., 2012; Prados-Torres et al., 2014; Ricci-Cabello et al., 2015). Finalmente, los análisis multivariados se han enfocado en analizar la correlación de los diagnósticos en una población dada (Fernández-Niño & Bustos-Vázquez, 2016).

En los trabajos de Ng et al. (2018) y Prados-Torres et al.(2014) se plantea que los dos principales enfoques metodológicos usados en los análisis multivariados en multimorbilidad son el Análisis Factorial y el Análisis de Conglomerados. El objetivo del Análisis Factorial es encontrar el menor número de grupos o 'factores' de un conjunto de variables, basado en su varianza común (Montgomery & Runger, 2003). Una limitación importante de este método, al agrupar variables correlacionadas, es que algunas de ellas pueden aparecer en varios factores, haciendo que la interpretación de los grupos sea difícil (Jones et al., 2022). Por lo tanto, aunque puede ser útil identificar qué condiciones comúnmente ocurren juntas, no brinda información específica sobre la naturaleza de las relaciones entre las condiciones que ha agrupado (Trinic et al., 2012). Por otro lado, el Análisis de Conglomerados agrupa los datos mediante partición y métodos jerárquicos para encontrar los grupos de condiciones que son más frecuentes que ocurran juntos (Montgomery & Runger, 2003). Sin embargo, el enfoque no permite determinar la fuerza de las relaciones entre las condiciones individuales que están en cada clúster, por lo que es difícil determinar la importancia comparativa de las relaciones entre las condiciones de un grupo (Jones et al., 2022).

La prevalencia del análisis de conteo y la correlación para el estudio de la multimorbilidad evidencian que existe una oportunidad para contribuir al análisis de las interacciones entre los diagnósticos desde otros enfoques relacionales, como el Análisis de Redes (AR). El AR ha sido utilizado para estudiar relaciones entre entidades en salud pública, tales como personas u organizaciones, unidades biológicas como genes y moléculas o información clínica vinculada con la atención de los pacientes, como los diagnósticos (Brunson & Laubenbacher, 2017; Luke & Stamatakis, 2012; Valente & Pitts, 2017). En esta perspectiva, es posible describir y analizar las relaciones entre dichas entidades, representándolas como nodos en grafos (Latora et al., 2017). Los vínculos entre estos nodos se han definido teniendo en cuenta interacciones sociales (Valente & Pitts, 2017), flujos de pacientes y recursos entre instituciones o actores del sistema (Brunson &

Laubenbacher, 2017) y la coocurrencia de diagnósticos en los pacientes (Capobianco & Lió, 2015; Hao et al., 2018).

1.1.5 AR para el estudio de la multimorbilidad poblacional

Una red es un conjunto de nodos o vértices conectados por enlaces o aristas. La red puede ser representada mediante un grafo $G = (V, E)$, compuesto por dos conjuntos, el de los nodos V y el de las aristas E . Cada elemento del conjunto E corresponde a una pareja (i, j) de nodos conectados (Estrada & Knight, 2015). La red es no dirigida si para cada pareja de (i, j) en E se cumple que existe la pareja (j, i) , en caso contrario es dirigida. Cada arista puede tener asignado un valor numérico que representa su importancia o peso, si este valor es uno o cero, es decir representa la existencia o no del vínculo, se denominan redes binarias o de adyacencia. Cuando el peso de la arista toma cualquier valor numérico, se denominan redes valuadas o pesadas. Finalmente, la red bipartita es un grafo compuesto por dos grupos de nodos, con enlaces que se establecen sólo entre cada par de nodos pertenecientes a conjuntos diferentes (Wasserman & Faust, 1994).

El AR es un conjunto de técnicas que permiten identificar las propiedades estructurales y dinámicas de un sistema complejo, teniendo en cuenta que detrás de este tipo de sistemas hay una red que codifica las interacciones entre sus componentes (Barabási, 2016). Esta metodología permite proponer modelos que representan y ayudan a entender el significado de dichas propiedades y analizar la emergencia de los comportamientos colectivos, que no pueden ser estudiados si se analiza cada elemento del sistema de forma independiente (Estrada, 2011).

Para identificar y caracterizar el alcance y enfoque de los trabajos en donde se ha utilizado el AR para estudiar las relaciones entre los diagnósticos médicos a nivel poblacional, se realizó una revisión de la literatura en la base de datos Scopus, específicamente en las palabras claves (keywords), utilizando la ecuación de búsqueda de dos niveles que se presenta en la Tabla 1-1. La búsqueda fue limitada al tipo de documento artículo de investigación, escritos en inglés y español, desde el año 2010 hasta junio del 2020, obteniendo sesenta y ocho documentos. Se revisaron los resúmenes y seleccionaron los artículos en donde se estudiaban redes de coocurrencia de diagnósticos médicos. Se identificaron quince artículos que correspondían particularmente al objetivo. Finalmente se

adiciono un trabajo institucional realizado por el Ministerio de Salud de Colombia por cumplir con los requisitos de búsqueda.

Tabla 1-1: Ecuación de búsqueda revisión de literatura

"disease association" OR "disease network" OR "disease - disease" OR morbidity OR "co morbidity" OR comorbidity OR co-morbidity OR "clinical co ocurrence" OR "disease co ocurrence" OR multi-morbidity OR multimorbidity
AND
network analysis" OR "complex network" OR "network science"

Fuente: Elaboración propia

En la Tabla 1-2 se presenta la clasificación de los artículos revisados en detalle según las propiedades topológicas de una red. Se identificó que los estudios de análisis de coocurrencia usando AR, se han enfocado en describir patrones de multimorbilidad de grupos poblacionales segmentados (Alfonso-Sierra et al., 2016; Glicksberg et al., 2016; Guo et al., 2019; Hanauer & Ramakrishnan, 2012; Hee et al., 2016; Hernández et al., 2019; Jensen et al., 2014; Kalgotra et al., 2017, 2020; Pettey et al., 2016; Rentería-Ramos et al., 2019; Schäfer et al., 2014) o asociados a un diagnóstico base (Hossain et al., 2020; Khan et al., 2018; Leva & Bitonti, 2018; Liu et al., 2016). Los trabajos presentan estudios de multimorbilidad en poblaciones de Norteamérica (Glicksberg et al., 2016; Hanauer & Ramakrishnan, 2012; Kalgotra et al., 2017, 2020; Pettey et al., 2016), Europa (Hernández et al., 2019; Jensen et al., 2014; Leva & Bitonti, 2018; Schäfer et al., 2014), Asia (Guo et al., 2019; Hee et al., 2016; Liu et al., 2016), Oceanía (Hossain et al., 2020; Khan et al., 2018) y pocos en Latinoamérica, se encontraron solo dos artículos para Colombia (Alfonso-Sierra et al., 2016; Rentería-Ramos et al., 2019). En estos trabajos se han considerado factores sociodemográficos de sexo (Hee et al., 2016; Hernández et al., 2019; Kalgotra et al., 2017; Liu et al., 2016), edad (Alfonso-Sierra et al., 2016; Hee et al., 2016; Liu et al., 2016), etnia (Glicksberg et al., 2016; Kalgotra et al., 2020) y condición socioeconómica (Rentería-Ramos et al., 2019).

Tabla 1-2: Clasificación de artículos de investigación según propiedades de red

Tipo	Propiedad	Medidas
Microscópicas	Centralidad	Grado: (Alfonso-Sierra et al., 2016; Glicksberg et al., 2016; Guo et al., 2019; Hee et al., 2016; Kalgotra et al., 2017, 2020; Leva & Bitonti, 2018; Liu et al., 2016; Schäfer et al., 2014) Centralidad de cercanía: (Glicksberg et al., 2016; Guo et al., 2019; Kalgotra et al., 2017, 2020; Leva & Bitonti, 2018) Centralidad de intermediación: (Guo et al., 2019; Kalgotra et al., 2017, 2020; Schäfer et al., 2014)
	Cohesión	Identificación de comunidades: (Alfonso-Sierra et al., 2016; Glicksberg et al., 2016; Hernández et al., 2019; Khan et al., 2018; Leva & Bitonti, 2018; Rentería-Ramos et al., 2019; Schäfer et al., 2014) Coeficiente de clusterización: (Glicksberg et al., 2016; Guo et al., 2019; Hossain et al., 2020; Khan et al., 2018) Densidad: (Hossain et al., 2020; Kalgotra et al., 2017; Khan et al., 2018) Longitud de caminos: (Hossain et al., 2020; Khan et al., 2018; Liu et al., 2016) Diámetro: (Hee et al., 2016; Hossain et al., 2020)
Macroscópicas		Distribución y correlación de medidas topológicas: (Guo et al., 2019; Rentería-Ramos et al., 2019) Análisis temporal de diagnósticos médicos: (Hanauer & Ramakrishnan, 2012; Hossain et al., 2020; Jensen et al., 2014; Khan et al., 2018)

Fuente: Elaboración propia

Las medidas de centralidad cuantifican la importancia de los nodos en la estructura de la red (Estrada, 2011; Newman, 2010; Wasserman & Faust, 1994). En los trabajos previos se han calculado las medidas de grado para estudiar el número de enlaces que tiene un nodo con otros nodos y de grado ponderado que corresponde a la suma de los pesos de los enlaces de un nodo, con el fin de identificar los diagnósticos médicos más conectados

en las redes de multimorbilidad (Glicksberg et al., 2016; Hee et al., 2016) o el número total de relaciones que están directamente asociadas a un diagnóstico médico (Guo et al., 2019; Leva & Bitonti, 2018; Liu et al., 2016; Schäfer et al., 2014). Además, se han estimado la centralidad de intermediación que cuantifica el número de veces que un nodo se encuentra entre los caminos más cortos de otros nodos, para identificar el número de veces que las enfermedades sirvieron como un puente en el camino más corto entre otras enfermedades (Guo et al., 2019; Kalgotra et al., 2017; Schäfer et al., 2014) y la centralidad de cercanía que analiza que tan cerca está un nodo de todos los demás nodos de la red para encontrar las enfermedades que tiene mayor riesgo de ser incluidas en el diagnóstico de otras enfermedades (Glicksberg et al., 2016; Guo et al., 2019; Kalgotra et al., 2017).

Las medidas de cohesión miden el nivel de agrupamiento que existe en la red (Estrada, 2011; Newman, 2010; Wasserman & Faust, 1994). Su uso se ha concentrado en la identificación de comunidades o clústeres de diagnósticos médicos usando algoritmos para optimizar la modularidad (Khan et al., 2018; Leva & Bitonti, 2018; Rentería-Ramos et al., 2019) y Fast Greedy (Hernández et al., 2019). Se han estimado medidas tales como el coeficiente de clusterización para cuantificar que tanto está conectado un nodo con sus vecinos (Hossain et al., 2020), la densidad para comparar la proporción de las relaciones presentes en la red frente al máximo número de relaciones que pueden existir, teniendo en cuenta el número de diagnósticos que la componen (Kalgotra et al., 2017; Khan et al., 2018), el diámetro para identificar el máximo camino más corto en la red (Hee et al., 2016) y la longitud promedio de caminos para cuantificar el número medio de aristas que hay que recorrer a través del camino más corto para todos los posibles pares de diagnósticos en la red (Liu et al., 2016).

De las propiedades macroscópicas se ha estudiado las distribuciones de probabilidad de medidas de estructura como el grado nodal (Guo et al., 2019; Rentería-Ramos et al., 2019), en ambos casos se encontró que las distribuciones del grado se ajustaban a una ley de potencia. Por otro lado, se han estudiado las correlaciones entre medidas topológicas. En el estudio de Guo et al. (2019) se estudiaron las correlaciones entre el grado, el coeficiente de clusterización, la centralidad de cercanía y la centralidad de intermediación. Los autores concluyeron que en la red algunos nodos pueden ocurrir más fácilmente con otros, mientras que diagnósticos con menor valor de centralidad de cercanía tendían a ocurrir simultáneamente con enfermedades de su mismo tipo. Finalmente, se identificaron trabajos que estudiaron las trayectorias de las enfermedades en el tiempo, utilizando

enfoques para modelar relaciones temporales que utilizan redes dirigidas y analizan las diadas en el tiempo (Hanauer & Ramakrishnan, 2012; Khan et al., 2018), así como el orden de aparición de los diagnósticos (Jensen et al., 2014), comparando cohortes que incluyen diferentes enfermedades para identificar las transiciones más prevalentes (Hossain et al., 2020).

1.2 Identificación del problema

Las medidas de los modelos tradicionales de evaluación del desempeño de los sistemas de salud, dependen de poder descomponer y recomponer los elementos del sistema, procedimiento que no aplica en varios aspectos a los sistemas complejos, como lo es el sistema de salud, puesto que puede existir pérdida de información importante sobre las interacciones entre los elementos que lo componen (Rouse, 2008). Existe discrepancia entre las características y los supuestos de los enfoques tradicionales de análisis de datos con las características de los datos y los modelos que se derivan de los sistemas complejos (OMS, 2009). Luke & Stamatakis (2012) mencionan que los tipos de análisis estadísticos que se utilizan frecuentemente en salud pública no son adecuados para estudiar sistemas complejos. Técnicas analíticas como los modelos estadísticos tradicionales, diseñadas para probar correlaciones, rompen la estructura de interacciones que se presentan en el sistema (Freeman, 2004).

A pesar de que tradicionalmente las medidas de morbilidad han sido utilizadas como insumo para evaluar el grado de cumplimiento del objetivo general de mejorar el estado de salud de la población, en general los indicadores utilizados pueden ser de carácter fragmentado, presentando información de uno o varios diagnósticos de manera independiente. Papanicolas & Cylus (2017) mencionan que los estudios de evaluación del desempeño en general toman una perspectiva muy estrecha respecto a los resultados del sistema, en gran medida por el estudio de cada parte de manera independiente, mientras que Papanicolas & Smith (2013) resaltan que los indicadores individuales presentan información de partes del sistema y los indicadores compuestos agregan medidas individuales de algunos componentes preseleccionados, suponiendo que son un resumen del todo.

En el estudio de la presencia de más de un diagnóstico o la multimorbilidad en un paciente, se encontraron tres enfoques de medición: recuentos de diagnósticos, índices ponderados de las condiciones médicas y análisis multivariados de perfiles clínicos. Estas medidas

incluyen diferentes listas de diagnósticos, lo que dificulta la comparabilidad, han sido desarrollados y validados en poblaciones clínicas definidas, lo que limita su aplicabilidad a la población general caracterizada por ser más heterogénea y se han enfocado en estudiar la correlación de los diagnósticos. La práctica de realizar análisis de frecuencia y de correlación para el estudio de la multimorbilidad evidencia que existe una oportunidad para contribuir al análisis de los vínculos entre los diagnósticos desde otros enfoques relacionales, como el AR.

El análisis de la multimorbilidad desde el enfoque de AR se ha concentrado en la descripción y visualización de patrones de multimorbilidad para grupos poblacionales, teniendo en cuenta principalmente factores como edad y sexo, en menor medida etnia y condición socioeconómica. La metodología se ha utilizado principalmente para identificar los diagnósticos más conectados y las principales comunidades o clústeres de enfermedades. En menor medida se identificaron trabajos enfocados en estudiar la estructura de la red y la dinámica del sistema. Además, la mayoría de los estudios corresponden a estudios de multimorbididades en poblaciones de Norteamérica y Europa. Se identifica que una de las líneas de trabajo a futuro es el análisis de la multimorbilidad a nivel de población general en otros países, con el fin de determinar los vínculos más importantes entre diagnósticos, teniendo en cuenta condiciones sociodemográficas regionales. Además, debido a que el estudio de los diagnósticos médicos vincula información del estado de salud de la población, es posible obtener medidas de evaluación del desempeño de los sistemas de salud a partir del análisis de la estructura y dinámica de las relaciones entre los diagnósticos médicos.

Por lo anterior, existe la oportunidad de identificar medidas para evaluar el desempeño del sistema, a partir del estudio de los patrones de morbilidad de los pacientes, y su relación con los servicios recibidos, teniendo en cuenta factores sociodemográficos de los pacientes, a nivel poblacional. Dada esta realidad, la pregunta general de investigación que se formula en este proyecto es: *¿Cómo se puede medir el desempeño del sistema de salud a partir del análisis de las relaciones entre los patrones de morbilidad, los servicios de salud que provee el sistema y factores sociodemográficos?*

1.3 Objetivos

Objetivo general

Desarrollar un modelo para evaluar el desempeño de un sistema de salud a partir del estudio de los patrones de morbilidad y su relación con los servicios prestados por el sistema, aplicando Análisis de Redes.

Objetivos específicos

- Construir una representación relacional para caracterizar los patrones de morbilidad individuales y colectivos de la población.
- Construir una representación relacional entre los patrones de morbilidad y aspectos demográficos, incluyendo los determinantes sociales y los factores de riesgo que se encuentran en las bases de datos públicas del sistema de salud.
- Construir una representación relacional entre la componente de prestación de servicios del sistema de salud y los patrones de morbilidad.
- Desarrollar un modelo que aplique el Análisis de Redes para evaluar el desempeño de sistemas de salud, tomando medidas sobre la topología de las redes construidas para obtener información sobre la estructura y la dinámica del sistema.

1.4 Diseño de la investigación

El modelo de investigación propuesto para alcanzar el objetivo general se presenta en la Figura 1-2: Modelo de investigación. Este modelo se configura bajo la tesis de que las relaciones entre los diagnósticos médicos dados a los pacientes tienen información del estado de salud de las personas y por lo tanto del grado de cumplimiento de los objetivos generales del sistema de salud, por lo que es posible medir el desempeño del sistema a partir de su análisis. El modelo incluye tres grandes fases, (i) la caracterización de los patrones de multimorbilidad a partir del estudio de las relaciones entre los diagnósticos médicos dados a los pacientes, como insumo para estudiar el estado de salud de la población, (ii) el análisis de las relaciones entre los diagnósticos médicos y los procedimientos que el sistema ha brindado a los pacientes y que son un resultado de su configuración y (iii) la consolidación de las medidas de evaluación del desempeño que configuran el modelo conceptual propuesto.

Para el desarrollo de cada una de las fases se llevaron a cabo las siguientes etapas generales:

Fase 1: Caracterización de los patrones de morbilidad

- Determinación de la representación relacional de los diagnósticos que permita analizar sus interacciones.
- Selección y análisis de métricas de la estructura y dinámica de las redes consolidadas a partir de la representación relacional propuesta en la etapa anterior, que brinden información del desempeño del sistema de salud, estratificando por determinantes en salud para analizar disparidades poblacionales.
- Análisis de robustez para evaluar si los resultados de las métricas estas asociadas al tamaño de las muestras o las características de los datos.
- Extensión a otras regiones con el fin de validar si los resultados obtenidos son generalizables o particulares de la población estudiada.

Fase 2: Caracterización de las relaciones entre multimorbilidad y procedimientos

- Determinación de la representación relacional entre diagnósticos y procedimientos que permita analizar las interacciones entre la componente de prestación de servicios del sistema de salud y los patrones de morbilidad.
- Selección y análisis de métricas de la estructura y dinámica de las redes consolidadas a partir de la representación relacional propuesta en la etapa anterior, que brinden información del desempeño del sistema de salud, estratificando por determinantes en salud para analizar disparidades poblacionales.

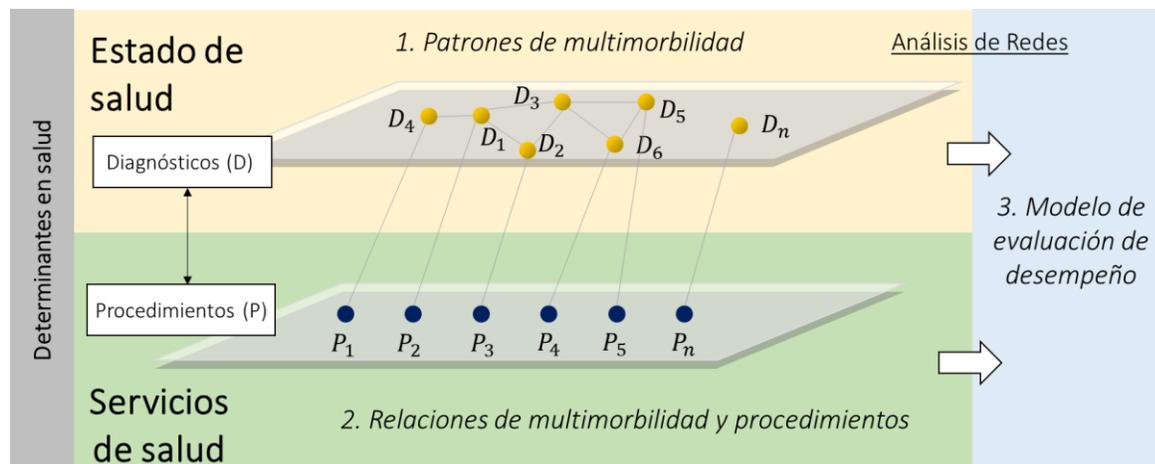
Fase 3: Propuesta de modelo de evaluación del desempeño

- Consolidación de las medidas de redes obtenidas en las fases anteriores que brindan información del desempeño del sistema.

En el modelo se precisa que el Análisis de Redes es la técnica utilizada para el estudio de las relaciones entre los diagnósticos médicos y los procedimientos, así como para la obtención de las medidas de evaluación del desempeño, que corresponden a propiedades

estadísticas microscópicas y macroscópicas de las representaciones relacionales definidas.

Figura 1-2: Modelo de investigación



Fuente: Elaboración propia

Los determinantes en salud son las condiciones que determinan el estado de salud de una comunidad. En el concepto propuesto por Lalonde (1974) se establece que la salud de una población está condicionada por la interacción de cuatro grupos de factores: biología humana, medio ambiente, estilo de vida, y servicios de atención (De La Guardia Gutiérrez & Ruvalcaba, 2020). La biología humana relaciona los aspectos genéticos y biológicos de la población, dentro del medio ambiente se incluyen los factores naturales y socio-culturales que afectan al entorno del hombre, mientras que en los estilos de vida los comportamientos y hábitos que ejercen una influencia sobre la salud de las personas y la atención sanitaria que incluye la cantidad y calidad de los recursos utilizados para mantener y mejorar la salud de la población, así como la estructura y políticas del sector (De La Guardia Gutiérrez & Ruvalcaba, 2020).

A partir de la evolución del concepto de determinantes, la OMS (2019) plantea el concepto de determinantes sociales de la salud para referirse a las circunstancias en que las personas nacen, crecen, viven, trabajan y envejecen, incluido el sistema de salud. Los componentes básicos del marco conceptual de los determinantes sociales de la salud incluyen: a) los determinantes estructurales y o sociales y b) los determinantes intermedios y personales. Dentro de los determinantes estructurales se incluyen los atributos que generan o fortalecen la estratificación de una sociedad y definen la posición

socioeconómica de la gente. Los determinantes intermedios se distribuyen según la estratificación social y determinan las diferencias en cuanto a la exposición y la vulnerabilidad a las condiciones perjudiciales para la salud. Dentro de la segunda categoría se incluyen circunstancias materiales como la calidad de la vivienda, psicosociales como las redes de apoyo de las personas, factores conductuales como hábitos de nutrición y actividad física y del sistema de salud como la exposición y vulnerabilidad a los factores de riesgo y acceso a los servicios.

En este trabajo se consideraron tres determinantes en salud, los factores biológicos de edad, y sexo y el determinante social de posición socioeconómica, por ser los factores disponibles en las bases de datos estudiadas. El régimen de afiliación fue la aproximación utilizada para definir la posición socioeconómica, debido a que ha sido utilizado previamente para el mismo fin (Hilarión-Gaitán et al., 2019). Se consideraron los regímenes de afiliación contributivo y subsidiado, por ser los dos principales regímenes de aseguramiento en el Sistema de Salud colombiano (Ley 100 de 1993). Al Régimen contributivo tienen la obligación de afiliarse las personas asalariadas, los contratistas, los pensionados y jubilados y los trabajadores independientes con disponibilidad para cubrir el monto total de la cotización. En el Régimen subsidiado se encuentran personas de escasos recursos, clasificadas en los niveles 1 o 2 del Sistema de Identificación de Potenciales Beneficiarios de Programas Sociales (SISBEN), poblaciones especiales prioritarias, personas en condición de desplazamiento, menores desvinculados del conflicto armado, comunidades indígenas, personas mayores en centros de protección, población rural migratoria, personas del programa de protección a testigos de la Fiscalía General de la Nación, indigentes o población gitana (Ministerio de Salud, 2021).

Se utilizó el lenguaje de programación Python para llevar a cabo los diferentes análisis, usando las librerías Numpy y Pandas para análisis matemáticos y organización de la información, Scipy para análisis estadísticos, Matplotlib para generación de figuras y Networkx para construcción y análisis de redes. El procesamiento de las bases de datos se llevó a cabo en el Clúster del Centro de Excelencia en Computación Científica de la Universidad Nacional de Colombia.

Consideraciones éticas

De acuerdo con la Resolución 8430 de 1993 esta investigación se considera con riesgo mínimo, toda vez que no se realiza ninguna intervención o modificación intencionada de las variables biológicas, fisiológicas, psicológicas o sociales de los individuos incluidos en el estudio. El proyecto fue revisado, evaluado y aprobado por el Comité de Ética de la Secretaría de Salud de Bogotá (ver Anexo 1). Los registros de las bases de datos que se analizaron fueron recibidos anonimizados con un código aleatorio para proteger la privacidad de los individuos sujetos de investigación. Se cumplieron las condiciones de verificación y control de la idoneidad en el uso de las bases de datos definidas en los formatos de confidencialidad solicitados por las instituciones que custodian y administran los registros.

