Creación de *clusters* en el mercado de prestadores de salud de Colombia

Bases para la reducción de la asimetría de información del sector.

José Miguel Bejarano López

Asesor: Tatiana Samay Andia Rey

Memoria de Grado

10/05/2016

Resumen

Usando la información reportada por las Instituciones Prestadoras de Salud (IPS) al Ministerio de Salud, este trabajo estima un modelo de *clustering* no-jerárquico para la adecuada agrupación y comparación de las IPS. La falta de uso funcional de la información del sistema ha permitido que estas entidades se mantengan aisladas de comparaciones relevantes y relativas a sus pares. Esto no permite determinar adecuadamente el estado de su funcionamiento y la calidad de los servicios. Se utiliza la metodología de *k-means* para aglomerar estas entidades en grupos homogéneos según variables que reflejan su capacidad instalada. Así, se conforman 7 *clusters* excluyentes iniciales donde las entidades se agrupan dependiendo de su tamaño y complejidad. Posteriormente, se establecen otros 7 *clusters* únicamente para las IPS con pocas camas y con vocación de cuidado infantil. Se encuentra que efectivamente es necesaria una clasificación más funcional que la establecida por las autoridades, ya que la gran mayoría de las IPS en el país son pequeñas y generales presentando características específicas para generar clasificaciones más complejas.



Introducción

La ley 100 de 1993 reglamentó el Sistema General de Seguridad Social, donde se establece el funcionamiento y las características del sistema de salud que funciona en la actualidad. Esta estructura definió que en la búsqueda de la provisión universal de los servicios de salud en el país, era necesario que los actores privados entraran a jugar un papel de alta importancia en el sector. Así pues, a pesar que el Estado siguió proveyendo servicios de salud a través de la red pública de hospitales, este sector se convirtió en un mercado de libre elección y competencia con el objetivo de mejorar la calidad de los servicios. De esta forma, las Entidades Promotoras de Salud (EPS) y las Instituciones Prestadoras de Salud (IPS) se han perfilado como actores fundamentales encargándose del aseguramiento y la provisión de servicios de millones de colombianos.

A partir de esta estructura, el Ministerio de Salud y la Superintendencia de Salud son las autoridades del sector, encargándose de la vigilancia y el adecuado funcionamiento de los diferentes actores que componen los servicios de salud. Para este caso en particular, las IPS tienen la responsabilidad de reportar las características de su funcionamiento; desde las particularidades médicas y técnicas, hasta las administrativas y financieras (Ministerio de Salud, 2011). Así pues, el Ministerio de Salud debe administrar adecuadamente la información proveniente de los diferentes actores y utilizarla de manera eficiente para así identificar las necesidades de la población. Según Bernal et al. (2012), el manejo de la información de la salud en Colombia se ha caracterizado por no responder a las necesidades del sector. Factores como la heterogeneidad de los datos, la falta de fortaleza institucional, la falta de uso secundario de los datos y la falta de análisis según el nivel de agregación de las IPS han permitido que no se creen incentivos para que exista la competencia en calidad deseable.

Por consiguiente, se hace necesario crear un modelo que permita usar de forma eficiente la diferente información reportada por las IPS al Ministerio de Salud, y a las demás entidades estatales. Esto con el fin de generar estándares comparables y así poder definir el desempeño relativo respecto a sus pares. Esta necesidad se hace visible ya que el mercado de provisión de servicios de salud es bastante heterogéneo, es decir, está compuesto por miles de actores que varían en tamaño, especialidad y localización geográfica. Como resultado, el



objetivo de este trabajo es estimar un modelo de agrupación de las IPS, que permita generar *clusters* homogéneos de instituciones en donde se pueda observar y comparar el desempeño de estas frente a otros actores similares en el mercado. Estos *clusters* también permitirían que las autoridades rectoras del sector pudieran observar este desempeño mejorando la vigilancia y el control.

Utilizando el análisis de *clustering* podremos establecer grupos funcionales de información sustentados en metodologías estadísticas robustas. Este análisis consta de dos etapas; primero se debe establecer el número de *clusters* y luego se deben crear los *clusters* mutuamente excluyentes. Para la primera etapa se utiliza una metodología jerárquica de Ward y un análisis cualitativo del sector, definiendo así un número eficiente de agrupamiento que sea útil para los hacedores de política pública. Fundamentar las inferencias del análisis jerárquico con información cualitativa del sector, en este caso entrevistas a expertos, es de vital importancia ya que el número definitivo de *clusters* es subjetivo al investigador. Así se obtiene una validación de la relevancia y la utilidad del modelo por parte de las mismas autoridades. En la segunda etapa se utiliza el método no-jerárquico de *k-means* para definir los *clusters* definitivos compuestos por las IPS a nivel nacional.

Existen varias experiencias internacionales donde utilizan métodos de *clustering* y agrupamiento para mejorar el desempeño de los diferentes sistemas de salud. En el caso de Estados Unidos y Corea, el análisis de *clustering* ha permitido establecer transferencias financieras más eficientes, ya que este método de clasificación permite observar el desempeño y las necesidades del mercado desagregándolo por tipos de entidades. Este tipo de análisis ha permitido establecer el uso intensivo de ciertos servicios de salud y por ende los gobernantes han tenido mejores herramientas para establecer la demanda médica y las necesidades de la población. Sin embargo, en la literatura colombiana no se han encontrado trabajos o investigaciones que traten de introducir técnicas de *clustering* al sistema de salud. Por lo cual, el presente trabajo también se perfila como una base para futuras investigaciones, donde también se utilicen métodos de agrupación y así el sistema pueda estructurar la información de una forma más funcional.

Finalmente, este trabajo se compone de cinco partes. Primero, se hace una profunda revisión de la literatura, estableciendo las metodologías y las investigaciones que se han



usado en diferentes partes del mundo y como estas ayudan a crear un marco conceptual útil y aplicable al sistema colombiano. Segundo, se inserta el objetivo del presente trabajo en un marco teórico económico, donde se estudia como la metodología propuesta puede ayudar a reducir las diferentes asimetrías de información del sistema. Tercero, se puntualiza sobre el funcionamiento de las metodologías de *clustering* a utilizar y se realiza una descripción de la base de datos. Cuarto, se presentan los resultados y la caracterización de los diferentes *clusters* obtenidos teniendo presente las limitaciones del trabajo.

Por último, se exponen las principales conclusiones del análisis de *clustering* aplicado al sistema colombiano y posibles ampliaciones del presente trabajo. Aquí se encuentra que la mayoría de IPS del país se agrupan en un único *cluster* caracterizado por poseer pocas camas y atender una gran variedad de servicios. Esto hace necesario establecer *clusters* sólo para este tipo de IPS donde se encuentra que la vocación de cuidado infantil es una característica predominante para identificar a las entidades. Finalmente, se concluye que debido a la complejidad del sistema, es necesario una clasificación más robusta que la que ofrecen las autoridades, donde se tome en cuenta que la gran mayoría de Instituciones Prestadoras de Salud son pequeñas y prestan servicios generales.

