

Detección, monitoreo y mitigación del riesgo de salud: un estudio de las enfermedades de alto costo basado en frecuencia versus severidad para el seguro social¹

Rafael Caparó Coronado

Abstract

Globally, high-cost diseases are generating a loss of social efficiency in a tendential manner, different causes are generated by these diseases, but the consequences for social insurance are reflected in unsustainable increases in costs. This work intends to serve as support to determine which diseases can be considered as high cost based on a frequency versus severity analysis, in such a way that it serves as support in the decision making of health policy makers, although the issue of high-cost diseases goes beyond a quantitative-qualitative model, especially for the health of people, this work aims to serve as a basis for a management of health services based on costs that complement the efficient and particular management of all kinds of high cost diseases.

Keywords: High-costdisease, incidence, prevalence, frequency, severity, chronicdisease.

Resumen

A nivel mundial las enfermedades de alto costo están generando pérdida de eficiencia social de manera tendencial. Las causas que generan estas enfermedades son diferentes, pero las consecuencias para un seguro social se reflejan en aumentos insostenibles de sus costos. Este trabajo pretende servir de apoyo para determinar las enfermedades que pueden ser consideradas de alto costo sobre la base de un análisis de frecuencia versus severidad, de tal manera que también sirva de apoyo en la toma de decisiones de los hacedores de política de salud. Si bien el tema de enfermedades

¹ Actualmente conocido como ESSALUD.

de alto costo va más allá de un modelo cuantitativo-cualitativo, sobre todo por tratarse de la salud de las personas, este trabajo pretende servir de base para una gestión de los servicios de salud basada en costos que complemente la gestión eficiente y particular de todo tipo de enfermedades de alto costo.

Palabras clave: Enfermedad de alto costo, incidencia, prevalencia, frecuencia, severidad enfermedad crónica.

1. Introducción

La presente investigación se propone contribuir a un mejor conocimiento en la detección de las enfermedades de alto costo con el fin de avanzar en la toma de decisiones de políticas preventivas, de manera que los hacedores de política de salud puedan contar con un modelo que les ayude no solo a detectar las enfermedades de alto costo sino también a monitorearlas y mitigarlas a través de medidas de prevención. De esta manera se mejora la calidad de vida de los enfermos y se apunta hacia el logro del bienestar social general.

Entre las muchas de las características que presentan las enfermedades de alto costo, en comparación con otras patologías de bajo costo, las investigaciones académicas hacen referencia a la magnitud de su carácter crónico. La incidencia, es decir, el número de casos nuevos en un periodo determinado (Pita, Pertegás y Valdés, 2004) podría elevar a una enfermedad de bajo costo al nivel de enfermedad de alto costo. Si citamos como ejemplos, la hipertensión arterial y la insuficiencia renal, la primera es una enfermedad de bajo costo, de un costo mínimo por paciente en comparación con la segunda, que se podría volver una enfermedad de alto costo para el seguro social si una gran parte de la población la padeciera.

Asimismo, el riesgo en salud puede ser mitigado mediante políticas de prevención basadas en estimaciones de enfermedades de alto costo que consideren factores de frecuencia y severidad. En tal sentido es posible encontrar un modelo que pueda categorizar las enfermedades de alto costo en función de los efectos de la frecuencia y severidad sobre el sistema asegurador.

Las políticas de prevención proactivas pueden considerar una reducción notable de los costos asumidos por el sistema asegurador, y hacen posible estimar un impacto positivo de las aplicaciones de políticas sobre el riesgo en salud y la minimización de costos.

Con este documento se obtiene un modelo cuantitativo-cualitativo fácil de explicar a los hacedores de política de salud pública. Este modelo puede ser un aporte al proceso de toma de decisiones de prevención, detección, monitoreo y mitigación del riesgo en salud, a partir de un análisis prospectivo de las enfermedades crónicas de alto costo. De esta manera se haría una contribución a la mejora del bienestar social de la población en general.