1.5 Conclusiones

Se presentan los antecedentes del trabajo incluyendo los elementos que componen los modelos de evaluación del desempeño institucionales, enfocándose en las medidas tradicionales de morbilidad utilizadas como insumo para evaluar el grado de cumplimiento del objetivo de un sistema de salud de mejorar el estado de salud de la población. Se identificó que las medidas son de carácter fragmentado y han sido utilizadas para describir o analizar la correlación entre las enfermedades, así como que ignoran la estructura de las relaciones entre los diagnósticos, por lo tanto, es posible utilizar otros enfoques relacionales como el AR para estudiar la morbilidad.

Se consolidan los hallazgos que muestran cómo el alcance de la utilización del AR para el estudio de la morbilidad se ha concentrado en la descripción de patrones de multimorbilidad poblacional principalmente en Norteamérica y Europa e identificación de los diagnósticos más conectados y principales clústeres. A partir de lo anterior y teniendo en cuenta que los diagnósticos médicos vinculan información del estado de salud de la población, se reconoce la oportunidad de estudiar los patrones de morbilidad como insumo para identificar medidas de evaluación del desempeño de los sistemas de salud y a partir de allí se define el problema y los objetivos de la tesis de investigación. Finalmente se presenta de forma general el diseño de la investigación en donde se muestra el plan general que se realizó para alcanzar los objetivos propuestos.

2 Caracterización de patrones de morbilidad individuales y su relación con factores sociodemográficos

En esta sección se presenta la representación relacional propuesta para caracterizar los patrones de morbilidad individuales teniendo en cuenta los aspectos sociodemográficos de edad, sexo y condición socioeconómica, con el fin de abordar los dos primeros objetivos específicos. La caracterización incluye el análisis de la distribución de probabilidad del número de nodos o diagnósticos dados a los pacientes y de medidas de entropía calculadas, debido a que se evidenció que la perspectiva de ensamble estadístico es adecuada. A partir de esta caracterización se identificaron métricas para evaluar el estado de salud de las poblaciones, enriqueciendo y complementando las medidas de morbilidad tradicionales, que en su mayoría se definen a partir de la frecuencia de ocurrencia de los diagnósticos.

Este capítulo está estructurado así: en la sección 2.1 se describe la estructura de la base de datos utilizada, con el fin de conocer los insumos de información disponibles para la construcción de la representación relacional propuesta, en la sección 2.2 se presenta la representación relacional para estudiar los patrones de morbilidad individuales, en la sección 2.3 se detallan las métricas que se propusieron para caracterizar los patrones de morbilidad, en la sección 2.4 se consolida la información de la población objeto de estudio, en la sección 2.5 se presentan los resultados de la aplicación de la construcción relacional a la población objeto de estudio, en la sección 2.6 se describe el análisis de robustez realizado para evaluar si los resultados obtenidos son sensibles al número de consultas y el tamaño de la muestra. Finalmente, en la sección 2.7 se presenta una extensión de la

aplicación de la representación relacional a otras dos regiones geográficas, con el fin de validar los resultados obtenidos previamente y determinar si son generalizables o particulares de la población estudiada.

2.1 Base de datos

En Colombia se integra la información de la oferta y la demanda de los servicios de salud, la calidad de los servicios, el aseguramiento, el financiamiento y la promoción social en un Sistema Integral de Información de la Protección Social (SISPRO), gestionado por el Ministerio de Salud y Protección Social (Ministerio de Salud y Protección Social, 2019a). Dentro de las diferentes fuentes de información disponibles en SISPRO, la base de datos de los Registros Individuales de Prestación de Servicio (RIPS), es la encargada de registrar la información asociada a las actividades de salud que se prestan en el Sistema General de Seguridad Social en Salud, con relación al paquete obligatorio de servicios. Los RIPS son reportados al Ministerio de Salud y Protección Social por todas las entidades responsables de la prestación de servicios de salud (Ministerio de Salud y Protección Social, 2019b). Según las Resoluciones 1531 de 2014 y 3374 del 2000, los RIPS están conformados por los datos que se presentan a continuación (Ministerio de Salud y Protección Social, 2019b):

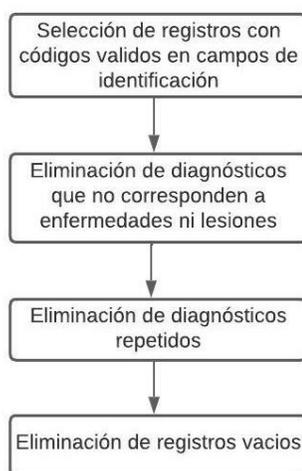
- De identificación: datos descriptivos de la entidad administradora del plan de beneficios, del prestador del servicio, del usuario y de la transacción reportada en la factura de venta.
- Del servicio de salud: datos descriptivos de las consultas médicas, los procedimientos, los servicios de urgencias, de hospitalización y los medicamentos.
- Del motivo que originó su prestación: datos descriptivos de la finalidad del servicio, el diagnóstico principal y los diagnósticos relacionados.

Para la caracterización de los patrones de morbilidad se estudiaron los registros de consultas médicas de los RIPS, debido a que en este servicio se evalúa el estado de salud y factores de riesgo de los pacientes. Incluyen las consultas médicas de primera vez y de control, las ambulatorias, de urgencias, interconsultas, las juntas médicas, las visitas domiciliarias y las realizadas como parte de control de pacientes especiales (Ministerio de Salud y Protección Social, 2019b). Los campos estudiados son: código identificador del

usuario, fecha de nacimiento o edad, sexo, régimen de afiliación, fecha de la consulta, código del diagnóstico principal y códigos de los diagnósticos relacionados (máximo tres). Los diagnósticos en cada consulta están codificados según la Clasificación Internacional de Enfermedades (CIE10) para Colombia, un sistema de categorías que permite describir el estado de salud de las personas en términos de enfermedades, lesiones y motivos de consulta (Gómez, 2015).

El proceso de preparación de la base de datos se llevó a cabo siguiendo las fases que se presentan en la Figura 2-1. Como primera medida se seleccionaron los registros que presentaron códigos válidos de identificación en edad (rango de 0 a 95 años), sexo (hombre y mujer) y en condición socioeconómica (afiliación al régimen contributivo o subsidiado). A continuación de cada registro se eliminaron los diagnósticos que según la clasificación CIE10 no correspondían a enfermedades o lesiones y están referidos a síntomas, signos y hallazgos clínicos y de laboratorio anormales, causas externas de morbilidad y de mortalidad, factores que influyen en el estado de salud, contacto con los servicios de salud y códigos para propósitos especiales, cuyas categorías se identifican en CIE10 con los códigos R00–R99, V01–Y98, Z00–Z99 y U00-U85. Además, se eliminaron los diagnósticos repetidos y los registros vacíos, es decir los que luego del proceso de limpieza no incluían diagnóstico médico (ver Anexo 2).

Figura 2-1: Proceso de preparación de bases de datos

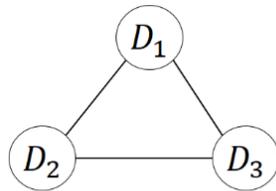


Fuente: Elaboración propia

2.2 Representación relacional

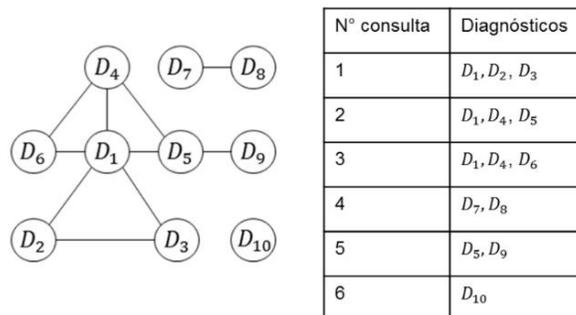
Con el fin de representar la multimorbilidad en términos de redes se construyeron grafos cuyos nodos son los diagnósticos médicos y los vínculos o aristas entre los nodos se presentan si existe coocurrencia de los diagnósticos en una o varias consultas médicas. Inicialmente se trazan grafos para cada consulta, con un vínculo entre dos diagnósticos distintos si estos fueron dados en la misma consulta. Así, por ejemplo, si en una consulta el médico dictamina tres diagnósticos D_1 , D_2 y D_3 , cada uno de los tres diagnósticos está representado por un nodo y existe un vínculo entre cada par de ellos porque coocurren en la misma consulta (ver Figura 2-2). Una vez se definen los grafos por consultas, se procede a generar las redes de diagnósticos para cada uno de los pacientes a partir de la superposición de los grafos de sus consultas durante el periodo de tiempo estudiado (ver Anexo 2). En la Figura 2-3 se presenta el ejemplo de la red de un paciente con seis consultas médicas y sus respectivas combinaciones de diagnósticos por consulta.

Figura 2-2: Grafo para la coocurrencia de tres diagnósticos (D_1 , D_2 y D_3) en una consulta médica.



Fuente: elaboración propia

Figura 2-3: Grafo para la coocurrencia de diagnósticos (D_1, D_2, \dots, D_{10}) de un paciente.



Fuente: elaboración propia

Los nodos de los grafos están identificados por los cuatro caracteres del código de la clasificación CIE10. En la Tabla 2-1 se presentan las categorías de clasificación CIE10 consideradas en la construcción de la representación relacional. El peso de los nodos está dado por el número de consultas en las que se le dio el diagnóstico al paciente, mientras que el peso de las aristas es el número de consultas en las que coocurrieron el par de diagnósticos.

Tabla 2-1: Lista de categorías de la Clasificación CIE10 a tres caracteres

N°	Categorías	Códigos
1	Ciertas enfermedades infecciosas y parasitarias	A00-B99
2	Tumores [neoplasias]	C00-D48
3	Enfermedades de la sangre y de los órganos hematopoyéticos, y ciertos trastornos que afectan el mecanismo de la inmunidad	D50-D89
4	Enfermedades endocrinas, nutricionales y metabólicas	E00-E90
5	Trastornos mentales y del comportamiento	F00-F99
6	Enfermedades del sistema nervioso	G00-G99
7	Enfermedades del ojo y sus anexos	H00-H59
8	Enfermedades del oído y de la apófisis mastoides	H60-H95
9	Enfermedades del sistema circulatorio	I00-I99
10	Enfermedades del sistema respiratorio	J00-J99
11	Enfermedades del sistema digestivo	K00-K93
12	Enfermedades de la piel y del tejido subcutáneo	L00-L99
13	Enfermedades del sistema osteo-muscular y del tejido conjuntivo	M00-M99
14	Enfermedades del sistema genitourinario	N00-N99
15	Embarazo, parto y puerperio	O00-O99
16	Ciertas afecciones originadas en el período perinatal	P00-P96
17	Malformaciones congénitas, deformidades y anomalías cromosómicas	Q00-Q99
18	Traumatismos, envenenamientos y algunas otras consecuencias de causas externas	S00-T98

Fuente: (Ministerio de Salud y Protección Social, 2019b)

Para establecer las relaciones entre los patrones de morbilidad y los factores sociodemográficos se segmentó la población por subgrupos poblacionales teniendo en cuenta el régimen de afiliación, el sexo y la edad en grupos de seis años.

2.3 Métricas de análisis

Los patrones de morbilidad individual se estudiaron a partir del análisis de dos medidas de los grafos obtenidos al aplicar la representación relacional propuesta. La primera es el número de diagnósticos diferentes, que corresponde al número de nodos de cada red individual. La segunda es el número de diagnósticos totales que corresponde a la suma de los pesos de los nodos de cada red, el peso del nodo representa la importancia de cada diagnóstico o nodo en la red individual. Se analizó la suma de los pesos de los nodos debido a que permite incluir información de las repeticiones de los diagnósticos en los pacientes.

Para las redes de las segmentaciones poblacionales se calcularon las distribuciones de probabilidad del número de diagnósticos diferentes y número de diagnóstico totales y las distribuciones acumulativas complementarias (CCDF por sus siglas en inglés), que representa la probabilidad de que la variable aleatoria tome un valor por encima de un nivel particular. Las CCDF fueron estimadas por ser distribuciones más robustas respecto a las fluctuaciones asociadas al tamaño de la muestra, particularmente en las colas de la distribución (Estrada, 2011). A continuación, se aplicaron regresiones exponenciales para encontrar las funciones que mejor se ajustaban a las variables estudiadas. Teniendo en cuenta que las regresiones presentaron R cuadrado superiores al 99% (ver Anexo 2), se concluyó que las distribuciones de probabilidad eran consistentes con distribuciones de familias de funciones exponenciales, por lo que se utilizó el concepto de ensamble estadístico para estudiar las diferencias entre las distribuciones de probabilidad de las segmentaciones poblacionales (Dorogovtsev & Mendes, 2003; Estrada, 2011; Newman, 2010).

Dado que las distribuciones exponenciales maximizan la Entropía en sistemas con una cantidad conservada (en un gas ideal es la energía por partícula, que se asocia a la temperatura), se midió la Entropía de Shannon para analizar la uniformidad de cada distribución de probabilidad y la Entropía relativa o Divergencia de Kullback-Leibler para determinar la diferencia entre las distribuciones de probabilidad estudiadas, que da cuenta del nivel de orden en el sistema asociado en este caso a la persistencia de los diagnósticos en las consultas (ver Anexo 2).

La Entropía de Shannon es una medida de incertidumbre en sistemas probabilísticos que para un evento aleatorio con un conjunto n de estados posibles, cada uno con una

probabilidad p_i , la entropía H es el valor medio ponderado de la cantidad de información de los diversos estados posibles y estará dada por la Ecuación 2-1 (Shannon, 1948).

$$H = - \sum_{i=1}^n p_i \log(p_i) \quad (2-1)$$

La entropía relativa o divergencia de Kullback-Leibler es una medida no simétrica de la similitud o diferencia entre dos funciones de distribución de probabilidad p y q , en teoría de la información mide el número esperado de extra bits requeridos en muestras de código de p cuando se usa un código basado en q , en lugar de un código basado en p (Kullback & Leibler, 1951). Matemáticamente, la divergencia de Kullback-Leibler está definida por la Ecuación 2-2.

$$D_{KL}(p|q) = \sum_x p(x) \log \frac{q(x)}{p(x)} \quad (2-2)$$

Con el fin de analizar si la divergencia de Kullback-Leibler vincula información de la cronicidad de los pacientes, esta medida se estimó adicionalmente a una segmentación poblacional que clasifica a los pacientes en crónicos o no crónicos. Un paciente es crónico si en los diagnósticos individuales registrados se incluían códigos CIE10 asociados a las enfermedades crónicas más prevalentes en Colombia: hipertensivas, isquémicas del corazón, cerebrovasculares, crónicas de vías respiratorias, diabetes, cáncer y obesidad, de lo contrario fue catalogado como no crónico.

2.4 Población objeto de estudio

La representación relacional se aplicó al departamento de Risaralda, ubicado en el centro-oeste del país, con una población proyectada para el 2018 de 943.401 habitantes (DANE, 2020). Este departamento fue seleccionado por ser una de las regiones con mejor desempeño en materia de competitividad en el país (Consejo Privado de Competitividad & Universidad del Rosario, 2022), ubicado en medio de zonas que han sufrido el conflicto armado, por lo que confluyen víctimas que huyen de zonas de alta violencia, como Chocó, Urabá y provincias del suroeste de Colombia (Rentería-Ramos et al., 2019).

La base de datos RIPS disponible en la Secretaria de Salud del departamento de Risaralda contaba inicialmente con 9.387.796 registros de consultas médicas de 1.009.463 pacientes del periodo 2011-2015. Luego de aplicar el proceso de procesamiento de datos descrito en el apartado 2.1, se analizaron 5.972.225 registros médicos de consultas médicas de 316.580 pacientes afiliados al régimen contributivo y 380.436 al régimen subsidiado. En la Tabla 2-2 se presentan medidas descriptivas de la población estudiada, en donde se observa que el 45% de los pacientes son del régimen contributivo y el 55% del subsidiado. En promedio el 46% de los pacientes de cada régimen son hombres. Las mujeres y los afiliados al régimen subsidiado presentan mayor número de consultas y diagnósticos promedio por paciente.

Tabla 2-2: Descripción general de registros RIPS Risaralda 2011-2015

Estadísticas	Hombres		Mujeres	
	Contributivo	Subsidiado	Contributivo	Subsidiado
Número de pacientes	150.151	170.322	166.429	210.114
Número de registros	869.723	1.391.106	1.261.816	2.449.580
Edad	32 ± 21	30 ± 23	35 ± 21	31 ± 22
Número de consultas por paciente	5,79 ± 7,32	8,17 ± 10,3	7,58 ± 9,12	11,66 ± 12,64
Número de diagnósticos por paciente	4,96 ± 5,21	6,77 ± 6,25	6,61 ± 6,99	9,77 ± 8,35

Datos son n o media ± desviación estandar.

2.5 Resultados

A continuación, se presentan los resultados de aplicar la representación relacional en la muestra de la población de Risaralda en el periodo 2011-2015, particularmente los análisis de las métricas definidas.

En las Figuras 2-4 y 2-5 se presentan las distribuciones de probabilidad del número de diagnósticos diferentes y totales, en las cuales se evidencia que es poco probable que a un paciente se le identifiquen una alta variedad de diagnósticos en su trayectoria de morbilidad, así como que en Risaralda las mujeres del régimen subsidiado tienen mayor probabilidad de recibir varios diagnósticos diferentes en comparación con los hombres. Al calcular las distribuciones CCDF se encontró que las distribuciones de probabilidad, tanto por régimen de afiliación, sexo o edad, exhibían largas colas exponenciales (ver Figuras 2-6 y 2-7). Teniendo en cuenta el ajuste exponencial de las distribuciones se calcularon los parámetros de la función exponencial de la forma $y = Ae^{-\beta x}$, para el número de

diagnósticos diferentes y número de diagnósticos totales con sus respectivos coeficientes de determinación R^2 por año, cuyos valores para las distribuciones CCDF fueron superiores a 0.99 (ver Anexo 3). El ajuste a una distribución exponencial, nos permite asumir que el sistema presenta una dinámica de sistema complejo en el cual se está maximizando la entropía, sujeto a la cantidad β , que establece una escala propia del sistema, análogo a la temperatura en los gases ideales (Newman, 2010).

Figura 2-4: Distribución número diagnósticos *diferentes*, Risaralda 2011-2015

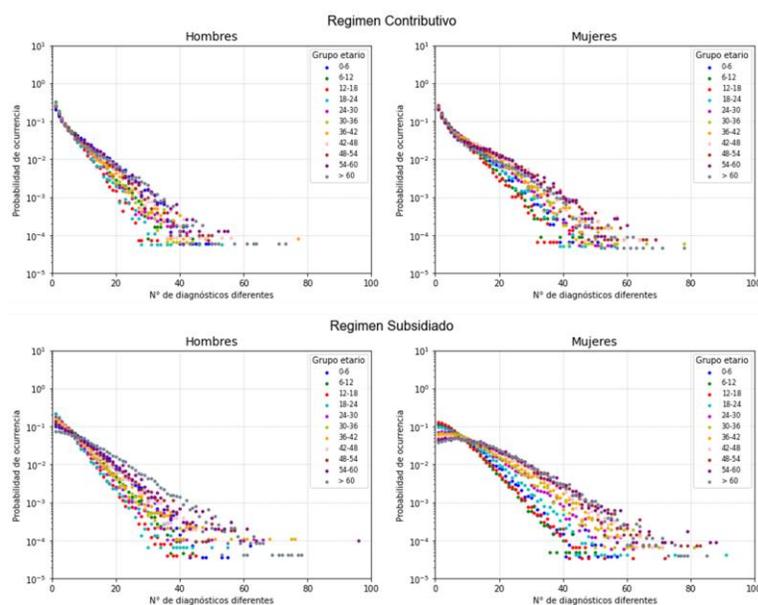


Figura 2-5: Distribución número de diagnósticos *totales*, Risaralda 2011-2015

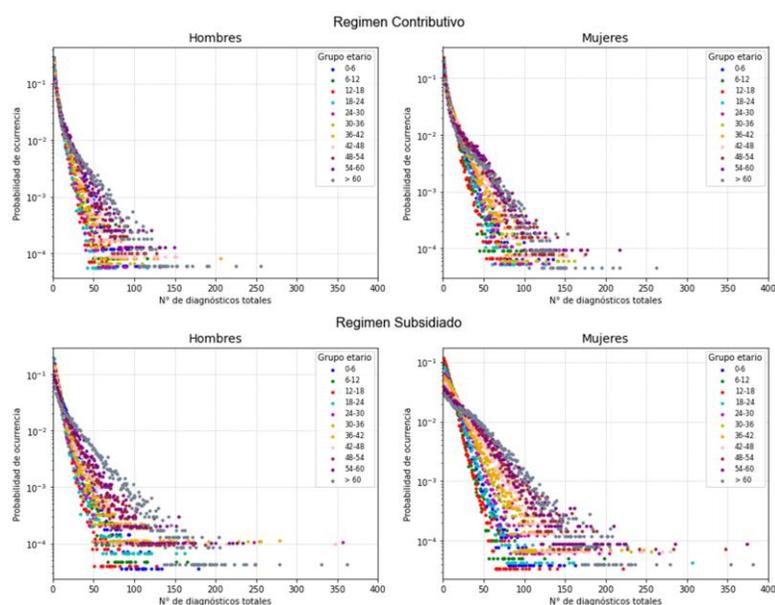


Figura 2-6: CCDF número de diagnósticos *diferentes*, Risaralda 2011-2015

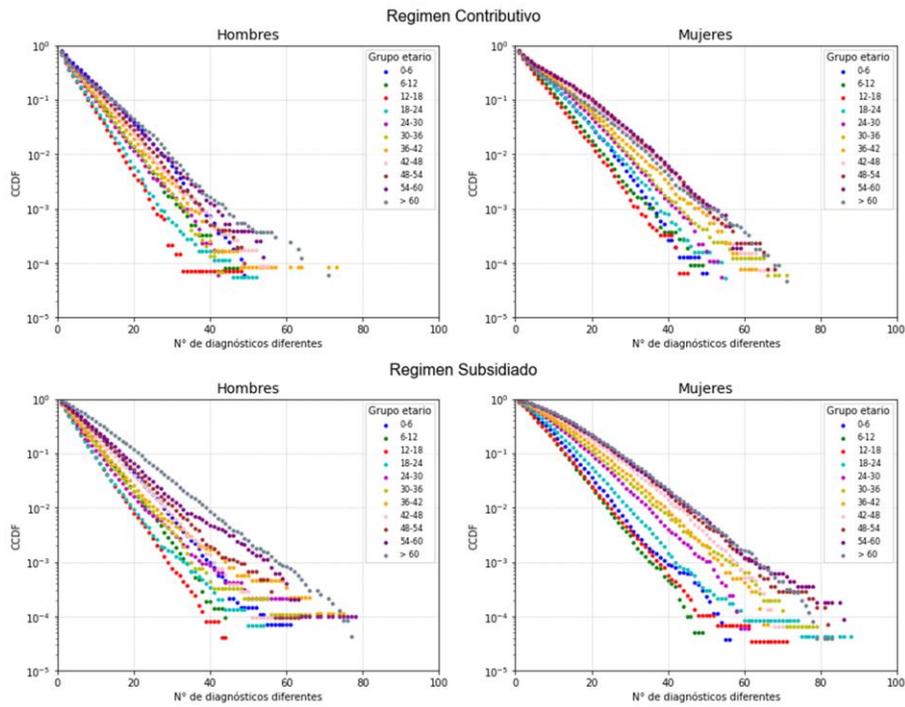
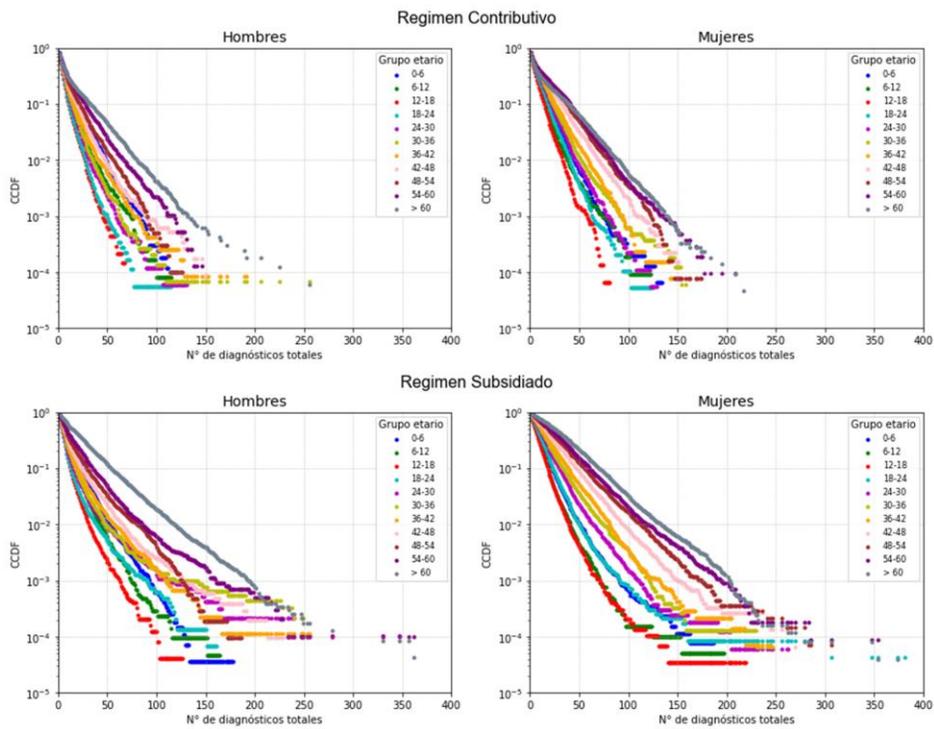
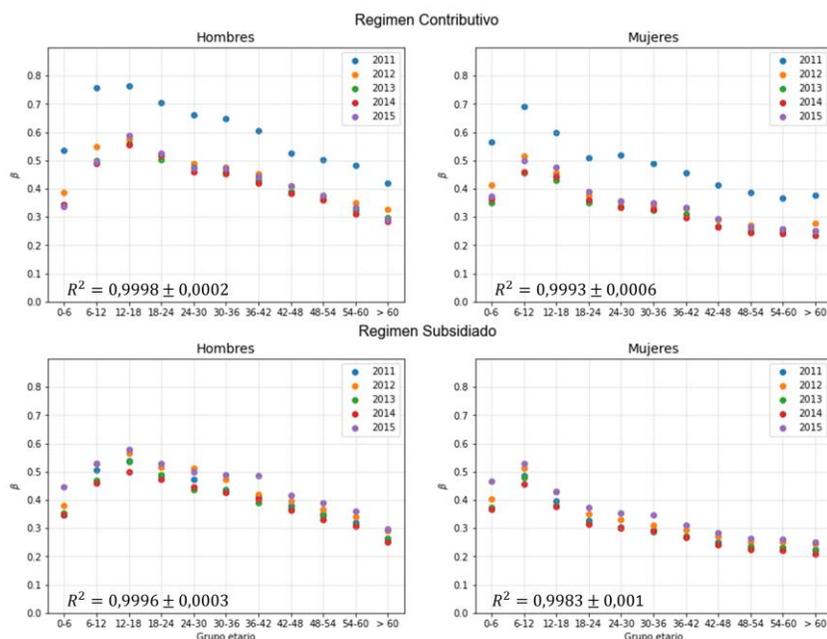


