

PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DEL PERÚ

ESCUELA DE GRADUADOS



Modelo de censura intervalar
para datos positivos

TESIS PARA OPTAR POR EL GRADO DE MAGISTER EN
ESTADÍSTICA

Presentado por:

Justo Andrés Manrique Urbina

Asesor: Cristian Luis Bayes Rodríguez

Miembros del jurado:

Dr. Nombre completo jurado 1

Dr. Nombre completo jurado 2

Dr. Nombre completo jurado 3

Lima, Diciembre 2020

Dedicatoria

Dedicatoria

Agradecimientos

A mi asesor Cristian Bayes y al profesor Giancarlo Sal y Rosas, quienes ofrecieron la

Resumen

Palabras clave: censura intervalar, regresión con censura.

Abstract

Abstract

Keywords: keyword1, keyword2, keyword3.

Índice general

Lista de Abreviaturas	VII
Lista de Símbolos	VIII
Índice de figuras	IX
Índice de cuadros	X
1. Introducción	1
1.1. Objetivos	2
1.2. Organización del Trabajo	2
2. Distribución Weibull	4
2.1. Distribución Weibull	4
2.2. Proposición y estudio de una nueva estructura de la distribución	5
3. Modelo de regresión cuantílica para datos positivos	10
3.1. Datos positivos con censura intervalar	10
3.2. Función de verosimilitud para datos positivos con censura intervalar	11
3.3. Modelo de regresión para datos positivos con censura intervalar	11
3.3.1. Función de verosimilitud	12
3.4. Simulación de datos	13
3.4.1. Implementación del modelo	13
3.4.2. Resultados	15
4. Aplicación en datos reales	18
4.1. ENSUSALUD 2015	18
4.2. Estudio sobre la disparidad de sueldos en profesionales de la salud	19
4.3. Base de datos	19
4.4. Conjunto de Variables	19
4.5. Resultados	19
A. Resultados teóricos	20
Bibliografía	21

Lista de Abreviaturas

- f.d.a.** Función de distribución acumulada.
pBF Pseudo factor de Bayes(*Pseudo bayes factor*).

Lista de Símbolos

μ Media.

Índice de figuras

2.1. Función de densidad de una variable Y con distribución Weibull	5
2.2. Estudio de la nueva parametrización	7
2.3. Valor esperado de una distribución Weibull bajo la parametrización propuesta.	9

Índice de cuadros

Capítulo 1

Introducción

Por distintas razones, los datos recabados en una investigación de índole estadística carecen de precisión: existen discrepancias entre el valor real del objeto de medición y el valor obtenido. Este proceso puede ser sistémico: durante la administración de cuestionarios a una población objetivo, el encuestado puede omitir, rehúsar o incluso responder incorrectamente preguntas embarazosas o invasivas. Este dilema es conocido entre los encuestadores: sus encuestados, si bien están dispuestos a ofrecer la mejor ayuda posible, no están dispuestos a ofrecer información que posteriormente les pueda comprometer. Para obtener dichos datos, el encuestador usa todo su ingenio para equilibrar la privacidad del encuestado y los objetivos de su investigación. En un esfuerzo de aminorar el estrés del encuestado, el encuestador puede censurar los datos con el fin de obtener una respuesta.

Dicho tipo de datos se les denomina *datos censurados*, y han sido estudiados previamente en la literatura académica. Formalmente, y siguiendo las ideas plasmadas por [Peto \(1973\)](#), una variable C se le denota censurada cuando su valor c no es del todo observable y la única información sobre la misma es un intervalo I . Esta construcción permite definir tres tipos de datos censurados: datos censurados *hacia la izquierda* (en dónde el intervalo I se define de la forma $[-\infty, L_i]$), datos censurados *intervalares* (definido de la forma $[L_i, L_f]; L_i < L_f$), datos censurados *hacia la derecha* (definido de la forma $[L_f, \infty]$).

Este tipo de datos naturalmente generan retos en el proceso de modelamiento, pues los modelos estándares de regresión presumen que la variable respuesta es directamente observable. Situaciones como la precisada en el párrafo precedente han sido exploradas previamente: desde la determinación de la verosimilitud, la elaboración de modelos de regresión y su estimación bajo inferencia clásica y bayesiana. [Gentleman y Geyer \(1994\)](#) identificaron un método de máxima verosimilitud para este tipo de datos, asegurando su consistencia estadística e identificando métodos algorítmicos para su cómputo. Utilizando los puntos extremos del intervalo, L_i y L_f , era posible identificar la máxima verosimilitud a través de la diferencia de las funciones de distribución acumulada en dichos puntos. Tomando en consideración dicho método de estimación distintos autores propusieron modelos de regresión paramétricos bajo inferencia clásica y bayesiana, tales como [Munoz y Xu \(1996\)](#), quienes identificaron modelos paramétricos de supervivencia para este tipo de datos.

Los modelos anteriormente expuestos tienen como propósito modelar el valor esperado due la variable respuesta condicionada por un conjunto de variables, no obstante el investigador puede tener como objetivo identificar los factores subyacentes que impactan a distintos

cuantiles de la variable respuesta. Por ejemplo, los factores (y el efecto de los mismos) que modelen a una persona con un gran sueldo pueden ser muy distintos a una persona con un sueldo promedio o bajo. Bajo este contexto, [Koenker y Bassett \(1978\)](#) propuso un modelo que extiende esta idea a la estimación de modelos en los que los cuantiles de la distribución condicional de la variable respuesta son expresadas como funciones de un conjunto de covariables ([Koenker y Hallock \(2001\)](#)). Posteriormente, [Zhou et al. \(2016\)](#) propone un método de estimación para datos con censura intervalar y establece las propiedades asintóticas de los estimadores.

La presente tesis propone utilizar los temas y modelos anteriormente expuestos para implementar un modelo paramétrico de regresión cuantílica aplicado a datos con censura intervalar. Para efectos de la aplicación, los datos se modelarán bajo una distribución Weibull, la cual es de amplia aplicabilidad y permite modelar colas pesadas. Con el propósito de implementar la regresión cuantílica y, atendiendo a la estructura de los datos, dicha distribución será reparametrizada. Finalmente, el método de estimación será el de máxima verosimilitud, siguiendo el marco de la inferencia clásica.