1. Revisión de Literatura

La clasificación de hospitales o Instituciones Prestadoras de Salud se ha convertido en una necesidad creciente debido a los complejos regímenes de salud establecidos en el mundo. Esto se debe a la importancia que representa el sector para las diferentes sociedades, haciendo que existan gran variedad de servicios para suplir la demanda de las personas. Así, se hace necesario crear sistemas de información eficientes que se constituyan según las características de la salud pública basándose en evidencia empírica (Bernal et al., 2012). Existen variadas formas de abordar esta necesidad, diferentes experiencias en el mundo han utilizado metodologías del análisis de *clustering* de datos para mejorar aspectos de los sistemas de salud tan diversos como la financiación y la demanda de servicios médicos.

En un sistema mixto como el colombiano, donde la provisión de los servicios de salud está tanto en manos de los privados como en las del Estado, generar las condiciones para que el sistema funcione de la mejor manera posible es imperativo. Así pues, vale la pena entender como las diferentes investigaciones en el tema, a pesar de sus diferencias, han tratado de



abordar un objetivo en común: estructurar de una mejor manera la información de los sistemas de salud para que sean más eficientes y efectivos. Así, esta revisión del análisis de *clustering* aplicado a los sistemas de salud permite generar las bases conceptuales para suplir el vacío del tema en el contexto colombiano.

Para Byrne et al. (2009), establecer grupos apropiados de Instituciones Prestadoras de Salud (IPS) permite a los líderes en salud pública y a los administradores de dichas instituciones hacer comparaciones más justas y robustas. Los grupos de IPS pares pueden usarse para mejorar la distribución de los recursos públicos y evaluar la eficiencia financiera, así como también establecer la calidad de los servicios y los resultados de los tratamientos según las características de los prestadores. Byrne et al. (2009) se concentran en tomar 133 hospitales de la red de *Veterans Affairs* en Estados Unidos para establecer grupos de pares donde se pueda facilitar la comparación en calidad y en funcionamiento financiero. Para lograr tal objetivo, realizan esta partición según variables estructurales de los hospitales como: complejidad de los servicios, tamaño del centro médico, tamaño de la población de pacientes, misión académica, distribución de enfermedades de los pacientes, infraestructura y características socioeconómicas de la comunidad donde se ubican. Así, mediante metodologías jerárquicas y no-jerárquicas de *clustering* estos autores logran establecer *clusters* caracterizados por la similitud de los hospitales según las variables expuestas anteriormente.

Asimismo, siguiendo el objetivo de mejorar la supervisión de la eficiencia financiera de los hospitales y mejorar las transferencias estatales, Kang, Hong, & Park (2012) clasifican 222 hospitales en Corea del Sur según su riesgo sistemático. Este último, medido usando las variables estructurales de los hospitales como el número de personal médico, el número de tipos de equipos, el volumen de pacientes, el número de camas y la distribución de pacientes por tipo de enfermedad. Al igual que Byrne et al. (2009), los autores utilizan métodos jerárquicos y no-jerárquicos para establecer los clusters definitivos, de manera que se logran establecer grupos de instituciones homogéneas donde se puede comparar la relación costo-eficiencia del funcionamiento hospitalario.

La necesidad de generar transferencias monetarias sujetas a la calidad y la eficiencia en el tratamiento de los pacientes, más allá de estar sujetas exclusivamente al tamaño de los



prestadores, motivó a Honorio et al. (2000) a generar *clusters* que permitieran una mejor distribución de los recursos estatales en Portugal. Las variables escogidas para hacer esta partición reflejan la estructura y la complejidad de los hospitales. Esto ya que se toma en cuenta el tamaño del prestador, el costo por paciente y el costo por tipo de enfermedad. Así, se logra crear un esquema de clasificación de los hospitales generales en Portugal, donde las transferencias toman en cuenta las dinámicas del funcionamiento hospitalario y enfatizan los incentivos monetarios por los buenos resultados en el tratamiento de los pacientes.

Ahora bien, el objetivo de mejorar la eficiencia financiera no es lo único que motiva el uso del análisis de *clustering* en los sistemas de salud. Delamater, Shortridge, & Messina (2013) logran identificar 33 *clusters* de hospitales en Michigan. Esto con el objetivo de facilitar el estudio de la oferta de servicios y los pronósticos de demanda de camas por parte de la población a los hospitales. En consecuencia, logran establecer los patrones de uso médico de la comunidad y facilitan la planeación de los servicios de salud según las necesidades y las demandas de los residentes. Estos autores establecen los *clusters* utilizando las variables que reflejan los patrones de uso médico de la comunidad, como la relación entre el número de pacientes por enfermedad y la distancia de las poblaciones a los centros médicos.

Por otro lado, en Canadá, MacNabb (2003) desarrolla grupos de regiones de salud con el objetivo de observar la distribución de las características socioeconómicas y su relación con los programas de salud pública. MacNabb (2003) logra clasificar 139 regiones administrativas en 10 regiones de salud según 24 variables, las cuales representan las características demográficas, financieras e institucionales. Así el autor intenta observar si la probabilidad de efectividad de los programas de salud pública está sujeta a ciertas características socioeconómicas. A pesar de no utilizar como observaciones una red de hospitales como en los casos anteriores, MacNabb (2003) demuestra la utilidad de las metodologías de *clustering* para los sistemas de salud, más allá de la clasificación de prestadores de salud.

De los trabajos explicados anteriormente, la mayoría utilizó metodologías nojerárquicas de *clustering* como *k-means*, para agrupar las diferentes entidades. Esto se dio ya que esta metodología permite establecer grupos excluyentes con características claras,



permitiendo crear una clasificación general de las entidades estudiadas y generando una herramienta dinámica que permite observar el cambio en las características de los diferentes sistemas. Como se evidencio en los trabajos de Honorio et al. (2000) y MacNabb (2003), los resultados positivos del análisis de *clustering* permitió hacer un uso más claro y eficiente de la información del sistema, ayudando a los gobiernos a responder mejor a las necesidades de la población y de las mismas instituciones prestadoras de salud.

Por otro lado, cabe resaltar las limitaciones del análisis de *clustering*. En particular, las variables que se escojan como las principales características de las observaciones dependen del objetivo del estudio. Es decir, si se desea clasificar las entidades según sus características epidemiológicas, será diferente si el objetivo es una clasificación únicamente de eficiencia financiera. Esto ya que la relevancia de las variables que describen las observaciones cambia según la motivación de la investigación. De igual manera, el número de *clusters* final está dado de forma exógena, haciendo que exista un alto nivel de subjetividad dado por las decisiones del investigador (Byrne et al., 2009). La disponibilidad y la calidad de información en el sistema crean más barreras para hacer un ejercicio robusto, por lo cual sistemas de información con reportes pobres o inexactos pueden alterar en una gran medida los resultados del análisis de *clustering*.

