

UNIVERSIDAD NACIONAL DE ROSARIO



FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y ESTADÍSTICA

ANTEPROYECTO DE TESINA

Incorporación de covariables que varían en el tiempo a un modelo mixto

Autor: **Esteban Cometto**

Directora: Noelia Castellana

Codirectora: Cecilia Rapelli

15 de mayo de 2023

Índice

1. Introducción	3
2. Objetivos	4
2.1. Objetivo Principal	4
2.2. Objetivos Específicos	4
3. Datos Longitudinales	5
4. Covariables en datos longitudinales	5
4.1. Covariables fijas en el tiempo	6
4.2. Covariables variables en el tiempo	6
4.2.1. Covariables estocásticas y no estocásticas	6
4.2.2. Covariables exógenas y endógenas	6
5. Modelo lineal mixto	7
5.1. Estimación de los parámetros del modelo	8
5.1.1. Método de máxima verosimilitud (ML)	9
5.1.2. Método de máxima verosimilitud restringida (REML)	9
5.1.3. Problemas con la estimación	10
6. Formas de introducir una CVT al modelo	11
6.1. Convertirla en CNVT	11
6.2. Covariable variable en el tiempo	11
6.3. Covariable rezagada	12
6.4. Funcion de las covariables rezagadas	12
6.5. Dividiendo efecto entre-unidad y efecto intra-unidad	12
7. Aplicación	14
7.1. Variables a utilizar	14
7.2. Análisis descriptivo	15
7.3. Modelo propuesto	16
7.3.1. Modelo propuesto para la media	16
7.3.2. Modelo propuesto para la covariancia	16
7.4. Evaluación de la exogeneidad	17
7.5. Incorporación de la CVT	18
7.5.1. Incorporación de covariable fija	18
7.5.2. Incorporación como CVT	19

7.5.3. Incorporación dividiendo efecto entre e intra	21
7.5.4. Comparación de los métodos	23
8. Conclusiones	24
9. Anexo	25
9.1. Elección de efectos aleatorios	25

1. Introducción

Los datos longitudinales están conformados por mediciones repetidas sobre una unidad, las cuales pueden surgir por ser medidas en diferentes momentos o condiciones. Su principal objetivo es estudiar los cambios en el tiempo y los factores que influyen el cambio.

Los modelos mixtos permiten ajustar datos con estas características, donde la respuesta se modela por una parte sistemática que está compuesta por una combinación de características poblacionales que son compartidas por todas las unidades (efectos fijos), y una parte aleatoria que está constituida por efectos específicos de cada unidad (efectos aleatorios) y por el error aleatorio, las cuales reflejan las múltiples fuentes de heterogeneidad y correlación entre y dentro de las unidades.

En estos modelos pueden incorporarse covariables. Las mismas se pueden clasificar en 2 categorías: covariables no variables en el tiempo (CNVT) y covariables variables en el tiempo (CVT). La naturaleza diferente de estas covariables conduce a considerar distintos enfoques para cada una de ellas en el análisis.

Las CNVT son variables independientes que no tienen variación intra-unidad, es decir que el valor de la covariable no cambia para una unidad determinada en el estudio longitudinal. Este tipo de covariables se pueden utilizar para realizar comparaciones entre poblaciones y describir diferentes tendencias en el tiempo.

Las CVT son variables independientes que contienen ambas variaciones, intra y entre unidad, es decir que el valor de la covariable cambia para una unidad determinada a lo largo del tiempo y además puede cambiar para diferentes unidades. Este tipo de covariables tienen los mismos usos que las CNVT, y además permiten describir la relación dinámica entre la CVT y la respuesta. Sin embargo, esta relación puede estar confundida por valores anteriores y/o posteriores de la covariable y en consecuencia esto puede conducir a inferencias engañosas sobre los parámetros del modelo. Esta tesis realiza una introducción a la problemática de incorporar covariables que varían en el tiempo en modelos mixtos para datos longitudinales, presentando diferentes definiciones de las mismas y enfoques metodológicos.

Estos conceptos se aplican a un conjunto de datos que surge del programa de atención y control de pacientes hipertensos de Fundación ECLA llevado a cabo en Rosario durante el período 2014-2019. Este estudio observacional realizó un seguimiento de un grupo de pacientes hipertensos registrando en cada visita el tratamiento farmacológico dado al paciente, los valores de la tensión arterial sistólica (TAS) y la adherencia a dicho tratamiento entre otras características. Uno de los objetivos que persiguió este estudio fue evaluar si la adherencia al tratamiento influye en los valores de la TAS a lo largo del seguimiento. Como la variable adherencia es una CVT, se presentarán diferentes enfoques para incluirla en un modelo longitudinal mixto que pueda explicar el cambio en la tensión arterial sistólica media a lo largo del tiempo.

2. Objetivos

2.1. Objetivo Principal

Presentar diferentes propuestas metodológicas para la incorporación de covariables que varían con el tiempo en modelos mixtos para datos longitudinales.

2.2. Objetivos Específicos

- Definir los tipos de covariables existentes.
- Describir propuestas de incorporación de covariables que varían en el tiempo en los modelos mixtos.
- Aplicar los conceptos vistos al programa de atención y control de pacientes hipertensos de Fundación ECLA.

3. Datos Longitudinales

Los datos longitudinales están conformados por mediciones repetidas de una misma variable realizadas a la misma unidad en diferentes momentos o condiciones experimentales.

Dado que las mediciones repetidas son obtenidas de la misma unidad, los datos longitudinales están agrupados. Las observaciones dentro de un mismo agrupamiento generalmente están correlacionadas positivamente. Por lo tanto, los supuestos usuales de independencia y homogeneidad de variancias no son válidos.

Existen tres fuentes potenciales de variabilidad que influyen sobre la correlación entre medidas repetidas:

- *Heterogeneidad entre las unidades*: Refleja la propensión natural de las unidades a responder. Las unidades tienen diferentes reacciones frente a los mismos estímulos.
- *Variación biológica intra-unidad*: Se espera que la secuencia de medidas repetidas de una unidad tenga un comportamiento determinado, que produce que las mediciones más cercanas sean más parecidas entre sí que las más alejadas.
- *Error de medición*: Errores aleatorios asociados al proceso de medición.

Estas tres fuentes de variación pueden clasificarse en “*variabilidad entre unidades*” (heterogeneidad entre unidades) y “*variabilidad intra unidades*” (variación biológica intra-unidad y error de medición)

Dado que estas fuentes de variabilidad introducen correlación entre las mediciones repetidas, no se pueden utilizar las técnicas habituales, ya que llevarían a inferencias incorrectas sobre los parámetros del modelo.

Con el fin de simplificar la notación, se asumirá que los tiempos de medición son los mismos para todas las unidades y que no hay datos faltantes.

Sean Y_{ij} el valor de la variable respuesta y X_{ij} las covariables, medidas sobre la unidad i en la ocasión j , se obtiene una muestra de N unidades cada una con n mediciones repetidas de la variable en estudio, observadas en los tiempos t_1, t_2, \dots, t_n , siendo entonces el número total de observaciones $N^* = Nn$, con $i = 1, \dots, N; j = 1, \dots, n$.

Se asume que Y_{ij} y X_{ij} son simultáneamente medidas. Esto quiere decir que en un análisis de corte transversal, Y_{ij} y X_{ij} se correlacionan directamente. Sin embargo, para un análisis longitudinal se debe asumir que existe un orden pre-establecido: $(X_{i1}, Y_{i1}), (X_{i2}, Y_{i2}), \dots, (X_{in}, Y_{in})$

4. Covariables en datos longitudinales

En los estudios longitudinales, las variables independientes pueden ser clasificadas en dos categorías: CNVT y CVT. La diferencia entre ellas puede conducir a diferentes enfoques de análisis así como también a diferentes conclusiones.