Figura 2-7: CCDF número de diagnósticos *totales*, Risaralda 2011-2015



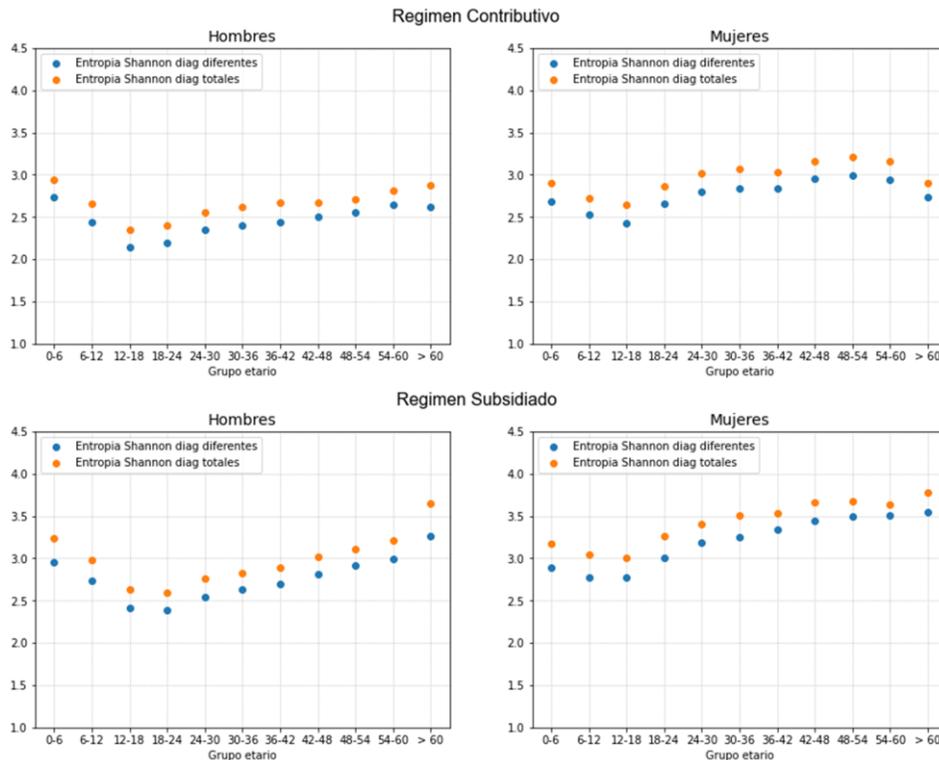
En la Figura 2-8 se presentan los valores del exponente β de las CCDF de las distribuciones de probabilidad para el número de diagnósticos diferentes de las redes individuales poblacionales por año. Se observa que β es consistente en los años y se mantiene un patrón de comportamiento periodo a periodo en los grupos poblacionales. Las diferencias en β en el año 2011 en el régimen contributivo se atribuyen al proceso de calibración realizado en este periodo por el Ministerio de Salud y Protección Social para la construcción de la base de datos RIPS. Un mayor valor del exponente β en la distribución de probabilidad del número de diagnósticos diferentes, representa un decrecimiento más rápido de la función exponencial, lo que significa una menor diversidad de diagnósticos en la trayectoria de morbilidad, lo que pudiese estar relacionado con un mejor estado de salud. En Risaralda se evidencian diferencias en el comportamiento de β entre mujeres y hombres, en los dos regímenes, especialmente en el rango de edad de 12 a 30 años, en donde son mayores para los hombres, lo que puede ser explicado por el contexto de salud de los embarazos, lo que hace a las mujeres susceptibles a tener una mayor diversidad de diagnósticos diferentes y por lo tanto menores valores de β . En el caso de los hombres, los rangos de 12 a 18 años son los que presentan los mayores valores de β , mientras que en las mujeres el mayor valor se presenta en el rango de 6 a 12 años.

Figura 2-8: Exponente β de la CCDF número de diagnósticos diferentes del 2011 al 2015



Debido al comportamiento exponencial identificado en las distribuciones del número de diagnósticos diferentes y totales, se analizan medidas de entropía para analizar cómo se está ordenando el sistema representado por el ensamble estadístico. En la Figura 2-9 se presenta la Entropía de Shannon para cada una de las segmentaciones de población agregada para el periodo 2011 a 2015. En general se observa consistencia con los patrones identificados en los exponentes β de las funciones exponenciales anuales, puesto que los grupos poblacionales con menores pendientes presentan los mayores valores de Entropía, lo que ratifica que presentan una mayor diversidad en la distribución de probabilidad del número de diagnósticos diferentes.

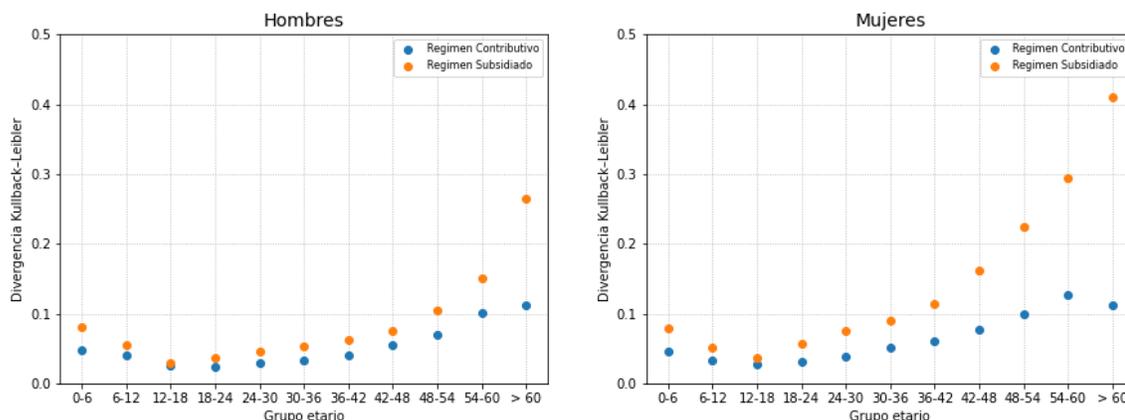
Figura 2-9: Entropía de Shannon de las distribuciones de probabilidad del número de diagnósticos, Risaralda 2011-2015



A continuación, se calcula la divergencia de Kullback-Leibler para comparar las distribuciones de probabilidad del número de diagnósticos diferentes y número de diagnósticos totales. Debido a que este valor representa las diferencias entre las distribuciones de probabilidad, un incremento en el valor de la medida significa que existe una mayor cantidad de repeticiones de los diagnósticos dados en el tiempo. Por lo anterior, es posible sugerir que la medida de divergencia de Kullback-Leibler vincula información de

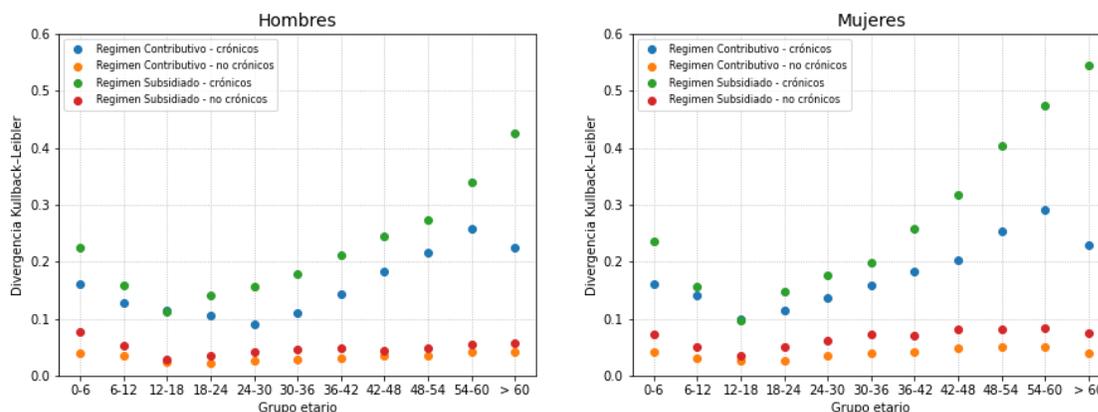
la cronicidad de los pacientes en el estado de salud de las poblaciones. En la Figura 2-10 se presenta la medida divergencia para Risaralda, en donde se observan mayores valores en los afiliados al régimen subsidiado, especialmente las mujeres a partir de los 54 años.

Figura 2-10: Divergencia de Kullback-Leibler entre las distribuciones de probabilidad del número de diagnósticos diferentes y del número de diagnósticos totales, Risaralda 2011-2015.



Con el fin de corroborar si la divergencia incluye información sobre la cronicidad de los pacientes, se calculó la divergencia para la segmentación adicional por tipo de paciente dependiendo de si se le había identificado o no una enfermedad crónica (ver Figura 2-11). Se observan mayores valores para los pacientes crónicos en ambos regímenes y sexos, pequeñas diferencias entre los pacientes no crónicos y mayores valores para la población de crónicos del régimen subsidiado, incrementándose esta diferencia a medida que se incrementa la edad. Los resultados evidencian que la medida discrimina los dos tipos de pacientes y vincula información de la cronicidad de los pacientes, así que en una población con mayor valor de Divergencia Kullback-Leibler se está presentando mayor repetición de diagnósticos y por lo tanto mayor cronicidad.

Figura 2-11: Divergencia Kullback-Leibler entre las distribuciones de probabilidad del número de diagnósticos diferentes y del número de diagnósticos totales por tipo de paciente, Risaralda – 2011-2015



2.6 Análisis de robustez

Teniendo en cuenta que las medidas del exponente β y las entropías calculadas se definieron debido a que se identificó un ajuste exponencial de las distribuciones de probabilidad del número de diagnósticos, se llevó a cabo un análisis de robustez para determinar si este patrón de comportamiento corresponde a una característica del sistema o a un efecto de las diferencias en el número de consultas y tamaños de las muestras de cada segmentación poblacional.

Se analizó el ajuste de las distribuciones de probabilidad del número de diagnósticos diferentes del periodo 2011-2015 a una función exponencial, en dos contextos, el primero de eliminación aleatoria del número de consultas y el segundo definiendo el mismo número de pacientes en todas las segmentaciones de población. En el primer caso se evaluaron tres escenarios de eliminación aleatoria de consultas, el 10%, 20% y 30% de las consultas médicas y con los registros no eliminados se construyeron las redes de morbilidad individuales. En el segundo caso se definieron 100 muestras de las segmentaciones poblacionales cada una con 7.000 pacientes seleccionados aleatoriamente. El tamaño de la muestra se definió en esa cantidad porque el grupo de menor tamaño incluía 7.739 pacientes (ver Tabla 2-3).

Tabla 2-3: Número de pacientes por grupo de edad Risaralda 2011-2015

Grupo edad	Contributivo		Subsidiado		Grupo edad	Contributivo		Subsidiado	
	Hombres	Mujeres	Hombres	Mujeres		Hombres	Mujeres	Hombres	Mujeres
0-6	16.723	15.361	27.816	26.126	36-42	12.034	12.873	8.877	14.179
6-12	12.245	10.840	21.255	19.929	42-48	11.504	13.258	10.334	15.197
12-18	13.826	15.097	24.712	29.429	48-54	9.975	12.671	10.650	13.848
18-24	17.812	19.237	14.785	23.274	54-60	7.739	10.625	9.905	11.234
24-30	16.980	18.247	9.437	16.408	> 60	16.472	21.821	23.350	25.158
30-36	14.841	16.399	9.201	15.332					

En todos los escenarios evaluados las distribuciones de probabilidad del número de diagnósticos diferentes presentaban largas colas exponenciales. En las Figuras 2-12 y 2-13 se presentan los exponentes β del ajuste de función exponencial de las distribuciones CCDF en los dos contextos. En los escenarios de eliminación aleatoria de consultas los R^2 presentaron valores superiores a 0,99, mientras que, en los escenarios del mismo tamaño de muestra, los R^2 presentaron valores superiores a 0,98. Se observa que el patrón de las pendientes β a nivel poblacional se mantiene en los dos contextos evaluados.

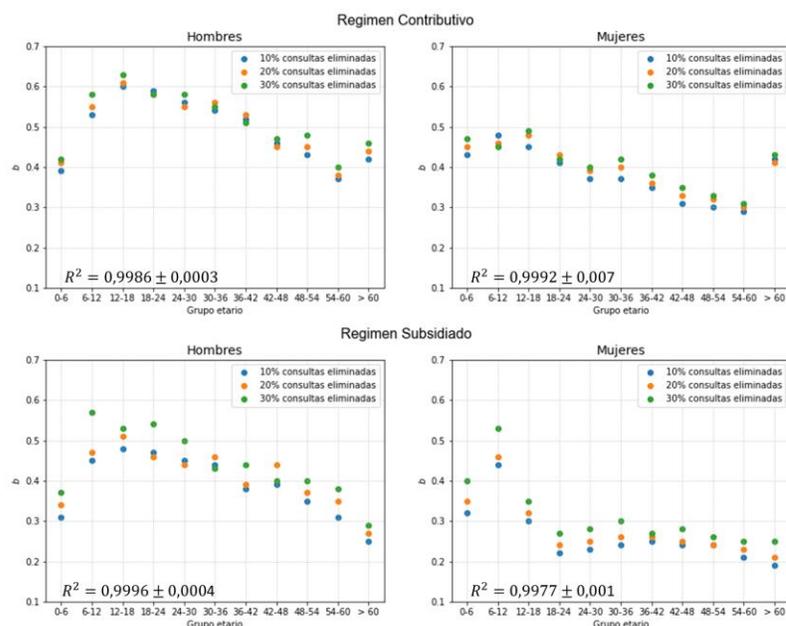
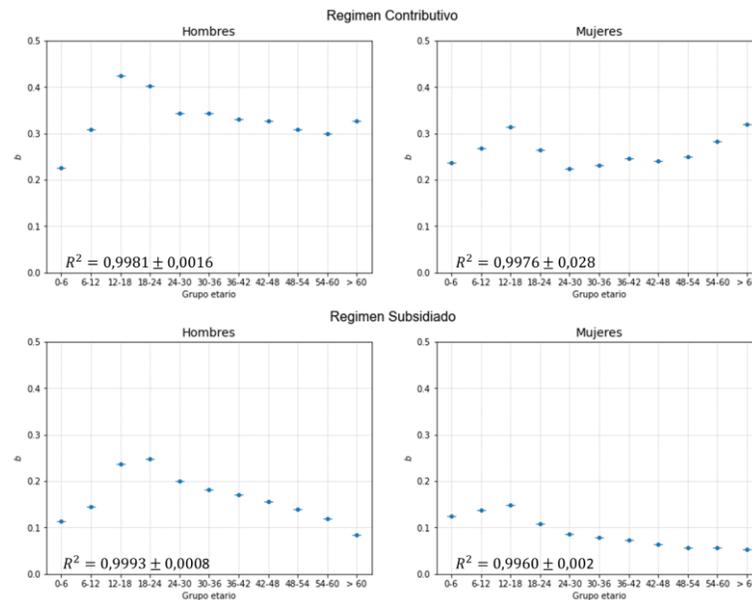
Figura 2-12: Exponente β de las CCDF de las distribuciones de probabilidad para el número de diagnósticos diferentes en el escenario de eliminación de consultas, Risaralda 2011-2015


Figura 2-13: Exponente β de la CCDF de las distribuciones de probabilidad para el número de diagnósticos diferentes en el escenario de 100 muestras de 7.000 pacientes, Risaralda 2011-2015



2.7 Extensión a otras regiones

Finalmente, se presenta una extensión de la aplicación de la representación relacional a otras dos regiones, con el fin de identificar si los hallazgos son particulares de la población analizada, como insumo para evaluar la utilidad de las medidas propuestas. Se construyeron redes de diagnósticos por paciente para Ibagué en los periodos 2015-2019 y Bogotá en 2018. La base de datos de Ibagué incluye 2.808.003 registros médicos de 333.767 pacientes afiliados al régimen contributivo y 158.649 al subsidiado, mientras que la de Bogotá está compuesta por 16.439.708 registros médicos, de 3.612.507 pacientes afiliados al régimen contributivo y 284.210 al subsidiado.

Se analizó la distribución de probabilidad del número de diagnósticos diferentes en las segmentaciones por sexo, edad y régimen de afiliación (ver Figuras 2-14 y 2-15). En los escenarios evaluados las distribuciones de probabilidad del número de diagnósticos diferentes presentaban largas colas exponenciales.

Figura 2-14: Distribución de probabilidad para el número de diagnósticos diferentes, Ibagué 2015-2019

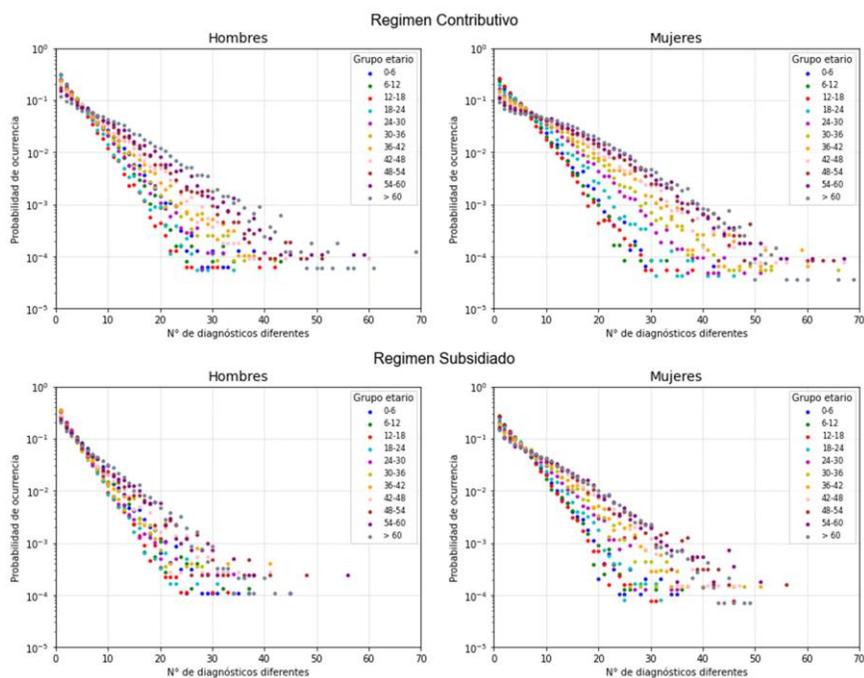
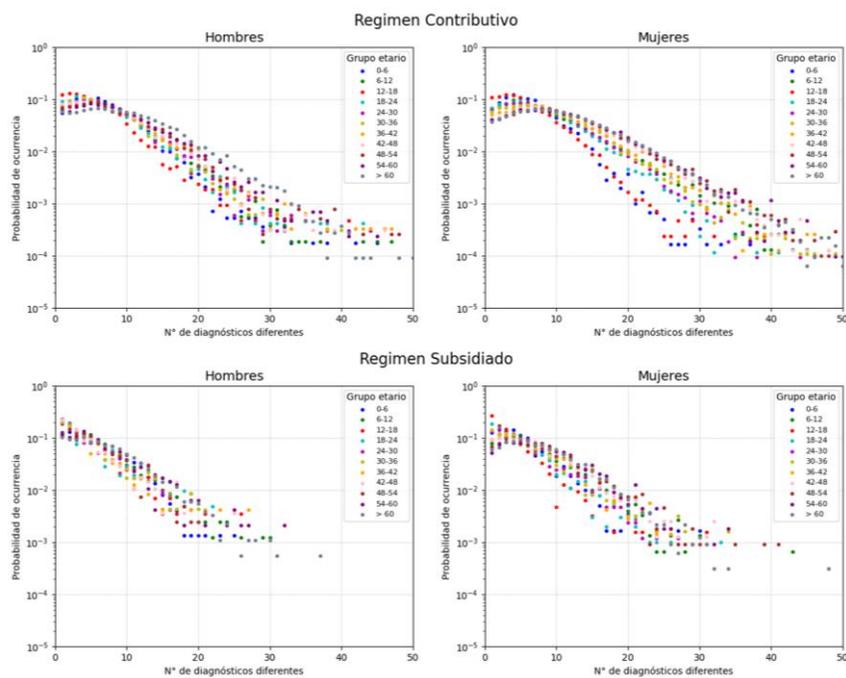


Figura 2-15: Distribución de probabilidad para el número de diagnósticos diferentes, Bogotá 2018



En las Figuras 2-16 y 2-17 se presentan los exponentes β en las funciones exponenciales de las distribuciones CCDF en las dos regiones. Se observa que el patrón general identificado en Risaralda se mantiene en los dos contextos evaluados, presentándose pequeñas diferencias. En el grupo de edad de 12 a 18 años se presenta la mayor pendiente en los dos sexos. En Bogotá el rango de 6 a 12 años en mujeres presenta un valor menor que el de 12 a 18 años. Además, en esta región se presentan menores diferencias entre los exponentes de los grupos etarios, comparado con las otras dos regiones. El comportamiento general identificado en β a nivel poblacional, es que el valor se incrementa (excepto en Bogotá en donde el valor para el rango de 6 a 12 años es menor que el de 0 a 6 años) hasta el rango de 12 a 18 años en donde se presenta la mayor pendiente, luego decae a medida que se incrementa la edad. No se identifican diferencias en el patrón de comportamiento entre regímenes. En las dos regiones los R^2 del ajuste exponencial de las distribuciones CCDF presentaron valores superiores a 0.98 (ver Anexo 4).

Figura 2-16: Exponente β de las CCDF para las distribuciones de probabilidad del número de diagnósticos diferentes, Ibagué 2015-2019.

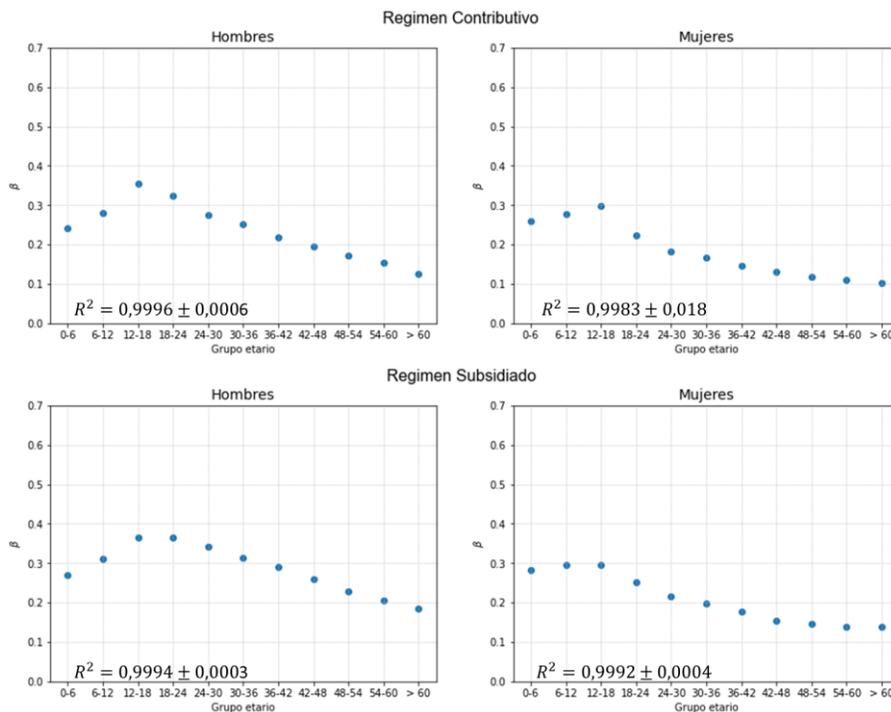
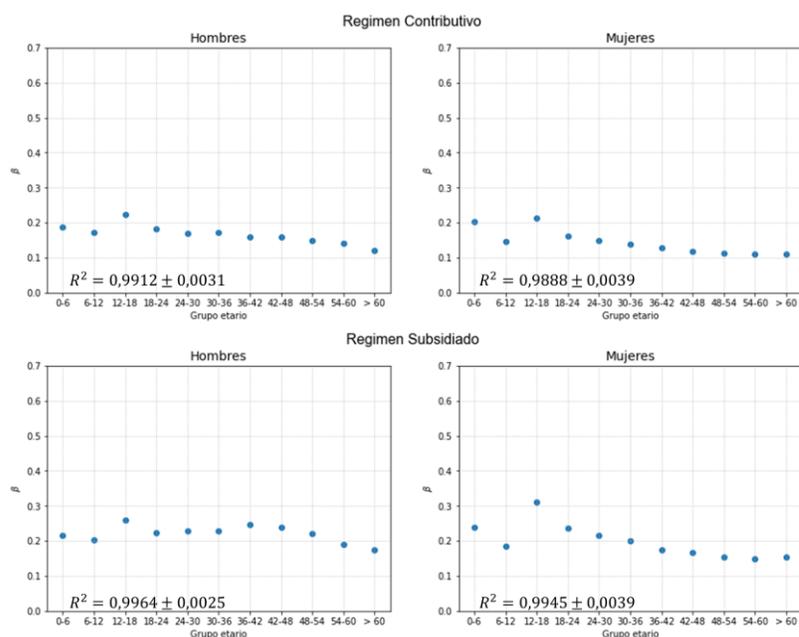


Figura 2-17: Exponente β de las CCDF para las distribuciones de probabilidad del número de diagnósticos diferentes, Bogotá 2018



Respecto a las medidas de divergencia de Kullback-Leibler se identificó el mismo patrón general en las tres regiones (ver Figuras 2-18 y 2-19). En los rangos de edad de 6 a 24 años se presentan los menores valores en los dos regímenes y sexos. Por otro lado, los grupos de edad mayores de 54 años muestran los valores de divergencia más altos. Los pacientes crónicos en todas las segmentaciones y regiones presentan mayores valores en comparación con los no crónicos.