Ahora bien, observando los resultados positivos de este tipo de análisis en los sistemas de salud, se puede considerar pertinente utilizar el análisis de *clustering* para mejorar el funcionamiento de la información en el sistema de salud colombiano. Por esta razón, el presente trabajo utiliza la metodología no-jerárquica *k-means*, ya que como se vio anteriormente, es la indicada para establecer una clasificación excluyente y robusta de las IPS del país. Así, se podría responder a la necesidad de crear grupos funcionales de IPS que permitan la comparación de desempeño y calidad, siendo este trabajo el primer paso para llenar el vacío de literatura de este tipo en el contexto colombiano.

2. Marco teórico

Según Lorr (1987), el análisis de *clustering* de datos brinda insumos de gran relevancia para las ciencias sociales. Este tipo de análisis, el cual permite la agrupación de observaciones en subgrupos basados en sus similaridades, permite a los investigadores crear sistemas de información y clasificación sólidos. Por lo cual, los objetivos del análisis de



clustering son identificar agrupaciones naturales en combinaciones de poblaciones, la construcción de esquemas conceptuales útiles y plantear hipótesis por el descubrimiento de clusters inusuales en los cuerpos de datos. Así, esta metodología permite crear esquemas de organización de la información de manera eficiente y efectiva.

Por otro lado, el diseño y la estructura del sistema de salud colombiano permiten la existencia de multiplicidad de asimetrías de información. Esto se da gracias a la relación entre los actores que hacen parte del mismo sistema, la cual se podría identificar como una relación de principal-agente de varios niveles. Este último concepto, se refiere a la asimetría de información que existe entre dos individuos que entablan una transacción económica, donde uno de estos posee capacidades o información que el otro necesita (Nicholson, 2008). La relación entre un paciente y el médico, o entre una clínica y el Ministerio de Salud son claros ejemplos. Para mejorar el funcionamiento de este mercado, es necesario que tanto el Gobierno como los organismos de control tengan herramientas para determinar el desempeño y la calidad de servicio de las Instituciones Prestadoras de Salud. Así, se podría mejor la planificación y vigilancia del sistema creando mejores incentivos para que las IPS funcionen de la forma esperada.

Esta asimetría se debe en parte la heterogeneidad de la información, la falta de uso de los datos y a la falta de incentivos de competencia en calidad en el sector de la salud (Bernal & Forero, 2011). Por lo cual, establecer *clusters* que permitan comparar el desempeño relativo entre entidades similares permite generar una mejor supervisión, lo cual sería un mecanismo para que las IPS mejoren su funcionamiento ya que sería más fácil para el Estado premiar mediante transferencias a las entidades con mejor desempeño en cada categoría. Así pues, se generan incentivos para mejorar tanto la calidad de los datos reportados como la calidad de los servicios de las IPS, ya que mediante la capacidad declarada que estas reporten se generará una revisión y comparación *peer-to-peer* pública (Byrne et al., 2009). Para esto, se deben crear escenarios para que las IPS tengan acceso a la información de sus pares en sus respectivos *clusters*, como también se deben crear los mecanismos para que los usuarios puedan observar el desempeño relativo de su prestador de servicios médicos.

Como se vio anteriormente, la elección de las variables representativas de las IPS define la estructura de los *clusters*. En este trabajo se toman las variables que establecen la



capacidad instalada de las entidades, ya que estas reflejan los insumos que una IPS posee para ofrecer servicios médicos. Así, se crean *clusters* basados en las condiciones estructurales de las entidades y no en características con mayor variabilidad como la frecuencia de patologías.

Por último, el Ministerio de Salud y los demás entes estatales podrían tener una herramienta que les permitiría establecer una adecuada clasificación de las IPS, generando una mayor eficiencia en el uso y manejo de la información, como también mejorando la regulación de estas entidades según al *cluster* al que pertenezcan.

3. Metodología

Desde la perspectiva del análisis de *clustering*, existen dos formas de abordar la necesidad de generar estos grupos funcionales. Primero, se puede emplear un análisis jerárquico, como la metodología Ward, para agrupar las IPS del país según diferentes niveles de agregación. Esta metodología establece cada observación como un *clúster* y después lo agrupa con su vecino más cercano, minimizando así la suma de los cuadrados dentro del *clúster* para todas sus particiones internas (Hair et al., 1999).

Segundo, se puede emplear un análisis no-jerárquico de *clustering*, como la metodología de *k-means*, para agrupar las IPS del país en un número predefinido de *clusters* excluyentes. Esta metodología toma unas observaciones representativas o "semillas" asignadas previamente por el investigador. Después, se asignan todas las observaciones a la semilla más cercana, se reemplaza las semillas con la media de todas las observaciones asignadas al *clúster*, se repiten los pasos anteriores hasta que el cambio en la media del clúster sea cero o cercano a cero. Finalmente, se forman los *clusters* definitivos asignando cada observación según la media obtenida en el paso anterior (MacNabb, 2003). En los anexos se puede apreciar gráficamente la metodología jerárquica (Figura 1) y la metodología no-jerárquica (Figura 2).

Existen dos limitaciones importantes a la hora de establecer la metodología de *clustering* como un referente global de clasificación de las IPS. Tanto las características escogidas para clasificar las observaciones, como el número de clusters que se deseen



establecer son subjetivos al investigador. Por lo cual, es importante tener la validación de las variables y la metodología a utilizar por parte de expertos en el tema para reducir este sesgo.

Las experiencias internacionales expuestas anteriormente muestran que la metodología no-jerárquica de *k-means* puede ser de gran utilidad para definir los *clusters* en el contexto colombiano. Esto ya que mediante el uso de *k-means* se genera una agrupación excluyente clara, lo que permite establecer parámetros de clasificación más precisos que los obtenidos con metodologías jerárquicas. Sin embargo, se han encontrado trabajos que utilizan metodologías tanto jerárquicas como no-jerárquicas para agrupar las observaciones. Tomando un nivel de agregación jerárquico, metodologías como la de Ward permiten establecer las semillas para generar los *clusters* usando metodologías como la de *k-means*. Así, se elimina cierto grado del sesgo generado por la decisión del investigador.

En consecuencia, para el presente trabajo se utilizara una combinación de la metodología jerárquica de Ward y la revisión de un experto en el sector de la salud para establecer el número óptimo de *clusters*. Como se explicó anteriormente, la metodología jerárquica de Ward aglomera las observaciones en diferentes niveles hasta llegar a un último *cluster* donde se encuentran todas las observaciones. Para definir cuál es el nivel óptimo de aglomeración donde se puede observar el número de *clusters* que se deben utilizar posteriormente con la metodología *k-means*, se utiliza el índice Calinski-Harabasz. Este último es un índice de validación interna para probar la convergencia dentro de los *clusters* y la divergencia entre los mismos en cada nivel de aglomeración del proceso jerárquico (Introini & Lena, 2011). La forma de estimar el índice Calinski-Harabasz se puede observar en la ecuación (1), para *n* número de observaciones y *k* número de clusters:

$$CH = \frac{Dispersion B/(k-1)}{Dispersion W/(k-1)}$$
 (1)

Donde B es la matriz de dispersión entre los *clusters* y W es la matriz de dispersión dentro del *cluster* (Maulik & Bandyopadhyay, 2002). Estas dos últimas se pueden expresar como:

Dispersión
$$B = \sum_{k=1}^{K} n_k ||z_k - z||^2$$
 (2)



Dispersión
$$W = \sum_{k=1}^{K} \sum_{i=1}^{n_k} ||x_i - z_k||^2$$
 (3)

Donde n_k es el número de observaciones en el cluster k, z_k es la media o centroide del cluster k y z es la media de toda la base de datos (Maulik & Bandyopadhyay, 2002). La partición que maximice el índice de Calinski-Harabasz será la que crea clusters más homogéneos.