1.1. Objetivos

El objetivo de la tesis consiste en proponer un modelo de regresión cuantílica adaptado a datos con censura intervalar. Para identificar que el modelo propuesto es adecuado, aplicaremos la regresión en dos conjuntos de datos: uno simulado y otro real. La base de datos a utilizar será la Encuesta Nacional de Satisfacción de Usuarios en Salud elaborada por el Instituto Nacional de Estadística e Informática el año 2015. Los objetivos específicos de la tesis son los siguientes:

- Revisar la literatura académica relacionada a las propuestas de modelos de regresión con datos censurados intervalarmente.
- Identificar una estructura apropiada de la distribución Weibull para el modelo de regresión cuantílica vía una reparametrización del modelo.
- Estimar los parámetros del modelo propuesto bajo inferencia clásica.
- Implementar el método de estimación para el modelo propuesto en el lenguaje R y realizar un estudio de simulación
- Aplicar el modelo propuesto a datos de la Encuesta Nacional de Satisfacción de Usuarios en Salud.

1.2. Organización del Trabajo

En el capítulo 2, se presenta una estructura de la distribución Weibull, apropiada para los datos con censura intervalar. Por ello, se realiza una parametrización alternativa y se estudia los

En el capítulo 3, se propone el modelo de regresión con datos censurados intervalarmente.

En el capítulo 4, se presenta la aplicación del modelo propuesto para determinar si existe diferencia entre los sueldos de enfermeras y enfermeros a lo largo de todos los cuantiles. Ello se realiza mediante inferencia clásica.

Finalmente, en el capítulo 5 se presentan las principales conclusiones obtenidas en la presente tesis así como los próximos pasos.

Capítulo 2

Distribución Weibull

El presente capítulo tiene como objetivo principal proponer una reparametrización de la distribución Weibull para adaptarla al modelo de regresión cuantílica. Para dicha reparametrización, se definirá su función de densidad y función acumulada, y asimismo se examinará sus propiedades.

2.1. Distribución Weibull

La distribución Weibull fue presentada por [Weibull \(1951\)](#). En dicho artículo de investigación, Weibull menciona las características de una función de densidad suficientemente flexible para ser adaptada a diversas investigaciones, desde la rama de resistencia de materiales hasta el análisis de altura de hombres adultos radicados en las Islas Británicas. Una variable aleatoria continua Y , con soporte $Y \in [0, \infty]$, sigue una distribución Weibull si su función de densidad es dada por la siguiente expresión:

$$f(y) = \frac{\alpha}{\sigma} \left(\frac{y}{\sigma}\right)^{\alpha-1} \exp\left(-\left(\frac{y}{\sigma}\right)^\alpha\right) \quad (2.1)$$

en dónde α corresponde al parámetro de forma, con $\alpha > 0$, y σ corresponde al parámetro de escala, con $\sigma > 0$. La notación de una variable aleatoria Y que sigue esta distribución se indica como $Y \sim W(\alpha, \sigma)$. La función de densidad acumulada de Y tiene la siguiente expresión:

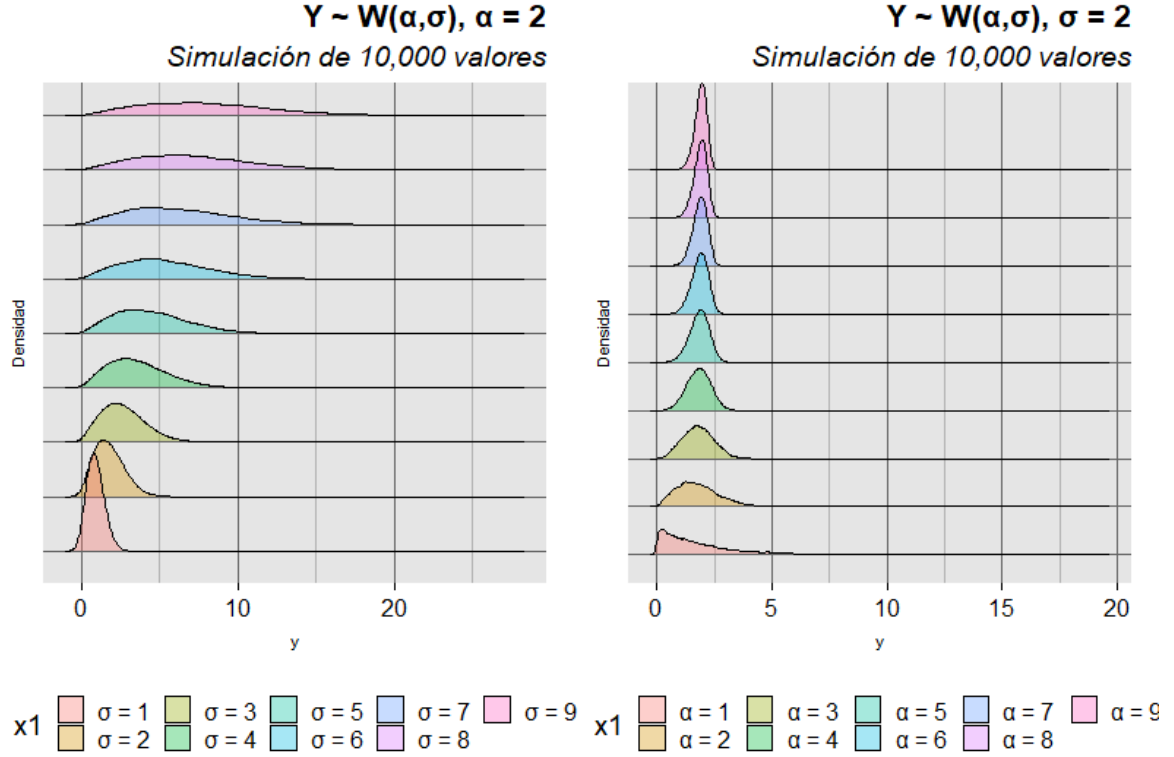
$$F(y) = 1 - \exp\left(-\left(\frac{y}{\sigma}\right)^\alpha\right).$$

Asimismo, su función de cuantiles es dada por:

$$q_t = \sigma(-\log(1-t))^{\frac{1}{\alpha}}$$

para $0 < t < 1$.