Tanto las CNVT como las CVT se pueden utilizar para realizar comparaciones entre poblaciones y describir diferentes tendencias a lo largo del tiempo. Sin embargo, sólo las CVT permiten describir una relación dinámica entre la covariable y la variable respuesta.

4.1. Covariables fijas en el tiempo

Las CNVT son variables independientes que no presentan variación intra-unidad, es decir, los valores de estas covariables no cambian a lo largo del estudio para una unidad en particular.

Éstas covariables pueden ser fijas por naturaleza (por ejemplo, el sexo biológico de una persona o el grupo de tratamiento) o pueden ser covariables basales (es decir, medidas al inicio del estudio). Las covariables basales son fijas por definición pero pueden ser variables en el tiempo por naturaleza, por ejemplo, la edad varía en el tiempo pero la edad basal es fija.

4.2. Covariables variables en el tiempo

Las CVT son variables independientes que incluyen tanto la variación intra-unidad como la variación entre-unidad. Esto significa que, para una unidad en particular, el valor de la covariable cambia a través del tiempo y puede cambiar también entre diferentes unidades. Por ejemplo, el valor del colesterol o la condición de fumador (sí/no).

A continuación se describen diferentes tipos de CVT.

4.2.1. Covariables estocásticas y no estocásticas

Las CVT pueden clasificarse en estocásticas y no estocásticas. Las CVT no estocásticas son covariables que varían sistemáticamente a través del tiempo pero son fijas por diseño del estudio o bien su valor puede predecirse. En cambio, las CVT estocásticas son covariables que varían aleatoriamente a través del tiempo, es decir, los valores en cualquier ocasión no pueden ser estimados ya que son gobernados por un mecanismo aleatorio. Ejemplos de las primeras son: tiempo desde la visita basal o edad. Ejemplos de las segundas son: valor del colesterol, ingesta de alcohol (sí/no), ingesta de grasas, etc.

4.2.2. Covariables exógenas y endógenas

Otra clasificación de las CVT es en exógenas y endógenas.

Covariables exógenas

Una CVT se define como exógena, respecto a la variable respuesta, si el valor de la covariable en un determinado momento es condicionalmente independiente de todos los valores precedentes de la variable respuesta (Diggle et al., 2002). Formalmente, para la unidad i en la ocasión j :

$$f(X_{ij}|X_{i1}, \dots, X_{ij-1}, Y_{i1}, \dots, Y_{ij}) = f(X_{ij}|X_{i1}, \dots, X_{ij-1}) \quad (4.2.1)$$

Y en consecuencia:

$$E(Y_{ij}|X_{i1}, \dots, X_{in}) = E(Y_{ij}|X_{i1}, \dots, X_{ij}) \quad (4.2.2)$$

Esta definición implica que la respuesta en cualquier momento puede depender de los valores previos de la variable respuesta y de la CVT, pero será independiente de todos los demás valores de la covariable. Por ejemplo, en un estudio longitudinal en donde se evalúa si la cantidad de actividad física (variable explicativa) está asociada al nivel de glucosa en sangre (variable respuesta), es de esperar que la cantidad de actividad física en una determinada ocasión, afecte a niveles posteriores de nivel de glucosa en sangre, pero no se espera que dependa de los niveles de glucosa en sangre observados previamente en el sujeto afecten a la cantidad de actividad física.

Es posible examinar empíricamente la suposición de que una CVT es exógena al considerar modelos de regresión para la dependencia de X_{ij} en Y_{i1}, \dots, Y_{ij-1} (o en alguna función conocida de Y_{i1}, \dots, Y_{ij-1}) y X_{i1}, \dots, X_{ij-1} (o en alguna función conocida de X_{i1}, \dots, X_{ij-1}). La ausencia de cualquier relación entre X_{ij} y Y_{i1}, \dots, Y_{ij-1} , dado el perfil de la covariable anterior X_{i1}, \dots, X_{ij-1} , proporciona soporte para la validez de la suposición de que la CVT es exógena.

Cuando se puede asumir que las CVT son exógenas con respecto a la variable respuesta, se puede dar una interpretación causal a los parámetros de regresión.

Covariables endógenas

Una CVT que no es exógena se define como endógena. Una variable endógena es una variable estocásticamente relacionada con otros factores medidos en el estudio. Esta también puede definirse como una variable generada por un proceso estocástico relacionado con el individuo en estudio. En otras palabras, las CVT endógenas están asociadas con un efecto individual y, a menudo, pueden explicarse por otras variables en el estudio. Cuando el proceso estocástico de una CVT endógena puede ser (al menos parcialmente) explicado por la variable respuesta, se dice que hay *feedback* entre la respuesta y la CVT endógena. Por ejemplo, cuando se evalúa si la cantidad de actividad física está asociada al nivel de glicemia. El nivel de actividad física en un determinado momento puede estar (o no) asociado a niveles previos y también puede estar asociado a valores previos de glicemia (un paciente con valor de glicemia alto en una visita puede decidir aumentar su nivel de actividad física para ver si este valor se reduce).

5. Modelo lineal mixto

Los modelos lineales mixtos se utilizan habitualmente para analizar los datos longitudinales, debido a que permiten modelar las distintas fuentes de variabilidad presentes en los mismos.

En estos modelos, la respuesta media se modela como una combinación de características poblacionales que son comunes a todos los individuos (efectos fijos) y efectos específicos de la unidad que son únicos de

ella (efectos aleatorios).

El modelo lineal mixto para la unidad i se puede expresar en forma matricial como:

$$\mathbf{Y}_i = \mathbf{X}_i\boldsymbol{\beta} + \mathbf{Z}_i\mathbf{b}_i + \boldsymbol{\varepsilon}_i; \quad i = 1, \dots, N;$$

Donde:

- \mathbf{Y}_i : Vector de la variable respuesta de la i -ésima unidad, de dimensión $(n \times 1)$, siendo $\mathbf{Y}_i = (Y_{i1}, Y_{i2}, \dots, Y_{in})'$
- \mathbf{X}_i : Matriz de diseño de la i -ésima unidad, que caracteriza la parte sistemática de la respuesta, de dimensión $(n \times p)$
- $\boldsymbol{\beta}$: Vector de parámetros de dimensión $(p \times 1)$
- \mathbf{Z}_i : Matriz de diseño de la i -ésima unidad, que caracteriza la parte aleatoria de la respuesta, de dimensión $(n \times k)$
- \mathbf{b}_i : Vector de efectos aleatorios de la i -ésima unidad, de dimensión $(k \times 1)$
- $\boldsymbol{\varepsilon}_i$: Vector de errores aleatorios de la i -ésima unidad, de dimensión $(n \times 1)$

Se supone que $\boldsymbol{\varepsilon}_i$ y \mathbf{b}_i son independientes.

$$\boldsymbol{\varepsilon}_i \sim N_n(0, \mathbf{R}_i)$$

$$\mathbf{b}_i \sim N_k(0, \mathbf{D})$$

\mathbf{D} y \mathbf{R}_i son las matrices de variancias y covariancias de los vectores \mathbf{b}_i y $\boldsymbol{\varepsilon}_i$ respectivamente. A partir de este modelo se obtiene:

- $E(\mathbf{Y}_i/\mathbf{b}_i) = \mathbf{X}_i\boldsymbol{\beta} + \mathbf{Z}_i\mathbf{b}_i$ (media condicional o específica de la i -ésima unidad)
- $E(\mathbf{Y}_i) = \mathbf{X}_i\boldsymbol{\beta}$ (media marginal)
- $Cov(\mathbf{Y}_i/\mathbf{b}_i) = \mathbf{R}_i$ (variancia condicional)
- $Cov(\mathbf{Y}_i) = \mathbf{Z}_i\mathbf{D}\mathbf{Z}_i' + \mathbf{R}_i = \boldsymbol{\Sigma}_i$ (variancia marginal)

Generalmente, la matriz \mathbf{D} adopta una estructura de covariancia arbitraria, mientras que la matriz \mathbf{R}_i adopta otra estructura que modela apropiadamente la variabilidad intra individuo.