No obstante, es necesario obtener información cualitativa de este proceso para validar tanto las metodologías jerárquicas y no-jerárquicas propuestas, como las variables escogidas para hacer la partición de las IPS. Esto es fundamental para producir un trabajo más robusto ya que el criterio de un experto del sistema de salud permite direccionar el proceso metodológico, además de ayudar a obtener resultados útiles y relevantes para la situación actual del sistema de salud colombiano. Así también, se reduce el sesgo del número de *clusters* establecido por el investigador ya que se cuenta con la revisión de un experto que indica un número de *clusters* relevante para mejorar las políticas públicas en salud.

Para el siguiente paso, es necesario computar las distancias entre las observaciones (IPS) según las variables expuestas anteriormente, para así establecer su grado de similitud o diferencia. Para obtener esta distancia, por ejemplo entre la IPS i y la IPS j, se utiliza la herramienta de distancia euclidiana. Según Kaufman & Rousseeuw (2005), esta distancia se define como la raíz de la diferencia entre las características o variables estandarizadas de i y j, como se puede apreciar en la ecuación (4):

$$d(i,j) = \sqrt{(x_{i1} - x_{j1})^2 + (x_{i2} - x_{j2})^2 + \dots + (x_{ip} - x_{jp})^2}$$
 (4)

A partir de la distancia euclidiana, se planea utilizar la metodología de *clustering* nojerárquica k-means. La cual, mediante un proceso iterativo, definirá los clusters excluyentes homogéneos necesarios para la comparación y supervisión de las IPS. Esta metodología consiste en que dado un set de n observaciones con m atributos asociados para ser partidos en K *clusters* definidos en los pasos anteriores (Metodología de Ward y revisión de experto), se intenta establecer un solución de *clúster* (C) que minimiza la suma de los cuadrados del error (J(C)) entre miembros del clúster (x_i) y su centro asociado (c_k) (Delamater, Shortridge,



& Messina, 2013). Esto último para todos los clusters K, como se puede apreciar en la ecuación (5):

$$J(C) = \sum_{k=1}^{K} \sum_{x_i \in C_k} ||x_i - \mu_k||^2 \quad (5)$$

Así, mientras este método minimiza la distancia euclidiana entre las diferentes observaciones y su centro, maximiza la distancia con respecto a los otros *clusters* (Delamater, Shortridge, & Messina, 2013).

3.1 Descripción de los Datos

Para utilizar la metodología de *clustering* deseada en el contexto de las Instituciones Prestadoras de Salud de Colombia, se tomaran las bases de datos del Registro Especial de Prestadores de Servicios de Salud (REPS) del 2015. Estas bases, administradas por el Ministerio de Salud y Protección Social, muestran la capacidad instalada de cada IPS habilitada en el país entre otras características. En la Tabla 1 se pueden observar las 25 variables de capacidad instalada reportada por cada IPS clasificada en cuatro categorías diferentes:

Tabla 1 Variables Capacidad Instalada de las IPS

Grupo	Variables
Camas	Pediátricas, Adultos, Obstetricia, Cuidado Intermedio Neonatal, Cuidado Intensivo Neonatal, Cuidado Intermedio Pediátrico, Cuidado Intensivo Pediátrico, Cuidado Intermedio Adultos, Cuidado Intensivo Adultos, Unidad de Quemados Adultos, Psiquiatría, Farmacodependencia, Unidad de Quemados Pediátricos, Cuidado Agudo Mental, Cuidado Intermedio Mental, Institución Paciente Crónico, Trasplante de Progenitores Hematopoyéticos, Cuidado Básico Neonatal
Salas	Quirófano, Partos, Procedimientos
Ambulancias	Básicas, Medicalizadas
Apoyo Terapéutico	Sillas Hemodiálisis, Sillas Quimioterapia



Así, mediante la creación de *clusters* según estas variables, se intenta generar una clasificación que refleje la complejidad, el tamaño y los tipos de servicios ofrecidos de las IPS.

4. Resultados

De 14,579 observaciones (IPS), sólo 3,562 tienen datos relevantes para el presente trabajo. Es decir, solo una cuarta parte de las IPS registradas en el país reportan algún tipo de capacidad instalada. Esto último genera un problema de selección ya que la probabilidad que las IPS con mejor desempeño son las que reportan los datos es muy alta. Sin embargo, el presente trabajo sigue siendo relevante ya que es una primera aproximación a la introducción del análisis de *clustering* en el sistema de salud colombiano, representando un primer paso para llenar el vacío de la literatura en el contexto de salud en el país. Además, si hay un buen uso de la información hay mayores incentivos a que las IPS reporten sus datos adecuadamente.

Para la estimación del número óptimo de *clusters*, se utilizó el método jerárquico de Ward y el índice Calinski-Harabasz como se expuso anteriormente. Este último estima un estadístico Pseudo-F donde el número de *clusters* con mayor valor indica el mejor ajuste en términos de homogeneidad de los grupos (Maulik & Bandyopadhyay, 2002). En este caso, el índice Calinski-Harabasz establece que la agrupación en un *cluster* o dos *clusters* es la que presenta mayor homogeneidad. Esto se puede deber a la cantidad de observaciones y la heterogeneidad de las características de las IPS. Para complementar este resultado, esta metodología pasó por la revisión de un experto y hacedor de política pública en el sector de la salud. Mediante el cruce de las dos fuentes de carácter cualitativo y cuantiado, se llegó a la conclusión que deben ser establecidos 7 *clusters* de IPS mutuamente excluyentes. En los anexos se puede consultar el resultado global del índice Calinski-Harabasz y el criterio del experto consultado.

En el siguiente paso, se utilizó la metodología no-jerárquica de *k-means* para obtener los *clusters* definitivos excluyentes y así caracterizar las diferentes agrupaciones de IPS. Los resultados obtenidos se pueden ver en la Tabla 2:



Tabla 2
Resultados de *clustering* no-jerárquico *k-means*

	Frecuencia	Porcentaje	Acumulado
Cluster 1	16	0.45	0.45
Cluster 2	150	4.21	4.66
Cluster 3	106	2.98	7.64
Cluster 4	2,862	80.35	87.98
Cluster 5	79	2.22	90.2
Cluster 6	15	0.42	90.62
Cluster 7	334	9.38	100
Total	3,562	100	

Como se puede apreciar en la Tabla 2, el 80% de las IPS están aglomeradas en el *Cluster 4*, el 9% en el *Cluster 7*, el 4% en el *Cluster 2* y el 3% en *Cluster 3*. Esto quiere decir que la gran mayoría de Instituciones Prestadores de Salud se encuentran concentradas según unas características muy específicas. Por esto, es necesario describir la composición de dichas características de capacidad instalada por cada *cluster*. De este modo se puede observar la distinción y clasificación generada con esta metodología no-jerárquica de *k-means*.