La flexibilidad denotada por Weibull puede observarse a través de la Figura 2.1. En dicha figura, observamos que una modificación del parámetro de escala σ modifica la tendencia central de la distribución; es decir, se observa que la distribución se mueve en la dirección que el parámetro σ se mueve. Cabe resaltar que, con un α fijo, la distribución tiende a ser más dispersa. Por otro lado, se observa que el aumento del parámetro de forma α contrae la distribución hacia el valor central de la misma. Esto es más pronunciado en la medida que dicho parámetro aumenta, manteniendo el parámetro σ constante. No obstante, cabe resaltar

Figura 2.1: Función de densidad de una variable Y con distribución Weibull

que la distribución se torna asimétrica en tanto los valores de α son pequeños.

Para una variable $Y \sim W(\alpha, \sigma)$, la media y varianza se define de la siguiente forma:

$$E(Y) = \sigma \Gamma \left(1 + \frac{1}{\alpha} \right).$$

$$V(Y) = \sigma^2 \left[\Gamma \left(1 + \frac{2}{\alpha} \right) - \left(\Gamma \left(1 + \frac{1}{\alpha} \right) \right)^2 \right].$$

2.2. Proposición y estudio de una nueva estructura de la distribución

Consideramos una reparametrización del parámetro de forma σ en términos del cuantil t, q_t en los siguientes términos:

$$\sigma = \frac{q_t}{(-\log(1-t))^{\frac{1}{\alpha}}}$$

en dónde t será un valor conocido y se encuentra en el intervalo $[0, 1]$. En esta nueva estructura, q_t y α tienen espacios paramétricos independientes tal que $(q_t, \alpha) \in (0, \infty) \times (0, \infty)$. Una variable aleatoria que sigue esta parametrización se denota como $Y \sim W_r(q_t, \alpha)$.

La función de densidad de dicha variable Y tiene la siguiente expresión:

$$f_Y(y|q_t, \alpha) = \frac{\alpha c(t)}{q_t} \left(\frac{y}{q_t} \right)^{\alpha-1} \exp \left(-c(t) \left(\frac{y}{q_t} \right)^{\alpha} \right) \quad (2.2)$$

en dónde $c(t) = (-\log(1 - t))$.

Los parámetros q_t y α , así como el nivel del cuantil t (el cual es conocido), caracterizan la función de densidad conforme se observa en la Figura 2.2. En dicha figura, se observa el efecto del nuevo parámetro q_t y el cuantil t . Podemos observar lo siguiente:

- Se observa que, para un mismo cuantil t , el nuevo parámetro q_t tiende a mover la tendencia central de la distribución en la misma dirección, manteniendo el parámetro de escala α constante. Asimismo, dicho aumento del parámetro genera valores extremos: la distribución se torna asimétrica, con valores extremos generados cada vez con mayor frecuencia.
- Se observa que, para un mismo parámetro q_t , la distribución se expande en la medida que se observe los cuantiles inferiores. Asimismo, en determinados casos pronuncia la asimetría identificada anteriormente.

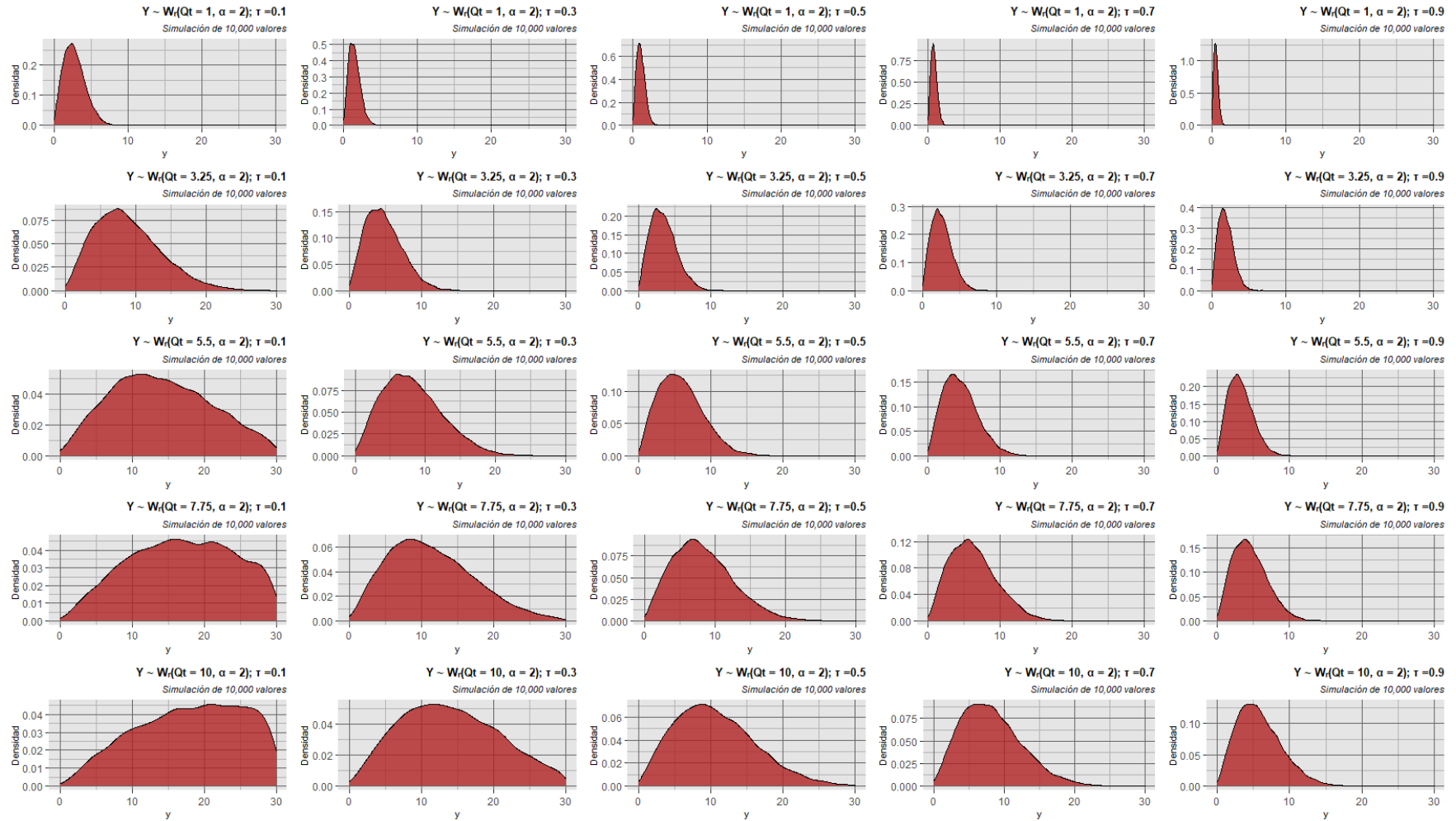


Figura 2.2: Estudio de la nueva parametrización

En base a la reparametrización propuesta, la función acumulada de $Y \sim W_r(q_t, \alpha)$ es de la forma:

$$F_Y(y|q_t, \alpha, t) = 1 - \exp\left(c(t) \left(\frac{y}{q_t}\right)^\alpha\right). \quad (2.3)$$