2. Descripción técnica y metodología

2.1. Selección de una enfermedad crónica alto costo (ECAC)

Las metodologías para clasificar las enfermedades de alto costo se hallan en función de los gastos incurridos y consideran un umbral de selección. Así, podemos ver que algunos estudios recomiendan considerar Enfermedad de Alto Costo (EAC) a aquella que esté entre el grupo del 1 %, 5 % y 10 % de las más caras. Para nuestro trabajo, al tener una base de datos inicial con 30 enfermedades crónicas (EC), se ha considerado un umbral del 20 %, o equivalentemente a las primeras seis, de acuerdo a un criterio de gastos incurridos anualizados por EC. La base de datos utilizada se explicará al detalle más adelante y las ECAC serán seleccionadas de las EC de acuerdo con los costos y la incidencia proporcionadas por el Ministerio de Salud (MINSA).

Para el año 2010 se consideraron las EC ordenadas por gasto, adicionalmente se presenta el número de atendidos y el número de atenciones por EC, con esto se puede tener una idea de la frecuencia (atenciones e incidencia) y severidad (gasto) de estas 30 EC. Para realizar la selección de las EAC vamos a considerar tanto la severidad como la frecuencia.

2.2. Cópulas para la correlación no lineal entre costos de EC

Una cópula es una función de distribución bivalente con distribuciones marginales que son uniformes (Cf. Novales, 2017). Las cópulas permiten mejorar el análisis de correlación clásico basado en dependencias lineales. La idea de dependencia lineal en finanzas no es la recomendable puesto que algunos instrumentos financieros se comportan de manera no lineal, para el seguro social es análogo en el sentido de que las enfermedades de sus asegurados no son las mismas y la dependencia de los costos de estas enfermedades no es lineal. En tal sentido, mejorar el análisis de la correlación entre los costos de las EC es uno de los objetivos de esta investigación, para ello vamos a desarrollar el marco teórico de las diferentes cópulas que se conocen hasta el presente, entre estas tenemos:

- La cópula de Frank
- La cópula arquimediana
- La cópula t de Student
- La cópula de Gumbel
- La cópula de Clayton

Para el desarrollo teórico de las cópulas citadas, presentamos las fórmulas de cada cópula que describe la estructura de dependencia entre dos variables aleatorias (por ejemplo $va1$ y $va2$), las siguientes cópulas que resumimos tienen un solo parámetro ρ .

2.2.1. La cópula de Frank

Las funciones cópulas hacen copular dos variables aleatorias, denotamos C la función cópula, $C(va1, va2; \alpha)$ con parámetro de la Cópula de Frank, α :

$$-\frac{1}{\alpha} \log \left[1 + \frac{(e^{-\alpha*va1} - 1)(e^{-\alpha*va2} - 1)}{e^{-\alpha} - 1} \right]$$

Donde el parámetro α , varía entre $< -\infty; \infty > / 0$.

2.2.2. La cópula Gumbel

Para la cópula de Gumbel que está relacionada a la captura de eventos extremos, consideramos la siguiente fórmula:

$$C(va1, va2; \alpha) = e^{-[(-\ln(va1)) + (-\ln(va2))]^{1/\alpha} \frac{1}{\alpha}}$$

El parámetro α se encuentra entre $[1; \infty >$.

2.2.3. La cópula de Clayton

Como última cópula considerada presentamos la cópula de Clayton, con parámetro de cópula α y fórmula que captura la dependencia dada por:

$$C(va1, va2; \alpha) = [(va1^{-\alpha} + va2^{-\alpha} - 1)]^{\frac{1}{\alpha}}, 0]$$

El parámetro α se encuentre entre $[1; \infty >$

2.3. Tratamiento de la frecuencia

Para efectos de la investigación vamos a considerar un siniestro similar a los que se dan en las compañías aseguradoras, puesto que el seguro social se enfrenta a siniestros que podríamos considerarlos como siniestros de salud, oncológicos, cáncer maligno, diabetes, entre otras enfermedades de alto costo. Esta parte es similar a la que se ve dentro de las compañías que aseguran riesgo de vida.