El cluster 6, el cual se identifica como el de menor tamaño con solo 15 IPS, aglomera observaciones con características muy particulares. Específicamente, son IPS de un gran tamaño con un promedio 276 camas para adultos y 30 camas pediátricas. De igual manera, el cluster 1 solo presenta 15 IPS de la muestra teniendo unas características sobresalientes. En promedio, este grupo tiene 152 camas de psiquiatría y 18 camas de cuidado agudo mental. Por lo que se puede inferir que la razón de que tan pocas observaciones pertenezcan a este grupo es que son una clase de prestador de gran tamaño enfocado en el cuidado mental.

El *cluster 5*, el cual tiene 79 IPS, se caracteriza por tener prestadores que poseen casi todo tipo de capacidad instalada reportada en la base de datos de REPS. Especialmente, se identifica que son prestadores de tamaño mediano-grande ya que en promedio presentan 20 camas pediátricas y 137 camas de adultos. El *cluster 3*, con 106 IPS, es una agrupación altamente especializada ya que solo presenta 5 de las 25 categorías de capacidad instalada.



Específicamente, las IPS que integran el *cluster 3* presentan un promedio de 28 sillas de apoyo terapéutico para hemodiálisis.

Las IPS en el *cluster 2* pueden ser identificadas como prestadores generales de tamaño mediano. Esto ya que en promedio presenta 63 camas para adultos, 13 camas pediátricas, 18 camas de cuidado agudo mental y 10 camas de obstetricia. El *cluster* 7, el cual agrupa casi 10% de las observaciones con 334 IPS, se puede caracterizar como una agrupación de prestadores generales de tamaño pequeño-mediano. En promedio, el *cluster* 7 presenta 22 camas para adultos, 10 camas pediátricas y 6 camas obstétricas.

Finalmente, el *cluster 4*, el cual agrupa el 80% de las IPS estudiadas, contiene IPS que en promedio presentan capacidad instalada en 24 de las 25 categorías, identificándose en términos generales por ser de carácter pequeño. Es decir, no presenta un tipo de capacidad instalada que sobresalga y caracterice al grupo como en los *clusters* anteriores, sino que por el contrario, presenta al menos una provisión de camas, salas, ambulancias o apoyo terapéutico. La variable con mayor promedio es camas adultos con 1.7 camas y la variable con menor promedio es camas de cuidado intermedio mental con 0.01 camas. Así pues, se puede establecer que la gran mayoría de Instituciones Prestadoras de Salud en el territorio nacional son IPS de tamaño y provisiones pequeñas. En la tabla 3 se puede observar la caracterización general de los 7 *clusters* expuestos anteriormente:

Tabla 3 Caracterización de cada cluster

Cluster	Descripción
	Grandes Prestadores de Salud Mental con mínimo 90
Cluster 1	Camas de Psiquiatría
	Prestadores de servicios generales medianos con mínimo
Cluster 2	40 Camas para Adultos
	Prestadores especializados en Apoyo Terapéutico con
Cluster 3	mínimo 15 Sillas de Hemodiálisis
	Prestadores de servicios generales pequeños con mínimo
Cluster 4	una cama, sala, ambulancia o apoyo terapéutico
	Prestadores de servicios generales medianos-grandes con
Cluster 5	mínimo 95 Camas para Adultos
	Grandes Prestadores de servicios generales con mínimo
Cluster 6	196 camas para Adultos y mínimo 5 quirófanos
	Prestadores de servicios generales pequeños-medianos
Cluster 7	con mínimo 10 Camas para Adultos



Como solo un *cluster* agrupa la mayoría de observaciones de la muestra, es relevante aplicar la metodología de *clustering* previamente utilizada para observar las dinámicas al interior de este *cluster*. Es decir, las características del *cluster* 4 son muy generales a diferencia de los demás *clusters*, donde se puede observar las agrupaciones de IPS de un carácter muy especializado o de gran tamaño y capacidad. Por esto, es necesario observar cómo se podrían categorizar las IPS al interior de este *cluster*. A continuación se realiza la metodología jerárquica de Ward, el índice Calinski-Harabasz y la metodología no-jerárquica de *k-means* para establecer *clusters* al interior del *cluster* 4.

Tabla 4
Resultados de *clustering* no-jerárquico *k-means* al interior del cluster 4

	Frecuencia	Porcentaje	Acumulado
Cluster 4.1	73	2.55	2.55
Cluster 4.2	1,328	46.4	48.95
Cluster 4.3	404	14.12	63.07
Cluster 4.4	42	1.47	64.54
Cluster 4.5	183	6.39	70.93
Cluster 4.6	574	20.06	90.99
Cluster 4.7	258	9.01	100
Total	2,862	100	

Como se puede observar en la Tabla 4, las IPS ahora no se encuentran en el nivel de concentración como en el ejercicio tomando la muestra nacional. A pesar que el *cluster 2* concentra el 46% de la muestra, las demás observaciones se encuentran en otros *clusters* que ahora son más representativos y por ende relevantes. El *cluster 6* y el *cluster 3* representan el 20% y el 14% respectivamente, por lo cual se pueden considerar como agrupaciones que definen una categoría más relevante en esta segunda etapa del análisis de *clustering*.

La caracterización de los 7 *clusters* anteriores, los cuales pertenecen al *cluster 4* del grupo inicial, se puede apreciar en la Tabla 5:



Tabla 5 Caracterización de cada *cluster* al interior del *cluster* 4

Cluster	Descripción
	IPS de tamaño mediano con máximo 75 camas de
Cluster 4.1	psiquiatría o máximo 87 camas de farmacodependencia
	IPS de tamaño pequeño con máximo 4 camas para
Cluster 4.2	adultos o 4 camas de pediatría o 6 camas de obstetricia
	IPS básica con 1 cama para adultos o 1 sala de partos o
Cluster 4.3	1 silla para quimioterapia
	IPS de tamaño pequeño especializadas en cuidado
Cluster 4.4	neonatal
	IPS básica con máximo 6 camas para adultos o mínimo
Cluster 4.5	2 quirófanos
	IPS de tamaño pequeño -mediano especializadas en
Cluster 4.6	pediatría con máximo 28 camas para pediatría
	IPS de tamaño pequeño-mediano con mínimo 6 camas
	para adultos y máximo 50 camas de institución de
Cluster 4.7	paciente crónico

Como se puede observar, en la caracterización de los *clusters* al interior del *cluster 4* se encuentran perfiles de las IPS que no se podían observar en la primera etapa de aglomeración donde el 80% de las observaciones pertenecía a este *cluster*. A pesar que todas las IPS en esta muestra son pequeñas, existen especialidades o características que sobresalen para cada grupo. El *cluster 4.6* aglomera las instituciones especializadas en cuidado pediátrico, las cuales no superan 28 camas de pediatría. El *cluster 3.4* agrupa centros de atención muy pequeños pero con servicios como el tratamiento para el cáncer. Por último, el *cluster 2.4* que aglomera casi la mitad de la muestra se caracteriza por ser prestadores pequeños con cuidados básicos en la atención de adultos, niños y obstetricia.