5.1. Estimación de los parámetros del modelo

Bajo el supuesto de que $\boldsymbol{\varepsilon}_i$ y \mathbf{b}_i se distribuyen normalmente se pueden usar métodos de estimación basados en la teoría de máxima verosimilitud, cuya idea es asignar a los parámetros el valor más probable en base

a los datos que fueron observados. Se usarán para estimar los parámetros de la parte media y los de las estructuras de covariancia los métodos de máxima verosimilitud (ML) y máxima verosimilitud restringida (REML) respectivamente

5.1.1. Método de máxima verosimilitud (ML)

Bajo el supuesto de que $\mathbf{Y}_i \sim N_n(\mathbf{X}_i\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Sigma}_i)$ y las \mathbf{Y}_i son independientes entre sí, se obtiene la siguiente función de log-verosimilitud:

$$l = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N n \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \ln |\boldsymbol{\Sigma}_i| - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N [(\mathbf{Y}_i - \mathbf{X}_i\boldsymbol{\beta})' \boldsymbol{\Sigma}_i^{-1} (\mathbf{Y}_i - \mathbf{X}_i\boldsymbol{\beta})] \quad (5.1.1)$$

Siendo $\boldsymbol{\Sigma}_i$ función del vector $\boldsymbol{\theta}$ que contiene los parámetros de covariancia.

Los estimadores de $\boldsymbol{\beta}$ y $\boldsymbol{\theta}$ son los valores que maximizan esta expresión. Cuando $\boldsymbol{\theta}$ es desconocido (lo que generalmente sucede) se obtiene una ecuación no lineal, por lo que no se puede obtener una expresión explícita de $\hat{\boldsymbol{\theta}}$. Para encontrar su solución se recurre a métodos numéricos. El estimador del vector $\boldsymbol{\beta}$ resulta:

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = \left(\sum_{i=1}^N \mathbf{X}_i' \hat{\boldsymbol{\Sigma}}_i^{-1} \mathbf{X}_i \right)^{-1} \sum_{i=1}^N \mathbf{X}_i' \hat{\boldsymbol{\Sigma}}_i^{-1} \mathbf{Y}_i$$

El estimador $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ resulta insesgado de $\boldsymbol{\beta}$. Cuando $\boldsymbol{\theta}$ es desconocido no se puede calcular de manera exacta la matriz de covariancias de $\hat{\boldsymbol{\beta}}$. Si el número de unidades es grande se puede demostrar que asintóticamente (Fitzmaurice et al., 2004):

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} \sim N_p(\boldsymbol{\beta}, \mathbf{V}_{\boldsymbol{\beta}}) \quad \text{donde} \quad \mathbf{V}_{\boldsymbol{\beta}} = \left(\sum_{i=1}^N \mathbf{X}_i' \hat{\boldsymbol{\Sigma}}_i^{-1} \mathbf{X}_i \right)^{-1}$$

5.1.2. Método de máxima verosimilitud restringida (REML)

El inconveniente que posee el método de ML es que los parámetros de covariancia resultan sesgados. Es decir, a pesar de que $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ es un estimador insesgado de $\boldsymbol{\beta}$, no pasa lo mismo con $\hat{\boldsymbol{\theta}}$. Si el tamaño de muestra es chico, los parámetros que representan las variancias van a ser demasiado pequeños, dando así una visión muy optimista de la variabilidad de las mediciones, es decir, se subestiman los parámetros de covariancia. El sesgo se debe a que en la estimación ML de $\boldsymbol{\theta}$ no se tiene en cuenta que $\boldsymbol{\beta}$ es estimado a partir de los datos.

Distintos autores proponen el método de REML para estimar los parámetros del modelo. Este método es una modificación del método de máxima verosimilitud, en el que la parte de los datos usada para estimar $\boldsymbol{\beta}$ está separada de aquella usada para estimar los parámetros de $\boldsymbol{\Sigma}_i$. La función de log-verosimilitud restringida que se propone es:

$$l^* = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N n \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \ln |\boldsymbol{\Sigma}_i| - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N [(\mathbf{Y}_i - \mathbf{X}_i\boldsymbol{\beta})' \boldsymbol{\Sigma}_i^{-1} (\mathbf{Y}_i - \mathbf{X}_i\boldsymbol{\beta})] - \frac{1}{2} \ln \left| \sum_{i=1}^N \mathbf{X}_i' \boldsymbol{\Sigma}_i^{-1} \mathbf{X}_i \right| \quad (5.1.2)$$

Maximizando esta funcion con respecto a β y θ se obtiene:

$$\hat{\beta} = \left(\sum_{i=1}^N \mathbf{X}_i' \hat{\Sigma}_i^{-1} \mathbf{X}_i \right)^{-1} \sum_{i=1}^N \mathbf{X}_i' \hat{\Sigma}_i^{-1} \mathbf{Y}_i$$

Donde $\hat{\Sigma}_i$ es el estimador REML de Σ_i (Fitzmaurice et al., 2004).

5.1.3. Problemas con la estimación

Pepe y Anderson (1994) mostraron que las ecuaciones 5.1.1 y 5.1.2 llegan a cero solo si se cumple con el supuesto de independencia condicional:

$$E[Y_{ij}|X_{ij}] = E[Y_{ij}|X_{ij}, j = 1, \dots, n] \quad (5.1.3)$$

Con las CNVT, esta suposición se mantiene necesariamente ya que $X_{ij} = X_{ik}$ para todas las ocasiones $k \neq j$. Con las CVT estocásticas, que se fijan por diseño del estudio (por ejemplo, indicador de grupo de tratamiento en una prueba cruzada), la suposición también se cumple ya que los valores de las covariables en cualquier ocasión se determinan a priori por diseño del estudio y de manera completamente no relacionado con la respuesta longitudinal. Sin embargo, cuando una covariable es variable en el tiempo no estocástica, puede que no necesariamente se mantenga.

En general, cuando (5.1.3) no se cumple, los valores precedentes y/o posteriores de la CVT confunden la relación entre Y_{ij} y X_{ij} , esto puede llevar a estimaciones sesgadas de los parámetros del modelo.

Frente a este escenario, Pepe y Anderson (1994) recomendaron plantear el modelo longitudinal marginal y realizar las estimaciones mediante GEE (ecuaciones de estimación generalizadas) con estructura de correlación independiente ya que este es siempre consistente. La estructura de correlación independiente generalmente tiene una alta eficiencia para la estimación de los coeficientes asociados a CNVT. Sin embargo, para las CVT, Fitzmaurice (1995) muestra que esta estructura puede resultar en una pérdida sustancial de eficiencia para la estimación de los coeficientes asociados a las CVT y proporciona un ejemplo en el que es sólo un 60 % eficiente en relación con la estructura de correlación verdadera.