Para completar la investigación realizaremos un análisis de las principales funciones de distribución de probabilidades discretas que se ajustan a diferentes tipos de siniestros. A continuación, describimos las principales funciones usadas para modelar la frecuencia:

- Función de Pareto.
- Función Poisson
- Función Binomial Negativa

2.4. Tratamiento de la severidad

Muchos de los modelos que usaremos requieren dominar las diferentes funciones estadísticas que se ajusten a las diferentes severidades, en esta parte revisaremos las principales funciones continuas para modelar las severidades y poder encontrar el mejor ajuste. Sin pérdida de particularidad vamos a considerar la severidad como un siniestro, en la medida que se generen montos de pérdidas monetarias.

A continuación mostramos las funciones para la severidad de las EAC. Se resume las principales funciones continuas utilizadas por los actuarios para modelar montos de pérdida causados por siniestros y duraciones, eventos con carácter continuo y fácilmente ajustables a las siguientes funciones: Normal, Gamma y Weibull.

2.4.1. Función Gamma

Modela la asimetría y las diferencias de las frecuencias de siniestros con dos parámetros: uno de forma y otro de escala. La función de densidad está dada por:

$$f_X(x) = \frac{\lambda^\alpha}{\Gamma(\alpha)} e^{-\lambda x} x^{\alpha-1},$$

Función de densidad Gamma

Para $x > 0$, $\alpha > 0$ y $\lambda > 0$. Cuando $\alpha = 1$ tenemos la función Exponencial. Mediante ordenaciones podemos tener una función Gamma incompleta:

$$F_X(x) = \gamma(\alpha, \lambda x) / \Gamma(\alpha),$$

Función de distribución Gamma

De esta función se derivan la Función Exponencial, la Función Chi-cuadrado y la Función Erlang, esta última expresada como:

$$F_X(x) = 1 - \sum_{i=0}^{\alpha-1} \frac{(\lambda x)^i}{i!} e^{-\lambda x},$$

Función de distribución Gamma

2.4.2. Función Weibull

La Weibull generalmente relacionada a eventos extremos tiene una función igual a:

$$f_X(x) = \frac{\beta}{\eta^\beta} x^{\beta-1} e^{-\left(\frac{x}{\eta}\right)^\beta}$$

Función de densidad Weibull

Donde: $\beta > 0$ es el parámetro de forma, $\eta > 0$ parámetro de escala de la distribución para valores de $x \geq 0$ y para valores de $x < 0$, la Función de Densidad Weibull $f_x(x)$ es igual a 0 y la función acumulada igual a:

$$F_X(x) = 1 - e^{-\left(\frac{x}{\eta}\right)^\beta}$$

Función de distribución Weibull

3. Jerarquización de las enfermedades crónicas de alto costo

Con base en el análisis de correlación entre los costos de las enfermedades crónicas y la frecuencia de ocurrencia de las mismas, se hace un ranking para encontrar una lista de enfermedades de alto costo que son definidas en función a su frecuencia y severidad apoyados por una función cópula que se ajusta al grado de correlación de las mismas.

3.1. El valor en riesgo (VaR)

Para el análisis de la jerarquización se toma en cuenta los costos incurridos por cada enfermedad crónica y para el monitoreo del riesgo se trabaja indicadores de riesgo como el Valor en Riesgo o VaR (*Value at Risk*, en inglés); asimismo, para la mitigación del riesgo se proponen políticas que implican la disminución de la correlación y la detección del origen del riesgo. El VaR es un indicador de la máxima pérdida probable bajo condiciones normales de mercado, en un periodo dado y a un nivel de confianza dado.

En términos simples el VaR indica un valor máximo de una pérdida que puede incurrir el Seguro Social, el cual es calculado a un nivel de confianza (por ejemplo al 95 % de confianza), en un periodo determinado (por ejemplo un año); de esta manera si el cálculo del VaR nos da 300 millones de soles al 95 % de confianza para un año, quiere decir que como máximo se puede perder los 300 millones al final del año con una probabilidad de 0.95.

Para todo esto es importante conocer las técnicas de las cópulas que pueden capturar de una manera más precisa el efecto de la correlación entre enfermedades de alto costo del seguro social peruano.

