

UNIVERSIDAD NACIONAL DE ROSARIO



FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y ESTADÍSTICA

ANTEPROYECTO DE TESINA

Modelos longitudinales con covariables que varían en el tiempo

Autor: **Esteban Cometto**

Directora: Noelia Castellana

Codirectora: Cecilia Rapelli

6 de marzo de 2022

Índice

1. Introducción	3
2. Objetivos	5
2.1. Objetivo Principal	5
2.2. Objetivos Específicos	5
3. Metodología	6
3.1. Los Datos Longitudinales	6
3.2. Análisis exploratorio	7
3.3. Modelo lineal general para datos longitudinales	8
3.4. Modelación de la estructura de covariancia	8
3.4.1. Arbitraria o no estructurada (datos balanceados)	9
3.4.2. Simetria compuesta (datos balanceados o no balanceados)	9
3.4.3. Toeplitz (datos equiespaciados)	9
3.4.4. Autorregresiva de primer orden (datos equiespaciados)	9
3.4.5. Markov (datos no equiespaciados)	10
3.5. Modelos lineales mixtos	10
3.6. Estimación de los parámetros del modelo	11
3.6.1. Método de máxima verosimilitud (ML)	11
3.6.2. Método de máxima verosimilitud restringida (REML)	12
3.7. Pruebas de hipótesis	12
3.7.1. Test de Wald	12
3.7.2. Test de cociente de verosimilitud	13
3.8. Elección entre modelos de covariancia	14
3.9. Predicción de los efectos aleatorios	14
3.10. Examen de residuos	15
3.10.1. Residuos marginales	15
3.10.2. Residuos condicionales	15
3.10.3. Residuos de los efectos aleatorios	15
4. Covariables que varían en el tiempo	16
4.1. Covariables estocásticas y no estocásticas	16
4.2. Covariables exógenas y endógenas	16
4.3. Otros tipos de CVT	17
4.3.1. CVT tipo I	17
4.3.2. CVT tipo II	17
4.3.3. CVT tipo III	18
4.3.4. CVT tipo IV	18

4.4. Covariables rezagadas	18
4.4.1. Una sola covariable rezagada	19
4.4.2. Múltiples covariables rezagadas	19
4.5. Confusores variables en el tiempo	19
4.5.1. Feedback	20
5. Consideraciones al usar modelos longitudinales con CVT	22
5.1. CVT con valores faltantes	22
5.2. Las CVT contienen información entre-persona e intra-persona	23
5.3. Las CVT pueden tener efecto entre-persona y/o intra-persona	24
5.4. El valor de las CVT en los modelos	27

1. Introducción

Los datos longitudinales están conformados por mediciones repetidas de una misma variable realizadas a la misma unidad. Estas mediciones surgen de observar unidades en diferentes ocasiones, es decir 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 acerca de la independencia entre las respuestas de cada unidad y la homogeneidad de variancias frecuentemente no son válidos

El objetivo principal de estos estudios es estudiar los cambios en el tiempo y los factores que influyen el cambio.

Las ocasiones en las que se registran las mediciones repetidas no necesariamente serán iguales para todos los individuos, por lo tanto se pueden obtener tanto estudios balanceados (todos los individuos tienen el mismo número de mediciones durante un conjunto de ocasiones comunes) como desbalanceados (la secuencia de tiempos de observaciones no es igual para todos los individuos). Otra característica de estos datos es que en ocasiones se pueden obtener valores perdidos, obteniendo datos incompletos aunque se cuente con un estudio balanceado.

Los modelos mixtos permiten ajustar datos con estas particularidades, donde la respuesta es modelada por una parte sistemática que está formada 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. Estos modelos permiten, además, hacer predicciones del perfil de una unidad específica. La selección de la estructura de covariancia apropiada produce estimadores más eficientes y consecuentemente, pruebas estadísticas más robustas para los efectos de interés

Las covariables en los estudios longitudinales se pueden clasificar en dos categorías: fijas y variables en el tiempo. Las diferencias entre estos tipos de covariables pueden llevar a diferentes intereses de investigación, diferentes tipos de análisis y diferentes conclusiones.