Por otro lado, Lai y Small (2007) definieron 3 tipos de CVT y luego Lalonde et. al (2014) definieron un cuarto tipo de CVT. Además, propusieron utilizar el “Método generalizado de los momento” (GMM) (Hansen, 1982) en el cual se puede incorporar información sobre la naturaleza de la CVT que se está analizando según su tipo.

En conclusión, para poder utilizar una CVT en un modelo lineal mixto, esta debe cumplir la condicion de exogeneidad. En el siguiente apartado se describen diferentes formas en las que se puede incluir la CVT exógena al modelo lineal mixto.

6. Formas de introducir una CVT al modelo

Si al evaluar el tipo de la CVT de la manera vista en 4.2.2 resulta ser exógena, se puede introducir en el modelo lineal mixto sin consideraciones adicionales. Esto se debe a que no habrá problemas con la estimación de los parámetros, ya que se cumple el supuesto de independencia condicional.

A continuación, se presentan distintas maneras de introducir la CVT exógena al modelo lineal mixto. De manera de ejemplo, se tomará un caso en el que la variable respuesta Y_{ij} y la CVT X_{ij} son la tensión arterial y el IMC, respectivamente, del paciente i en la ocasión j .

6.1. Convertirla en CNVT

Una solución rápida al problema de las CVT, sea exógena o endógena, es transformarla en una CNVT, esto se puede lograr resumiendo la información de la misma mediante alguna función como el promedio de los valores de cada individuo y dejarlo fijo a través del tiempo. También podría usarse su valor máximo, mínimo o cualquier transformación que resulte de interés en el estudio. El problema de este enfoque es que se pierde mucha información, dado que se usa una covariable más simple que no refleja la relación dinámica entre la covariable y la respuesta en el tiempo.

En el ejemplo mencionado anteriormente, se podría calcular el IMC promedio de cada uno de los individuos y el modelo resultaría:

$$Y_{ij} = \beta_0 + b_{0i} + \beta_1 \bar{X}_i + \beta_2 t_j + b_{1i} t_j + \varepsilon_{ij}$$

El coeficiente β_1 se interpreta como el cambio en la tensión arterial por cada cambio unitario en el IMC promedio del individuo.

6.2. Covariable variable en el tiempo

Dado que la CVT es exógena, se puede incorporar al modelo sin ninguna transformación. El modelo resultante es,

$$Y_{ij} = \beta_0 + b_{0i} + \beta_1 X_{ij} + \beta_2 t_j + b_{1i} t_j + \varepsilon_{ij}$$

Como se mencionó anteriormente, las CVT contienen efecto intra-unidad y entre-unidad, sin embargo el modelo lineal mixto va a tener solo un coeficiente β_1 . Si bien el modelo es válido, para obtener una interpretación clara del efecto de la CVT se necesita dividir su efecto en dos coeficientes, como se explicará en la sección 6.5 (Hoffman, 2015).

6.3. Covariable rezagada

En algunas aplicaciones hay justificación previa para considerar la covariable en el rezago k momentos antes de la medición de la respuesta. Por ejemplo, el efecto del IMC sobre la tensión arterial probablemente no sea inmediato, por lo que podría interesarnos su valor en la ocasión anterior ($k = 1$). Lo más común es que se desconozca el valor k apropiado y se consideren varias opciones diferentes. El modelo lineal mixto se definiría de la siguiente manera:

$$Y_{ij} = \beta_0 + b_{0i} + \beta_{1k}X_{ij-k} + \beta_2t_j + b_{1i}t_j + \varepsilon_{ij}$$

En este modelo, el coeficiente β_{1k} depende explícitamente de la elección del rezago k .

6.4. Funcion de las covariables rezagadas

Una alternativa cuando se quiere utilizar la información de las covariables rezagadas es resumir a través de una función la información de éstas en una sola covariable. Un ejemplo puede ser el valor promedio o acumulado hasta la ocasión actual. Sin embargo, la elección de esta función dependerá del tipo de problema a analizar. Cabe destacar que, al igual que con toda medida resumen, al usar este tipo de covariables se pierde parte de la información. En el ejemplo mencionado, podría ser de interés calcular el IMC promedio hasta la ocasión j , resultando el modelo:

$$Y_{ij} = \beta_0 + b_{0i} + \beta_1\bar{X}_{ij} + \beta_2t_j + b_{1i}t_j + \varepsilon_{ij}$$

Donde \bar{X}_{ij} es el IMC promedio calculado hasta la ocasión j

6.5. Dividiendo efecto entre-unidad y efecto intra-unidad

Otra forma de incorporar la CVT es dividiendo el efecto en dos componentes que reflejen la variación intra-unidad y la variación entre-unidad. Entonces, el coeficiente del modelo que representa a la covariable se puede descomponer en dos:

$$Y_{ij} = \beta_0 + b_{0i} + \beta_W(X_{ij} - \bar{X}_i) + \beta_B\bar{X}_i + \beta_2t_j + b_{1i}t_j + \varepsilon_{ij}$$

Donde, \bar{X}_i representa el promedio de todos los valores observados en el tiempo de la CVT para la unidad i , β_W representa el cambio esperado en la media de la variable respuesta asociado con cambios de la CVT dentro de la unidad y β_B representa el cambio esperado en la media de la variable respuesta asociado con cambios de la CVT entre unidades

En el ejemplo del IMC y la tensión arterial, β_W se interpreta como el cambio en la tensión arterial por cada diferencia de una unidad en el IMC de la ocasión j comparado con el IMC promedio de la persona, manteniendo constante el IMC de las ocasiones restantes. Por otro lado, β_B se interpreta como el cambio

en la tensión arterial por cada cambio de una unidad en el IMC promedio de la unidad, controlando por el valor del IMC de la ocasión j .

Estos dos efectos permiten medir entonces si la tensión arterial aumenta cuando una persona tiene un IMC mayor que el promedio de la población, y también permiten medir el cambio en la tensión arterial si dicha persona tiene IMC mayor que su promedio habitual.

7. Aplicación

A partir del programa de atención y control de pacientes hipertensos iniciado en el año 2014 en Rosario que realiza un seguimiento exhaustivo de 560 pacientes de entre 30 y 86 años, con una edad media de 58.84 y desvío estándar de 9.87 años, de los cuales un 49.28 % son hombres. A todos estos pacientes se les indicó un tratamiento antihipertensivo al inicio del seguimiento (visita basal). Durante 7 meses se agendaron visitas mensuales en donde se registraron, entre otras características, el valor de la TAS y la adherencia al tratamiento. Esta última variable surge de la evaluación del cuestionario Morisky (1986) que arroja como resultado: adhiere al tratamiento, no adhiere al tratamiento. Al ser evaluada en todas las visitas mensuales, esta variable dicotómica es una CVT.

Uno de los objetivos que persiguió este estudio fue evaluar si la adherencia influye en los valores de la TAS a lo largo del seguimiento.

Para dar respuesta a este interrogante se propuso ajustar un modelo longitudinal de efectos mixtos considerando a la TAS como variable respuesta y la adherencia, sexo y edad como variables explicativas.