3.2. Cálculo del costo de las enfermedades

Para el cálculo del costo de las enfermedades se realiza un estudio de las principales enfermedades crónicas a las que hacen frente los asegurados en EsSalud. Si bien es importante considerar al paciente de alto costo, en este estudio se considera a la enfermedad de alto costo, con la finalidad de tener una idea macro de los costos incurridos por EsSalud. No obstante, un paciente de alto costo y una enfermedad de alto costo tienen diferentes formas de definirse. Así, una enfermedad de alto costo puede involucrar una enfermedad con altos gastos que en conjunto superen los ingresos fa-

miliares, eso se puede aplicar al seguro social visto como algo macro; mientras que un paciente de alto costo puede implicar un gasto para la sociedad. Ambas definiciones son acertadas y se combinan en nuestro trabajo, dado que vamos a considerar a la demanda potencial de estas enfermedades y se asume que al ser enfermedades de alto costo implican gastos superiores a los ingresos familiares, esto engloba a pacientes de familias adineradas que pueden cubrir los costos de la enfermedad crónica. En el caso del seguro social este supuesto es aceptable debido a que los asegurados en EsSalud se encuentran en un régimen subsidiado.

Se parte del análisis del costo de la cobertura de una enfermedad de manera independiente, lo haga EsSalud o no. Para este cálculo se debe incluir los costos, tanto en número de pacientes (frecuencia) como en el costo de la enfermedad por paciente (severidad), para la agregación consideramos la teoría de cópulas y la idea de cobertura de índice de costo acumulado, en donde tendremos en cuenta la dependencia entre las enfermedades para la construcción del índice de costo total.

Elegimos la cópula de Gumbel porque ella pertenece a las cópulas extremas y las cópulas arquimedianas caracterizadas con una expresión simple y explícita, tal como se mencionó en la parte del marco teórico; la cópula de Gumbel tiene la ventaja de describir dependencias asimétricas, donde difieren los coeficientes de la cola inferior y la cola superior. Ella posee la característica de poder representar riesgos cuya estructura de dependencia se acentuó.

Esta cópula es usada además en seguros y finanzas para estudiar el impacto de la ocurrencia de eventos de alta intensidad dentro de la dependencia entre varias variables de interés. Para este estudio intentaremos hacer un análisis del impacto en el VaR cuando se desarrolla un intento de mitigar el riesgo final y se minimiza la expansión del riesgo desde un origen común de diferentes enfermedades.

La cópula de Gumbel nos permite valorar las “coberturas sobre índices de costos totales”. Estos contratos se derivan de enfermedades de alto costo adaptados a reaseguros como eventos de ruina, en el sentido de que puede arruinar la vida del paciente y de la familia, hacer perder años de vida y años en incapacidad. Esos eventos están basados en un índice de costo individual por enfermedad con base en una demanda potencial, entendida como la cantidad de pacientes que revelan una enfermedad o pueden revelarla (Cfr. Caparó, 2016).

El índice de demanda potencial debe reflejar mejor las características de los montos de los siniestros asociados al riesgo total para reducir el riesgo de base (riesgo por enfermedad). En general, elegimos un conjunto de n enfermedades (crónicas sobre todo) en las que se mide la variable costo por enfermedad de un paciente por día. Por ejemplo, si bien hay casos extremos como las diálisis, que son consideradas costosas en un día, para enfermedades como la hipertensión arterial (HAT) el consumo de pastillas se hace más costoso no por el precio sino por el volumen, debido a que existe mayor número de pacientes con HAT que consumen pastillas de bajo costo en comparación con los que necesitan diálisis, de ahí que el costo diario se hace considerable.

$X_i(t)$ durante el periodo $[t - 1, t]$. Entonces, se construye el índice diario de una enfermedad i por

$$I_i(t) = \min(L_i - K_p, X_i(t) - K_i)$$

donde K_i y L_i son el umbral y el límite por enfermedad.

Sobre un periodo T , el índice de una enfermedad se define así: $S_i(T) = \sum_{t=1}^T I_i(t)$ el índice acumulativo $S_i(T) = \sum_{t=1}^T p_i * S_i(t)$ para una ponderación p_1, \dots, p_n de n enfermedades.