Asimismo, el valor esperado y varianza de dicha variable aleatoria está dada por:

$$E(Y) = \frac{q_t}{c(t)^{\frac{1}{\alpha}}} \Gamma\left(1 + \frac{1}{\alpha}\right) \quad (2.4)$$

$$Var(Y) = \frac{q_t^2}{c(t)^{\frac{1}{\alpha}}} \left[\Gamma\left(1 + \frac{2}{\alpha}\right) - \Gamma\left(1 + \frac{1}{\alpha}\right)^2 \right] \quad (2.5)$$

Evaluamos las propiedades de la distribución por cada valor de los parámetros, conforme se observa en la figura 2.3. Se observa lo siguiente:

■ **En relación al valor esperado:**

- Para cada α fijo, el parámetro q_t mueve el valor esperado de la distribución hacia la dirección en la que dicho parámetro aumenta o disminuye. Ello se observa a lo largo de todos los posibles valores de α . No obstante, la fuerza en que afecta el valor esperado depende del valor de α , y se observa que el cambio en la esperanza disminuye en la medida que α aumente.
- Para cada q_t fijo, el parámetro α disminuye el valor esperado de la distribución en la medida que dicho parámetro aumente. Este efecto es marginalmente menor por cada aumento de α , hasta tener una diferencia mínima cuando α considere valores cada vez más grandes. Asimismo, se observa que la esperanza es alta en la medida que α es pequeño, y esta propiedad aumenta rápidamente en la medida que α se acerque a 0.

■ **En relación a la varianza:**

- De forma similar que en la esperanza, el parámetro α disminuye considerablemente la varianza de la distribución. Esto tiene consistencia con la Figura 2.1, pues dicha variable no ha sido reexpresada en términos de la función cuantílica. Se observa, asimismo, que la varianza es alta en la medida que α es pequeño. Este efecto es mayor cuando el parámetro q_t aumenta conjuntamente.
- El parámetro q_t aumenta la varianza de la distribución en la medida que este aumente. No obstante, el efecto es modulado por el efecto del parámetro α : en la medida que α es alto, el efecto marginal en la varianza por cada aumento de q_t es pequeño. Por otro lado, cuando α es pequeño, el efecto marginal de la varianza por cada aumento de q_t es considerable e incrementa rápidamente.

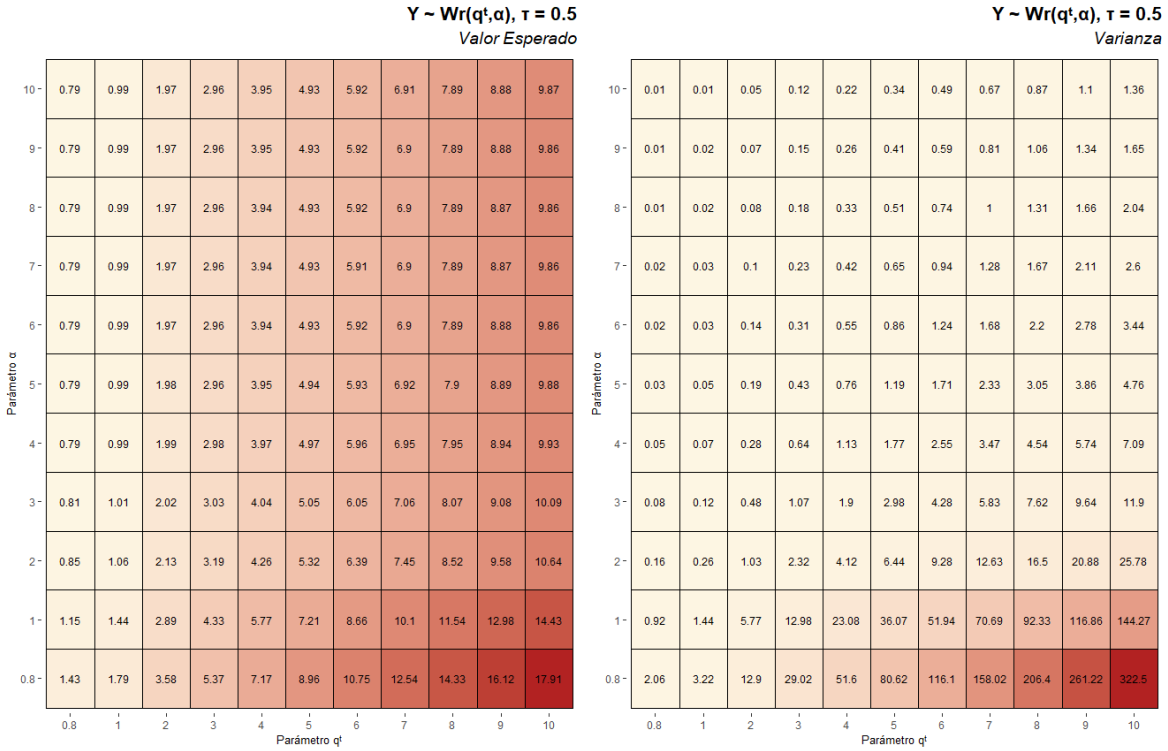


Figura 2.3: Valor esperado de una distribución Weibull bajo la parametrización propuesta.

Capítulo 3

Modelo de regresión cuantílica para datos positivos

El presente capítulo tiene como objetivo especificar el modelo de regresión cuantílica para datos positivos con censura intervalar. Asimismo, detallamos la estimación de los parámetros desde la perspectiva de inferencia clásica.