Figura 2-18: Divergencia de Kullback-Leibler para las distribuciones de probabilidad del número de diagnósticos diferentes y el número de diagnósticos totales por tipo de paciente, Ibagué 2015-2019

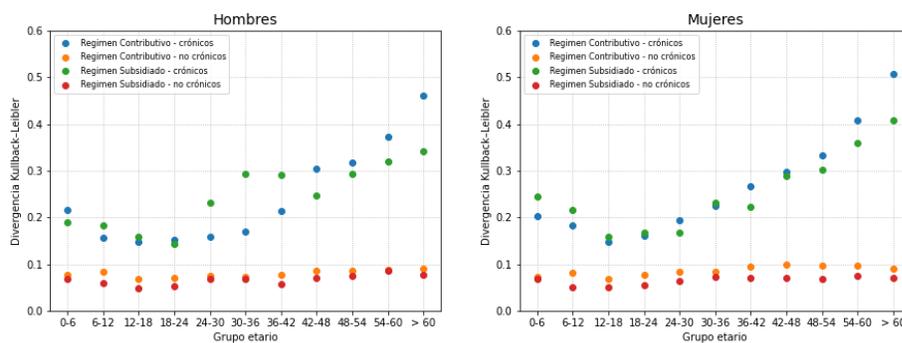
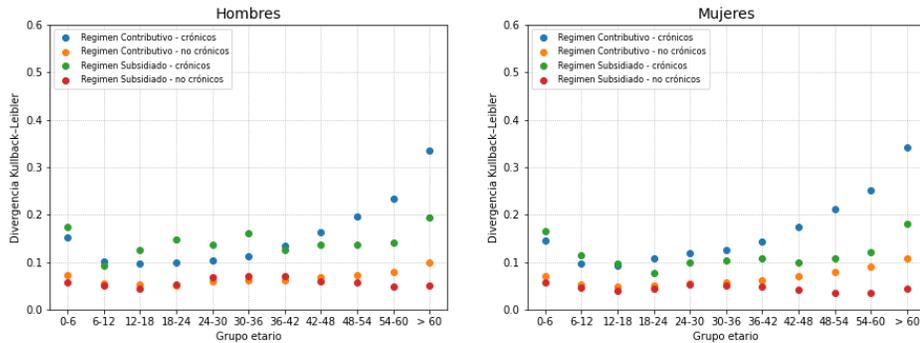


Figura 2-19: Divergencia de Kullback-Leibler para las distribuciones de probabilidad del número de diagnósticos diferentes y el número de diagnósticos totales por tipo de paciente, Bogotá 2018



2.8 Conclusiones

Se estudiaron los patrones de morbilidad individuales de las poblaciones de tres regiones de Colombia por medio de una propuesta de representación relacional utilizando el análisis de redes y teniendo en cuenta los determinantes en salud de edad, sexo y condición socioeconómica. A partir de la representación relacional construida fue posible identificar medidas de morbilidad de la población desde el análisis de la distribución de probabilidad del número de diagnósticos diferentes y totales que se le dan a los pacientes en las consultas médicas, con el fin de enriquecer y complementar las medidas de morbilidad tradicionales que en su mayoría se definen a partir del conteo de los diagnósticos.

Las distribuciones de probabilidad del número de nodos diferentes y totales presentaron largas colas exponenciales, lo que nos permite asumir que el sistema estudiado es un sistema complejo que se encuentra en un estado de máxima entropía, sujeto a una ligadura que está representada en la cantidad del exponente de la función exponencial que lo representa. Este exponente establece una escala propia del sistema y brinda información de la dinámica del sistema como un todo. Además, incluye información del estado de salud de la población, toda vez que una población con mayor valor del exponente (es decir un decaimiento más rápido de la función exponencial) presenta una menor diversidad de diagnósticos en su trayectoria de morbilidad.

A partir del ensamble estadístico propuesto y teniendo en cuenta su comportamiento exponencial se estudió como se está ordenando el sistema a partir de medidas de entropía.

Se identificó que la medida de divergencia de Kullback-Leibler permite medir información de la cronicidad de los pacientes en las poblaciones al comparar las diferencias entre las distribuciones de probabilidad de número de nodos diferentes y totales, lo que se corroboró al encontrar mayores valores en los pacientes que presentaban enfermedades crónicas.

Las medidas propuestas son independientes del número de registros de consultas incluidos y el tamaño de la muestra, manteniendo sus patrones generales al estudiarse en tres regiones, lo que evidencia su consistencia y utilidad para el estudio de la morbilidad poblacional.

3 Caracterización de patrones de multimorbilidad poblacional y su relación con factores sociodemográficos

Dando continuidad al cumplimiento del primero y segundo objetivo, en esta sección se presenta la representación relacional propuesta para caracterizar los patrones de morbilidad colectivos, teniendo en cuenta los determinantes en salud de edad, sexo y condición socioeconómica. Estos patrones se estudiaron desde el análisis de las relaciones entre los múltiples diagnósticos médicos que se presentan a nivel poblacional. Se propone una metodología para estudiar la multimorbilidad desde el análisis de redes, como insumo para caracterizar la estructura de las relaciones entre los diagnósticos médicos e identificar los diagnósticos y multimorbididades representativas considerando factores sociodemográficos.

Este capítulo está estructurado así: en la sección 3.1 se presenta la representación relacional propuesta para estudiar los patrones de morbilidad colectivos o de multimorbilidad poblacional, en la sección 3.2 se detallan las propiedades topológicas o métricas usadas, en la sección 3.3 se consolida la información de la población objeto de estudio, en la sección 3.4 se presentan los resultados de la aplicación de la construcción relacional, en la sección 3.5 se describe el análisis de robustez realizado para evaluar si los resultados obtenidos eran susceptibles al tamaño de la muestra y la diferencia en el número de pacientes en cada segmentación poblacional. Finalmente, en la sección 3.6 se presenta una extensión de la aplicación de la representación relacional a otras dos regiones, con el fin de identificar si los resultados son generalizables o particulares de la población estudiada.

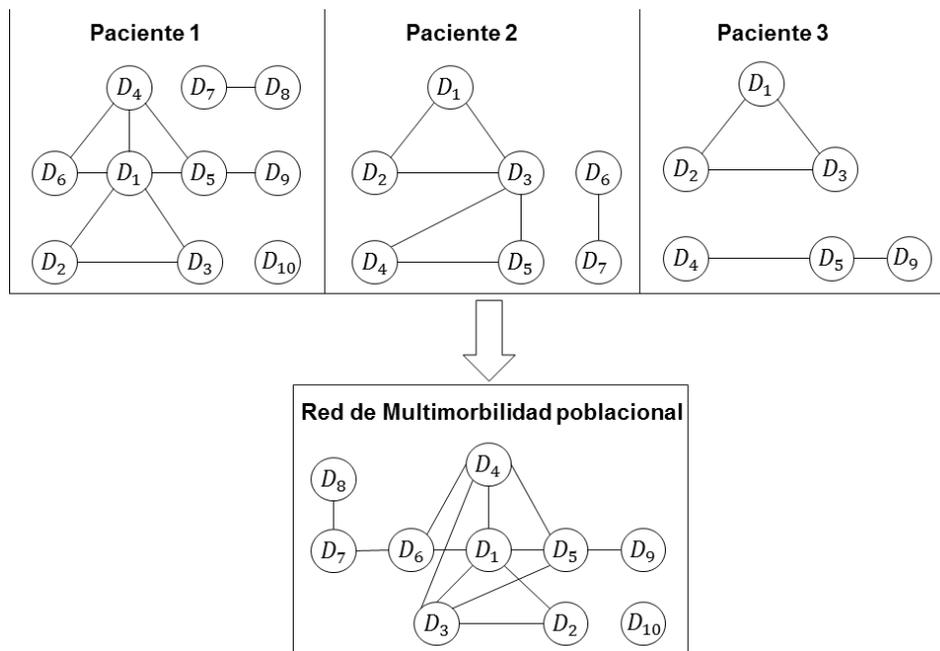
3.1 Representación relacional

Para caracterizar los patrones colectivos de multimorbilidad se definieron grafos concatenando las redes de morbilidad individuales de los pacientes que pertenecen a cada población y que se construyen partiendo de la construcción relacional que se presentó en la sección 2.2.

Los nodos de los grafos están identificados por los tres primeros caracteres del código de la clasificación CIE10. Se consideraron sólo tres caracteres porque a este nivel en la codificación se representan las categorías generales de los diagnósticos, lo que permite considerar variaciones de un mismo diagnóstico en un solo nodo, así por ejemplo el código A00: Cólera, agrupa tres diferentes códigos asociados a esta enfermedad, A000: Cólera debido a *Vibrio cholerae* 01 biotipo Cholerae, A001: Cólera debido a *Vibrio Cholerae* 01 biotipo el Tor y A009: Cólera, no especificado.

Al concatenar las redes individuales se configuran las Redes de Multimorbilidad poblacionales (RM). En la Figura 3-1 se presenta un ejemplo de construcción de una RM para una población con tres pacientes. Se observa que la RM incluye la totalidad de nodos y aristas que se presentan en cada red individual (ver Anexo 2).

Figura 3-1: Ejemplo construcción de RM de tres pacientes



Fuente: elaboración propia

Para establecer las relaciones entre los patrones de morbilidad y los factores sociodemográficos se construyeron RM de la población total y de segmentaciones teniendo en cuenta los factores sociodemográficos de edad, sexo y régimen de afiliación así: por grupo de edad en 0-18 años, 19-39 años, 40-60 años y mayor de 60 años, hombres, mujeres, afiliados al régimen contributivo y afiliados al régimen subsidiado. A continuación, se construyeron RM para grupos poblacionales que combinan estos factores sociodemográficos.

Para cuantificar la importancia o el peso de los vínculos o aristas en las RM se consideraron dos modelos. El primero denominada prevalencia P_{ij} para pares de diagnósticos i y j en las RM, la cual estima el porcentaje de pacientes en los que coocurrieron dos diagnósticos y es calculada usando la Ecuación 3-1, donde C_{ij} es el número de pacientes en los que coocurrieron los diagnósticos i y j y n es el número de pacientes totales de la muestra

$$P_{ij} = \frac{C_{ij}}{n} \quad (3-1)$$

El segundo modelo denominado *SCI* que define el peso de los vínculos teniendo en cuenta la relación entre la coocurrencia de los diagnósticos y la prevalencia individual de cada uno, según el modelo de Índice de Coseno de Salton, como se muestra en la Ecuación 3-2 donde P_i y P_j son la prevalencia individual de los diagnósticos i y j . La medida *SCI* ha sido utilizada previamente para estudiar la multimorbilidad por ser robusta ante diferentes tamaños de muestra (Kalgotra et al., 2017, 2020). Se valoraron dos modelos para estimar el peso de las aristas con el fin de valorar las diferencias entre los resultados al considerar información directa de la prestación del servicio (primer modelo) o una medida estandarizada teniendo en cuenta la prevalencia individual (segundo modelo).

$$SCI_{ij} = \frac{C_{ij}}{\sqrt{P_i P_j}} \quad (3-2)$$

Para identificar los diagnósticos y multimorbididades representativas, se excluyeron los diagnósticos dentales por corresponder a un proceso de atención diferencial en el sistema, así como los vínculos entre diagnósticos cuya prevalencia individual fue menor o igual a la de las enfermedades huérfanas en Colombia, que corresponde a 1 por cada 5.000 personas según la Ley 1438 del 2011.

3.2 Métricas de análisis

Con el fin de identificar medidas de red que pudiesen ser útiles para el estudio del estado de salud de las poblaciones desde el análisis de la multimorbilidad y la identificación de las diferencias que se presentan entre poblaciones teniendo en cuenta los factores sociodemográficos, se estudiaron dos tipos de medidas, las primeras a nivel global para caracterizar su estructura y las segundas a nivel de los nodos y aristas con el fin de identificar los diagnósticos y comorbilidades representativas de las poblaciones.

Para identificar la estructura de las RM se calcularon las métricas de número de nodos, porcentaje de número de nodos conectados, número de aristas, densidad y coeficiente de asortatividad (ver Anexo 2). En las RM el número de nodos representa el número total de diagnósticos médicos presentes en la población. El porcentaje de nodos conectados es la proporción de diagnósticos que coocurrieron con otros en las consultas y por lo tanto presentan al menos una conexión en las RM, para comparar las proporciones de diagnósticos que coocurrieron en los pacientes se utilizó una prueba estadística Z. El número de aristas es el número total de coocurrencias de diagnósticos en los pacientes.

La densidad de un grafo mide la proporción de aristas presentes con respecto al número máximo que pueden existir si todos los nodos están conectados. La densidad es cero si el grafo no presenta aristas y uno si todo par de nodos está conectado (grafo completo). En términos matemáticos la densidad para un grafo no dirigido se estima como se presenta en la Ecuación 3-3 (Wasserman & Faust, 1994), donde n es el número de nodos y m es el número de aristas en el grafo G . En el caso de las RM si el valor de la densidad es máximo (igual a uno) significa que todos los diagnósticos coocurrieron en los pacientes y por lo tanto están conectados en la RM.

$$d = \frac{2m}{n(n-1)} \quad (3-3)$$

El coeficiente de asortatividad mide la correlación que existe entre la medida de grado de los nodos, es decir el número de enlaces que tiene cada nodo con los demás (Estrada, 2011). La correlación grado-grado explica la forma en que los nodos se conectan en una red. Una red en la que los nodos de alto grado tienden a conectarse entre sí muestra una correlación positiva y se les llama redes asortativas. Por otro lado, las redes en las que

nodos de alto grado tienden a estar conectados a nodos de bajo grado muestran correlaciones negativas y se denominan disortativas. La medida se calcula cuantificando la correlación para los grados de los nodos que conectan los enlaces de la red. En las RM valores positivos del coeficiente de asortatividad indican que los diagnósticos que más coocurren con otros diagnósticos (de mayor grado) se presentan juntos, mientras que valores negativos indican que los diagnósticos que más coocurren con otros diagnósticos se presentan con diagnósticos que tienen baja coocurrencia.

Para identificar los diagnósticos más frecuentes en las comorbilidades de las RM, se estimó la medida de grado ponderado. En términos matemáticos, el grado para una red no dirigida es definido por la Ecuación 3-4, donde A es la matriz de adyacencia, cuyas entradas son uno si el nodo i está conectado con el nodo j , o cero de lo contrario. El grado ponderado es una extensión del grado, que corresponde a la suma de los pesos de las aristas conectadas al nodo como se muestra en la Ecuación 3-5. Para las poblaciones estratificada por edad, sexo y régimen, se consolidó el diagnóstico de mayor grado ponderado en el dos modelos.

$$k_i = \sum_{j=1}^g A_{ij} \quad (3-4)$$

Para determinar las comorbilidades representativas se analizó el peso de las aristas teniendo en cuenta los dos modelos propuestos. Esta medida corresponde a un valor numérico que indica la valoración del vínculo entre el nodo i y el nodo j . En las RM el peso de la arista representa la importancia de la comorbilidad de cada par de diagnósticos. Se consolidaron las comorbilidades más representativas a partir del peso de las aristas.

$$S_i = \sum_{i=1}^N w_i \quad (3-5)$$

3.3 Población objeto de estudio

La representación relacional se aplicó a la ciudad de Bogotá, ubicado en el centro del país, con una población estimada para el 2018 de 7.497.976 habitantes (DANE, 2020). Se seleccionó la ciudad de Bogotá por ser la capital y ciudad más poblada de Colombia, que concentra grandes flujos migratorios (forzados y no forzados) de las regiones del país (Secretaría Distrital de Salud de Bogotá, 2019).

Se utilizaron los registros de las consultas médicas reportados por las instituciones prestadoras de servicios de salud al Ministerio de Protección Social durante el año 2018. La base de datos inicial presentaba 26.582.727 de registros médicos de 5.295.256 pacientes de los cuales el 74,36% pertenecían al Régimen Contributivo y el 13,7% al Régimen Subsidiado. Luego de aplicar el proceso de limpieza de datos descrito en el apartado 2.1, se analizaron 16.439.708 registros médicos pertenecientes a 3.896.537 pacientes.

Las características de la población se presentan en la Tabla 3-1. Se observa que de la población el 57,31% son mujeres y el 92,71% estaban afiliados al régimen contributivo. La distribución por edad muestra que el 23,54% de la población tenía entre 0 y 18 años, el 35,22% entre 19 y 39 años, el 25,83% entre 40 y 60 años y el 15,41% era mayor de 60 años. El número promedio de consultas y diagnósticos por paciente es mayor para las mujeres y los afiliados al régimen contributivo.

Tabla 3-1: Características de la población

	Población	Edad	Número de consultas por paciente	Número de diagnósticos por paciente
Población total	3.896.717 (100%)	36,07(21,58)	4,22(4,61)	3,68(3,04)
Edad				
0-18 años	917.407(23,54%)	9,01(5,48)	3,06(3,12)	2,73(2,06)
19-39 años	1.372.283(35,22%)	28,79(5,85)	3,62(3,66)	3,33(2,65)
40-60 años	1.006.496(25,83%)	49,83(6,02)	4,68(4,82)	4,12(3,30)
> de 60 años	600.531(15,41%)	70,97(7,88)	6,61(6,66)	5,19(3,86)
Sexo				
Hombres	1.663.490(42,69%)	34,35(21,84)	3,81(4,34)	3,26(2,66)
Mujeres	2.233.227(57,31%)	37,35(21,3)	4,53(4,77)	4,00(3,26)
Régimen de afiliación				
R. Contributivo	3.612.507(92,71%)	35,91(21,37)	4,33(4,69)	3,77(3,08)
R. Subsidiado	284.210(7,29%)	38,04(24,03)	2,82(3,12)	2,53(2,10)

Datos son n (%) o media(desviación estándar). *Proporciones son calculadas usando la población de los subgrupos en el denominador.

3.4 Resultados

En este apartado se presentan las propiedades topológicas globales de las RM y los diagnósticos médicos (nodos) y comorbilidades (aristas) representativas según las medidas definidas, para diferentes segmentaciones de grupos poblacionales teniendo en cuenta los factores sociodemográficos estudiados.

3.4.1 Propiedades topológicas de las RM

Las propiedades topológicas globales de las RM teniendo en cuenta las segmentaciones poblacionales se presentan en la Tabla 3-2. En general, las RM con mayor cantidad de pacientes presentan mayores valores en sus propiedades topológicas, debido a que es mayor la probabilidad de incluir nuevos diagnósticos y conexiones entre ellos. A pesar de que la población del subsidiado corresponde al 7% del contributivo, la RM del contributivo solo tiene 69 diagnósticos más que el subsidiado, lo que se explica por el número finito de códigos de diagnósticos CIE10. Las RM con mayor cantidad de diagnósticos son las de las mujeres, afiliados al régimen contributivo y las personas de 19 a 39 años. Respecto a la proporción de nodos conectados, no se presentan diferencias significativas por sexo ($p = 0,241$) ni régimen ($p = 0,257$), por el contrario, existen diferencias por grupos de edad ($p < 0,05$ en todas las comparaciones). A medida que la edad se incrementa, la proporción de diagnósticos conectados en las RM crece, a excepción de las RM de los hombres del régimen subsidiado cuyo mayor valor se presenta en el grupo de 40 a 60 años. En los grupos de 0-18 y de 19-39 años el porcentaje de nodos conectados es significativamente mayor en las RM del régimen subsidiado en cada sexo ($p < 0,05$ en todas las comparaciones), mientras que en el grupo de mayores de 60 años no existe diferencia en el número de nodos conectados por régimen en cada sexo.

En todos los casos las RM presentan unas medidas de densidad por debajo de 0,1, lo que evidencia una proporción de conexiones pequeña entre los diagnósticos presentes en las RM. Finalmente, se evidencia que las RM son disortativas, puesto que en todos los casos se presenta valor negativo de coeficiente de asortatividad. En una red disortativa los diagnósticos más conectados coocurren con una mayoría de diagnósticos poco conectados, es decir diagnósticos que tienen pocos vínculos con otros diagnósticos.

Tabla 3-2: Medidas topológicas globales de las RM

Grupo poblacional	Número de nodos	% de nodos conectados	Número de aristas	Densidad	Coefficiente de asortatividad
Población total	1.486	40,85%	95.664	0,0867	-0,2278
0-18 años	1.417	31,26%	31.884	0,0318	-0,2558
19-39 años	1.452	35,54%	50.540	0,0480	-0,2661
40-60 años	1.426	39,55%	59.206	0,0583	-0,2920
> 60 años	1.368	45,32%	58.969	0,0631	-0,2984
Hombres	1.419	39,53%	65.516	0,0651	-0,2367
Mujeres	1.471	39,43%	76.439	0,0707	-0,2515
Contributivo	1.483	41,67%	93.502	0,0851	-0,2394
Subsidiado	1.414	39,60%	26.918	0,0269	-0,2331
0-18-Contributivo	1.403	32,00%	30.638	0,0312	-0,2585
0-18-Subsidiado	1.167	36,59%	7.551	0,0111	-0,1869
19-39-Contributivo	1.444	35,80%	48.326	0,0464	-0,2802
19-39-Subsidiado	1.246	42,05%	10.953	0,0141	-0,1808
40-60-Contributivo	1.410	40,57%	57.366	0,0578	-0,2968
40-60-Subsidiado	1.194	42,96%	12.918	0,0181	-0,2653
>60-Contributivo	1.348	47,03%	56.653	0,0624	-0,3060
>60-Subsidiado	1.061	44,86%	10.873	0,0193	-0,2935
Hombres-Contributivo	1.349	42,85%	64.155	0,0706	-0,2480
Hombres-Subsidiado	1.229	43,94%	14.958	0,0198	-0,2062
Mujeres-Contributivo	1.450	40,76%	74.785	0,0712	-0,2676
Mujeres-Subsidiado	1.346	39,60%	20.044	0,0221	-0,2458
0-18-Hombres-Contributivo	1.276	33,93%	21.730	0,0267	-0,2576
19-39-Hombres-Contributivo	1.300	35,69%	29.135	0,0345	-0,2769
40-60-Hombres-Contributivo	1.260	43,10%	34.166	0,0431	-0,2890
>60-Hombres-Contributivo	1.253	48,04%	35.243	0,0449	-0,3029
0-18-Mujeres-Contributivo	1.346	32,99%	22.110	0,0244	-0,2614
19-39-Mujeres-Contributivo	1.412	35,20%	38.332	0,0385	-0,2935
40-60-Mujeres-Contributivo	1.374	39,81%	45.806	0,0486	-0,3217
>60-Mujeres-Contributivo	1.286	47,74%	44.064	0,0533	-0,3157
0-18-Hombres-Subsidiado	973	41,62%	4.743	0,0100	-0,1571
19-39-Hombres-Subsidiado	967	50,98%	5.041	0,0108	-0,1176
40-60-Hombres-Subsidiado	963	54,00%	5.757	0,0124	-0,2181

Grupo poblacional	Número de nodos	% de nodos conectados	Número de aristas	Densidad	Coefficiente de asortatividad
>60-Hombres-Subsidiado	900	52,44%	5.878	0,0145	-0,2693
0-18-Mujeres-Subsidiado	1.018	40,37%	4.793	0,0093	-0,1632
19-39-Mujeres-Subsidiado	1.146	43,11%	8.185	0,0125	-0,2007
40-60-Mujeres-Subsidiado	1.089	44,08%	9.978	0,0168	-0,2883
>60-Mujeres-Subsidiado	959	46,09%	7.960	0,0173	-0,3015

3.4.2 Diagnósticos y comorbilidades representativas

En el Anexo 5 se presentan los diagnósticos y comorbilidades representativas según las medidas de grado ponderado y peso de las aristas considerando los dos modelos. Como ejemplo de descripción de los diagnósticos representativos por grado ponderado, en la Tabla 3-3 se presenta el diagnóstico de mayor grado ponderado para las RM teniendo en cuenta régimen de afiliación, sexo y edad. En el grupo de 0 a 18 años el diagnóstico que más se presenta en las comorbilidades corresponden a la rinitis alérgica y vasomotora en el régimen contributivo en los dos modelos, excepto en el modelo *P* para el régimen subsidiado en donde el diagnóstico más conectado es la rinofaringitis aguda. En el grupo de 19 a 39 años, la obesidad es el diagnóstico más frecuente en las comorbilidades, excepto en los hombres del régimen subsidiado, cuyos diagnósticos son el traumatismo superficial de la pierna en el modelo *P* y VIH en el modelo *SCI*. A partir de los 40 años la hipertensión esencial (primaria) es el diagnóstico que más se presenta en las comorbilidades, excepto en el en el modelo *P* del grupo de 40 a 60 años del subsidiado, en donde son los trastornos de metabolismo de las lipoproteínas y lipidemias en los hombres y la obesidad en las mujeres.