Las covariables fijas son variables independientes que no tienen variación intra-sujeto, lo que significa que el valor de la covariable no cambia para un individuo determinado en el estudio longitudinal. Este tipo de covariable se puede usar para realizar comparaciones entre poblaciones y describir diferentes tendencias en el tiempo, pero no permite una relación dinámica entre la covariable y la respuesta.

Las covariables variables en el tiempo (CVT) son variables independientes que contienen ambas variaciones, intra y entre sujeto, lo que significa que el valor de la covariable cambia para un individuo determinado a lo largo del tiempo y además puede cambiar para diferentes sujetos. Una CVT se puede usar para hacer comparaciones entre poblaciones, describir tendencias en el tiempo y también la relación dinámica entre la CVT y la respuesta

Se puede ver que las CVT permiten diferentes tipos de relaciones y conclusiones que las covariables fijas. Por ejemplo, una CVT puede estar involucrada en efectos acumulados para diferentes valores a través del tiempo (Fitzmaurice y Lard 1995). Además, ciertas CVT transmiten diferente información

que otras. Por ejemplo, covariables como la edad pueden cambiar a través del tiempo, pero cambian de manera predecible. Por otro lado, covariables como la precipitación diaria pueden cambiar a través del tiempo pero no pueden ser predecidas. En esos casos es importante considerar las relaciones entre la CVT y la respuesta a través del tiempo.

En el presente informe se cuenta con un programa de atención y control de pacientes hipertensos iniciado en el año 2014 en Rosario que realiza un seguimiento exhaustivo de 560 pacientes. Este programa contempla: efectores no médicos supervisados, tratamiento farmacológico genérico para la hipertensión y utilización de un algoritmo terapéutico sistematizado. En cada visita se registran tanto características de los pacientes, del tratamiento y de los valores de la tensión arterial. En particular, se desea evaluar si la adherencia al tratamiento farmacológico influye en los valores de la tensión arterial sistólica a lo largo del seguimiento. Como la variable “adherencia al tratamiento farmacológico” es una CVT estocástica se evaluarán diferentes enfoques para incluirla en un modelo longitudinal que pueda explicar el cambio en la tensión arterial sistólica media a lo largo del tiempo.

Un aspecto a tener en cuenta en este trabajo es que, si bien contamos con mucha otra información para obtener modelos que describan de mejor manera el comportamiento de la TAS, nos centraremos en modelos más simples con respecto a las covariables fijas con el fin de no perder de vista la relación entre la variable respuesta y la CVT.

2. Objetivos

2.1. Objetivo Principal

Profundizar en el estudio de propuestas metodológicas para utilizar la información obtenida de la covariable que varía en el tiempo dentro de un modelo mixto.

2.2. Objetivos Específicos

- Especificar distintos tipos de CVT
- Transformaciones a realizar sobre la CVT antes de incluirla al modelo, incluyendo conversión a covariable fija
- Consideraciones sobre interpretación de los parámetros sobre las CVT
- Indagar sobre feedback entre la CVT y la variable respuesta

3. Metodología

3.1. Los Datos Longitudinales

Los datos longitudinales están conformados por mediciones repetidas de una misma variable realizadas a la misma unidad. Estas mediciones surgen de observar unidades en diferentes ocasiones, es decir 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.

El objetivo principal de estos estudios es estudiar los cambios en el tiempo y los factores que influyen el cambio.

Las ocasiones en las que se registran las mediciones repetidas no necesariamente serán iguales para todos los individuos, por lo tanto se pueden obtener tanto estudios balanceados (todos los individuos tienen el mismo número de mediciones durante un conjunto de ocasiones comunes) como desbalanceados (la secuencia de tiempos de observaciones no es igual para todos los individuos). Otra característica de estos datos es que en ocasiones se pueden obtener valores perdidos, obteniendo datos incompletos aunque se cuente con un estudio balanceado.