Así pues, como se puede observar existen clasificaciones específicas que se deben dar a la hora de agrupar las Instituciones Prestadoras de Salud en el país. Como se vio anteriormente, primero se deben agrupar instituciones de gran tamaño, capacidad y especialización, para lograr después agrupar la gran mayoría de IPS en el país en categorías más generales. Es decir, las IPS de tamaño pequeño que no sobrepasan la capacidad instalada de más de 50 camas, salas, ambulancias o apoyo terapéutico deben ser clasificadas en categorías más simples.



Finalizando, es importante aplicar el análisis de *clustering* en IPS a nivel regional. Es decir, que esta es una metodología dinámica que permite generar agrupamientos específicos a ciertas características. Por lo cual, es importante realizar clasificaciones robustas al interior de las diferentes regiones para observar de manera más detallada la provisión de diferentes servicios según sus poblaciones. Bogotá D.C., Antioquia y Valle del Cauca son las regiones que agrupan la mayor cantidad de IPS a nivel nacional. Para el caso de Bogotá, 334 IPS reportan algún tipo de capacidad instalada, Antioquia reporta 361 IPS y Valle del Cauca reporta 330 IPS.

La descripción regional anterior deja inferir una situación contra intuitiva. Al Bogotá ser el distrito capital y agrupar los principales entes del estado, en este caso el Ministerio de Salud y la Superintendencia de Salud, se espera que el reporte de los prestadores sea mucho más alto que el del resto del país. Sin embargo, el reporte de IPS por parte de las tres regiones es bastante similar haciendo que sea importante establecer mejores redes de información y reporte inicialmente en la capital del país. Al aplicar el análisis de *clustering* se encuentra una distribución muy similar que al nivel nacional, presentándose un *cluster* que aglomera la mayoría de observaciones caracterizadas por ser pequeñas y proveer servicios básicos. En la Tabla 6 se puede observar un resumen de los resultados para las regiones:

Tabla 6 Descripción general de los *clusters* a nivel regional

	Número	
Región	de Obs.	Principal Composición de Clusters
		Sus 3 principales clusters, que agrupan el 90% de la muestra, se
		caracterizan por estar divididos por el promedio de camas para
		adultos. El principal cluster agrupa el 78% de la muestra y tiene
		un promedio de 2 camas para adultos, el que le sigue 58 camas
		para adultos y el tercero presenta un promedio de 139 camas para
Bogotá	334	adultos.
		De los 7 Clusters en que se divide la muestra, uno agrupa el 80%
		de las observaciones con un promedio de una cama para adultos.
Valle del		Se evidencia que hay un cluster que agrupa solo las entidades
Cauca	330	especializadas en la farmacodependencia y psiquiatría.
		De 7 Clusters en total, uno agrupa el 80% con IPS pequeñas y
		generales. El siguiente con mayor participación, agrupa el 5% de
Antioquia	361	las observaciones caracterizadas por brindar servicios pediátricos



5. Conclusiones

La complejidad del sistema de salud colombiano ha evitado que se establezcan los mecanismos necesarios de información. Esto con el objetivo que los entes encargados del Estado regulen la adecuada provisión de servicios. Un primer paso para mejorar la heterogeneidad y la falta de uso de la información reportada por las IPS es agrupar estas instituciones con sus pares en términos de capacidad instalada. Así, se puede observar y vigilar el desempeño de los prestadores relativos a sus pares ya que se están comparando "manzanas con manzanas". El análisis de *clustering* de datos permite generar estos grupos según diferentes formas de medir las similitudes entre las observaciones; para el caso de las IPS en el contexto colombiano se utiliza la distancia euclidiana.

Utilizando el análisis jerárquico de la metodología de Ward, y complementando con información cualitativa recogida mediante la revisión de un experto, se establece que se deben crear 7 clusters funcionales. Para realizar esta partición de las observaciones, se utiliza el método no-jerárquico de k-means donde se minimiza la distancia euclidiana entre las observaciones de un cluster y se maximiza esta distancia entre los clusters. Como se vio anteriormente, la caracterización de los 7 clusters a nivel nacional muestra que en su gran mayoría las IPS del país poseen una capacidad instalada básica. No obstante, alrededor del 20% de la muestra total son IPS de gran tamaño, capacidad o especialización donde se observa que los tratamientos para la salud mental, la farmacodependencia y el apoyo terapéutico en hemodiálisis componen grupos separados y exclusivos de la muestra.

Al utilizar el análisis de *clustering* al interior del *cluster 4*, el cual agrupó la mayoría de observaciones de la muestra, se encuentra una clasificación más básica pero igualmente relevante para este grupo de IPS. En este caso, los *clusters* se conformaron caracterizándose por el número de camas de adultos y la vocación pediátrica y neonatal de los prestadores. Así pues, se considera que el primer paso de clasificación de IPS en el país es discriminar los grandes y especializados prestadores de los pequeños y generales. A partir de aquí, se deben clasificar los pequeños y generales según su número de camas para adultos, el número de quirófanos, y su perfilación al cuidado infantil.

En términos regionales, se observó el pobre reporte de las IPS en Bogotá relativo al Valle del Cauca y Antioquia. Por lo cual, se hace fundamental que primero se ajusten y



mejoren las redes de información en la capital ya que es allí donde se ubican la mayor cantidad de IPS del país. La distribución de los *clusters* al interior de las regiones siguió una distribución similar al caso nacional. Creando la noción que efectivamente hay una relación entre grandes cascos urbanos y la necesidad de proveer servicios mentales y de farmacodependencia debido al estrés y otros riesgos presentes en las ciudades.

Finalmente, se observa la necesidad de crear una clasificación de las IPS en el sistema de salud que responda a las características intrínsecas de estas entidades. Esto quiere decir que la clasificación actual en cuatro niveles de complejidad de la atención médica se muestra insuficiente para reflejar las características de cada tipo de prestador. Así pues, si se desea mejorar la vigilancia y el funcionamiento de las IPS en el sistema para reducir la asimetría de información entre los actores, es imperativo establecer *clusters* funcionales que permitan comparar el desempeño de las IPS frente a sus mismos pares en términos de capacidad instalada y servicios ofrecidos. Los resultados obtenidos anteriormente también se pueden utilizar para futuras investigaciones sobre la oferta de servicios especializados frente a la demanda real de la población. Es decir, como se pudo observar las divisiones de los *clusters* se caracterizan por la especialización de su capacidad instalada. Por lo cual, vale la pena estudiar si la cantidad de estos centros especializados están alineados con los servicios requeridos por la configuración de las principales patologías presentes en el país.