Tabla 3-3: Diagnósticos de mayor grado ponderado en las RM

Grupo poblacional	Modelo <i>P</i>	Modelo <i>SCI</i>
0-18-Hombres-Contributivo	Rinitis Alérgica y Vasomotora	Rinitis Alérgica y Vasomotora
0-18-Hombres-Subsidiado	Rinofaringitis Aguda (resfriado común)	Rinitis Alérgica y Vasomotora
0-18-Mujeres-Contributivo	Rinitis Alérgica y Vasomotora	Rinitis Alérgica y Vasomotora
0-18-Mujeres-Subsidiado	Rinofaringitis Aguda [resfriado común]	Rinitis Alérgica y Vasomotora
19-39-Hombres-Contributivo	Obesidad	Obesidad

Grupo poblacional	Modelo P	Modelo SCI
19-39-Hombres-Subsidiado	Traumatismo Superficial de la Pierna	Enfermedad por Virus de la Inmunodeficiencia Humana (VIH)
19-39-Mujeres-Contributivo	Obesidad	Obesidad
19-39-Mujeres-Subsidiado	Obesidad	Obesidad
40-60-Hombres-Contributivo	Hipertensión Esencial (Primaria)	Hipertensión Esencial (Primaria)
40-60-Hombres-Subsidiado	Trastornos del Metabolismo de las Lipoproteínas y otras Lipidemias	Hipertensión Esencial (Primaria)
40-60-Mujeres-Contributivo	Hipertensión Esencial (Primaria)	Hipertensión Esencial (Primaria)
40-60-Mujeres-Subsidiado	Obesidad	Hipertensión Esencial (Primaria)
>60-Hombres-Contributivo	Hipertensión Esencial (Primaria)	Hipertensión Esencial (Primaria)
>60-Hombres-Subsidiado	Hipertensión Esencial (Primaria)	Hipertensión Esencial (Primaria)
>60-Mujeres-Contributivo	Hipertensión Esencial (Primaria)	Hipertensión Esencial (Primaria)
>60-Mujeres-Subsidiado	Hipertensión Esencial (Primaria)	Hipertensión Esencial (Primaria)

En la medida del peso las aristas, en los dos enfoques, se encontró alta dispersión. Las distribuciones del peso de las aristas de las RM presentan colas pesadas como se evidencia en las Figuras 3-2 y 3-3, en donde se muestran las distribuciones CCDF para cada uno de los modelos. Estas distribuciones evidencian que en general las aristas presentaron baja conectividad.

En la Tabla 3-4 se presentan las comorbilidades más representativas en cada modelo propuesto y a continuación se describen los patrones más relevantes para los grupos poblacionales.

En los menores de 18 años, la asociación entre la rinitis alérgica y vasomotora y el asma es la comorbilidad más frecuente con una prevalencia en el régimen contributivo de 0,93% en los hombres y 0,69% en las mujeres y en el subsidiado de 0,21% en los hombres y 0,18% en las mujeres. En el modelo *SCI* la asociación entre la rinitis alérgica y vasomotora y los trastornos de la nariz y de los senos paranasales es la comorbilidad más fuerte en el régimen contributivo (peso 0,15 en hombres y 0,13 en las mujeres del régimen contributivo vs 0,08 en hombres y 0,09 en mujeres del régimen subsidiado), mientras que la asociación entre el retraso mental profundo y la parálisis cerebral es la comorbilidad más fuerte en el

modelo SCI en régimen subsidiado (peso 0,09 en hombres y 0,12 en mujeres; en el régimen contributivo no es representativa).

Figura 3-2: CCDF peso de las aristas P

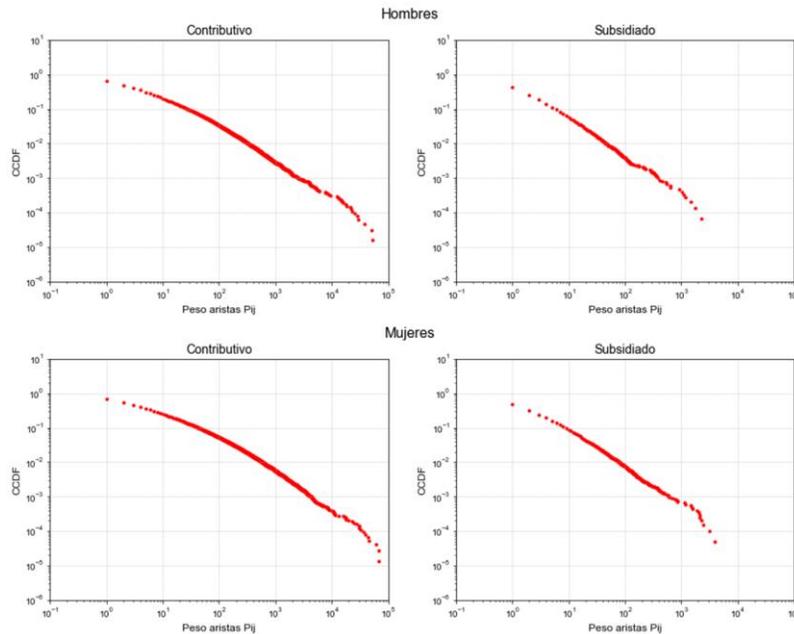
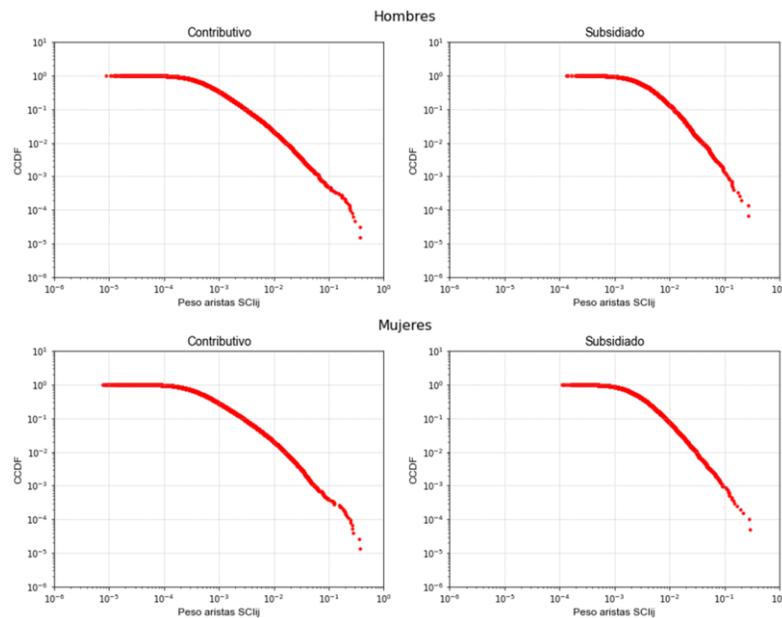


Figura 3-3: CCDF peso de las aristas SCI



En la población de 19 a 39 años, en el modelo P , la asociación entre la obesidad y los trastornos del metabolismo de las lipoproteínas y otras lipidemias es la comorbilidad más

frecuente en los hombres del régimen contributivo (prevalencia de 0,66% y 0,36% en hombres y mujeres del contributivo vs 0,44% y 0,37% en hombres y mujeres del subsidiado). La asociación entre el hipotiroidismo y la obesidad es la comorbilidad más frecuente para las mujeres del régimen contributivo con una prevalencia de 0,66%, frente a 0,13% de los hombres del régimen contributivo y 0,08% y 0,44% de los hombres y mujeres de régimen subsidiado. En los hombres del régimen subsidiado catorce de las primeras quince comorbilidades incluyen un diagnóstico de traumatismo superficial, siendo la más prevalente la asociación entre el traumatismo superficial de la pierna y el traumatismo superficial del tobillo y del pie con 0,52% frente a 0,09% y 0,04% de los hombres y las mujeres del régimen contributivo, y de 0,15% de las mujeres del régimen subsidiado. Finalmente, trastornos del sistema urinario y afecciones inflamatorias de la vagina y de la vulva es la multimorbilidad más frecuente en las mujeres de régimen subsidiado con una prevalencia de 0,51% respecto al 0,46% de prevalencia de las mujeres del régimen contributivo.

En el modelo *SCI*, en la población de 19 a 39 años, la asociación entre la rinitis alérgica y vasomotora y trastornos de la nariz y de los senos paranasales es la comorbilidad más fuerte en el régimen contributivo con un peso de 0,15 en ambos sexos, frente a un peso promedio de 0,08 en el régimen subsidiado. Por otro lado, en el régimen subsidiado, las asociaciones entre el traumatismo superficial de la pierna con traumatismos múltiples en los hombres y traumatismo superficial de la cadera y del muslo con traumatismo superficial de la pierna en las mujeres son las comorbilidades más fuertes con un peso *SCI* de 0,16, frente a 0,07 y 0,04 los mayores pesos de las multimorbilidades que incluyen traumatismos en el régimen contributivo en cada sexo.

En el grupo de 40 a 60 años, la asociación entre los trastornos del metabolismo de las lipoproteínas y otras lipidemias y la hipertensión esencial (primaria) es la comorbilidad más prevalente (modelo *P*) (3,74% para hombres y 3,71% para mujeres) y más fuerte en el modelo *SCI* (0,22 para hombres y 0,23 para mujeres) en el régimen contributivo, así como la más prevalente en los hombres del régimen subsidiado (1,51% para hombres y 1,65% para mujeres, siendo los pesos en *SCI* de 0,13 en ambos sexos). La comorbilidad más prevalente y más fuerte en el modelo *SCI* de las mujeres del régimen subsidiado es la asociación entre la obesidad y los trastornos del metabolismo de las lipoproteínas y otras lipidemias, con una prevalencia de 2,20% y un peso *SCI* de 0,16, respecto a las

prevalencias de 2,59% y 2,62% y los pesos *SCI* de 0,20 y 0,21 de los hombres y mujeres del régimen contributivo y la prevalencia de 1,4% y el peso *SCI* de 0,12 de los hombres del régimen subsidiado. En el modelo *SCI* para los hombres del régimen subsidiado, asociaciones entre traumatismos es la comorbilidad más fuerte con un valor de 0,16, la cual no es representativa para las otras segmentaciones poblacionales.

En el grupo de más de 60 años, la coexistencia de los trastornos del metabolismo de las lipoproteínas y otras lipidemias, la hipertensión esencial (primaria), la diabetes mellitus no insulino dependiente, hipotiroidismo y la obesidad en los pacientes representan las comorbilidades más frecuentes en ambos regímenes y sexos. La asociación entre los trastornos del metabolismo de las lipoproteínas y otras lipidemias y la hipertensión esencial (primaria) es la comorbilidad más frecuente y más fuerte en el modelo *SCI* en el régimen contributivo con una prevalencia de 10,36% en hombres y 12,48% en mujeres y un peso *SCI* de 0,32 y 0,34 en los hombres y mujeres respectivamente, así como en las mujeres del régimen subsidiado con una prevalencia de 4,14% y un peso *SCI* de 0,17, así mismo es la comorbilidad más frecuente en los hombres del régimen subsidiado, con una prevalencia de 3,02%, sin embargo con un peso de 0,15 no es la más fuerte en el modelo *SCI*, en este caso es la asociación entre el traumatismo superficial del tórax y traumatismo superficial del abdomen, de la región lumbosacra y de la pelvis con un peso de 0,22.

Tabla 3-4 : Comorbilidades de mayor peso en los dos modelos

Grupo poblacional	Comorbilidad mayor peso <i>P</i>	<i>P</i>	Comorbilidad mayor peso <i>SCI</i>	<i>SCI</i>
0-18-Hombres-Contributivo	Rinitis Alérgica y Vasomotora - Asma	0,93%	Rinitis Alérgica y Vasomotora - Trastornos de la Nariz y de los Senos Paranasales	0,15
0-18-Hombres-Subsidiado	Rinitis Alérgica y Vasomotora - Asma	0,21%	Retraso mental profundo - Parálisis Cerebral	0,10
0-18-Mujeres-Contributivo	Rinitis Alérgica y Vasomotora - Asma	0,69%	Rinitis Alérgica y Vasomotora - Otros Trastornos de la Nariz y de los Senos Paranasales	0,13
0-18-Mujeres-Subsidiado	Rinitis Alérgica y Vasomotora - Asma	0,18%	Retraso mental profundo - Parálisis Cerebral	0,12
19-39-Hombres-Contributivo	Obesidad - Trastornos del Metabolismo de las Lipoproteínas y otras Lipidemias	0,66%	Rinitis Alérgica y Vasomotora - Trastornos de la Nariz y de los Senos Paranasales	0,15
19-39-Hombres-Subsidiado	Traumatismo Superficial de la Pierna - Traumatismo Superficial del Tobillo y del Pie	0,52%	Traumatismo Superficial de la Pierna - Traumatismos Múltiples, No Especificados	0,16

Grupo poblacional	Comorbilidad mayor peso P	P	Comorbilidad mayor peso SCI	SCI
19-39-Mujeres-Contributivo	Otros Hipotiroidismos - Obesidad	0,66%	Rinitis Alérgica y Vasomotora - Otros Trastornos de la Nariz y de los Senos Paranasales	0,15
19-39-Mujeres-Subsidiado	Otros Trastornos del Sistema Urinario - Otras Afecciones Inflamatorias de la Vagina y de la Vulva	0,51%	Traumatismo Superficial de la Cadera y del Muslo - Traumatismo Superficial de la Pierna	0,16
40-60-Hombres-Contributivo	Trastornos del Metabolismo de las Lipoproteínas y otras Lipidemias - Hipertensión Esencial (Primaria)	3,74%	Trastornos del Metabolismo de las Lipoproteínas y otras Lipidemias - Hipertensión Esencial (Primaria)	0,22
40-60-Hombres-Subsidiado	Trastornos del Metabolismo de las Lipoproteínas y otras Lipidemias - Hipertensión Esencial (Primaria)	1,51%	Traumatismos Múltiples, No Especificados - Algunas Complicaciones Precoces de Traumatismos, no clasificadas en otra parte	0,22
40-60-Mujeres-Contributivo	Trastornos del Metabolismo de las Lipoproteínas y otras Lipidemias - Hipertensión Esencial (Primaria)	3,71%	Trastornos del Metabolismo de las Lipoproteínas y otras Lipidemias - Hipertensión Esencial (Primaria)	0,23
40-60-Mujeres-Subsidiado	Obesidad - Trastornos del Metabolismo de las Lipoproteínas y otras Lipidemias	2,20%	Obesidad - Hipertensión Esencial (Primaria)	0,17
>60-Hombres-Contributivo	Trastornos del Metabolismo de las Lipoproteínas y otras Lipidemias - Hipertensión Esencial (Primaria)	10,36%	Trastornos del Metabolismo de las Lipoproteínas y otras Lipidemias - Hipertensión Esencial (Primaria)	0,32
>60-Hombres-Subsidiado	Trastornos del Metabolismo de las Lipoproteínas y otras Lipidemias - Hipertensión Esencial (Primaria)	3,02%	Traumatismo Superficial del Tórax - Traumatismo Superficial del Abdomen, de la Región Lumbosacra y de la Pelvis	0,22
>60-Mujeres-Contributivo	Trastornos del Metabolismo de las Lipoproteínas y otras Lipidemias - Hipertensión Esencial (Primaria)	12,48%	Trastornos del Metabolismo de las Lipoproteínas y otras Lipidemias - Hipertensión Esencial (Primaria)	0,34
>60-Mujeres-Subsidiado	Trastornos del Metabolismo de las Lipoproteínas y otras Lipidemias - Hipertensión Esencial (Primaria)	4,14%	Trastornos del Metabolismo de las Lipoproteínas y otras Lipidemias - Hipertensión Esencial (Primaria)	0,17

3.5 Análisis de robustez

Teniendo en cuenta las diferencias en los tamaños de las segmentaciones poblaciones se llevó a cabo un análisis de robustez para determinar si los resultados de las RM representaban la estructura del sistema analizado o son un efecto de los tamaños de las muestras. El análisis de robustez se desarrolló en dos fases: análisis de las propiedades de RM con diferentes tamaños de población y comparación de las propiedades topológicas de RM para segmentos de la población con el mismo número de pacientes. En la primera fase se construyeron 100 RM de 20.000, de 50.000 y de 100.000 pacientes, seleccionados de forma aleatoria de la población total, con el fin de analizar si los patrones de estructura de las RM se mantenían ante cambios en el número de pacientes incluidos. Se comparó el coeficiente de asortatividad, la distribución de probabilidad del peso de las aristas en los dos modelos y la correspondencia entre los nodos y aristas más representativos.

En la segunda fase se construyeron 100 RM de 100.000 pacientes cada una, para las segmentaciones que combinan los factores sociodemográficos de sexo y régimen de afiliación así: contributivo - hombres, contributivo - subsidiado, contributivo - mujeres, contributivo - subsidiado, con el fin de comparar las propiedades topológicas de las RM con un mismo número de pacientes, teniendo en cuenta que en cada sexo el número de pacientes del régimen subsidiado es en promedio el 7% del número de pacientes del régimen contributivo. El número de pacientes se definió en 100.000 porque el tamaño del grupo poblacional más pequeño (hombres del régimen subsidiado) es de 108.781 pacientes. Los pacientes incluidos en las RM se seleccionaron de forma aleatoria, manteniendo las proporciones por grupo etario de la base de datos general.

3.5.1 Propiedades de RM con diferentes tamaños de población

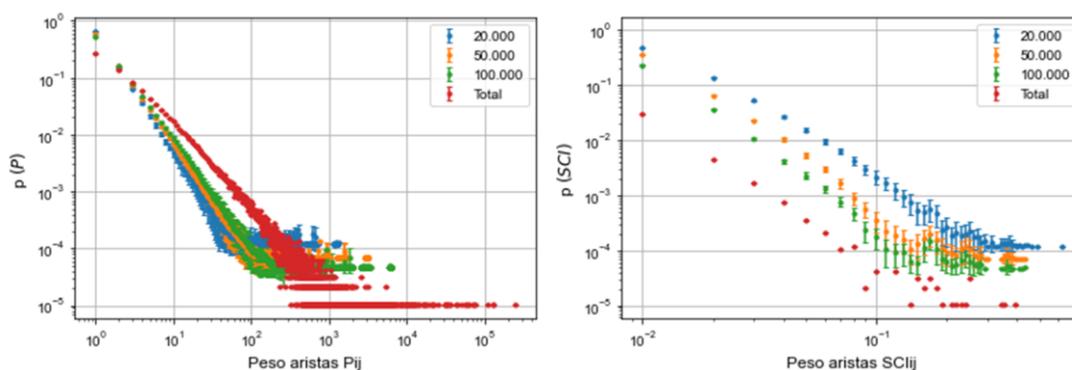
En los patrones de conectividad se encontró que en todos los casos las redes de multimorbilidad fueron disortativas, lo que quiere decir que existen pocos diagnósticos muy conectados con una diversidad de diagnósticos de bajo número de conexiones (ver Tabla 3-5). Con respecto a la distribución de probabilidad del peso de las aristas (en los dos enfoques), se evidenció que se mantiene el mismo comportamiento en todos los tamaños, lo que en el formalismo de las redes complejas indica que la dinámica subyacente al sistema es la misma (Dorogovtsev & Mendes, 2003; Newman, 2010) (ver Figura 3-4), se

presentan pocas conexiones con peso alto, en su mayoría el peso de las aristas tiene valor pequeño. Además, se identificó correspondencia entre los nodos y aristas representativos.

Tabla 3-5: Promedio y desviación estándar de coeficiente de asortatividad en 100 muestras para cada número de pacientes

Número de pacientes	Coeficiente de asortatividad	
	Media	Desviación estándar
20.000	-0,2173	0,0062
50.000	-0,2410	0,0040
100.000	-0,2528	0,0034
Total	-0,2374	-

Figura 3-4: Distribución de probabilidad peso de aristas diferentes tamaños de muestra



3.5.2 Propiedades de RM igual número de pacientes

En la Figura 3-5 se presentan los diagramas de cajas y bigotes de las propiedades topológicas de las RM con el mismo número de pacientes. Se evidencia que no existe diferencia estadística significativa en el número de diagnósticos (nodos) promedio de las RM por regímenes en las mujeres ($t: -0,798, p: 0,837$) y mayores valores para las RM de las mujeres comparadas con las de los hombres. Al igual que en las RM de las poblaciones totales, se encontró un mayor número promedio de nodos conectados, de vínculos (aristas) entre diagnósticos para las RM del régimen contributivo en cada sexo, así como mayores valores de número promedio de aristas en las RM de las mujeres en cada régimen de afiliación. Todas las RM fueron disortativas.

Como se observa en la Figura 3-6, el grado ponderado promedio es mayor en la RM de las mujeres en el régimen contributivo, mientras que no existe diferencia estadística

significativa entre el grado promedio de las RM por sexo en el régimen subsidiado ($t=1,0504$, $p=0,6964$). En el modelo P se presentan mayores valores promedio en el grado ponderado y en el peso de los vínculos en el régimen contributivo, en los dos sexos, y al interior de cada régimen mayores valores en las RM de las mujeres, diferente al segundo modelo, en donde se presentan mayores valores promedio en el peso de los vínculos en el régimen subsidiado y al interior de cada régimen mayores valores en las RM de los hombres. En el modelo SCI no hay diferencia significativa entre el grado ponderado promedio en las RM del régimen contributivo ($t=0,4020$, $p=0,9$).

Figura 3-5: Diagramas de cajas y bigotes medidas topológicas RM muestrales

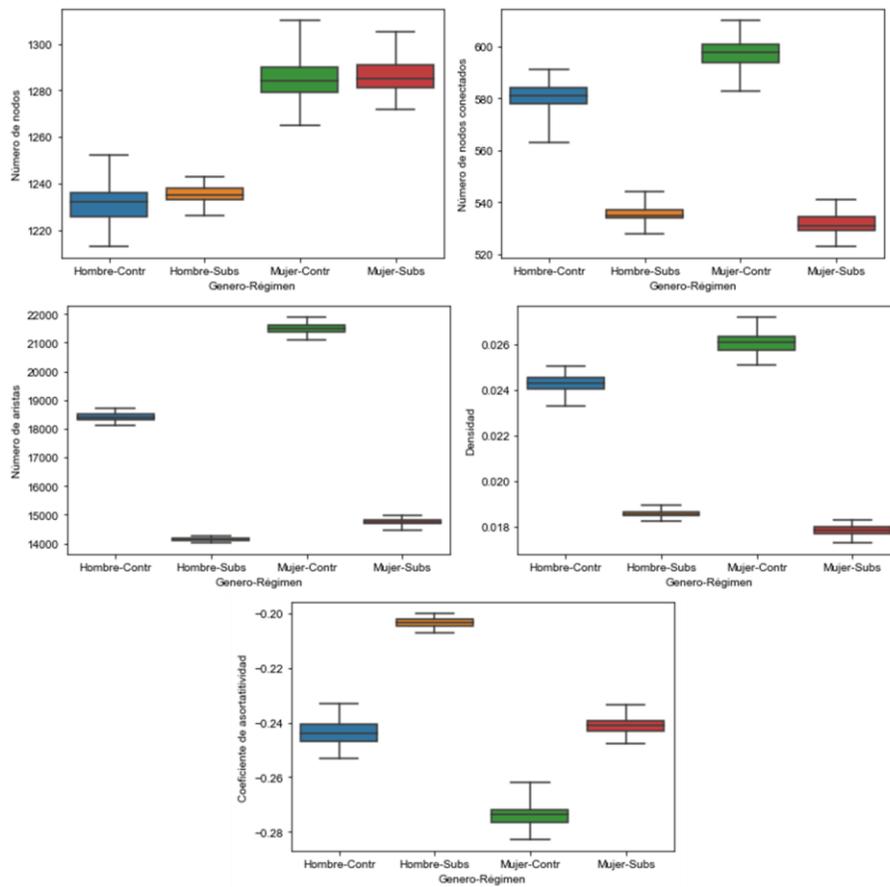
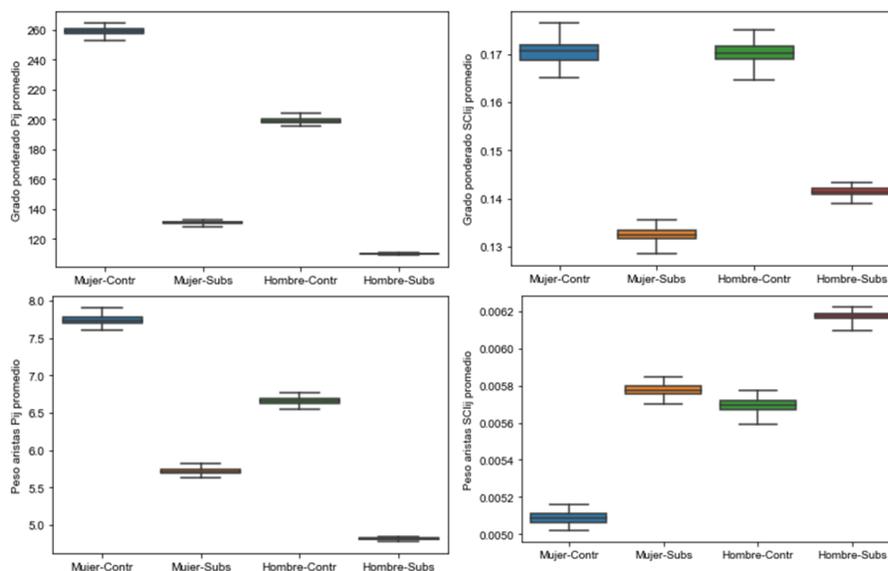


Figura 3-6: Diagrama de caja y bigotes de grado ponderado y peso de arista promedio



3.6 Extensión a otras regiones

Finalmente, se presenta una extensión de la aplicación de la representación relacional a otras dos regiones, con el fin de identificar si los hallazgos obtenidos son particulares de la población analizada o se presentan en otras poblaciones, como insumo para evaluar la utilidad de las medidas propuestas. Se construyeron RM para segmentaciones por régimen y grupo etario para Risaralda e Ibagué, un departamento y una ciudad con características poblacionales de tamaño diferentes a Bogotá. Las RM fueron construidas a partir de los registros de RIPS para los periodos 2015-2019 en Ibagué y 2011-2015 en Risaralda. La base de datos de Ibagué incluye 2.808.003 registros médicos de 333.767 pacientes afiliados al régimen contributivo y 158.649 al régimen subsidiado, mientras que la de Risaralda está compuesta por 5.972.225 registros médicos, de 316.580 pacientes afiliados al régimen contributivo y 380.436 al subsidiado.