7.1. Variables a utilizar

- TAS_{ij} : tension arterial sistólica (mmHg) del paciente i en el mes j .
- \overline{TAS}_i : tension arterial sistólica (mmHg) promedio del paciente i ($\sum_{j=0}^n \frac{TAS_{ij}}{n}$).
- \overline{TAS}_{ij} : tension arterial sistólica (mmHg) promedio del paciente i hasta el mes j ($\sum_{k=0}^j \frac{TAS_{ik}}{n}$).
- $sexo_i$: sexo del paciente i medido en la ocasión basal (mes 0).
- $edad_i$: edad del paciente i medido en la ocasión basal (mes 0).
- mes_j : meses transcurridos desde el inicio del tratamiento en la ocasión j .
- $adherencia_{ij}$: adherencia al tratamiento, medida con el cuestionario Morisky, del paciente i en el mes j .
- $\overline{adherencia}_i$: adherencia total al tratamiento, medida con el cuestionario Morisky, del paciente i ($\sum_{j=0}^n \frac{adherencia_{ij}}{n}$).
- $\overline{adherencia}_{ij}$: adherencia total al tratamiento, medida con el cuestionario Morisky, del paciente i hasta el mes j ($\sum_{k=0}^j \frac{adherencia_{ik}}{n}$).
- $adherencia\ perfecta_i$: variable indicadora, = 1 si el paciente adhirió al tratamiento todos los meses, = 0 en otro caso.

7.2. Análisis descriptivo

En esta sección se presentaran diversos gráficos con el fin de describir la población en estudio.

En la figura 7.2.1 se puede observar que la TAS promedio disminuye durante el transcurso del tratamiento.

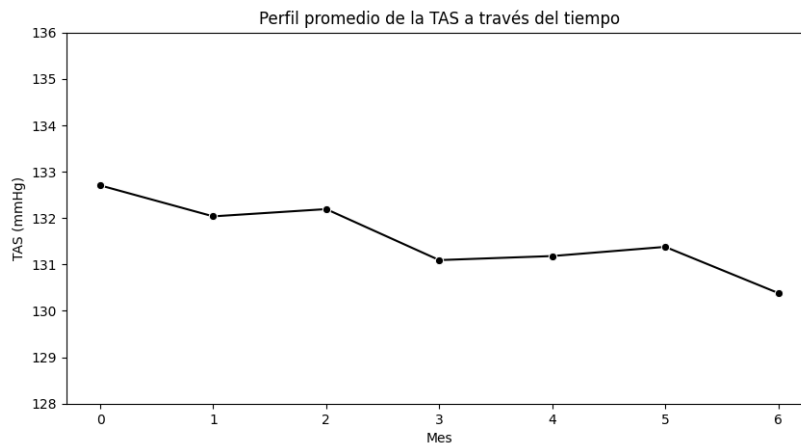


Figura 7.2.1: TAS de cada paciente en cada tiempo

Otro gráfico que resulta de interés es observar la evolución de la TAS a través del tiempo sobre cada grupo de las covariables fijas, el resultado es presentado en la figura 7.2.2. Todos los perfiles presentan (en general) una pendiente decreciente de la TAS promedio a través del tiempo, siendo esta menor en cuanto a la ordenada al origen en el grupo de pacientes de mayor edad y de sexo femenino.

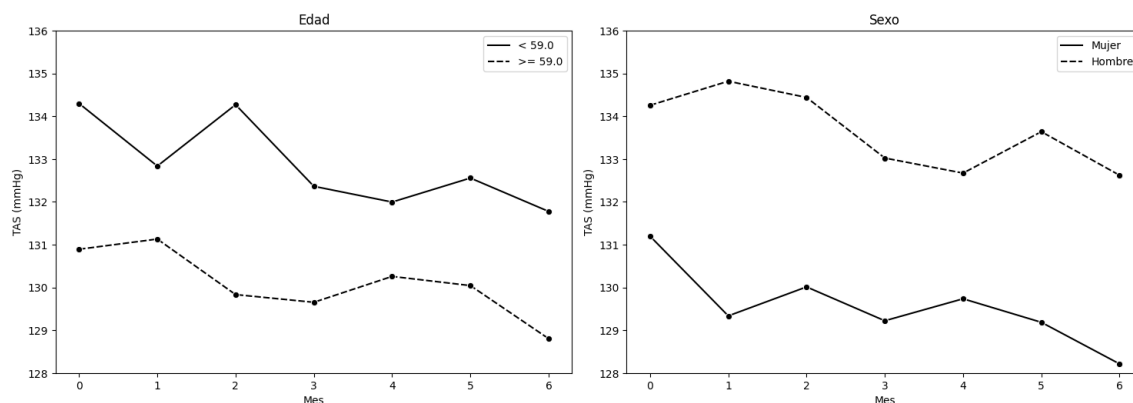


Figura 7.2.2: TAS a través del tiempo según grupos de covariables

Para poder visualizar el efecto de la adherencia sobre la TAS es necesario convertir la CVT en una CNVT. Para eso, se dividieron distintos perfiles de pacientes según la cantidad de meses que adhirieron al tratamiento, formando los grupos: 3 meses o menos, entre 4 y 6 meses o todos los meses (7). Se puede observar que para grupo de pacientes que adhirieron al tratamiento 3 meses o menos la TAS presenta una pendiente creciente a lo largo del estudio. Para los otros 2 grupos, la TAS disminuye a lo largo del tratamiento, siendo menor para el grupo de pacientes que adhirieron la totalidad de los meses.

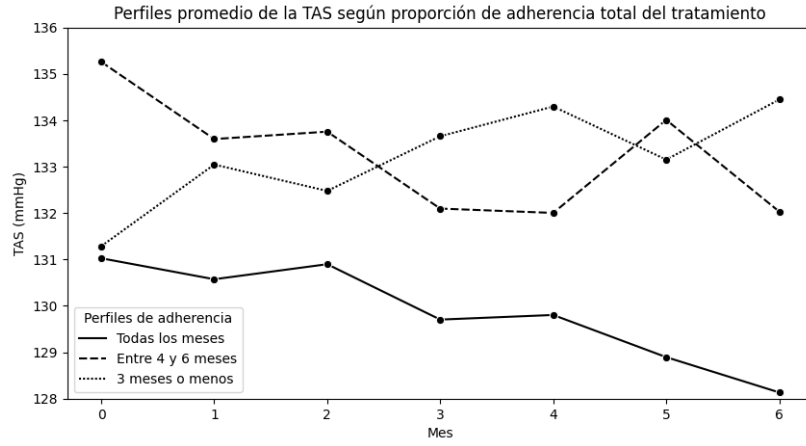


Figura 7.2.3: TAS a través del tiempo según perfiles de adherencia al tratamiento

7.3. Modelo propuesto

7.3.1. Modelo propuesto para la media

En una primera instancia, se propone un modelo lineal de efectos mixtos sin considerar a la CVT, ya que primero debe definirse la estructura de covariancia y probar su exogeneidad.

$$Y_{ij} = \beta_0 + \beta_1 \text{sexo}_i + \beta_2 \text{edad}_i + \beta_3 \text{mes}_j + \varepsilon_{ij}$$

Donde

$$\varepsilon_i = \begin{pmatrix} \varepsilon_{i1} \\ \vdots \\ \varepsilon_{in} \end{pmatrix} \sim N_n(0, \mathbf{R}_i)$$

Siendo \mathbf{R}_i la matriz de variancias y covariancias del vector ε_i .

7.3.2. Modelo propuesto para la covariancia

En la figura 7.3.1 puede notarse que la mayor parte de la variabilidad total está compuesta por el error de medición dado que la curva no inicia en el cero. Al no haber una pendiente muy pronunciada, la correlación serial también puede considerarse pequeña. Por último, como la curva no llega a la variancia total, esto nos indica que debe explicarse la variancia entre individuos agregando una ordenada aleatoria.