3.1. Datos positivos con censura intervalar

Siguiendo la definición expuesta en [Peto \(1973\)](#), definimos a Y como una variable aleatoria con una **f.d.a.** $F(Y)$. Dicha variable se entiende como *censurada* si la única información que tenemos sobre Y es que Y yace en un intervalo I . Bajo este contexto, podemos definir una variable aleatoria Z como una variable indicadora que precisa el j -ésimo intervalo $[a_i, b_i]$ en el que se encuentra la variable Y . Por lo tanto, durante el proceso de recolección de datos, observamos directamente la variable Z , mientras que la variable Y es una variable latente. Para ilustrar este proceso, imaginemos un proceso de administración de encuestas, en dónde el encuestador consulta a la persona en qué intervalo se encuentra su sueldo mensual. Esto requiere que la variable Z sea una variable categórica, pues la persona solo indica una opción. Entonces, podemos definir dicha variable mediante la siguiente expresión:

$$Z = \begin{cases} 1, a_1 < y < a_2 \\ 2, a_2 \leq Y < a_3 \\ 3, a_3 \leq Y < a_4 \\ \vdots \\ K, a_k \leq Y < a_{k+1} \end{cases} \quad (3.1)$$

en dónde $a_1 < a_2 < \dots < a_{k+1}$. Esto corresponde a los límites del intervalo I , con $a_1 = 0$ y $a_{K+1} = \infty$. La **f.d.p** de la variable observable Z está definida de la siguiente forma:

$$P(Z = j) = P(a_j \leq Y < a_{j+1}) = F_Y(a_j) - F_Y(a_{j+1}) \quad (3.2)$$

en dónde $F_Y(\cdot)$ es la función de distribución acumulada de Y . La variable Z que sigue la distribución anteriormente mencionada está denotada por

$$Z \sim \text{Categórica}(\pi)$$

dónde $\pi = (\pi_1, \dots, \pi_k)$ y $\pi_j = P(Z = j)$.

3.2. Función de verosimilitud para datos positivos con censura intervalar

El mecanismo de censura de datos es el proceso que no nos permite observar directamente la variable Y , y solo nos da como resultado la variable categórica Z . Este mecanismo, dependiendo de la casuística, puede aportar información adicional a la regular. Es decir, el mecanismo de censura puede indicarnos cosas adicionales a que únicamente y se encuentre en el intervalo $[a_i, a_{i+1}]$. Si ello sucediese, el investigador tendría que tomar en cuenta estas características adicionales en el proceso de estimación de parámetros de la función de densidad de $F'(Y)$. La presente tesis asumirá que el proceso de censura no es informativo, considerando únicamente las ideas plasmadas por [Gentleman y Geyer \(1994\)](#). De acuerdo a [Gomez et al. \(2004\)](#), un proceso de censura no informativo considera los intervalos observados fijos e ignora su aleatoriedad. Formalmente, [Gomez et al. \(2004\)](#) indica que la condición para que el proceso de censura se considere no informativo es que la distribución condicional de a_i y a_{i+1} dado Y satisface lo siguiente:

$$f_{Z|Y}(a_i, a_{i+1}|y_j) = f_{Z|Y}(a_i, a_{i+1}|y_k); \{(a_i, a_{i+1}) : y_j \in [a_i, a_{i+1}], y_k \in [a_i, a_{i+1}]\}$$

Esto quiere decir que dos valores específicos de Y , que se encuentren dentro del intervalo $[a_i, a_{i+1}]$, contienen la misma información en Z . Bajo este contexto, y considerando las ideas plasmadas por [Gentleman y Geyer \(1994\)](#), el proceso de censura que deviene en la generación de la variable Z es independiente del proceso generador de datos de Y . Por lo tanto, nuestros parámetros de interés, q_t y α no son afectados por otro proceso. Bajo esta suposición, consideramos la verosimilitud de los datos con censura intervalar (es decir, los datos directamente observables) de la forma:

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^n \prod_{j=1}^k \pi_{ij}^{\mathbb{I}(Z_i=j)} \quad (3.3)$$

Considerando los resultados identificados en la ecuación 3.2, la verosimilitud de la estructura latente de los datos es de la forma:

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^n (F_Y(a_{j+1}) - F_Y(a_j)) \quad (3.4)$$

Bajo este criterio, la verosimilitud solo depende de los valores extremos del intervalo $[a_j, a_{j+1}]$ y de la **f.d.a.** de la variable latente Y . Para hallar los puntos óptimos de la verosimilitud, utilizaremos el método de optimización de Nelder-Mead, implementado en la rutina *optim* d-el lenguaje de programación R. En la siguiente sección, adaptaremos el

3.3. Modelo de regresión para datos positivos con censura intervalar

Considerando la reparametrización expuesta en la sección 2, el modelo de regresión cuantílica está dado por la siguiente expresión:

$$Y_i \sim W_r(q_{t_i}, \alpha, t).$$

$$g(q_{t_i}) = x_i^T \beta.$$

en dónde $\beta = [\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p]^T$ y $x_i^T = [1, x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip}]^T$. La función $g(\cdot)$ es una función de enlace estrictamente monótona y doblemente diferenciable. En el presente modelo, se utilizará la función de enlace logarítmica. El parámetro α , el parámetro q_{t_i} y t está definido conforme la sección 2.1. La estimación de los parámetros β y α se realizará mediante el método de máxima verosimilitud.

3.3.1. Función de verosimilitud

Consideramos que solo conocemos que Y_i se encuentra en un intervalo de K posibles intervalos de la forma $[a_j, a_{j+1}]$ con $a_1 < a_2 < \dots < a_{k+1}$ y que $Z_i = j$ denota que $Y_i \in [a_j, a_{j+1}]$. Por lo tanto, considerando los resultados de la sección 3.1, tenemos que

$$Z_i \sim \text{Categórica}(\pi_i).$$

con $\pi_i = (\pi_{i1}, \dots, \pi_{ik})$ tal que

$$\pi_{ij} = F_y(a_{j+1}|q_{t_i}, \alpha, x) - F_y(a_j|q_{t_i}, \alpha, x) \quad (3.5)$$

Entonces la función de verosimilitud de las variables observadas Z_1, Z_2, \dots, Z_n es dada por lo siguiente:

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^n \prod_{j=1}^k \pi_{ij}^{1(Z_i=j)}.$$

Luego, considerando $[a_{ij}, a_{i,j+1}]$ como el intervalo dónde Y_i fue observado, podemos escribir la función de verosimilitud como:

$$\begin{aligned} L(\theta) &= \prod_{i=1}^n (F(a_{i,j+1}|q_{t_i}, \alpha, t) - F(a_{ij}|q_{t_i}, \alpha, t)) \\ L(\theta) &= \sum_{i=1}^n \log (F(a_{i,j+1}|q_{t_i}, \alpha, t) - F(a_{ij}|q_{t_i}, \alpha, t)) \\ L(\theta) &= \sum_i \log \left(\exp \left(-c(t) \left(\frac{a_{ij}}{e^{x_i^T \beta}} \right)^\alpha \right) - \exp \left(-c(t) \left(\frac{a_{i,j+1}}{e^{x_i^T \beta}} \right)^\alpha \right) \right) \end{aligned}$$

en dónde $c(t) = (-\log(1-t))^\frac{1}{\alpha}$.