En la Tabla 3-6 se presentan las propiedades topológicas de las RM de las regiones de Ibagué y Risaralda. Como primera medida es importante resaltar que, en el caso de Ibagué, al igual que Bogotá el número de pacientes del régimen contributivo es mayor que el del régimen subsidiado, mientras que en Risaralda sucede lo contrario, se registra una mayor cantidad de pacientes en el régimen subsidiado en todos los grupos etarios excepto

en el rango de edad de 19-39 años. Al igual que en Bogotá, en general las RM con mayor cantidad de pacientes presentan mayores valores en sus propiedades topológicas.

Patrones de estructura de las RM de Bogotá, se mantienen en las RM de las regiones. Como primera medida el incremento en el número de nodos o diagnósticos conectados por edad en los dos regímenes. Además, las RM de 40 a 60 años son las que presentan el mayor número de conexiones (aristas) entre diagnósticos en ambos regímenes. Finalmente, las RM presentan medidas de densidad por debajo de 0,1 y son disortativas.

Tabla 3-6: Propiedades topológicas de las RM de las regiones de Ibagué y Risaralda

Región	Grupo poblacional	Número pacientes	Número nodos	% nodos conectados	Número aristas	Densidad	Coefficiente asortatividad
Ibagué	Contributivo - 0-18	89.019	1.297	43,33%	15.269	0,018	-0,241
	Contributivo - 19-39	122.101	1.377	46,70%	24.487	0,026	-0,263
	Contributivo - 40-60	78.837	1.325	54,64%	29.938	0,034	-0,311
	Contributivo - >60	43.810	1.219	62,10%	27.664	0,037	-0,314
	Subsidiado - 0-18	55.912	1.328	42,85%	8.446	0,01	-0,113
	Subsidiado - 19-39	44.350	1.310	50,00%	10.396	0,012	-0,156
	Subsidiado - 40-60	34.946	1.265	59,29%	13.748	0,017	-0,244
	Subsidiado - >60	23.441	1.136	65,93%	12.660	0,02	-0,264
Risaralda	Contributivo - 0-18	84.132	1.299	45,65%	15.796	0,019	-0,239
	Contributivo - 19-39	116.103	1.321	49,66%	24.241	0,028	-0,242
	Contributivo - 40-60	78.190	1.302	55,84%	28.404	0,034	-0,299
	Contributivo - >60	38.355	1.167	61,70%	20.578	0,03	-0,297
	Subsidiado - 0-18	149.267	1.412	49,50%	26.824	0,027	-0,265
	Subsidiado - 19-39	99.675	1.415	57,10%	33.536	0,034	-0,252
	Subsidiado - 40-60	82.986	1.379	63,67%	41.348	0,044	-0,305
	Subsidiado - >60	48.508	1.283	68,75%	36.161	0,044	-0,318

3.7 Conclusiones

Se propone una representación relacional para caracterizar las multimorbididades poblacionales en términos de redes, a partir del estudio de la coocurrencia de diagnósticos en las consultas médicas de los pacientes. Este enfoque permite caracterizar la multimorbididad poblacional, considerando los diagnósticos que coexisten en los pacientes y brinda la oportunidad de identificar disparidades en multimorbididad considerando factores sociodemográficos como el sexo, la edad y la condición socioeconómica. A partir del estudio de las propiedades topológicas de las RM fue posible identificar la estructura de los vínculos entre los diagnósticos médicos y determinar la importancia de los diagnósticos y las multimorbididades, lo que puede ser útil para evaluar el desempeño del sistema de salud.

A partir del estudio del grado ponderado de cada diagnóstico en los dos modelos propuestos, que resume la fuerza de asociación entre un diagnóstico médico y todos los demás, teniendo en cuenta el peso de las multimorbididades, se encontró que los diagnósticos que más se presentan en las comorbilidades representativas son enfermedades respiratorias en los menores de 18 años, la obesidad en el grupo de 19 a 39 años (excepto en los hombres del régimen subsidiado) y en los mayores de 40 años, enfermedades crónicas no transmisibles del sistema circulatorio y endocrinas, nutricionales y metabólicas, siendo la hipertensión esencial el diagnóstico que más se presenta en las comorbilidades en los mayores de 60 años. Esta información es relevante para la gestión de la multimorbididad, debido a que estos diagnósticos médicos están asociados con la mayor carga de multimorbididad en los diferentes subgrupos poblacionales, por lo que pacientes con estas enfermedades tendrán una mayor probabilidad de tener otras condiciones médicas y por lo tanto mayores necesidades en los servicios de salud.

Las multimorbididades presentaron disparidades por factores sociodemográficos en las segmentaciones poblacionales analizadas. En los menores de 18 años las comorbilidades representativas de mayor peso fueron enfermedades respiratorias, excepto en el modelo *SCI* del régimen subsidiado donde la comorbilidad más importante es el retraso mental profundo con la parálisis cerebral. En el rango de 19 a 39 años se presentan las mayores variaciones de comorbilidades con mayor peso entre regímenes de afiliación, en los dos modelos, en el modelo *P* del régimen contributivo, las asociaciones entre enfermedades crónicas son las de mayor peso, mientras que en el subsidiado son asociaciones entre

traumatismos en los hombres y enfermedades genitourinarias en las mujeres, por otro lado, en el modelo *SCI* las comorbilidades de mayor peso son asociaciones entre enfermedades respiratorias en el régimen contributivo y entre traumatismos en el subsidiado. En los mayores de 40 años las comorbilidades que vinculan asociaciones entre enfermedades crónicas son las de mayor peso, excepto para los hombres del régimen subsidiado en el modelo *SCI* en donde asociaciones entre los traumatismos son las más importantes. El hallazgo de que las comorbilidades con mayor peso en los mayores de 40 años sean asociaciones entre enfermedades de los sistemas circulatorios y endocrinos, nutricionales y metabólicos, coincide con resultados de estudios previos de multimorbilidad en esta población (Abebe et al., 2020; Hussain et al., 2015; Nunes et al., 2015; Pengpid & Peltzer, 2017; Ricci-Cabello et al., 2015). Además, se destaca que en los hombres del régimen subsidiado las comorbilidades de mayor peso incluyan asociaciones entre traumatismos, que posiblemente están relacionadas con la atención de accidentes, puesto que evidencia información referente a patrones de acceso al sistema y de diagnóstico por parte del personal asistencial en este régimen. Esta información sirve de base para el diseño de protocolos y guías clínicas que permitan atender los patrones más frecuentes multimorbilidad. Además, es un insumo para que los servicios puedan organizarse en torno a la atención de comorbilidades comunes considerando edad, sexo y régimen de afiliación, lo que mejorará el cuidado de los pacientes y el uso de recursos en el sistema de salud.

Se evaluaron dos modelos (*P* y *SCI*) para determinar la importancia de la multimorbilidad o coocurrencia de los diagnósticos y se encontró que cada uno prioriza las relaciones entre diagnósticos de diferentes formas. En el primer caso la relevancia está asociada a la cantidad de pacientes en los que coocurren los diagnósticos, mientras que el segundo permite darles relevancia a diagnósticos menos comunes. El primer modelo permite complementar medidas tradicionales de prevalencia a nivel de pares de diagnósticos en los pacientes, mientras que en el segundo modelo son relevantes multimorbilidades que, aunque incluyen diagnósticos relativamente poco frecuentes en prevalencia comparados con otros diagnósticos (como los traumatismos), son importantes porque el peso de los vínculos tiene valores cercanos a las prevalencias individuales. La diferencia entre los dos modelos no define a una de las representaciones como mejor que la otra, ambas capturan información diferente que puede ser complementaria para comprender la estructura de las RM y las características de la multimorbilidad poblacional.

El análisis de robustez permitió identificar que los patrones de las medidas topológicas se mantienen en cada escenario y que existe correspondencia entre los nodos y aristas más importantes en los dos enfoques, a pesar de la diferencia en el tamaño de las redes totales y muestrales. Las medidas mantuvieron sus patrones generales al estudiarse en otras dos regiones, lo que evidencia su consistencia y utilidad para el estudio de la multimorbilidad poblacional.

4 Caracterización de las relaciones entre los patrones de morbilidad y la prestación de los servicios de salud

En esta sección se presenta la representación propuesta para caracterizar las relaciones entre la componente de prestación de servicios del sistema de salud y los patrones de morbilidad, con el fin de dar respuesta al tercer objetivo específico. La representación se desarrolló en dos fases, en la primera se construyeron grafos bipartitos, conectando los diagnósticos y procedimientos por coocurrencia en los registros médicos, en la segunda se proyectaron las redes bipartitas en redes de diagnósticos con el fin de analizar los patrones de morbilidad teniendo en cuenta los vínculos que tienen los diagnósticos médicos con los procedimientos.

Este capítulo está estructurado así: en la sección 4.1 se describe la base de datos utilizada, en la sección 4.2 se presenta la representación relacional para caracterizar las relaciones entre los patrones de morbilidad y la prestación de servicios, en la sección 4.3 se detallan las métricas de análisis, en la sección 4.4 se consolida la información de la población objeto de estudio a la cual se le aplicó la representación relacional, en la sección 4.5 se presentan los resultados de la aplicación de la construcción relacional a la población objeto de estudio y en la sección 4.6 se presenta una extensión de la aplicación de la representación relacional a otra región, con el fin de validar los resultados obtenidos previamente y determinar si son particulares de la población estudiada.

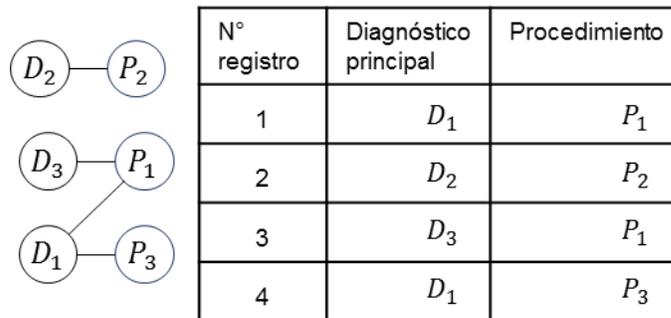
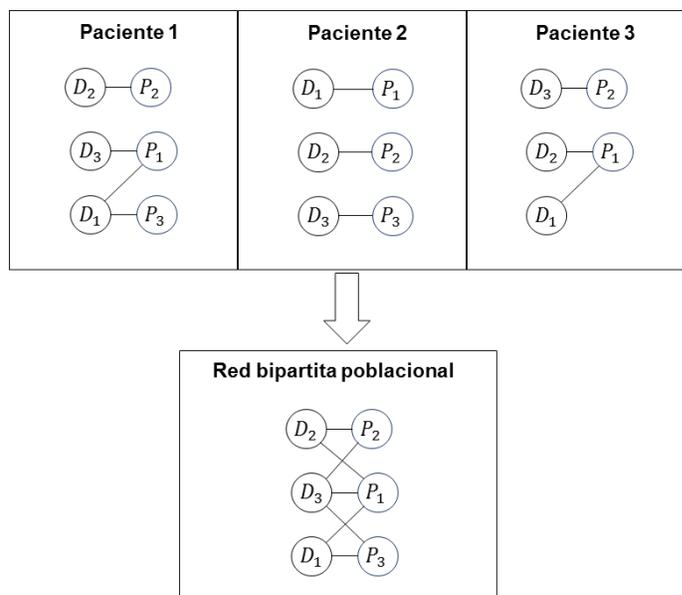
4.1 Base de datos

Para estudiar las relaciones entre los patrones de morbilidad y la prestación de los servicios de salud se utilizó como fuente de información el archivo de procedimientos de la base de datos RIPS. Se analizaron estos registros teniendo en cuenta que los procedimientos médicos incluyen los servicios de salud que se le prestan a un paciente para efectos diagnósticos, terapéuticos o quirúrgicos e implican el uso de equipamiento, instrumental, instalaciones y profesionales especializados, dependiendo de la complejidad del procedimiento y de las condiciones clínicas del paciente (OPS, 2018).

Los campos de información que se consideraron son: código identificador del usuario, edad, sexo, régimen de afiliación, código del diagnóstico principal y código del procedimiento. Los diagnósticos principales están codificados según la Clasificación CIE10, mientras que los procedimientos están codificados según la Clasificación Única de Procedimientos en Salud (CUPS), un ordenamiento lógico y detallado de los procedimientos en salud que se realizan en Colombia (Resolución 2238 de 2020).

4.2 Representación relacional

Con el fin de estudiar las relaciones entre los patrones de morbilidad y los servicios de salud se construyeron inicialmente grafos bipartitos, conectando los diagnósticos y procedimientos si coocurrieron en un registro médico. Se utilizaron este tipo de grafos teniendo en cuenta que los diagnósticos y los procedimientos corresponden a diferentes tipos de información del sistema de salud. Inicialmente para cada registro de procedimiento, se definió un vínculo entre el diagnóstico médico principal y el procedimiento dado. A continuación, se generaron redes para cada uno de los pacientes superponiendo los vínculos de sus registros durante el periodo de tiempo analizado (ver Anexo 2). En la Figura 4-1 se presenta el ejemplo de la red bipartita de un paciente con cuatro registros de procedimientos. Finalmente se concatenaron las redes de cada paciente para construir redes bipartitas poblacionales. En la Figura 4-2 se presenta un ejemplo de red bipartita poblacional que concatena los grafos de tres pacientes.

Figura 4-1: Grafo ejemplo de una red bipartita de un paciente**Figura 4-2:** Grafo ejemplo red bipartita poblacional

Los nodos de los diagnósticos médicos están identificados por los tres primeros caracteres del código de la clasificación CIE10, manteniendo el mismo nivel de codificación utilizado en la representación relacional propuesta para caracterizar patrones de morbilidad colectivos, se incluyeron los registros de procedimientos cuyos diagnósticos médicos correspondían a enfermedades o lesiones. Por otro lado, los nodos de procedimientos están identificados por los cuatro primeros caracteres de la clasificación CUPS, porque a este nivel en la codificación se representan las categorías generales de procedimientos.

Cada uno de los caracteres de la codificación CUPS tiene una representación específica. Los dos primeros definen el grupo, el cual señala la zona anatómica (capítulo 01 al 14), la unidad de producción (capítulo 15 al 24) o el proceso en la colectividad (capítulo 25) dependiendo del capítulo al que pertenece (ver Tabla 4-1). El tercer carácter representa el

subgrupo que indica el tipo de procedimiento (para los grupos 01 al 86), el tipo de imagen (para los grupos 87 y 88), el tipo de área técnica (para los grupos 90 y 91), el tipo de acción (para los grupos 89, 92 al 99) o el tipo de estrategia (para los grupos A1 al A5), según el grupo determinado. Finalmente, el cuarto carácter representa la categoría o forma genérica de nomenclatura del procedimiento (Ministerio de Salud y Protección Social, 2017).

Tabla 4-1: Códigos de grupos en capítulos de la clasificación CUPS

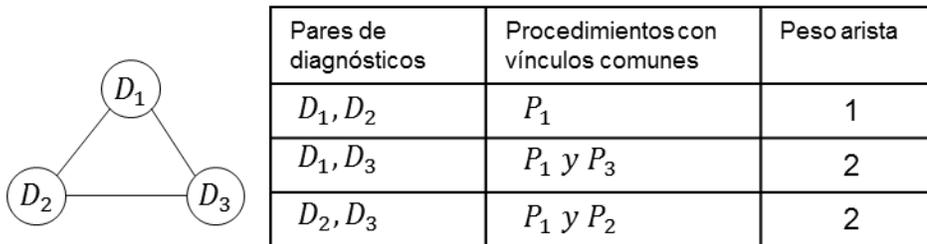
Capítulo	Grupo	Capítulo	Grupo
Capítulo 1 – sistema nervioso	01-05	Capítulo 14 – sistema tegumentario	85-86
Capítulo 2 – sistema endocrino	06-07	Capítulo 15 – imagenología	87-88
Capítulo 3 – sistema visual	08-16	Capítulo 16 – consulta monitorización y procedimientos diagnósticos	89
Capítulo 4 – sistema auditivo	17-20	Capítulo 17 – laboratorio clínico	90
Capítulo 5 – nariz, boca y faringe	21-29	Capítulo 18 – medicina transfusional y banco de sangre	91
Capítulo 6 – sistema respiratorio	30-34	Capítulo 19 – medicina nuclear y radioterapia	92
Capítulo 7 – sistema circulatorio	35-39	Capítulo 20 – desempeño funcional y rehabilitación	93
Capítulo 8 – sistema hemático y linfático	40-41	Capítulo 21 – Salud mental	94
Capítulo 9 – sistema digestivo	42-54	Capítulo 22 – diagnóstico y tratamiento en sistemas visual y auditivo	95
Capítulo 10 – sistema urinario	55-59	Capítulo 23 – otros procedimientos no quirúrgicos	96-98
Capítulo 11 – sistema reproductor masculino	60-64	Capítulo 24 – procedimientos misceláneos	99
Capítulo 12 – sistema reproductor femenino	65-75	Capítulo 25- procedimientos e intervenciones colectivas	A1-A5
Capítulo 13 – sistema osteomuscular	76-84		

Para cuantificar la importancia o el peso de los vínculos o aristas se consideró el modelo de prevalencia P , utilizado en las RM. En este caso el peso de los vínculos P es el porcentaje de pacientes que presentaron la coocurrencia del diagnóstico y el procedimiento. Se utilizó este modelo con el fin de evaluar el desempeño del sistema a

partir del análisis de las diferencias que existen entre los vínculos entre procedimientos y diagnósticos.

A continuación, se construyó una segunda representación relacional en donde se proyectaron las redes bipartitas en redes de diagnósticos con el fin de analizar los patrones de morbilidad teniendo en cuenta los vínculos que tienen los diagnósticos médicos con los procedimientos. En esta red los nodos son los diagnósticos médicos y se presenta una conexión entre cada par de nodos, si tuvieron un vínculo común con un procedimiento en la red bipartita. En la Figura 4-3 se presentan las redes proyección de diagnósticos de la red bipartita poblacional que se presentó en la Figura 4-2. Se observa que los tres diagnósticos médicos están conectados entre ellos porque en la red bipartita entre todos los pares de diagnósticos existieron vínculos comunes con al menos un procedimiento médico. En las redes de diagnóstico proyectadas el peso de las aristas se estimó como el número de procedimientos comunes entre cada par de diagnósticos.

Figura 4-3: Ejemplo de grafo proyección de diagnósticos del grafo bipartito



Con el fin de evaluar el desempeño del sistema a partir de la comparación de las propiedades de los grafos propuestos, se construyeron grafos para una misma población en dos periodos diferentes, lo que permite analizar el cambio en el estado de salud en el tiempo, teniendo en cuenta los procedimientos que se llevaron a cabo para atender los diagnósticos médicos.

4.3 Métricas de análisis

Para describir la estructura de las redes construidas e identificar el alcance de las medidas topológicas estimadas para las RM poblacionales, se calcularon el número de nodos, número de aristas, densidad y coeficiente de asortatividad para las redes bipartitas y proyectadas. Además, se identificaron y compararon los diagnósticos, procedimientos y vínculos entre diagnósticos y procedimientos, usando las medidas de grado ponderado y

peso de las aristas, así como los vínculos entre diagnósticos en las redes proyectadas, con el fin de identificar si a través del tiempo aparecían diagnósticos o vínculos que evidenciarán el empeoramiento de la salud de la población o por el contrario se mantenían o no aparecían diagnósticos médicos o multimorbilidades que se habían presentado previamente.

4.4 Población objeto de estudio

Con el fin de utilizar la representación relacional para medir desempeño del sistema de salud, se aplicó a una segmentación de la población con mayor uniformidad que la población general, en dos periodos de tiempo diferentes. Para definir la segmentación se tuvo en cuenta una enfermedad base, un único sexo y un grupo etario delimitado, teniendo en cuenta que en los capítulos anteriores se identificaron diferencias por sexo y edad en los patrones de morbilidad. La enfermedad base elegida fue la diabetes mellitus por ser una de las primeras causas de mortalidad en Colombia (Ministerio de Salud y Protección Social, 2022), en particular la diabetes mellitus no insulino dependiente (código E11 en la clasificación CIE10), por ser la diabetes de mayor prevalencia en las bases de datos disponibles e identificarse dentro de las multimorbilidades más frecuentes en los regímenes y sexos de las personas mayores de 60 años, tal como se menciona en el apartado 3.4.2. Se aplicó la representación relacional a las mujeres mayores de 60 años con diabetes mellitus no insulino dependiente, debido a que la prevalencia de los diagnósticos y las multimorbilidades representativas en las que se incluye el tipo de diabetes seleccionada son mayores en las mujeres y los mayores de 60 años

La representación relacional se aplicó en la ciudad de Bogotá por ser una de las ciudades más importantes del país y debido a que la base de datos disponible era la que presentaba la mayor cantidad de datos de procedimientos para la segmentación poblacional definida. Se utilizaron los registros de los RIPS procedimientos reportados a la Secretaria de Salud de Bogotá en los periodos 2017 y 2019. Se analizaron 6.463 registros para el año 2017 y 2.145 para el año 2019 de 556 mujeres mayores de 60 años que reportaron tener diabetes mellitus no insulino dependiente y de las cuales se tuvieron registros en los dos periodos. A pesar de identificar previamente diferencias en los patrones de morbilidad por condición socioeconómica, no se tuvo en cuenta el régimen de afiliación porque solo siete personas de la muestra pertenecían al régimen subsidiado. En la Tabla 4-2 se presentan medidas descriptivas de la base de datos analizada.

Tabla 4-2: Descripción general población objeto de estudio de Bogotá

	2017	2019
Número de registros por paciente (media \pm ds*)	11,62 \pm 12,70	3,85 \pm 4,54
Número de diagnósticos por paciente (media \pm ds)	3,46 \pm 2,50	1,83 \pm 1,17
Número de procedimientos por paciente (media \pm ds)	5,57 \pm 4,11	2,48 \pm 2,19

*ds= desviación estándar

4.5 Resultados

Las propiedades topológicas globales de las redes bipartitas para los dos periodos se presentan en la Tabla 4-3. Se observan diferencias entre ellas a pesar de corresponder a la misma población. Las redes están compuestas por 142 diagnósticos y 79 procedimientos comunes y 54 diagnósticos y 18 procedimientos diferentes. Las redes del segundo periodo presentan un menor número de nodos diagnósticos y procedimientos, así como aristas, lo que puede ser explicado con el hecho de que los pacientes disminuyeron el número de registros de atención en el tiempo, es así como en promedio aproximadamente se tuvieron once registros por paciente en el año 2017 frente a cuatro en el 2019 (ver Tabla 4-2). En las dos redes la medida de densidad está por debajo de 0,1, lo que evidencia una proporción de conexiones pequeña entre los nodos presentes. Al igual que en las RM las redes bipartitas son disortativas.

Tabla 4-3: Medidas topológicas globales de las redes bipartitas por periodo

Medida	2017	2019
Número de nodos diagnósticos	275	196
Número de nodos procedimientos	185	97
Número de aristas	1.431	625
Densidad	0,0281	0,0329
Coeficiente de asortatividad	-0,2818	-0,3324

En el Anexo 6 se presentan los nodos (diagnósticos y procedimientos) y las aristas de la red bipartita de la población objeto de estudio, en particular las medidas de grado ponderado y peso de las aristas. Como ejemplo de descripción de los nodos, en la Tabla 4-4 se presentan los diez diagnósticos de mayor grado ponderado. Se observa que en los dos periodos los diagnósticos de mayor coocurrencia con los procedimientos (de mayor grado ponderado) corresponden a la enfermedad base diabetes mellitus no insulino dependiente, seguido de la hipertensión esencial una enfermedad a la que son propensas las personas que sufren de diabetes tipo dos (Valdés & Bencosme, 2009). A

pesar de que no es posible que un paciente desarrolle diversos tipos de diabetes, dentro de los diagnósticos más conectados con los procedimientos se incluyen la diabetes mellitus insulino dependiente y no especificada, lo que puede deberse a que los pacientes de diabetes tipo dos presentaron un deterioro en su condición médica y presentan sintomatología de diabetes tipo uno. Los diagnósticos que solo se presentaron en la red del 2019 presentan un grado ponderado por debajo de cinco.