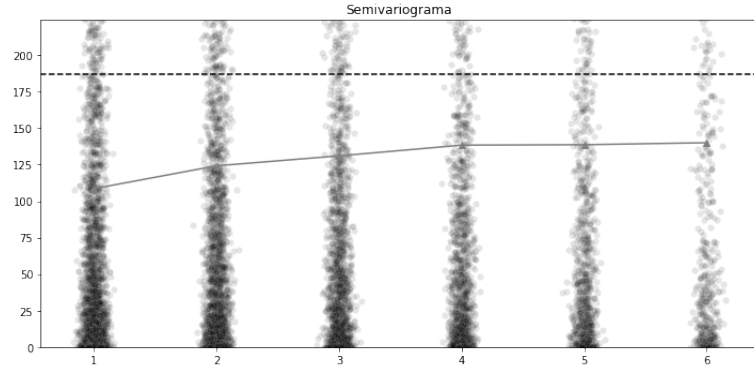


Figura 7.3.1: Semivariograma

Además, se realizaron tests de hipótesis para probar la significación de los efectos aleatorios para la ordenada y la pendiente, resultando ambos significativos (ver Anexo 9.1). Por lo que la estructura de covariancia elegida para el modelos es una estructura independiente con ordenada y pendiente aleatoria.

El modelo resultante se escribe:

$$Y_{ij} = \beta_0 + b_{0i} + \beta_1 \text{sexo}_i + \beta_2 \text{edad}_i + \beta_3 \text{mes}_j + b_{1i} t_j + \varepsilon_{ij}$$

Se supone que ε_i y b_i son independientes.

$$\varepsilon_i = \begin{pmatrix} \varepsilon_{i1} \\ \vdots \\ \varepsilon_{in} \end{pmatrix} \sim N_n(0, \mathbf{R}_i)$$

$$\mathbf{b}_i = \begin{pmatrix} b_{0i} \\ b_{1i} \end{pmatrix} \sim N_k(0, \mathbf{D})$$

\mathbf{D} y \mathbf{R}_i son las matrices de variancias y covariancias de los vectores \mathbf{b}_i y ε_i respectivamente.

7.4. Evaluación de la exogeneidad

Para evaluar la exogeneidad de la variable adherencia se ajustaron modelos de regresion logística en cada mes j , usando como variable respuesta la adherencia en cada mes (adherencia_{ij}) y como variables explicativas a: adherencia_{ij-1} , $\overline{\text{adherencia}}_{ij-2}$, TAS_{ij-1} , $\overline{\text{TAS}}_{ij-2}$ (definidas en 7.1). Al usar estas covariables, se le da más peso a los valores de adherencia y TAS del mes anterior, ya que se asume que las mediciones más cercanas entre sí están más correlacionadas, mientras que la información del resto de los meses anteriores se resume en un promedio.

En la tabla 7.4.1 se presentan los valores de los coeficientes para cada covariable y en paréntesis el p-value asociado a cada uno. Como se puede notar, en ninguna ocasión la adherencia depende de valores anteriores de la TAS, por lo tanto puede considerarse como una covariable exógena.

Tabla 7.4.1: Estimación de coeficientes de los modelos logit y sus respectivos p-value

Ocasión (t)	$Adherencia_{j-1}$	$\overline{Adherencia}_{j-2}$	TAS_{j-1}	\overline{TAS}_{j-2}
1	1,9302 (< 0,001)	—	0,0057 (0,45)	—
2	2,3047 (< 0,001)	0,5683 (0,044)	−0,0088 (0,343)	0,0075 (0,419)
3	1,9689 (< 0,001)	1,0734 (0,002)	0,0138 (0,17)	−0,017 (0,138)
4	2,2945 (< 0,001)	1,0617 (0,007)	0,0092 (0,441)	−0,0141 (0,307)
5	2,2741 (< 0,001)	1,0698 (0,015)	−0,0008 (0,938)	< 0,0001 (0,996)
6	2,5812 (< 0,001)	1,4609 (0,003)	−0,0005 (0,966)	−0,0072 (0,678)

7.5. Incorporación de la CVT

Como se mencionó anteriormente, hay más de una manera de incorporar una CVT exógena a un modelo lineal mixto, en esta sección compararemos algunas de ellas. Dado que la CVT adherencia solo existe a lo largo del tratamiento, se sabe apriori que solo afectara a la pendiente del modelo y no a la ordenada al origen.

7.5.1. Incorporación de covariable fija

Hay diversas formas de convertir una CVT en CNVT, en este apartado se mostrarán 2 que resultan de interés para el estudio. Es importante destacar que éstas transformaciones se pueden utilizar para incorporar CVT tanto exógenas como endógenas.

Una de las transformaciones que puede aplicarse sobre la covariable adherencia es convertirla en una variable dicotómica fija, cuyo valor es 1 si el paciente adhirió en todo el tratamiento y 0 en otro caso. En base a los resultados presentados en la tabla 7.5.1, controlando por el resto de las variables, los pacientes con adherencia perfecta presentan una disminución promedio sobre la TAS de 0.666.

$$Y_{ij} = \beta_0 + b_{0i} + \beta_1 * sexo_i + \beta_2 * edad_i + \beta_3 * mes_j + \beta_4 * mes_j * adherencia_perfecta_i + b_{1i} * mes_j + \varepsilon_{ij} \quad (7.5.1)$$

Tabla 7.5.1: Modelo 1: Incorporación adherencia perfecta

Log-Likelihood			-15418.7275	
AIC			30855.455	
BIC			30911.92	
Covariable	Coef.	Std. Err.	z	$P < z $
<i>intercepto</i>	120.719	2.320	52.038	< 0,001
<i>sexo_i</i>	3.845	0.743	5.176	< 0,001
<i>edad_i</i>	0.169	0.038	4.414	< 0,001
<i>mes_j</i>	-0.002	0.131	-0.017	0,986
<i>mes_j * adherencia perfecta_i</i>	-0.666	0.155	-4.286	< 0,001

Otra manera de incorporar la covariable fija conservando más información es usar la proporción de adherencia total al final del estudio. Es decir, si de las 7 ocasiones el paciente adhiere correctamente al tratamiento en solo 5, el valor que se le asignará es $\frac{5}{7}$ ($\approx 0,71$). Los coeficientes presentados en la tabla 7.5.2 indican que, controlando por el resto de las variables, los pacientes presentan una disminución promedio en la TAS por mes de 1.410 proporcional a la adherencia. Por ejemplo, un paciente que adhiere correctamente sólo al 50% del tratamiento, tendrá una disminución promedio en su TAS de 0.705 ($1,410 * 0,5$).

$$Y_{ij} = \beta_0 + b_{0i} + \beta_1 * sexo_i + \beta_2 * edad_i + \beta_3 * mes_j + \beta_4 * mes_j * \overline{adherencia_i} + b_{1i} * mes_j + \varepsilon_{ij} \quad (7.5.2)$$

Tabla 7.5.2: Modelo 2: incorporación adherencia total

Log-Likelihood			-15418.5232	
AIC			30855.046	
BIC			30911.511	
Covariable	Coef.	Std. Err.	z	$P < z $
<i>intercepto</i>	120.754	2.331	51.814	< 0,001
<i>sexo_i</i>	3.776	0.747	5.054	< 0,001
<i>edad_i</i>	0.169	0.038	4.391	< 0,001
<i>mes_j</i>	0.826	0.287	2.876	0,004
<i>mes_j * $\overline{adherencia_i}$</i>	-1.410	0.325	-4.335	< 0,001

7.5.2. Incorporación como CVT

Se proponen dos maneras de incorporar la CVT al modelo, la adherencia en el mes actual y la adherencia en el mes anterior, ya que podría pensarse que el tratamiento no es de efecto inmediato y la TAS podría

estar influenciada por la adherencia en meses anteriores.