Los estimadores de máxima verosimilitud para los parámetros α y β se encuentran maximizando la función anteriormente expuesta. Para ello, obtenemos las gradientes de α y β , se exponen a continuación (asumiendo que $g(\cdot)$ es la función logaritmo):

$$\begin{aligned} \frac{\partial L}{\partial \alpha} &= \sum_{i=1}^n \frac{c(t)}{(\gamma_i)^\alpha (\lambda_{i2} - \lambda_{i1})} \left((a_{i,j+1})^\alpha \log \left(\frac{a_{i,j+1}}{\gamma_i} \right) \lambda_{i2} - (a_{ij})^\alpha \log \left(\frac{a_{i,j+1}}{\gamma_i} \right) \lambda_{i1} \right) \\ \frac{\partial L}{\partial \beta_j} &= \sum_{i=1}^n \left(\frac{\alpha c(t) x_{ij}}{(\gamma_i)^\alpha (\lambda_{i1} - \lambda_{i2})} \right) ((a_{ij})^\alpha \lambda_{i1} - (a_{i,j+1})^\alpha \lambda_{i2}) \end{aligned}$$

en dónde:

$$\begin{aligned}\gamma_i &= \exp(\eta_i) \\ \eta_i &= x_i^T \beta \\ \lambda_{i_1} &= \exp\left(-c(t) \left(\frac{a_{i_j}}{\gamma_i}\right)^\alpha\right) \\ \lambda_{i_2} &= \exp\left(-c(t) \left(\frac{a_{i_{j+1}}}{\gamma_i}\right)^\alpha\right)\end{aligned}$$

Considerando ello, la hessianda

3.4. Simulación de datos

La presente sección tiene como objetivo realizar un estudio de simulación en el que se evalúe el adecuado la adecuada estimación del modelo propuesto. Esto comprende generar una base de datos en dónde se tenga una variable aleatoria $Y_i \sim W_r(q_t, \alpha, t)$, la cual está subyace la variable censurada Z que sigue lo denotado en la sección 3.1. Asimismo, dicha base de datos contiene otras variables simuladas, las cuales actuarán como variables independientes en un contexto de regresión. El objetivo principal del estudio de simulación evaluar si el método de estimación planteado, permite recuperar adecuadamente los parámetros de regresión establecidos a priori. Los criterios sobre los cuales se analizará la estimación del modelo son: sesgo relativo, error cuadrático medio y cobertura.

El proceso de simulación consiste en generar 5,000 réplicas considerando tamaños de muestra de $n = \{100, 500, 1,000\}$. Simularemos la variable respuesta $Y_i \sim W_r(Q_{t_i}, \alpha, t)$ considerando 3 covariables X_{1i}, X_{2i}, X_{3i} que serán simuladas como:

$$X_{1i} \sim N(2, 0,25)$$

$$X_{2i} \sim Beta(2, 3)$$

$$X_{3i} \sim Gamma(2, 20)$$

Conforme lo mencionado en la sección 3.2.1, $q_{t_i} = \exp(x_i^T \beta)$, en dónde $\beta = [7, 0,3, 0,84, 2,5]^T$ y $x_i = (1, X_{1i}, X_{2i}, X_{3i})^T$. Por otro lado, el parámetro de dispersión tomará el valor $\alpha = 2$. Finalmente, se realizará la evaluación por los cuantiles $t = [0,1, 0,2, \dots, 0,9]$.

Se asume que $Y_i \sim W_r(q_{ti}, \alpha, t)$ se observa con censura intervalar. En este estudio asumiremos que solo observamos una variable Z que particiona la variable Y_i en intervalos de igual amplitud, con la excepción del último intervalo, el cual tiene la estructura $[L_{inf}, \infty]$. Una vez generada dicha variable, se realiza el modelamiento de la variable con censura intervalar sobre las variables independientes creadas previamente. El objetivo final es, a través del modelo, estimar los coeficientes β definidos previamente.

3.4.1. Implementación del modelo

La implementación del modelo se realizó a través del lenguaje de programación R, tomando en consideración las definiciones presentadas en el capítulo 3 de la presente tesis. El pseudocódigo de la implementación es el siguiente:

Simulamos valores de las siguientes distribuciones:

Definimos los siguientes valores:

$N = [100, 500, 1000]$

$B = [7, 0.3, 0.84, 2.5]$

$\text{Sigma} = 2$

$t = [0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9]$

$M = 5000$

Para cada cuantil en t :

Para cada n en N :

Para cada replica en M :

1 Simular n valores de las siguientes distribuciones:

$X1 \sim \text{Beta}(2, 3)$

$X2 \sim \text{Normal}(2, 0.5)$

$X3 \sim \text{Gamma}(2, 25)$

2 Generar la función de enlace:

$Q_t = \exp(B[1] + B[2]*X1 + B[3]*X2 + B[4]*X3)$

3 Para cada i en n :

Simular 1 valor de la siguiente distribucion:

$Y[i] \sim W_r(Q_t[i], \text{Sigma}, \text{cuantil})$

2 Censurar la variable Y de forma intervalar tal que

$Z \sim \text{Categorica}$

3 Obtener los limites inferiores y superiores de cada categoria de Z

4 Crear la base de datos simulada

$df \leftarrow [L_inf, L_sup, X1, X2, X3]$

5 Ejecutar la regresion de censura intervalar

6 Guardar los resultados

Una vez generadas las simulaciones, se evaluó para cada escenario (cuantil y tamaño de muestra) lo siguiente:

$$\text{Sesgo relativo: } \frac{1}{M}(\hat{\theta}_j - \theta)$$

$$\text{ECM: } \frac{1}{M} \sum_1^M (\hat{\theta}_j - \theta)^2$$

$$\text{Cobertura: } \frac{1}{M} \sum_1^M (\hat{\theta}_j - \theta)^2$$

dónde θ es el verdadero valor del parámetro, $\hat{\theta}_j$ la estimación obtenida en la j -ésima réplica y M el número de réplicas.