Los limitantes de este análisis, como el sesgo de selección, la falta de datos más completos y la subjetividad del número de *clusters*, no impiden que este trabajo sea una primera aproximación para llenar el vacío de literatura de este tipo en el contexto del sistema de salud colombiano. Además, posibles ampliaciones incluyen crear modelos para establecer la relación entre la calidad del servicio y tipos de *clusters*, como también la generación de *clusters* más robustos incluyendo información categórica como el carácter de la IPS.



ANEXOS

• Figura 1:

Ejemplo de metodología jerárquica

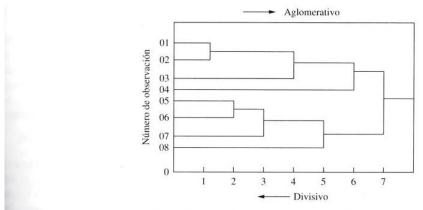


FIGURA 9.8. Dendrograma ilustrativo de la obtención de conglomerados jerárquicos.

Como se puede apreciar en el dendograma, el análisis jerárquico funciona en dos sentidos. El divisivo que comienza en un *cluster* global donde se encuentras todas las observaciones y se desagrega según niveles de similitud. Y el aglomerativo, el cual es el más común, donde cada observación es inicialmente un *cluster* y se va agrupando con su vecino más cercano en diferentes niveles de aglomeración.

Fuente: Análisis Multivariante. 5ta Edición. Pearson (2005)

Figura 2

Ejemplo metodología no-jerárquica.

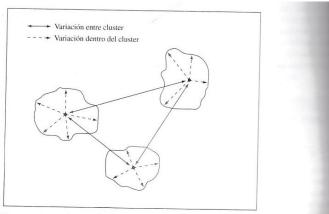


FIGURA 9.7. Diagrama de conglomerados que muestra la variación dentro y entre conglomerados

El dendograma aquí expuesto, muestra de manera gráfica como las metodologías no-jerárquicas funcionan. Como se puede apreciar, se encuentra una centroide o promedio en los grupos de observaciones, donde se intenta maximizar la distancia entre los clusters y minimizar la distancia dentro de ellos. Fuente: Análisis Multivariante. 5ta Edición. Pearson (2005)



- Definición de número de *clusters* a nivel nacional
 - o Índice Calinski/ Harabasz para la muestra de IPS a nivel nacional

Tabla 1A Índice Calinski/ Harabasz

Indice Calinski/ Harabasz	
Número de clusters	pseudo-F
2	3119.64
3	2438.31
4	2242.85
5	2111.68
6	1976.77
7	1882.61
8	1844.67
9	1817.88
10	1800.08
11	1788.52
12	1737.77
13	1688.83
14	1651.97
15	1624.8



 Información cualitativa: Entrevista al Director de Aseguramiento del Ministerio de Salud y Protección Social.

Tabla 2A Entrevista al experto y hacedor de Política Pública en Salud

Nombre	Jose Luis Ortiz
	Director de Regulación de la Operación del
	Aseguramiento en Salud, Riesgos Laborales y
Cargo	Pensiones
Cargo	
Entidad	Ministerio de Salud y Protección social
A la pregunta:	Respondió:
11 la pregunta.	•
	El sistema de salud colombiano necesita implementar
	formas de supervisión de calidad de servicios de las IPS
¿Cuál es su concepto acerca de la	en todo el país. Para lograr esto se hace necesario crear
necesidad de implementar el	grupos funcionales de información donde se pueda
análisis de clustering en el sistema	0 1
	1 1 1
de salud colombiano?	evaluar según sus características específicas
	El número funcional de grupos es difícil de definir,
	pero una aproximación valida es lo que se define en la
	1 1
¿En términos prácticos, cual sería	circular externa No. 18 del 23 de Septiembre emitida
un número funcional de	por Superintendencia de Salud. Allí se establece que
clustering?	deben ser 7 grupos funcionales de IPS



Promedio

 Promedio de capacidad instalada para todas la variables relevantes al interior de cada *cluster*:

Capacidad Instalada

Tabla 4A Cluster 2

		Camas Pediátricas	13.10667
		Camas Adultos	63.04667
		Camas Obstetricia	10.77333
Tabla 3A		Camas Cuidado Intermedio	
Cluster 1		Neonatal	3.26
Cluster 1		Camas Cuidado Intensivo Neonatal	3.28
		Camas Cuidado Intermedio	
Capacidad Instalada	Promedio	Pediátrico	0.7266667
Camas Pediátricas	1.0625	Camas Cuidado Intensivo	
Camas Adultos	4.625	Pediátrico	1.16
Camas Obstetricia	0.75	Camas Cuidado Intermedio	
Camas Cuidado Intensivo		Adultos	4.926667
Adultos	0.75	Camas Cuidado Intensivo Adultos	8.96
Camas Psiquiatría	152.875	Camas Unidad de Quemados	
Camas Farmacodependencia	14.5	Adultos	0.08
Salas Quirófano	0.125	Camas Psiquiatría	0.58
Salas Partos	0.0625	Camas Farmacodependencia	0.0333333
Ambulancias Básicas	0.125	Salas Quirófano	3.546667
Camas Cuidado Agudo Mental	18.3125	Salas Partos	0.8
Camas Cuidado Intermedio	10.5125	Ambulancia Básicas	0.3533333
Mental	1.25	Ambulancia Medicalizadas	0.3
Mentai	1.23	Camas Cuidado Agudo Mental	18.3125



Tabla 5A Cluster 3

Capacidad Instalada	Promedio
Camas Adultos	0.0754717
Salas Quirófano	0.009434
Ambulancia Medicalizadas	0.009434
Apoyo Terapéutico Sillas	
Hemodiálisis	28.42453
Salas Procedimientos	0.4339623

Tabla 7A Cluster 5

Tabla 6A Cluster 4	
Capacidad Instalada	Promedi
Camas Pediátricas	0.845

Capacidad Instalada	Promedio
Camas Pediátricas	0.8459119
Camas Adultos	1.779175
Camas Obstetricia	0.8085255
Camas Cuidado Intermedio Neonatal	0.128232
Camas Cuidado Intensivo Neonatal	0.1320755
Camas Cuidado Intermedio Pediátrico	0.0342418
Camas Cuidado Intensivo Pediátrico	0.0324948
Camas Cuidado Intermedio Adultos	0.1247379
Camas Cuidado Intensivo Adultos	0.2393431
Camas Psiquiatría	1.008386
Camas Farmacodependencia	0.5426275
Salas Quirófano	0.3969252
Salas Partos	0.3218029
Ambulancia Básicas	0.4692523
Ambulancia Medicalizadas	0.0845563
Camas Cuidado Agudo Mental	0.208246
Camas Cuidado Intermedio Mental	0.0195667
Camas Institución Paciente Crónico	0.3057303
Camas Cuidado Básico Neonatal	0.0562544
Apoyo Terapéutico Sillas Quimioterapia	0.165269
Apoyo Terapéutico Sillas Hemodiálisis	0.0489168
Salas Procedimientos	0.2368973