Finalmente, el flujo generado por la cobertura del índice es aquella similar a una opción de compra *call*, expresión comúnmente utilizada en el sector asegurador y financiero para valorar la prima de un riesgo, esta prima está en función del pago que se recibirá en caso de ocurrir el siniestro.

4. Resultados

Considerando la base de datos de las enfermedades crónicas que se presentan en el Perú y en relación con la lista de enfermedades proporcionadas por el MINSA, se construye una *data frame* (o marco de datos) de las enfermedades que se estudiarán en términos de costos (frecuencia y severidad), de tal manera que permita trabajar la construcción de los indicadores de dependencia no lineal.

4.1. Los datos

Los datos son obtenidos con base en los códigos de las enfermedades proporcionadas por el MINSA y trabajados en función de los costos incurridos por el seguro social en términos de prevalencia e incidencia. De una gran lista de enfermedades se ha seleccionado treinta (30), de manera que puedan servir de guía. Esta base de datos ha considerado los últimos 10 años y ha seguido una periodicidad mensual.

4.2. La calibración de la cópula

Para calibrar la cópula se ha desarrollado un código en R. La calibración de la cópula de Gumbel² se hará mediante solo dos leyes: exponencial y gamma. El comando `mledist` del software R nos ayuda a estimar por máxima verosimilitud los parámetros, de tal manera que se puede obtener fácilmente los parámetros calibrados. Los resultados se pueden ver tanto en la figura 1 como en la figura 2.

² Se necesita una elección marginal. Si bien elegimos esta cópula en particular, para otros tipos de muestra se puede elegir la cópula que mejor se ajuste a las variables que se consideran dentro del cálculo.

Con la estimación encontramos los parámetros estimados, de tasa y forma, la hessiana y el logaritmo de la verosimilitud, estos parámetros ajustan a una determinada función. En la tabla 1 se muestra los resultados del ajuste para una función gamma, el ajuste para todas las enfermedades se hace de la misma manera (también se han considerado los parámetros de una exponencial, pues cada enfermedad tiene su propia función).

Dentro del desarrollo del modelo se ha escrito un código para presentar los resultados de manera más eficiente. Los cálculos de los parámetros de la cópula se desarrollan de la siguiente manera:

```
res = cbind (
  MBE = gumbel.MBE (x, y, marg=" gamma"),
  EML = gumbel.EML (x, y, marg=" gamma"), IFM=
  gumbel.IFM (x, y, marg=" gamma"), CML = c(rep(
  NA, 4), gumbel.CML (x,y)))
```

Figura 1. Código. La función "cbind" agrupa las funciones, que son estimadas una a una

Luego procedemos a estimar la cópula Gumbel con la gamma, usando cuatro métodos de estimación, se ha almacenado con el comando cbind en la variable.

Tabla 1
Resultados de las estimaciones

	MBE	EML	IFM	CML	avg
shape-x	1.155719	1.1545783	1.222664	NA	1.1776538
rate-x	6.989745	7.0218043	7.394614	NA	7.1353878
shape-y	0.764918	0.7712436	0.754119	NA	0.7634269
rate-y	5.040409	5.1053188	4.969147	NA	5.0382917
cópula	1.524283	1.4543941	1.440439	1.469717	1.4722085

Fuente: *Elaboración propia.*

En la tabla 1 se muestra los resultados de las estimaciones, los cuales son almacenados en el objeto "res"³, la tabla 1 resume las estimaciones de los parámetros "shape" y "rate" para un par de enfermedades, las cópulas se hacen de dos a dos, por ejemplo a la primera enfermedad se le da el nombre de "x" y a la segunda el nombre de "y".

```
gumbel.MBE (x, y, marg=" gamma"),
gumbel.EML (x, y, marg=" gamma"),
gumbel.IFM (x, y, marg=" gamma"), gumbel
CML (x,y)
rownames(res) = c(" shape - x", " rate-x", " shape - y", " rate-y", " copula")
res = cbind (res, avg=apply (res, 1, mean, na.rm = TRUE))
```

Figura 2. Código.