3.4.2. Resultados

En la tabla 3.4.1 se muestra la evaluación del rendimiento del modelo de regresión cuantílica con censura intervalar, de acuerdo a los criterios expuestos anteriormente. Al respecto, la evaluación se realizó sobre las 5,000 réplicas por cada cuantil y tamaño de muestra. El método de estimación de los parámetros se realizó mediante la maximización de la función de log-verosimilitud. En relación al sesgo relativo, se observa que este disminuye a lo largo de todos los parámetros en la medida que aumenta el tamaño de la muestra. Cabe resaltar que para tamaños de muestra pequeños, el parámetro α tiende a sobre-estimarse, no obstante esto disminuye considerablemente en la medida que el tamaño de muestra aumente.

En relación a la cobertura, se observa que, para todos los tamaños de muestra, los parámetros establecidos en la sección precedente se encuentran aproximadamente el 95 % de las veces dentro del intervalo de confianza generado.

En relación al error cuadrático medio, se observa que, para un tamaño de muestra pequeño, el error es considerable para todos los parámetros. No obstante, esto disminuye drásticamente en la medida que el tamaño de muestra aumenta.

Conforme lo mencionado anteriormente, podemos concluir que el algoritmo propuesto captura adecuadamente los parámetros del modelo de regresión cuantílica con censura intervalar descrito en las secciones anteriores.

		Cobertura del Intervalo de confianza					Error Cuadrático Medio					Sesgo				
		β_0	β_1	β_2	β_3	α	β_0	β_1	β_2	β_3	α	β_0	β_1	β_2	β_3	α
$n = 100$	$\tau = 0,1$	93.90 %	94.14 %	94.04 %	94.56 %	94.90 %	0.3005	0.0595	0.0982	0.9626	0.0561	0.0319	0.0034	-0.0007	0.0332	0.1016
	$\tau = 0,2$	93.62 %	93.96 %	94.22 %	93.92 %	94.82 %	0.2843	0.0591	0.1004	0.9800	0.0570	0.0261	0.0000	0.0020	0.0071	0.1009
	$\tau = 0,3$	93.88 %	93.84 %	94.36 %	93.36 %	94.66 %	0.2763	0.0595	0.0989	1.0171	0.0531	0.0134	0.0008	0.0045	-0.0033	0.0921
	$\tau = 0,4$	94.22 %	94.42 %	94.48 %	93.88 %	94.54 %	0.2643	0.0577	0.0952	0.9685	0.0582	0.0116	0.0023	-0.0102	-0.0112	0.1060
	$\tau = 0,5$	93.78 %	94.24 %	93.98 %	93.86 %	94.18 %	0.2711	0.0587	0.0986	0.9897	0.0597	-0.0017	0.0029	-0.0013	0.0050	0.1082
	$\tau = 0,6$	94.62 %	94.92 %	94.20 %	93.62 %	94.18 %	0.2577	0.0575	0.0992	1.0313	0.0578	-0.0027	-0.0007	0.0008	0.0497	0.1024
	$\tau = 0,7$	93.68 %	93.34 %	93.98 %	94.48 %	94.92 %	0.2752	0.0623	0.0987	0.9527	0.0566	-0.0091	0.0031	-0.0044	-0.0034	0.1039
	$\tau = 0,8$	94.44 %	93.82 %	94.46 %	94.00 %	94.78 %	0.2687	0.0610	0.0959	0.9666	0.0572	-0.0170	0.0020	-0.0026	0.0112	0.1044
	$\tau = 0,9$	93.66 %	93.00 %	94.50 %	93.94 %	94.50 %	0.2726	0.0622	0.0970	0.9568	0.0585	-0.0277	0.0047	0.0013	-0.0150	0.1081
$n = 500$	$\tau = 0,1$	94.28 %	94.54 %	94.76 %	94.34 %	95.22 %	0.0580	0.0113	0.0195	0.1928	0.0091	0.0163	-0.0026	-0.0018	0.0157	0.0266
	$\tau = 0,2$	95.00 %	95.36 %	94.42 %	94.40 %	94.88 %	0.0514	0.0107	0.0193	0.1850	0.0094	0.0127	-0.0021	-0.0016	-0.0129	0.0251
	$\tau = 0,3$	94.66 %	94.52 %	94.56 %	93.82 %	93.98 %	0.0515	0.0112	0.0190	0.1989	0.0098	0.0015	0.0035	-0.0015	-0.0264	0.0257
	$\tau = 0,4$	95.18 %	94.82 %	94.82 %	94.54 %	94.22 %	0.0492	0.0111	0.0185	0.1876	0.0095	-0.0016	0.0028	-0.0008	-0.0051	0.0262
	$\tau = 0,5$	94.44 %	94.44 %	95.20 %	94.96 %	94.56 %	0.0524	0.0115	0.0187	0.1783	0.0094	0.0019	0.0003	-0.0017	-0.0019	0.0252
	$\tau = 0,6$	94.22 %	94.50 %	94.98 %	94.70 %	94.62 %	0.0519	0.0114	0.0186	0.1813	0.0096	-0.0013	0.0016	-0.0011	-0.0055	0.0257
	$\tau = 0,7$	94.40 %	95.12 %	94.40 %	94.54 %	94.50 %	0.0503	0.0111	0.0193	0.1871	0.0095	0.0015	-0.0007	-0.0022	-0.0048	0.0245
	$\tau = 0,8$	94.20 %	94.40 %	94.68 %	93.70 %	94.70 %	0.0516	0.0114	0.0190	0.1964	0.0096	-0.0022	0.0009	-0.0011	-0.0271	0.0258
	$\tau = 0,9$	94.60 %	95.00 %	94.70 %	94.12 %	94.82 %	0.0489	0.0109	0.0191	0.1867	0.0093	-0.0063	0.0004	0.0036	-0.0033	0.0245
	$\tau = 0,1$	94.66 %	94.42 %	94.10 %	94.42 %	95.08 %	0.0287	0.0056	0.0099	0.0956	0.0044	0.0100	-0.0016	-0.0017	0.0078	0.0146
	$\tau = 0,2$	94.74 %	95.44 %	94.60 %	93.94 %	94.94 %	0.0262	0.0054	0.0097	0.0974	0.0044	0.0016	0.0026	-0.0025	-0.0181	0.0129
	$\tau = 0,3$	95.12 %	94.96 %	94.40 %	92.60 %	94.66 %	0.0261	0.0055	0.0096	0.1042	0.0047	0.0025	0.0008	-0.0008	-0.0188	0.0110
	$\tau = 0,4$	94.92 %	94.62 %	94.44 %	94.64 %	95.52 %	0.0253	0.0055	0.0097	0.0930	0.0044	0.0029	-0.0008	0.0007	0.0014	0.0130
	$\tau = 0,5$	95.34 %	94.74 %	94.26 %	94.88 %	95.32 %	0.0251	0.0055	0.0094	0.0897	0.0045	0.0028	-0.0008	-0.0008	-0.0076	0.0133
	$\tau = 0,6$	94.98 %	94.86 %	94.48 %	94.90 %	94.98 %	0.0245	0.0054	0.0095	0.0889	0.0045	-0.0026	0.0022	-0.0027	-0.0044	0.0143