Capacidad Instalada	Promedio
Camas Pediátricas	20.88608
Camas Adultos	137.0506
Camas Obstetricia	14.6962
Camas Cuidado Intermedio	
Neonatal	7.759494
Camas Cuidado Intensivo	
Neonatal	5.772152
Camas Cuidado Intermedio	
Pediátrico	1.379747
Camas Cuidado Intensivo	
Pediátrico	3.21519
Camas Cuidado Intermedio	
Adultos	8.556962
Camas Cuidado Intensivo	
Adultos	18.10127
Camas Unidad de Quemados	
Adultos	0.9367089
Camas Psiquiatría	3.265823
Camas Farmacodependencia	0.721519
Salas Quirófano	6.56962
Salas Partos	0.9493671
Ambulancia Básicas	0.3670886
Ambulancia Medicalizadas	0.3797468
Unidad de Quemados Pediátricos	0.4050633
Camas Cuidado Agudo Mental	1.240506
Camas Institución Paciente	
Crónico	0.0632911
Camas Trasplante de	
Progenitores Hematopoyéticos Camas Cuidado Básico Neonatal	0.2278481
Camas Cuidado Básico Neonatal	3.202532
Apoyo Terapéutico Sillas	
Quimioterapia	4.64557
Apoyo Terapéutico Sillas	
Hemodiálisis	2.012658
Salas Procedimientos	0.8607595



Tabla 9A Cluster 7

Tabla 8A| Cluster 6

Capacidad Instalada	Promedio
Camas Pediátricas	36.6
Camas Adultos	276.8
Camas Obstetricia	16.4
Camas Cuidado Intermedio	10.4
Neonatal	8.4
Camas Cuidado Intensivo Neonatal	6.466667
Camas Cuidado Intermedio	
Pediátrico	2.133333
Camas Cuidado Intensivo	
Pediátrico	5.133333
Camas Cuidado Intermedio Adultos	22
Camas Cuidado Intensivo Adultos	30.66667
Unidad de Quemados Adultos	1.2
Camas Psiquiatría	0.6666667
Salas Quirófano	11.13333
Salas Partos	1.266667
Ambulancia Básicas	0.3333333
Ambulancia Medicalizadas	0.3333333
Unidad de Ouemados Pediátricos	1.066667
Camas Trasplante de Progenitores	
Hematopoyéticos	1.733333
Camas Cuidado Básico Neonatal	2.133333
Apoyo Terapéutico Sillas	
Quimioterapia	7.2
Apoyo Terapéutico Sillas	
Hemodiálisis	3.466667
Salas Procedimientos	2.666667

Capacidad Instalada	Promedio
Camas Pediátricas	10.4012
Camas Adultos	22.10778
Camas Obstetricia	6.703593
Camas Cuidado Intermedio	
Neonatal	1.422156
Camas Cuidado Intensivo	
Neonatal	1.311377
Camas Cuidado Intermedio	
Pediátrico	0.3473054
Camas Cuidado Intensivo	
Pediátrico	0.5149701
Camas Cuidado Intermedio	
Adultos	1.323353
Camas Cuidado Intensivo	
Adultos	2.242515
Camas Unidad de Quemados	
Adultos	0.011976
Camas Psiquiatría	0.1916168
Salas Quirófano	1.694611
Salas Partos	0.7005988
Ambulancia Básicas	0.4850299
Ambulancia Medicalizadas	0.2365269
Camas Unidad de Quemados	
Pediátrico	0.0568862
Camas Cuidado Agudo	
Mental	0.0778443
Camas Institución Paciente	
Crónico	0.1736527
Camas Trasplante de	
Progenitores	
Hematopoyéticos	0.0179641
Camas Cuidado Básico	
Neonatal	0.6197605
Apoyo Terapéutico Sillas	
Quimioterapia	0.3502994
Salas Procedimientos	0.1407186
Salas Flocedimientos	0.140/180



Bibliografía

- Bernal, O., Forero, J. C., Hernández, L. J., & León, L. (2012). Sistema de Información en el Sector Salud en Colombia. En O. Bernal, & C. Gutierrez, *La Salud en Colombia: logros, retos y recomendaciones* (págs. 475-503). Bogotá: Ediciones Uniandes.
- Byrne, M. M., Daw, C. N., Nelson, H. A., Urech, T. H., Pietz, K., & Petersen, L. A. (Abril de 2009). Method to develop health care peer groups for quality and financial comparisons across hospitals. *Health services research*(44), 577-592. doi:10.1111/j.1475-6773.2008.00916.x
- Delamater, P. L., Shortridge, A., & Messina, J. P. (2013). Regional health care planning: a methodology to cluster facilities using community utilization patterns. *BMC health services research*, 1-16. Obtenido de http://www.biomedcentral.com/1472-6963/13/333
- Hair, J., Anderson, R., Tatham, R., & Black, W. (1999). Analisis Multivariante. Madrid: Prentice Hall.
- Honório, E., Lírio, A., Mateus, C., Barros, P. P., Valente, M. d., & Bentes, M. (Junio de 2000). DEFINING HOSPITAL PEER GROUPS: WHY IS IT SO DIFFICULT? *CASEMIX, II*(2), 39-46.
- Introini, D., & Lena, D. (2011). *Proyecto Detección de Clusters: Introducción al reconocimiento de Patrones*. Obtenido de Universidad de la Republica:

 https://eva.fing.edu.uy/file.php/514/ARCHIVO/2011/TrabajosFinales2011/informe_final_introini_lena.pdf
- Kang, H.-C., Hong, J.-S., & Park, H.-J. (2012). Development of Peer-Group-Classification Criteria for the Comparison of Cost Efficiency among General Hospitals under the Korean NHI Program. *Health Services Research*, 1720-1737. doi:10.1111/j.1475-6773.2012.01379.x
- Kaufman, L., & Rousseeuw, P. (2005). Finding Groups in Data. Hoboken: John Wiley & Sons.
- Kaufman, L., & Rousseeuw, P. J. (2005). *Finding Groups in Data: An Introduction to Cluster Analysis.*Hoboken: John Wiley & Sons.
- Lorr, M. (1987). Cluster Analysis for Social Scientists . San Francisco: Jossey-Bass.
- MacNabb, L. (Junio de 2003). APPLICATION OF CLUSTER ANALYSIS TOWARDS THE DEVELOPMENT OF HEALTH REGION PEER GROUPS. *Proceedings of the Survey Methods Section*, 85-90.
- Maulik, U., & Bandyopadhyay, S. (Diciembre de 2002). Performance Evaluation of Some Clustering Algorithms and Validity Indices. *IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE*, 1650-1654.
- Ministerio de Salud. (2011). *Objetivos y Funciones*. Obtenido de Ministerio de Salud : https://www.minsalud.gov.co/Ministerio/Institucional/Paginas/institucional-objetivos-funciones.aspx
- Nicholson, W. (2008). Teoría Microeconómica. Santa fe: Cengage Learning.