³ Se muestran en el código, como una tabla que acumula resultados, los resultados presentados en la tabla 1 y donde se reflejan las estimaciones MBE, EML, IFM, CML y el promedio, avg.

El valor promedio de todas las estimaciones que han estimado el parámetro de la cópula Gumbel es utilizado para validar la bondad de ajuste de la estimación. Se utiliza un test para medir la bondad de ajuste basado en un *bootstrap* paramétrico, de Hipótesis Nula: El ajuste es bueno. De acuerdo con el p -value= 0.093, no se puede aceptar que el ajuste es malo. En otras palabras, a un 95 % de confianza el modelo se ajusta bien a los datos.

Al seguir la siguiente fórmula se encuentra el costo de la prima aseguradora:

$$CT = N * \min(L - K, (ST - K) +)$$

Luego, de acuerdo con el promedio del parámetro de la cópula (ver tabla 1) y tras considerar como 1 el nivel normal de una dependencia no lineal, los valores por encima vendrían a ser considerados como el porcentaje de exceso de dependencia que genera presiones a los costos y aumenta las pérdidas esperadas.

4.3. Cálculo para el valor en riesgo que debe incurrir el Seguro Social

Se calcula con las seis enfermedades seleccionadas. Para mitigar las pérdidas se debe tener inicialmente una medida de riesgo, se considera como indicador el VaR para cuantificar de manera estadística la exposición del Seguro Social. Antes de desarrollar el VaR vamos a construir un producto que valore el riesgo a través de una prima.

Se aplica la fórmula de la prima y se realiza simulaciones de Montecarlo para diferentes valores de las variables involucradas en el cálculo al momento T. Se describe el primer indicador no paramétrico (histograma) y se analiza el ajuste, luego se muestran los diferentes escenarios con ayuda de simulaciones de Montecarlo ahora para el PAYOFF del contrato de seguros (el PAYOFF equivale al monto de la prima valoriza el contrato asegurador).

Luego de haber estimado la cópula, calculado la prima y utilizado el VaR como indicador del nivel de riesgo asumido por EsSalud, se puede dar un ranking de enfermedades crónicas y asumirlas como de alto costo⁴. Los cálculos tienen como monto considerado a la demanda potencial de servicios de salud para cada enfermedad, de tal manera que se presenta el siguiente ranking (una primera estimación) de mayor a menor: diabetes mellitus, insuficiencia renal crónica, tumor maligno, trastornos mentales y del comportamiento, musculoesqueléticas, hipertensión arterial.

5. Conclusiones

Se pudo encontrar una lista de enfermedades de alto costo basadas en enfermedades crónicas, de esta manera se puede priorizar bajo un escenario de costos diferentes es-

¹⁰ Se ha estimado el CT (Costo Total) de pago usando un método de Monte Carlo. Se ha realizado 10000 simulaciones de periodo T igual a los días históricos registrados de costos de enfermedades. Para ello, creamos una función de cálculo CT para una muestra dada.

trategias para asegurar una sostenibilidad económica en el largo plazo del seguro social peruano. Se recomienda estrategias de tamizajes que detecten de manera temprana la presencia de alguna de estas enfermedades.

Los modelos de cópulas permitieron ajustar la correlación no lineal que se presenta entre diferentes enfermedades, el análisis de correlación se realizó en función a los costos incurridos del seguro social peruano por cada tipo de enfermedad, la correlación no lineal aparece desde el síndrome metabólico. Se ha considerado para esta correlación de enfermedades a los hábitos alimenticios de los peruanos.

La correlación presentada por la heterogeneidad entre tipos de enfermedades no permite usar modelos de correlación lineal, este artículo muestra una solución a este problema al considerar una medida de dependencia que captura el grado de asociación no lineal entre las enfermedades del seguro social, de la misma manera se logra obtener una medida confiable entre la incidencia, de naturaleza discreta con los costos de naturaleza continua. Este es un aporte del modelo al ajustar este tipo de distribuciones, lo que se traduce en mejores indicadores para el monitoreo en el seguro social.