$n = 1000$

	$\tau = 0,7$	94.48 %	94.82 %	94.22 %	94.08 %	94.92 %	0.0252	0.0056	0.0097	0.0963	0.0046	-0.0016	0.0003	0.0020	-0.0058	0.0122
	$\tau = 0,8$	94.56 %	94.54 %	94.66 %	93.46 %	94.58 %	0.0256	0.0058	0.0094	0.0997	0.0046	-0.0055	0.0028	-0.0018	-0.0086	0.0119
	$\tau = 0,9$	95.06 %	94.66 %	94.84 %	95.16 %	94.24 %	0.0244	0.0055	0.0094	0.0894	0.0047	-0.0022	0.0000	-0.0014	-0.0022	0.0143

Capítulo 4

Aplicación en datos reales

El presente capítulo presenta una aplicación del modelo de regresión cuantílica para datos intervalares en datos reales. Para tal fin, se utilizará la Encuesta Nacional de Satisfacción de Usuarios del Aseguramiento Universal en Salud (ENSUSALUD) la cual ha sido generada por el Instituto Nacional de Estadística e Informática del Perú (INEI). En dicha aplicación, se evaluará el efecto de cada covariable en la variable respuesta a lo largo de todos los cuantiles. Asimismo, ...

4.1. ENSUSALUD 2015

Conforme el Convenio de Cooperación Interinstitucional N^o 017-2013-INEI, el INEI y la Superintendencia Nacional de Aseguramiento en Salud (SUNASA) acordaron en implementar y ejecutar la encuesta de satisfacción en salud el año 2015. Dicha encuesta es una investigación estadística, cuyo objetivo es «evaluar el grado de satisfacción de los usuarios internos y externos de los servicios de salud» [INEI \(2015\)](#). Al respecto, dicha encuesta comprende como unidad muestral a los usuarios de consulta externa, bóticarías y farmacias, seguros, y profesionales de la salud. Los usuarios y profesionales han sido atendidos o forman parte del conjunto de establecimientos del Ministerio de Salud (MINSA), Seguro Social de Salud (EsSalud), Clínicas privadas y Establecimientos de Sanidad de las Fuerzas Armadas y Policiales.

En relación al diseño muestral de la encuesta, esta consiste en un muestreo probabilístico polietápico, cuya unidad primaria de muestreo (UPM) está constituida cada establecimiento de salud de las redes hospitalarias del MINSA, EsSalud, clínicas privadas y Establecimientos de las Fuerzas Armadas y Policiales. La unidad secundaria de muestreo (USM) consiste en los usuarios elegibles y profesionales de la salud. En resumen, la investigación estadística tiene el siguiente alcance:

- **Cobertura geográfica:** Los 24 departamentos del Perú y 181 establecimientos de salud del MINSA, EsSalud, Sanidades y establecimientos privados.
- **Unidad de análisis:** La unidad muestral comprende a los siguientes:
 - Usuarios de Consulta Externa.
 - Usuarios en Boticas y Farmacias.
 - Usuarios en Unidades de Seguros.
 - Profesionales de la Salud.
- **Niveles de inferencia:** Nacional y dirigida a cada una de las unidades de análisis.

4.2. Estudio sobre la disparidad de sueldos en profesionales de la salud

4.3. Base de datos

Para propósitos de la aplicación, se utilizó la encuesta ejecutada a profesionales de la salud (enfermería y personal médico). Esta encuesta se realizó a 5,067 profesionales en el año 2015 [INEI \(2015\)](#), y tiene como objetivo «conocer características del personal relacionados a formación académica, actividad laboral, satisfacción con el trabajo, estrés laboral y conocimiento referido a la SUNASA». La base de datos presenta las siguientes características:

4.4. Conjunto de Variables

De dicha base de datos, se utilizaron las siguientes variables:

- Años de experiencia en el sector salud.
- Horas de trabajo semanales.
- Cantidad de personas que dependen económicamente del encuestado.
- Sexo del encuestado
- Límite inferior del sueldo percibido por el encuestado.
- Límite superior del sueldo percibido por el encuestado.

El modelo propuesto en el capítulo 3 será utilizado en la presente base de datos, tomando en consideración que el sueldo constituye una variable censurada de forma intervalar.

4.5. Resultados

Esta sección se entregará en posteriores entregas.

Apéndice A

Resultados teóricos

Bibliografía

- Gentleman, R. y Geyer, C. J. (1994). Maximum likelihood for interval censored data: Consistency and computation, *Biometrika* **81**(3).
- Gomez, G., Calle, L. y Oller, R. (2004). Interval censoring: model characterizations for the validity of the simplified likelihood, *Canadian Journal of Statistics* **32**(3).
- INEI (2015). Encuesta nacional de satisfaccion de usuarios del aseguramiento universal en salud.
- Koenker, R. y Bassett, G. (1978). Regression quantiles, *Econometrica* **46**(1).
- Koenker, R. y Hallock, K. (2001). Quantile regression, *Journal of Economic Perspectives* **15**(4).
- Munoz, I. y Xu, J. (1996). Models for the incubation of aids and variations according to age and period, *Statistics in Medicine* **15**(1).
- Peto, R. (1973). Experimental survival curves for interval-censored data, *Journal of the Royal Statistical Society* **22**(1).
- Weibull, W. (1951). A statistical distribution function of wide applicability, *Applied Mechanics Division*.
- Zhou, X., Feng, Y. y Du, X. (2016). Quantile regression for interval censored data, *Communications in Statistics - Theory and Methods*.