Los resultados pueden del modelo incorporando la adherencia en el mes actual pueden observarse en la tabla. 7.5.3. Como se mencionó anteriormente, su coeficiente no será interpretable y será difícil sacar conclusiones sobre como afecta la adherencia a la TAS.

$$Y_{ij} = \beta_0 + b_{0i} + \beta_1 * sexo_i + \beta_2 * edad_i + \beta_3 * mes_j + \beta_4 * mes_j * adherencia_{ij} + b_{1i} * mes_j + \varepsilon_{ij} \quad (7.5.3)$$

Tabla 7.5.3: Modelo 3: incorporación adherencia

Log-Likelihood			-15393.8815	
AIC			30805.763	
BIC			30862.228	
Covariable	Coef.	Std. Err.	z	$P < z $
<i>intercepto</i>	120.911	2.329	51.912	< 0,001
<i>sexo_i</i>	3.772	0.747	5.046	< 0,001
<i>edad_i</i>	0.165	0.038	4.297	< 0,001
<i>mes_j</i>	0.791	0.171	4.613	< 0,001
<i>mes_j * adherencia_{ij}</i>	-1.316	0.159	-8.279	< 0,001

Otra opción, en lugar de considerar la adherencia en la ocasión actual, es considerarla en la ocasión anterior. Esto permitiría investigar si el tratamiento afecta a la TAS en un determinado intervalo de tiempo y no de manera instantánea. Los resultados se presentan en la tabla 7.5.4.

$$Y_{ij} = \beta_0 + b_{0i} + \beta_1 * sexo_i + \beta_2 * edad_i + \beta_3 * mes_j + \beta_4 * mes_j * adherencia_{ij-1} + b_{1i} * mes_j + \varepsilon_{ij} \quad (7.5.4)$$

Tabla 7.5.4: Modelo 4: incorporación adherencia en el mes anterior

Log-Likelihood			-15422.5776	
AIC			30863.155	
BIC			30919.62	
Covariable	Coef.	Std. Err.	z	$P < z $
<i>intercepto</i>	121.089	2.341	51.716	< 0,001
<i>sexo_i</i>	3.870	0.751	5.152	< 0,001
<i>edad_i</i>	0.162	0.039	4.193	< 0,001
<i>mes_j</i>	0.089	0.168	0.531	0,595
<i>mes_j * adherencia_{ij-1}</i>	-0.501	0.155	-3.228	0,001

Otra opción podría ser transformar la CVT e incorporar la adherencia promedio hasta la ocasión actual. Es decir, si en la ocasión 4 un paciente adhirió correctamente solo en 2 ocasiones, su adherencia promedio será de $\frac{2}{4}$ (0,5). Sin embargo, si adhiere correctamente en la ocasión 5, entonces la adherencia promedio en esa ocasión será $\frac{3}{5}$ (0,6). Los resultados se presentan en la tabla 7.5.5.

$$Y_{ij} = \beta_0 + b_{0i} + \beta_1 * sexo_i + \beta_2 * edad_i + \beta_3 * mes_j + \beta_4 * mes_j * \overline{adherencia_{ij}} + b_{1i} * mes_j + \varepsilon_{ij} \quad (7.5.5)$$

Tabla 7.5.5: Modelo 5: incorporación adherencia acumulada

Log-Likelihood			-15415.2415	
AIC			30848.483	
BIC			30904.948	
Covariable	Coef.	Std. Err.	z	$P < z $
<i>intercepto</i>	120.570	2.333	51.669	< 0,001
<i>sexo_i</i>	3.777	0.748	5.053	< 0,001
<i>edad_i</i>	0.171	0.039	4.448	< 0,001
<i>mes_j</i>	0.899	0.267	3.367	0,001
<i>mes * $\overline{adherencia_{ij}}$</i>	-1.499	0.298	-5.022	< 0,001

7.5.3. Incorporación dividiendo efecto entre e intra

Cuando la CVT es dicotómica, con 0 indicando la ausencia del atributo y 1 la presencia, entonces \overline{X}_i es la proporción en la que una persona presentó el valor codificado con 1 de dicha covariable, por lo que el método anterior resultará en valores extraños para β_W si usamos $X_i - \overline{X}_i$. Por ejemplo, si el valor 1 de la CVT se presentó en el 50 % de las ocasiones, \overline{X}_i tendrá un valor de 0.5 y entonces el término que acompaña

a β_W será de -0.5 en las ocasiones que la CVT dicotómica no se presente y 0.5 en las que se presente. En términos de la estimación del modelo esto no genera ningún problema, pero será raro en la interpretación de los parámetros, dado que el parámetro β_W estará siempre presente (nunca estará acompañado de un 0). Por lo tanto, el efecto intra-unidad estará acompañado solo de X_i

Los resultados pueden observarse en la tabla 7.5.6. El coeficiente -1.261 quiere decir que, manteniendo constante la proporción de adherencia total, se espera que la TAS disminuya en promedio 1.261 los meses en los que se adhiere correctamente al tratamiento. Por otro lado, el coeficiente -0.246 quiere decir que, después de controlar por la adherencia en ese mes, se espera que la TAS disminuya en promedio en 0.246 relativo a la proporción de adherencia total.

$$Y_{ij} = \beta_0 + b_{0i} + \beta_1 * sexo_i + \beta_2 * edad_i + \beta_3 * mes_j + \beta_4 * mes_j * adherencia_{ij} + \beta_4 * mes_j * \overline{adherencia_i} + b_{1i} * mes_j + \varepsilon_{ij} \quad (7.5.6)$$

Tabla 7.5.6: Modelo 6: incorporación la adherencia dividiendo efecto entre e intra persona

Log-Likelihood			-15393.6515	
AIC			30807.303	
BIC			30870.042	
Covariable	Coef.	Std. Err.	z	$P < z $
<i>intercepto</i>	120.832	2.330	51.855	< 0,001
<i>sexo_i</i>	3.754	0.747	5.023	< 0,001
<i>edad_i</i>	0.167	0.039	4.333	< 0,001
<i>mes_j</i>	0.946	0.286	3.307	0,001
<i>mes_j * adherencia_{ij}</i>	-1.261	0.178	-7.078	< 0,001
<i>mes_j * $\overline{adherencia_i}$</i>	-0.246	0.363	-0.678	0,498

7.5.4. Comparación de los métodos

Tabla 7.5.7: Coeficientes estimados con sus respectivos p-values y criterio de Akaike de cada modelo