Se encontró que los aumentos en las correlaciones no lineales o medidas de dependencia no lineales entre diferentes enfermedades generaban aumentos en el valor en riesgo, o pérdida máxima que podría ocurrir el seguro social, a niveles del 90 % al 95 % de confianzas; de la misma manera, las disminuciones de la dependencia entre enfermedades en etapas tempranas de edad generan una disminución en las pérdidas por parte del seguro social peruano.

El artículo concluye que los aumentos en la dependencia temprana en las enfermedades producen costos mayores al 40 % de lo normal, esto si se considera que los valores estimados de la cópula en las cuatro estimaciones realizadas implicarían que el no disminuir la dependencia no lineal entre ECAC produciría pérdidas por encima del 40 % de lo normal, considerando lo normal como un estado donde la diferencia entre ingresos y egresos es cero, condicionado a una correlación no lineal igual a 1.

El modelo muestra una herramienta para detectar un umbral de riesgo. El valor en riesgo considera en este modelo la dependencia no lineal entre enfermedades y entre naturaleza de variables, de tal manera se puede utilizar como indicador de pérdidas máximas, una extensión de este indicador podría ser el VaR condicional, estos indicadores podrían ser utilizados para el monitoreo de pérdidas máximas por parte del seguro social. En cuanto a mitigar el riesgo de salud, el modelo sugiere disminuir la dependencia de ECAC en etapas tempranas donde la dependencia es mínima. Esto traducido en políticas de salud converge con la idea de realizar campañas de prevención, como los tamizajes, por ejemplo, evitar el consumo azúcar y sal en productos alimenticios comunes como el pan; imponer impuestos a las bebidas no alcohólicas gasificadas con la intención de distribuir la recaudación en el mismo seguro, el Ministerio de Salud y Gobierno Central.

Si bien las políticas recomendadas se hallan relacionadas con una disminución de las enfermedades de alto costo para el seguro social a través de la disminución de la

dependencia no lineal observada, son algunas de las que se pueden encontrar en propuestas ejecutadas en otros países y motivan para continuar desarrollando investigación en relación con la disminución de riesgos de salud.

7. Referencias bibliográficas

- Aracena-Genao, B. et al (2011). *El Fondo de Protección contra Gastos Catastróficos: tendencia, evolución y operación, salud pública de México*. Vol. 53, suplemento 4.
- Chang, H. et al. (2010). Comparison of alternative risk adjustment measures for predictive modeling: high risk patient case finding using Taiwan's National Health Insurance claims. *BMC Health Services Research*.
- Cohen, J. y Krauss, N. (2014). Spending And Service Use Among People With The Fifteen Most Costly Medical Conditions, 1997, *Health Affairs* on October.
- Crooks, P. (2005). Managing High-Risk, High-Cost Patients: The Southern California Kaiser Permanente Experience in the Medicare ESRD Demonstration Project, *The Permanente Journal*/ Spring 2005/ Volume 9 No. 2
- Ellis, R. (1999). Risk adjustment in competitive health plan markets, chapter 17. *Handbook of Health Economics*.
- Freund, T. et al. (2011). Identification of Patients Likely to Benefit From Care Management Programs. *The American Journal of Managed Care*. Vol. 17, Nº 5.
- Kronick, R. et al. (2000). Improving Health-Based Payment for Medicaid- Beneficiaries: CDPS, *HEALTH CARE FINANCING REVIEW*.
- Novalés, A. (2017). Cópulas. Recuperado de www.ucm.es el 30 de setiembre de 2019.
- Organización Mundial de la Salud. (2010). Informe sobre la salud en el mundo.
- Panattoni, L. et al. (2011). Predictive risk modelling in health options for New Zealand, *Australian Health Review*, 2011, 35, 45–51. CSIRO PUBLISHING.
- Pita, S., Pértegas, S., Valdés, F. (2004). *Medidas de frecuencia de enfermedad*. Recuperado de www.fisterra.com el 30 de setiembre de 2019.
- Xu. K. et al.(2003). "Household Catastrophic Health Expenditure: A Multicountry Analysis". *Lancet* 362 Nº 9378: 111-117