Tabla 4-4: Diagnósticos de mayor grado ponderado en las redes bipartitas por periodo

2017		2019	
Diagnóstico mayor grado ponderado	Grado ponderado <i>P</i>	Diagnóstico mayor grado ponderado	Grado ponderado <i>P</i>
Diabetes mellitus no insulino dependiente	1.343	Diabetes mellitus no insulino dependiente	323
Hipertensión esencial (primaria)	409	Hipertensión esencial (primaria)	231
Diabetes mellitus insulino dependiente	174	Diabetes mellitus insulino dependiente	160
Diabetes Mellitus no especificada	133	Diabetes mellitus no especificada	60
Enfermedad renal crónica	90	Otros hipotiroidismos	52
Otras enfermedades pulmonares obstructivas crónicas	81	Caries dental	45
Glaucoma	76	Otros trastornos del sistema urinario	45
Caries dental	73	Enfermedad renal crónica	30
Otras diabetes mellitus especificadas	73	Otras enfermedades pulmonares obstructivas crónicas	20
Otros trastornos del sistema urinario	62	Fibrilación y aleteo auricular	20

Respecto a los diagnósticos comunes en las dos redes, en la Tabla 4-5 se presentan los cinco diagnósticos con mayor grado ponderado en el segundo periodo, se observa un incremento en la atención de diagnósticos en los que la diabetes tipo 2 puede ser un factor de riesgo, tales como el hipotiroidismo (Sierra & Quintero, 2019), la artritis reumatoide seropositiva (Reyes et al., 2011) y la enfermedad cardiaca hipertensiva (Zavala & Florenzano, 2015).

Tabla 4-5: Cinco diagnósticos de mayor grado ponderado en el segundo periodo

Diagnóstico mayor grado ponderado	2017	2019
Otros hipotiroidismos	44	52
Fibrilación y aleteo auricular	3	20
Artritis reumatoide seropositiva	10	18
Delirio, no inducido por alcohol o por otras sustancias psicoactivas	3	16
Enfermedad cardiaca hipertensiva	1	11

Con respecto a los nodos procedimientos, en la Tabla 4-6 se presentan los diez procedimientos de mayor grado ponderado. Se observa que el procedimiento más conectado con los diagnósticos médicos cambia en los dos periodos, en el primero son pruebas químicas rutinarias mientras que en el segundo son consultas de control o seguimiento, procedimiento que además tiene un mayor grado ponderado en el segundo periodo. En general los procedimientos de mayor grado ponderado corresponden a pruebas confirmatorias y complementarias del diagnóstico de diabetes tipo dos como se observa en la Tabla 4-7 donde se presentan los vínculos de mayor coocurrencia entre los diagnósticos y procedimientos médicos. El análisis de prevalencia de los vínculos entre diagnósticos y procedimientos evidencia que las consultas de control y seguimiento de la diabetes tipo 2 pasaron de un 28% de los pacientes a un 13% en el segundo periodo.

Tabla 4-6: Procedimientos de mayor grado ponderado en las redes bipartitas por periodo

2017		2019	
Procedimiento mayor grado ponderado	Grado ponderado P	Procedimiento mayor grado ponderado	Grado ponderado P
Pruebas químicas rutinarias	611	Consulta de control o de seguimiento	306
Pruebas para enzimas	493	Consulta descrita como global o de primera vez	277
Consulta descrita como global o de primera vez	329	Pruebas químicas rutinarias	271
Pruebas no rutinarias	312	Pruebas en orina	90
Consulta de control o de seguimiento	287	Pruebas para enzimas	81
Pruebas para función tiroidea o paratiroidea	231	Pruebas hematológicas rutinarias	77
Pruebas en orina	229	Pruebas no rutinarias	51
Pruebas hematológicas rutinarias	194	Pruebas para función tiroidea o paratiroidea	39

Terapia física	96	Consulta de urgencias	34
Pruebas para vitaminas	66	Radiología general de tórax	21

Tabla 4-7: Vínculos de mayor prevalencia en la red bipartita por periodo

2017		2019	
Conexiones más prevalentes	% P	Conexiones más prevalentes	% P
Diabetes mellitus no insulino dependiente - Pruebas para enzimas	42,27%	Diabetes mellitus no insulino dependiente - Pruebas químicas rutinarias	15,11%
Diabetes mellitus no insulino dependiente - Pruebas químicas rutinarias	42,09%	Diabetes mellitus no insulino dependiente - Consulta de control o de seguimiento	13,13%
Diabetes mellitus no insulino dependiente - Pruebas no rutinarias	29,50%	Hipertensión esencial (primaria) - Consulta de control o de seguimiento	11,33%
Diabetes mellitus no insulino dependiente - Consulta de control o de seguimiento	28,24%	Hipertensión esencial (primaria) - Pruebas químicas rutinarias	9,17%
Diabetes mellitus no insulino dependiente - Consulta descrita como global o de primera vez	18,35%	Diabetes mellitus no insulino dependiente - Consulta descrita como global o de primera vez	6,83%
Diabetes mellitus no insulino dependiente - Pruebas en orina	17,27%	Hipertensión Esencial (Primaria) - Consulta descrita como global o de primera vez	5,94%
Diabetes mellitus no insulino dependiente - Pruebas para función tiroidea o paratiroidea	16,37%	Diabetes mellitus no insulino dependiente - Pruebas para enzimas	5,76%
Hipertensión esencial (Primaria) - Pruebas para enzimas	12,41%	Diabetes mellitus no insulino dependiente - Consulta de control o de seguimiento	5,76%
Hipertensión esencial (Primaria) - Pruebas químicas rutinarias	11,51%	Diabetes mellitus no insulino dependiente - Pruebas químicas rutinarias	5,76%
Hipertensión esencial (Primaria) - Pruebas no rutinarias	10,79%	Diabetes mellitus no insulino dependiente - Pruebas en orina	4,50%

Al estudiar las propiedades topológicas de las redes proyección de los diagnósticos médicos se identifican los mismos patrones de estructura de las redes bipartitas. En la Tabla 4-8 se presentan las medidas globales, en donde se observa un menor número de

diagnósticos y vínculos entre ellos en las redes del segundo periodo. Además, densidades por debajo de 0,1, así como coeficiente de asortatividad negativo (redes disortativas).

Tabla 4-8: Medidas globales de redes proyectadas de diagnósticos por periodo

Medida	2017	2019
Número de nodos	275	196
Número de aristas	13.738	8.954
Densidad	0,3646	0,4685
Coeficiente de asortatividad	-0,2038	-0,1442

En el Anexo 7 se presentan los diagnósticos y vínculos de la red proyección, en particular las medidas de grado y peso de las aristas. En la Tabla 4-9 se presentan los diagnósticos de mayor grado en las redes proyectadas. Se observa que el número de vínculos de la diabetes mellitus no insulino dependiente y la hipertensión (los diagnósticos de mayor grado) teniendo en cuenta los procedimientos en común es menor en el segundo periodo. Respecto a los diagnósticos comunes se encontró que 90 de los diagnósticos disminuyeron su grado, mientras que 52 incrementaron su valor, dentro del segundo grupo resalta el incremento de fibrilación y aleteo auricular (paso de 47 a 163 en el grado) teniendo en cuenta que la coexistencia de esta enfermedad con la diabetes mellitus define una población de elevadísimo riesgo cardiovascular (Barón-Esquivias et al., 2021). Además, incrementaron el número de vínculos otras complicaciones de la diabetes: la catarata senil (paso de 108 a 162) y el mieloma múltiple y tumores malignos de células plasmáticas (paso de cero a 139).

Tabla 4-9: Diagnósticos de mayor grado redes proyectadas de diagnósticos por periodo

2017		2019	
Diagnóstico mayor grado	Grado	Diagnóstico mayor grado	Grado
Diabetes mellitus no insulino dependiente	246	Diabetes mellitus no insulino dependiente	183
Hipertensión esencial (primaria)	237	Diabetes mellitus insulino dependiente	176
Diabetes mellitus no especificada	231	Hipertensión esencial (primaria)	176
Diabetes mellitus insulino dependiente	229	Otros trastornos del sistema urinario	172
Otras enfermedades pulmonares obstructivas crónicas	228	Otras enfermedades pulmonares obstructivas crónicas	169

Gonartrosis [artrosis de la rodilla]	223	Diabetes mellitus no especificada	168
Otros trastornos de los tejidos blandos, no clasificados en otra parte	221	Enfermedad renal crónica	166
Glaucoma	221	Otros hipotiroidismos	164
Dorsalgia	220	Fibrilación y aleteo auricular	163
Otras diabetes mellitus especificadas	220	Obesidad	163

En la Tabla 4-10 se presentan los vínculos de mayor peso en las redes de diagnósticos proyectadas. Se observa que la diabetes y la hipertensión esencial son los diagnósticos que presentan la mayor cantidad de procedimientos en común. De los 8.954 vínculos de la red del 2019, solo 3.392 se encuentran en la red del primer periodo, los vínculos diferentes tienen un peso inferior a nueve.

Tabla 4-10: Vínculos de mayor peso en redes proyectadas por periodo

2017		2019	
Vínculos	Peso arista	Vínculos	Peso arista
Diabetes Mellitus No Insulinodependiente - Hipertensión Esencial (Primaria)	38	Hipertensión Esencial (Primaria) - Diabetes Mellitus Insulinodependiente	20
Diabetes Mellitus No Insulinodependiente - Otras Enfermedades Pulmonares Obstructivas Crónicas	28	Diabetes Mellitus No Insulinodependiente - Hipertensión Esencial (Primaria)	20
Diabetes Mellitus No Insulinodependiente - Diabetes Mellitus No Especificada	26	Diabetes Mellitus No Insulinodependiente - Diabetes Mellitus Insulinodependiente	19
Hipertensión Esencial (Primaria) - Diabetes Mellitus No Especificada	24	Diabetes Mellitus No Insulinodependiente - Otros Hipotiroidismos	14
Diabetes Mellitus No Insulinodependiente - Otras Diabetes Mellitus Especificadas	24	Otros Hipotiroidismos - Diabetes Mellitus Insulinodependiente	13
Diabetes Mellitus No Insulinodependiente - Diabetes Mellitus Insulinodependiente	23	Hipertensión Esencial (Primaria) - Otros Hipotiroidismos	13
Diabetes Mellitus No Insulinodependiente - Enfermedad Renal Crónica	21	Diabetes Mellitus No Insulinodependiente - Otros Trastornos del Sistema Urinario	12

Hipertensión Esencial (Primaria) - Otras Enfermedades Pulmonares Obstructivas Crónicas	21	Hipertensión Esencial (Primaria) - Otros Trastornos del Sistema Urinario	12
Diabetes Mellitus No Insulinodependiente - Otros Trastornos del Sistema Urinario	20	Otros Trastornos del Sistema Urinario - Diabetes Mellitus Insulinodependiente	11
Hipertensión Esencial (Primaria) - Diabetes Mellitus Insulinodependiente	20	Diabetes Mellitus No Insulinodependiente - Fibrilación y Aleteo Auricular	11

4.6 Extensión a otras regiones

Finalmente, se presenta una extensión de la aplicación de la representación relacional a otra región, con el fin de identificar si los hallazgos obtenidos son particulares de la población analizada o se presentan en otras poblaciones, como insumo para evaluar la utilidad de las medidas propuestas. Se construyeron las redes bipartitas de diagnósticos y procedimientos usando la base de datos RIPS de las mujeres mayores de 60 años con enfermedad de diabetes tipo 2, disponible en la Secretaria de Salud de la ciudad de Ibagué para los periodos 2015 y 2019. En total se analizaron 511 registros médicos de 2015 y 117 de 2019 de 40 pacientes. En la Tabla 4-11 se presentan medidas descriptivas de la base de datos estudiada.

Tabla 4-11: Descripción general población objeto de estudio Ibagué

	2015	2019
Número de registros por paciente (media \pm ds)	12,77 \pm 22,90	2,92 \pm 2,71
Número de diagnósticos por paciente (media \pm ds)	3,10 \pm 3,95	1,32 \pm 0,65
Número de procedimientos por paciente (media \pm ds)	5,20 \pm 4,09	1,82 \pm 1,13

*ds= desviación estándar

En la Tabla 4-12 se presentan las propiedades topológicas de las redes bipartitas para la ciudad de Ibagué. En general se presentan los mismos patrones de estructura identificados en las redes bipartitas de Bogotá. Se observa un menor número de nodos (diagnósticos y procedimientos) y vínculos entre ellos en las redes del segundo periodo. Además, densidades por debajo de 0,1 y un incremento entre periodos, así como valor negativo de coeficiente de asortatividad.

Tabla 4-12: Medidas topológicas globales de las redes bipartitas por periodo

Medida	2015	2019
Número de nodos de diagnósticos	61	31
Número de nodos de procedimientos	50	41
Número de aristas	141	61
Densidad	0,0462	0,0480
Coeficiente de asortatividad	-0,1363	-0,1433

4.7 Conclusiones

Se propone una representación relacional para estudiar las relaciones entre los patrones de morbilidad y los servicios de salud poblacionales en términos de redes, a partir del estudio de la coocurrencia de los diagnósticos y los procedimientos en los registros médicos de los pacientes en dos periodos de tiempo. Este enfoque integra información de los diagnósticos médicos y los servicios de salud prestados lo que permite monitorear los cambios en el estado de la salud de las poblaciones teniendo en cuenta los procedimientos que se le hacen en el sistema.

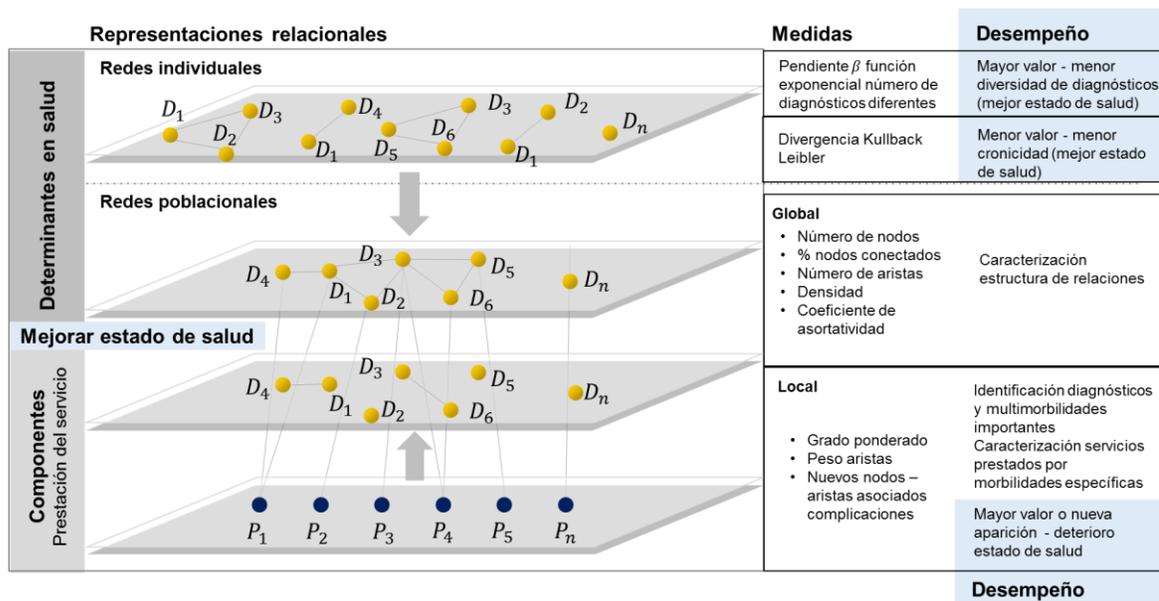
Se desarrollaron dos representaciones relacionales complementarias. La primera vincula de manera directa las relaciones entre los diagnósticos médicos y los procedimientos prestados en el sistema de salud, usando el modelo P para definir el peso de las aristas, que determina la relevancia de la relación teniendo en cuenta la cantidad de pacientes en los que coocurren los dos tipos de nodos. Las medidas de red de esta representación relacional permiten analizar la evolución del estado de salud de la población observando la aparición o cambios en las complicaciones asociadas a una enfermedad base y en los servicios prestados. El segundo modelo representa las multimorbilidades poblacionales a partir de la coocurrencia de procedimientos para la atención de dos diagnósticos médicos. En este caso las medidas de red permiten evidenciar cambios en los patrones de multimorbilidad poblacional a partir de los diferentes servicios de salud que se les prestan a los pacientes.

5 Modelo de evaluación del desempeño de un sistema de salud

En este capítulo se consolida el modelo de evaluación del desempeño con el fin de dar respuesta al cuarto objetivo específico. Este modelo conceptual integra las diferentes medidas analizadas en los capítulos previos y describe el alcance de uso de cada una de ellas.

En la Figura 5-1 se presenta el modelo conceptual propuesto. El desempeño del sistema se evalúa a partir del análisis del estado de salud de las poblaciones debido a que el objetivo general de un sistema de salud es promover, restaurar y mantener la salud de las personas. En el modelo se precisa que la evaluación debe tener en cuenta los determinantes en salud y los servicios prestados por el sistema de salud, toda vez que en conjunto definen el estado de salud de las poblaciones. Para garantizar que las diferencias entre poblaciones son comparables y están asociadas a los servicios prestados, se debe garantizar que la segmentación de las poblaciones incluya la información de los determinantes estructurales de la salud. En esta tesis solo se analizó el estado socioeconómico desde el estudio del régimen de afiliación, por ser el factor disponible en las bases de datos, por lo que la interpretación de las medidas de desempeño obtenidas es limitada, toda vez que la información disponible no permite una segmentación de la población en donde se garantice uniformidad respecto a sus determinantes en salud. Futuros estudios deberán integrar información de otros determinantes con el fin de facilitar la comparación entre grupos poblacionales.

Figura 5-1: Modelo conceptual de evaluación del desempeño de un sistema de salud



El modelo incluye las siguientes cuatro representaciones relacionales usando el análisis de redes:

La primera representación analiza la morbilidad por medio del estudio de los patrones de coocurrencia de diagnósticos en las consultas médicas de los pacientes. En este caso, debido al comportamiento de la distribución de probabilidad del número de diagnósticos diferentes (nodos), que presentaba largas colas exponenciales, se encontraron dos medidas que permiten evaluar el estado de salud de las poblaciones:

La primera medida es el exponente del ajuste exponencial (β) que representa la pendiente de la función. Un mayor valor en el exponente representa un decaimiento más rápido de la función exponencial, lo que evidencia una menor diversidad de diagnósticos diferentes en la trayectoria de morbilidad de la población y por lo tanto si se aplica a poblaciones comparables representa un mejor estado de salud. La segunda medida es la divergencia de Kullback-Leibler que analiza las diferencias entre las distribuciones de probabilidad del número de diagnósticos diferentes y número de diagnóstico totales. Esta medida vincula información de cronicidad de los pacientes, un menor valor de Divergencia significa menor repetición de diagnósticos en el paciente, menor cronicidad y en poblaciones comparables un mejor estado de salud. Bajo las segmentaciones poblacionales por régimen de afiliación, con los datos disponibles, no es posible realizar una interpretación directa de las

medidas, toda vez que no se cuenta con información del comportamiento de los pacientes, ni de las barreras de acceso asociadas al nivel socioeconómico, lo que puede generar subregistros de información que pueden llevar a ser interpretados como un mejor desempeño. Estas dos medidas complementan las medidas tradicionales de morbilidad de frecuencia, duración y severidad.

La segunda representación relacional estudia la multimorbilidad a partir del análisis de la coocurrencia de diagnósticos a nivel poblacional. Las medidas de redes globales permiten identificar la estructura de las relaciones entre los diagnósticos médicos lo que contribuye al entendimiento de los patrones de multimorbilidad en la salud pública. Por otro lado, las medidas locales, a nivel de nodos y aristas, permiten identificar y describir los diagnósticos y las multimorbididades poblacionales más prevalentes y fuertes, teniendo en cuenta el número de pacientes en los que coocurren los diagnósticos médicos y la fortaleza de la multimorbilidad por medio de la estimación de medidas normalizadas como el índice de Coseno de Salton. Al considerar factores sociodemográficos como la edad, sexo y régimen de afiliación es posible comparar patrones de multimorbilidad poblacionales. Estas medidas complementan los enfoques de recuentos de diagnósticos o índices ponderados en el estudio de la multimorbilidad.

Finalmente, las últimas dos representaciones relacionales integran la prestación del servicio de salud al estudio del estado de salud de la población. En el primer caso se representan las relaciones entre los procedimientos y los diagnósticos médicos. En el segundo se configura una representación relacional entre los diagnósticos médicos teniendo en cuenta la coocurrencia de procedimientos en la representación anterior, una propuesta de estudio de multimorbilidad poblacional que complementa la segunda representación relacional y que da información del estado de salud de la población directamente desde los registros de las intervenciones del sistema para la atención de los diagnósticos. Al igual que en la segunda representación relacional las medidas de redes globales y locales permiten caracterizar la estructura de las relaciones entre los diagnósticos médicos y los procedimientos, así como identificar los diagnósticos y multimorbididades más prevalentes. El estudio de la aparición o cambios en las complicaciones asociadas a una enfermedad base permite analizar la evolución del estado de salud de la población y por lo tanto el desempeño del sistema de salud.

6 Conclusiones y recomendaciones

A continuación, se presentan las conclusiones asociadas al logro de los objetivos y aportes de la investigación. Además, las limitaciones y recomendaciones del estudio.

6.1 Conclusiones

En esta tesis se exploran y analizan los patrones de morbilidad, multimorbilidad y su relación con los servicios de salud, usando el análisis de redes, con el fin de identificar medidas relacionales que permitan evaluar el desempeño de un sistema de salud. Las representaciones relacionales propuestas se derivan de estudiar la coocurrencia de los diagnósticos en las consultas médicas y de los diagnósticos y procedimientos dados en los servicios de salud. Se consideraron los factores sociodemográficos de sexo, edad y condición socioeconómica para analizar diferencias entre grupos poblacionales.

Se construyó una representación relacional para caracterizar los patrones de morbilidad individuales de la población. Propiedades estadísticas del número de nodos o diagnósticos diferentes de las redes de morbilidad individual, presentaron largas colas exponenciales lo que permitió la identificación de medidas de estado de salud de la población desde el estudio de los exponentes de las funciones exponenciales que se ajustaron a la distribución de probabilidad y la entropía de divergencia de Kullback-Leibler que analiza las diferencias entre las distribuciones de probabilidad del número de diagnósticos diferentes y número de diagnóstico totales. Las medidas fueron robustas al número de consultas y el tamaño de la muestra y mantuvieron sus patrones generales al estudiarse en tres regiones diferentes.

Se construyó una representación relacional para caracterizar los patrones de morbilidad colectivos a partir del estudio de la multimorbilidad poblacional. Las propiedades topológicas permitieron identificar que las RM presentan una estructura heterogénea conformada por algunos diagnósticos médicos altamente conectados, mientras que los demás tienen pocas o ninguna conexión. En todos los casos se presenta una baja proporción de conexiones entre los diagnósticos y las RM son disortativas, lo que significa que los diagnósticos de alto grado o mayor cantidad de vínculos coocurren con diagnósticos de bajo grado, es decir diagnósticos que tienen pocos vínculos con otros diagnósticos, este patrón evidencia la importancia para el sistema de salud de monitorear

los diagnósticos más conectados, por ser diagnósticos que coexisten con una diversidad de diagnósticos en los pacientes. Se evaluaron dos modelos (*P* y *SCI*) para determinar la importancia de la multimorbilidad o coocurrencia de los diagnósticos y se encontró que desde enfoques diferentes es posible determinar la fortaleza de las relaciones entre los diagnósticos. Las medidas analizadas fueron robustas al tamaño de la muestra y mantuvieron sus patrones generales al estudiarse en tres regiones diferentes.

Para representar las relaciones entre los aspectos demográficos y los patrones de morbilidad, se definieron segmentaciones poblacionales teniendo en cuenta la edad, el sexo, la condición socioeconómica y el tipo de paciente (crónico o no crónico) en la aplicación de las representaciones relacionales para caracterizar patrones de morbilidad individuales y colectivos. Se identificaron diferencias por sexo, edad y régimen de afiliación en la caracterización de los patrones de morbilidad. Incluir los factores demográficos para segmentar las poblaciones permite identificar las disparidades asociadas a estos determinantes en salud y la necesidad de garantizar homogeneidad en la población objeto de estudio para poder comparar medidas de desempeño.

Se construyó una representación relacional para estudiar las relaciones entre los patrones de morbilidad y los servicios de salud integrando información de los diagnósticos y procedimientos médicos. Las propiedades topológicas de las redes permitieron identificar una estructura heterogénea conformada por algunos diagnósticos y procedimientos altamente conectados. Además, las redes son disortativas, lo que significa que los nodos (diagnósticos y procedimientos) de alto grado o mayor cantidad de vínculos coocurren con nodos de bajo grado, este patrón evidencia la importancia para el sistema de salud de monitorear los nodos más conectados. Además, el análisis de la aparición o cambios en las relaciones entre diagnósticos médicos que representan complicaciones asociadas a una enfermedad base en el tiempo permite analizar la evolución del estado de salud de la población y por lo tanto el desempeño del sistema.

Finalmente se propone un modelo conceptual para evaluar el desempeño de un sistema de salud, a partir de la consolidación de las medidas de las redes construidas. Este modelo se enmarca dentro los elementos fundamentales que conforman las estructuras institucionales de los modelos de evaluación del desempeño de los sistemas de salud y consolida el alcance y uso de cada una de las medidas analizadas en la investigación.