Variable	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5	Modelo 6
<i>intercepto</i>	120,719 ($< 0,001$)	120,754 ($< 0,001$)	120,911 ($< 0,001$)	121,089 ($< 0,001$)	120,570 ($< 0,001$)	120,832 ($< 0,001$)
<i>sexo_i</i>	3,845 ($< 0,001$)	3,776 ($< 0,001$)	3,772 ($< 0,001$)	3,870 ($< 0,001$)	3,777 ($< 0,001$)	3,754 ($< 0,001$)
<i>edad_i</i>	0,169 ($< 0,001$)	0,169 ($< 0,001$)	0,165 ($< 0,001$)	0,162 ($< 0,001$)	0,171 ($< 0,001$)	0,167 ($< 0,001$)
<i>mes_j</i>	-0,002 (0,986)	0,826 (0,004)	0,791 ($< 0,001$)	0,089 (0,595)	0,899 (0,001)	0,946 (0,001)
<i>mes_j * adherencia perfecta_i</i>	-0,666 ($< 0,001$)	- -	- -	- -	- -	- -
<i>mes_j * $\overline{adherencia}_i$</i>	- -	-1,410 ($< 0,001$)	- -	- -	- -	-0,246 (0,498)
<i>mes_j * adherencia_{ij}</i>	- -	- -	-1,316 ($< 0,001$)	- -	- -	-1,261 ($< 0,001$)
<i>mes_j * adherencia_{ij-1}</i>	- -	- -	- -	-0,501 (0,001)	- -	- -
<i>mes_j * $\overline{adherencia}_{ij}$</i>	- -	- -	- -	- -	-1,499 ($< 0,001$)	- -
AIC	30855,455	30855,046	30805,763	30863,155	30848,483	30807,303

En la tabla 7.5.7 pueden observarse los cambios en los coeficientes estimados del modelo según los distintos métodos para incorporar la CVT adherencia. Basándose en el AIC, los modelos que mejor ajustan los datos son los modelos 3 y 6, es decir, los modelos que incorporan la CVT en su manera natural sin aplicarse ninguna transformación. El modelo 6 presenta un AIC un poco superior al del modelo 3, esto se debe a que se agrega el coeficiente de *mes_j * $\overline{adherencia}_i$* aunque este no sea significativo, ya que facilita su interpretación.

8. Conclusiones

Tradicionalmente, los modelos longitudinales fueron pensados para ser ajustados sobre covariables fijas a través del tiempo, pero esto no es algo que suceda siempre en la vida real.

En este informe se ha introducido una manera de categorizar a las covariables variables en el tiempo, específicamente como *exógenas* o *endógenas*, como así también un método para verificar esta clasificación a través de ajustar distintos modelos individualmente para cada ocasión.

Cuando las variables son exógenas pueden añadirse al modelo de la manera tradicional. Sin embargo, se han propuesto diversas transformaciones que pueden ayudar tanto a ajustar de mejor manera los datos como a la interpretación de los coeficientes.

También se mostró un ejemplo con un caso de estudio de pacientes de un programa de atención y control de pacientes hipertensos. En base a estos datos se ajustaron diferentes modelos con las distintas formas mencionadas de introducir la CVT y se realizó una comparación de los mismos.

Como futuros pasos se propone estudiar más en profundidad la incorporación de variables endógenas. Dado que muchas de las técnicas existentes hasta el momento no están basadas en el ajuste de modelos lineales mixtos, quedan fuera del alcance de esta tesina.

9. Anexo

9.1. Elección de efectos aleatorios

Para probar la significación de los efectos aleatorios se ajustaron 3 modelos, uno con ordenada y pendiente aleatoria, otro solo con pendiente aleatoria y otro solo con ordenada aleatoria. Los parametros de los 3 modelos fueron estimados con el método de máxima verosimilitud restringida. El modelo completo es el siguiente y sus resultados pueden observarse en la tabla 9.1.1.

$$Y_{ij} = \beta_0 + b_{0i} + \beta_1 \text{sexo}_i + \beta_2 \text{edad}_i + \beta_3 \text{mes}_j + b_{1i} * \text{mes}_j + \varepsilon_{ij}$$

Tabla 9.1.1: Modelo con ambos efectos aleatorios

Log-Likelihood			-15430.8279	
Var(Intercepto)			93.866	
Var(Mes)			2.219	
Cov(Intercepto, Mes)			-8.287	
Covariable	Coef.	Std. Err.	z	$P < z $
Intercepto	121.310	2.361	51.384	< 0,001
Sexo	3.911	0.758	5.160	< 0,001
Edad	0.158	0.039	4.063	< 0,001
Mes	-0.332	0.106	-3.119	0,002

Donde

$$Var(\mathbf{b}_i) = Var \begin{pmatrix} b_{0i} \\ b_{1i} \end{pmatrix} = \mathbf{D} = \begin{pmatrix} D_{00} & D_{01} \\ D_{10} & D_{11} \end{pmatrix}$$

Se ajusta un modelo reducido solo con pendiente aleatoria:

$$Y_{ij} = \beta_0 + \beta_1 \text{sexo}_i + \beta_2 \text{edad}_i + \beta_3 \text{mes}_j + b_{1i} * \text{mes}_j + \varepsilon_{ij}$$

Y se plantea el siguiente test de hipótesis:

$$H_0) D_{00} = D_{01} = 0 \quad H_1) \text{ al menos uno distinto de cero}$$

Siendo $G^2 = (-2) * \text{LogLikelihood}$, MC el modelo completo y MR el modelo reducido obtenemos:

$$G^2(MR) - G^2(MC) = 31323,7584 - 30861,6558 = 462,1026$$

Al comparar este valor con una $\chi_{50:50;1;0,05} = 5,14$ resulta mayor, por lo tanto se rechaza la hipótesis nula y se considera que se debe incluir la ordenada al origen aleatoria.

Al repetir los mismos pasos para un modelo solo con ordenada aleatoria se obtiene:

$$Y_{ij} = \beta_0 + b_{0i} + \beta_1 \text{sexo}_i + \beta_2 \text{edad}_i + \beta_3 \text{mes}_j + \varepsilon_{ij}$$

Se plantea el test de hipótesis:

$$H_0) D_{11} = D_{01} = 0 \quad H_1) \text{ al menos uno distinto de cero}$$

Siendo $G^2 = (-2) * \text{Log} - \text{Likelihood}$, MC el modelo completo y MR el modelo reducido obtenemos:

$$G^2(MR) - G^2(MC) = 30912,1548 - 30861,6558 = 50,499$$

Al comparar este valor con una $\chi_{50:50;1;0,05} = 5,14$ vemos es que mayor, por lo tanto se rechaza la hipótesis nula y se considera que se debe incluir la pendiente aleatoria.

En conclusión, ambos efectos aleatorios son añadidos al modelo.

Bibliografía

- [1] G. M. Fitzmaurice, N. M. Laird, and J. H. Ware, *Applied Longitudinal Analysis*. John Wiley & Sons, 2004.
- [2] P. J. Diggle, P. Heagerty, K.-Y. Liang, and S. L. Zeger, *Analysis of Longitudinal Data*. Oxford University Press, 2002.
- [3] L. Hoffman, *Longitudinal Analysis, Modeling Within-Person Fluctuation and Change*. Routledge, 2015.
- [4] R. E. Weiss, *Modeling Longitudinal Data*. Springer, 2005.
- [5] T. L. Lalonde, “Modeling time-dependent covariates in longitudinal data analyses,” in *Innovative Statistical Methods for Public Health Data* (D.-G. Chen and J. R. Wilson, eds.), ch. 4, pp. 57–79, Springer Cham, 2015.
- [6] D. E. Morisky, L. W. Green, and D. M. Levine, “Concurrent and predictive-validity of a self-reported measure of medication adherence,” *Medical Care*, vol. 24, pp. 67–74, 1986.
- [7] T. L. Lai and D. Small, “Marginal regression analysis of longitudinal data with time-dependent covariates: A generalized method-of-moments approach,” *Royal Statistical Society. Series B (Statistical Methodology)*, vol. 69, pp. 79–99, 2007.