Este estudio presenta un enfoque de análisis de redes novedoso para estudiar el desempeño de un sistema de salud desde la evaluación del grado de cumplimiento del objetivo del sistema de mejorar el estado de salud a la población. Sus principales contribuciones a la literatura son:

- Caracterización de patrones de morbilidad y multimorbilidad poblacional de tres regiones en Colombia usando el enfoque de análisis de redes y considerando factores sociodemográficos, lo que permite identificar disparidades asociados a determinantes en salud.
- Caracterización de relaciones entre los patrones de multimorbilidad y la componente de prestación de servicios como insumo para analizar la evolución del estado de salud una población con una enfermedad base.
- Propuesta de medidas de análisis de redes para evaluar el desempeño de un sistema de salud y para caracterizar patrones de morbilidad, multimorbilidad y sus relaciones con los servicios prestados
- Metodología para representar las relaciones entre diagnósticos médicos y procedimientos de salud como insumo para obtener medidas que permitan evaluar su desempeño.

6.2 Recomendaciones

Aunque se cumplieron los objetivos de la tesis y se ha contribuido a la literatura con el modelo y los resultados, a continuación, se mencionan algunas líneas de trabajo futuro:

- Para el estudio de los patrones de morbilidad y multimorbilidad se consideraron los registros de consultas médicas, es posible ampliar el análisis vinculando los diferentes tipos de archivos de la base de datos RIPS.
- Para incluir otros determinantes en salud y garantizar que las poblaciones sean comparables en la estimación de las medidas de evaluación de desempeño, se requiere de información de otros factores sociodemográficos y de riesgo disponibles en bases de datos del sistema de salud, como insumo para definir segmentaciones poblacionales.
- La multimorbilidad se estudió a partir del análisis de aristas, es posible que en futuros trabajos se analicen triadas u otras configuraciones de las redes para estudiar las relaciones entre los diagnósticos

Bibliografía

- Abebe, F., Schneider, M., Asrat, B., & Ambaw, F. (2020). Multimorbidity of chronic non-communicable diseases in low- and middle-income countries: A scoping review. *Journal of Comorbidity*, *10*, 2235042X2096191. <https://doi.org/10.1177/2235042x20961919>
- Alfonso-Sierra, E., Arcila, A., Bonilla, J., Latorre, M., Porras, A., & Urquijo, L. (2016). *Situación de multimorbilidad en Colombia 2012-2016*.
- Almagro, P., Ponce, A., Komal, S., De La Asunción Villaverde, M., Castrillo, C., Grau, G., Simon, L., & De La Sierra, A. (2020). Multimorbidity gender patterns in hospitalized elderly patients. *PLoS ONE*, *15*(1), 1–15. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0227252>
- Arah, O. A., Westert, G. P., Hurst, J., & Klazinga, N. S. (2006). A conceptual framework for the OECD Health Care Quality Indicators Project. *International Journal for Quality in Health Care*, *18*(SUPPL. 1), 5–13. <https://doi.org/10.1093/intqhc/mzl024>
- Barabási, A. (2016). *Network Science*. Cambridge: Cambridge University Press. <http://networksciencebook.com/>
- Barclay, M., Dixon-Woods, M., & Lyratzopoulos, G. (2019). The problem with composite indicators. *BMJ Quality and Safety*, *28*(4), 338–344. <https://doi.org/10.1136/bmjqs-2018-007798>
- Barón-Esquivias, G., Gómez-Moreno, S., Sainz-Hidalgo, I., Gómez-Barrado, J. J., Sayago, I., Martín-Santana, A. M., Sánchez-Brotons, J. A., Romero-Rodríguez, R., Fernández-Romero, A., Amo-Fernández, C., & Aguilera-Saborido, A. (2021). Clinical characteristics of patients suffering atrial fibrillation and diabetes mellitus. The attitude of the clinical cardiologist. *Medicina Clínica Práctica*, *4*(2), 100188. <https://doi.org/10.1016/j.mcpsp.2020.100188>
- Bennett, S., & Peters, D. H. (2015). Assessing National Health Systems: Why and How. *Health Systems & Reform*, *1*(1), 9–17. <https://doi.org/10.1080/23288604.2014.997107>
- Boersma, P., Black, L. I., & Ward, B. W. (2020). Prevalence of multiple chronic conditions among US adults, 2018. *Preventing Chronic Disease*, *17*, 2–5. <https://doi.org/10.5888/PCD17.200130>
- Bonita, R., Beaglehole, R., & Kjellstrom, T. (2006). Basic epidemiology. In *World Health Organization*. WHO Library. <https://doi.org/10.1017/CBO9781139696951.003>

- Brunson, J. C., & Laubenbacher, R. C. (2017). Applications of network analysis to routinely collected health care data: a systematic review. *Journal of the American Medical Informatics Association*, 0(0), 1–13. <https://doi.org/10.1093/jamia/ocx052>
- Capobianco, E., & Lió, P. (2015). Comorbidity networks: beyond disease correlations. *Journal of Complex Networks*, 1–14. <https://doi.org/10.1093/comnet/cnu048>
- Ley 1438 del 2011, Congreso de la Republica - Colombia.
- Consejo Privado de Competitividad, & Universidad del Rosario. (2022). *Índice Departamental de Competitividad 2022*.
- DANE. (2020). *Proyecciones de población*. <https://www.dane.gov.co/index.php/estadisticas-por-tema/demografia-y-poblacion/proyecciones-de-poblacion>
- De La Guardia Gutiérrez, M., & Ruvalcaba, J. (2020). Health and its determinants, health promotion and health education. *Journal of Negative & Positive Result*, 5(1), 81–90. <https://doi.org/10.19230/jonnpr.3215>
- Dorogovtsev, S., & Mendes, J. F. (2003). *Evolution of Networks: From Biological Nets to the Internet and WWW* (Oxford Pre).
- Estrada, E. (2011). *The structure of complex networks - Theory and Applications* (Oxford Uni).
- Estrada, E., & Knight, P. (2015). A First Course in Network Theory. In *ACM International Conference Proceeding Series* (Vols. 13-May-201). Oxford University Press. <https://doi.org/10.1145/2757218.2757223>
- Feinstein, A. R. (1970). The pre-therapeutic classification of co-morbidity in chronic disease. *Journal of Chronic Diseases*, 23(7), 455–468. [https://doi.org/10.1016/0021-9681\(70\)90054-8](https://doi.org/10.1016/0021-9681(70)90054-8)
- Fernández-Niño, J. A., & Bustos-Vázquez, E. (2016). Multimorbidity: Conceptual basis, epidemiological models and measurement challenges. *Biomédica*, 36(2), 188–203. <https://doi.org/10.7705/biomedica.v36i2.2710>
- Freeman, L. C. (2004). The Development of Social Network Analysis A study in the sociology of science. In *ΣP Empirical Press*.
- GBD. (2018). Global, regional, and national incidence, prevalence, and years lived with disability for 354 Diseases and Injuries for 195 countries and territories, 1990-2017: A systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2017. *The Lancet*, 392, 1789–1858. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(18\)32279-7](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(18)32279-7)

- Gerring, J., Thacker, S. C., Enikolopov, R., Arévalo, J., & Maguire, M. (2013). Assessing health system performance: A model-based approach. *Social Science and Medicine*, 93, 21–28. <https://doi.org/10.1016/j.socscimed.2013.06.002>
- Glicksberg, B. S., Li, L., Badgeley, M. A., Shameer, K., Kosoy, R., Beckmann, N. D., Ma, M., Ayers, K. L., Pho, N., Hoffman, G. E., Li, S. D., Schadt, E. E., Patel, C. J., Chen, R., & Dudley, J. T. (2016). Comparative analyses of population-scale phenomic data in electronic medical records reveal race-specific disease networks. *Bioinformatics*, 32, 101–110. <https://doi.org/10.1093/bioinformatics/btw282>
- Gómez, A. (2015). Clasificación Internacional de Enfermedades (CIE): Descifrando la CIE-10 y esperando la CIE-11. *Monitor Estratégico*, 7, 66–73.
- Guo, M., Yu, Y., Wen, T., Zhang, X., Liu, B., Zhang, J., Zhang, R., Zhang, Y., & Zhou, X. (2019). Analysis of disease comorbidity patterns in a large-scale China population. *BMC Medical Genomics*, 12(Suppl 12), 1–10. <https://doi.org/10.1186/s12920-019-0629-x>
- Hanauer, D. A., & Ramakrishnan, N. (2012). Modeling temporal relationships in large scale clinical associations. *J Am Med Inform Assoc*, 1–10. <https://doi.org/10.1136/amiajnl-2012-001117>
- Hao, T., Wang, Q., Zhao, L., Wu, D., Wang, E., & Sun, J. (2018). Analyzing of Molecular Networks for Human Diseases and Drug Discovery. *Current Topics in Medicinal Chemistry*, 18(12), 1007–1014. <https://doi.org/10.2174/1568026618666180813143408>
- Hee, J., Young, K., Wook, D., Hyuk, S., Won, J., Hyun, J., So, M., Heon, E., Hun, K., & Moon, J. (2016). Network analysis of human diseases using Korean nationwide claims data. *Journal of Biomedical Informatics*, 61, 276–282. <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2016.05.002>
- Hejduková, P., & Kureková, L. (2017). Healthcare systems and performance evaluation: comparison of performance indicators in v4 countries using models of composite indicators. *Ekonomika a Management*, 20(3), 133–146. <https://doi.org/10.15240/tul/001/2017-3-009>
- Hernández, B., Reilly, R. B., & Kenny, R. A. (2019). Investigation of multimorbidity and prevalent disease combinations in older Irish adults using network analysis and association rules. *Scientific Reports*, 9(1), 1–12. <https://doi.org/10.1038/s41598-019-51135-7>
- Hilarión-Gaitán, L., Díaz-Jiménez, D., Cotes-Cantillo, K., & Castañeda-Orjuela, C. (2019). Desigualdades en salud según régimen de afiliación y eventos notificados al

- Sistema de Vigilancia (Sivigila) en Colombia, 2015. *Biomédica*, 39(4), 737–747. <https://doi.org/10.7705/biomedica.4453>
- Hossain, M. E., Uddin, S., Khan, A., & Moni, M. A. (2020). A framework to understand the progression of cardiovascular disease for type 2 diabetes mellitus patients using a network approach. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(2), 1–17. <https://doi.org/10.3390/ijerph17020596>
- Huntley, A. L., Johnson, R., Purdy, S., Valderas, J. M., & Salisbury, C. (2012). Measures of Multimorbidity and Morbidity Burden for Use in Primary Care and Community Settings: A Systematic Review and Guide. *Annals of Family Medicine*, 10(2), 134–141. <https://doi.org/10.1370/afm.1363>
- Hussain, M. A., Huxley, R. R., & Al Mamun, A. (2015). Multimorbidity prevalence and pattern in Indonesian adults: An exploratory study using national survey data. *BMJ Open*, 5(12), 1–10. <https://doi.org/10.1136/bmjopen-2015-009810>
- Jacobs, R., Smith, P., & Goddard, M. (2004). *Measuring performance: An examination of composite performance indicators* (Issue July).
- Jani, B. D., Hanlon, P., Nicholl, B. I., McQueenie, R., Gallacher, K. I., Lee, D., & Mair, F. S. (2019). Relationship between multimorbidity, demographic factors and mortality: Findings from the UK Biobank cohort. *BMC Medicine*, 17(1), 1–13. <https://doi.org/10.1186/s12916-019-1305-x>
- Jensen, A. B., Moseley, P. L., Oprea, T. I., Ellesøe, S. G., Eriksson, R., Schmock, H., Jensen, P. B., Jensen, L. J., & Brunak, S. (2014). Temporal disease trajectories condensed from population-wide registry data covering 6.2 million patients. *Nature Communications*, 5(4022), 1–10. <https://doi.org/10.1038/ncomms5022>
- Jones, I., Cocker, F., Jose, M., Charleston, M., & Neil, A. L. (2022). Methods of analysing patterns of multimorbidity using network analysis: a scoping review. *Journal of Public Health (Germany)*, 0123456789. <https://doi.org/10.1007/s10389-021-01685-w>
- Kalgotra, P., Sharda, R., & Croff, J. M. (2017). Examining health disparities by gender: A multimorbidity network analysis of electronic medical record. *International Journal of Medical Informatics*, 108(September), 22–28. <https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2017.09.014>
- Kalgotra, P., Sharda, R., & Croff, J. M. (2020). Examining multimorbidity differences across racial groups: a network analysis of electronic medical records. *Scientific Reports*, 10(1), 1–9. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-70470-8>
- Kestenbaum, B. (2009). Measures of Disease Frequency. In Springer Science+Business Media (Ed.), *Epidemiology and Biostatistics: An Introduction to Clinical Research* (pp. 3–12). https://doi.org/10.1007/978-3-319-27347-1_14

- Khan, A., Uddin, S., & Srinivasan, U. (2018). Comorbidity network for chronic disease: A novel approach to understand type 2 diabetes progression. *International Journal of Medical Informatics*, 115(April), 1–9. <https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2018.04.001>
- Kullback, S., & Leibler, R. A. (1951). On Information and Sufficiency. *Ann. Math. Statist.*, 22(1), 79–86. <https://doi.org/10.1214/aoms/1177729694>
- Latora, V., Nicosia, V., & Russo, G. (2017). *Complex Networks: principles, methods and applications*. Cambridge: Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/9781316216002>
- Lee, Y., Kim, H., Jeong, H., & Noh, Y. (2020). Patterns of multimorbidity in adults: An association rules analysis using the Korea health panel. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(2618). <https://doi.org/10.3390/ijerph17082618>
- Leva, F., & Bitonti, D. (2018). Network analysis of comorbidity patterns in heart failure patients using administrative data. *Epidemiology Biostatistics and Public Health*, 15(2), 1–6. <https://doi.org/10.2427/12779>
- Lipsitz, L. (2012). Understanding Health Care as a Complex System: The Foundation for Unintended Consequences. *Journal of the American Medical Association*, 308(3), 243–244. <https://doi.org/10.1001/jama.2012.7551.Understanding>
- Liu, J., Ma, J., Wang, J., Zeng, D. D., Song, H., Wang, L., & Cao, Z. (2016). Comorbidity analysis according to sex and age in hypertension patients in China. *International Journal of Medical Sciences*, 13(2), 99–107. <https://doi.org/10.7150/ijms.13456>
- Luke, D. A., & Stamatakis, K. A. (2012). Systems Science Methods in Public Health: Dynamics, Networks, and Agents. *Annual Review of Public Health*, 33, 357–376. <https://doi.org/10.1146/annurev-publhealth-031210-101222>
- Ministerio de Salud. (2021). *Aseguramiento al sistema general de salud*. <https://www.minsalud.gov.co/proteccionsocial/Regimensubsubsidado/Paginas/aseguramiento-al-sistema-general-salud.aspx>
- Ministerio de Salud y Protección Social. (2017). *Actualización de la Clasificación Única de Procedimientos en Salud (CUPS)*.
- Ministerio de Salud y Protección Social. (2019a). *Lineamiento Técnico para el Registro y envío de los datos del Registro Individual de Prestaciones de Salud – RIPS, desde las Instituciones Prestadoras de Servicios de Salud a las EAPB Oficina de Tecnología de la Información y la Comunicación – OTIC*.

- Ministerio de Salud y Protección Social. (2019b). *¿Qué es SISPRO? SISPRO- Sistema Integrado de Información de La Protección Social*.
<https://www.sispro.gov.co/Pages/Home.aspx>
- Ministerio de Salud y Protección Social. (2022). *Mortalidad en Colombia periodo 2020-2021*.
- Montgomery, D., & Runger, G. (2003). *Applied Statistics and Probability for Engineers*. In *John Wiley & Sons, Inc.*
- Newman, M. E. J. (2010). *Networks an Introduction* (Oxford Uni).
- Ng, S. K., Tawiah, R., Sawyer, M., & Scuffham, P. (2018). Patterns of multimorbid health conditions: A systematic review of analytical methods and comparison analysis. *International Journal of Epidemiology*, *47*(5), 1687–1704.
<https://doi.org/10.1093/ije/dyy134>
- Nicholson, K., Almirall, J., & Fortin, M. (2019). The measurement of multimorbidity. *Health Psychology*, *38*(9), 783–790. <https://doi.org/10.1037/hea0000739>
- Nicholson, K., Makovski, T. T., Griffith, L. E., Raina, P., Stranges, S., & van den Akker, M. (2019). Multimorbidity and comorbidity revisited: refining the concepts for international health research. *Journal of Clinical Epidemiology*, *105*, 142–146.
<https://doi.org/10.1016/j.jclinepi.2018.09.008>
- Nunes, B. P., Thumé, E., & Facchini, L. A. (2015). Multimorbidity in older adults: Magnitude and challenges for the Brazilian health system Chronic Disease epidemiology. *BMC Public Health*, *15*(1), 1–11. <https://doi.org/10.1186/s12889-015-2505-8>
- OCDE. (2017). *Health at a Glance 2017: OECD Indicators*. [https://doi.org/Please cite this publication as: OECD \(2017\), Health at a Glance 2017: OECD Indicators, OECD Publishing, Paris. http://dx.doi.org/10.1787/health_glance-2017-en](https://doi.org/Please cite this publication as: OECD (2017), Health at a Glance 2017: OECD Indicators, OECD Publishing, Paris. http://dx.doi.org/10.1787/health_glance-2017-en)
- OMS. (2000). *The World Health Report 2000. Health Systems: improving performance*.
<https://doi.org/10.1146/annurev.ecolsys.35.021103.105711>
- OMS. (2007). *Everybody's business: strengthening health systems to improve health outcomes: WHO's framework for action*. <https://doi.org/10 July 2012>
- OMS. (2009). *Aplicación del pensamiento sistémico al fortalecimiento de los servicios de salud*. 115.
- OMS. (2010). Monitoring the building blocks of health systems: a handbook of indicators and their measurement strategies. *Who*, 1–92.
<https://doi.org/10.1146/annurev.ecolsys.35.021103.105711>

- OMS. (2018a). *Global Reference List of 100 Core Health Indicators (plus health-related SDGs)*. <https://doi.org/WHO/HIS/HSI/2015.3>
- OMS. (2018b). *Sistemas de Salud*. Temas de Salud. http://www.who.int/topics/health_systems/es/
- OMS. (2018c). *World health statistics 2018: monitoring health for the SDGs, sustainable development goals*.
- OMS. (2019). *Determinantes sociales de la salud*. Organización Mundial de La Salud. https://www.who.int/social_determinants/es/
- OPS. (2012). *Salud en las Américas: panorama general y perfiles de país*.
- OPS. (2018). Indicadores de Salud. Aspectos conceptuales y operativos. In *Organización Panamericana de la Salud*.
- OPS. (2019). *Indicadores Básicos - Situación de Salud en las Américas 2018*.
- Papanicolas, I., & Cylus, J. (2017). The challenges of using cross-national comparisons of efficiency to inform health policy. *Eurohealth: Quarterly of the European Observatory on Health Systems and Policies*, 23(2), 8–11.
- Papanicolas, I., & Smith, P. C. (2013). Health System Performance Comparison. An agenda for policy, information and research. In Mc Graw Hill (Ed.), *European Observatory on Health Systems and Policies Series* (The Europe).
- Peixoto, M. G. M., Musetti, M. A., & Mendonça, M. C. A. (2018). Multivariate analysis techniques applied for the performance measurement of Federal University Hospitals of Brazil. *Computers and Industrial Engineering*, 126(July), 16–29. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2018.09.020>
- Pengpid, S., & Peltzer, K. (2017). Multimorbidity in chronic conditions: Public primary care patients in four greater mekong countries. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 14(9). <https://doi.org/10.3390/ijerph14091019>
- Perić, N., Hofmarcher-Holzhacker, M. M., & Simon, J. (2017). Health system performance assessment landscape at the EU level: A structured synthesis of actors and actions. *Archives of Public Health*, 75(1), 1–10. <https://doi.org/10.1186/s13690-016-0173-5>
- Perić, N., Hofmarcher-Holzhacker, M. M., & Simon, J. (2018). Headline indicators for monitoring the performance of health systems: Findings from the european Health Systems_Indicator (euHS_I) survey. *Archives of Public Health*, 76(1), 1–17. <https://doi.org/10.1186/s13690-018-0278-0>

- Pettey, W. B. P., Toth, D. J. A., Redd, A., Carter, M. E., Samore, M. H., & Gundlapalli, A. V. (2016). Using network projections to explore co-occurrence and context in large clinical datasets: Application to homelessness among U.S. Veterans. *Journal of Biomedical Informatics*, *61*, 203–213. <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2016.03.023>
- Prados-Torres, A., Calderón-Larrañaga, A., Hancoco-Saavedra, J., Poblador-Plou, B., & Van Den Akker, M. (2014). Multimorbidity patterns: A systematic review. *Journal of Clinical Epidemiology*, *67*(3), 254–266. <https://doi.org/10.1016/j.jclinepi.2013.09.021>
- Rentería-Ramos, R., Hurtado-Heredia, R., & Urdinola, P. (2019). Morbi-mortality of the victims of internal conflict and poor population in the Risaralda Province, Colombia. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, *16*(1644), 1–8. <https://doi.org/10.3390/ijerph16091644>
- Reyes, E., González, W., Suárez, B., & Egúez, H. (2011). Caracterización clínico-epidemiológica de los pacientes con artritis reumatoide. Hospital Universitario Arnaldo Milián Castro. *Revista Cubana de Reumatología*, *8*(1817–5996), 8.
- Ricci-Cabello, I., Violán, C., Foguet-Boreu, Q., Mounce, L. T. A., & Valderas, J. M. (2015). Impact of multi-morbidity on quality of healthcare and its implications for health policy, research and clinical practice. A scoping review. *European Journal of General Practice*, *21*(3), 192–202. <https://doi.org/10.3109/13814788.2015.1046046>
- Rouse, W. B. (2008). Health Care as a Complex Adaptive System: Implications for Design and Management. *Organization Science*, *38*(1), 17. <https://doi.org/10.1177/1538574411407082>
- Schäfer, I., Kaduskiewicz, H., Wagner, H. O., Schön, G., Scherer, M., & Van Den Bussche, H. (2014). Reducing complexity: A visualisation of multimorbidity by combining disease clusters and triads. *BMC Public Health*, *14*(1), 1–14. <https://doi.org/10.1186/1471-2458-14-1285>
- Schwartz, R., & Deber, R. (2016). The performance measurement-management divide in public health. *Health Policy*, *120*(3), 273–280. <https://doi.org/10.1016/j.healthpol.2016.02.003>
- Secretaría Distrital de Salud de Bogotá. (2019). Documento de Análisis de Situación de Salud con el Modelo de los Determinantes Sociales de Salud para el Distrito Capital. In *Secretaría Distrital de Salud de Bogotá*.
- Shannon, C. E. (1948). A Mathematical Theory of Communication. *Bell System Technical Journal*, *27*(4), 623–656. <https://doi.org/10.1002/j.1538-7305.1948.tb00917.x>
- Sierra, J., & Quintero, J. (2019). Alteraciones tiroideas en diabetes mellitus tipo 2. *Revista Latinoamericana de Hipertensión*, *14*(5), 579–581.
- Sturmberg, J., & Lanham, H. J. (2014). Understanding health care delivery as a complex system: Achieving best possible health outcomes for individuals and communities by

- focusing on interdependencies. *Journal of Evaluation in Clinical Practice*, 20(6), 1005–1009. <https://doi.org/10.1111/jep.12142>
- Sun, D., Ahn, H., Lievens, T., & Zeng, W. (2017). Evaluation of the performance of national health systems in 2004-2011: An analysis of 173 countries. *PLoS ONE*, 12(3), 1–13. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0173346>
- Trninic, V., Jelaska, I., & Stalec, J. (2012). Appropriateness and limitations of factor analysis methods utilized in psychology and kinesiology: Part I. *Fizicka Kultura*, 66(2), 77–87. <https://doi.org/10.5937/fizkul1202077t>
- Valderas, J. M., Starfi, B., Sibbald, B., Salisbury, S., & Roland, M. (2009). Defining comorbidity: implications for understanding health and health services. *Annals of Family Medicine*, 7(4), 357–363. <https://doi.org/10.1370/afm.983>.Martin
- Valdés, E., & Bencosme, N. (2009). Frecuencia de la hipertensión arterial y su relación con algunas variables clínicas en pacientes con diabetes mellitus tipo 2. *Revista Cubana de Endocrinología*, 20(3), 77–88.
- Valente, T. W., & Pitts, S. R. (2017). An Appraisal of Social Network Theory and Analysis as Applied to Public Health: Challenges and Opportunities. *Annual Review of Public Health*, 38, 1–16. <https://doi.org/10.1146/annurev-publhealth-031816-044528>
- Vinjerui, K. H., Bjerkeset, O., Bjorngaard, J. H., Krokstad, S., Douglas, K. A., & Sund, E. R. (2020). Socioeconomic inequalities in the prevalence of complex multimorbidity in a Norwegian population: Findings from the cross-sectional HUNT Study. *BMJ Open*, 10(6), 1–9. <https://doi.org/10.1136/bmjopen-2020-036851>
- Wasserman, S., & Faust, K. (1994). *Social Network Analysis Methods and applications*. Cambridge University Press.
- Wei, M. Y., Ratz, D., & Mukamal, K. J. (2020). Multimorbidity in Medicare Beneficiaries: Performance of an ICD-Coded Multimorbidity-Weighted Index. *Journal of the American Geriatrics Society*, 68(5), 999–1006. <https://doi.org/10.1111/jgs.16310>
- Zavala, C., & Florenzano, F. (2015). Diabetes y Corazón. *Revista Clínica Las Condes*, 26(2), 175–185. <https://doi.org/10.1016/j.rmclc.2015.04.006>