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.

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 $N^* = Nn$. Se le llama Y_{ij} a la medición sobre la unidad i en la ocasión j , con $i = 1, \dots, N; j = 1, \dots, n$

Asociadas a cada unidad se observan las covariables X_{ij} , de las cuales existen dos tipos: variables en el tiempo (estocásticas) e invariables en el tiempo (estacionarias)

Existen estudios empíricos que llevan a pensar que 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. Los individuos tienen diferentes reacciones frente a los mismos estímulos.
- *Variación biológica intra-unidad*: Se piensa que la secuencia de medidas repetidas de una unidad tiene un comportamiento determinado, que produce que las mediciones más cercanas sean más parecidas.
- *Error de medición*: Surge debido a los errores de medida, se puede disminuir usando instrumentos de medición más precisos

Estas tres fuentes de variación pueden clasificarse en “*variabilidad entre*”, es decir, la variación entre las unidades (heterogeneidad entre unidades) y “*variabilidad intra*”, es decir, la variación entre las mediciones de la misma unidad (variación biológica intra-unidad y error de medición)

Dado que, como se mencionó anteriormente, las mediciones están correlacionadas sí, si se utilizaran las técnicas habituales basadas en la independencia entre mediciones, los errores estándares nominales van a ser incorrectos, lo cual nos llevaría a inferencias incorrectas sobre los parámetros del modelo. En base a esto, surgen técnicas que consideran esa correlación modelando los datos considerando la modelación de dos estructuras: la parte media y la estructura de covariancia.

3.2. Análisis exploratorio

Antes de ajustar algún modelo, lo primero siempre es realizar un análisis exploratorio para estudiar cómo se comportan los datos. A continuación se presentan técnicas gráficas para cada estructura.

Evaluación de la parte media

- *Perfil individual:* Consiste en un gráfico de dispersión en el cual se representan las respuestas vs las ocasiones. Cada respuesta tiene un punto y se une con un segmento los puntos de la misma unidad. Sirven para detectar si hay mucha variabilidad entre y dentro de las unidades y si hay valores atípicos.
- *Perfiles promedio por grupo:* En general son más informativos. Para cada tiempo calculamos un promedio para cada grupo y luego se unen los puntos. Permiten ver la tendencia de las variables a través de las ocasiones. Se superponen en un mismo gráfico los perfiles promedio de cada grupo

Evaluación de la estructura de covariancia

- *Matriz de diagrama de dispersión:* Para cada par de ocasiones se grafican los valores esperados de la respuesta y todos estos gráficos se acomodan dentro de una matriz. En general se utiliza cuando las ocasiones son las mismas para todas las unidades.
- *Gráfico de Draftman:* Es similar al gráfico anterior pero utilizando variables estandarizadas. La utilización de la variable respuesta estandarizada ayuda a eliminar la variabilidad de los datos asociada con diferencias en las medias y variancias en el tiempo, permitiendo visualizar más claramente el patrón de correlación.
- *Gráfico PRISM (Partial Regression on Intervenors Scatterplot Matrix):* Utilizando la variable estandarizada se crea una matriz de gráficos de dispersión. En la primera diagonal se encuentran gráficos de dispersión entre la variable respuesta en los tiempos t_j y t_{j+1} . Luego, en la k -ésima diagonal, se obtienen gráficos de regresión parcial de las respuestas en los tiempos t_j y t_{j+k} , ajustadas por las respuestas en los tiempos intermedios. Estos gráficos permiten ver con mayor claridad ciertos tipos de estructuras seriales que se dan entre las medidas repetidas.
- *Correlograma:* Representa las características que existen entre las respuestas de los individuos de cada grupo en tiempos que están separados una cantidad de periodos. Permite analizar cómo evoluciona la correlación a medida que aumenta el número de rezagos.

- *Semivariograma*: Cuando los datos están desbalanceados, el semivariograma permite distinguir las 3 fuentes de variabilidad. Después de haber estimado un modelo, el mismo permite confirmar si la estructura de correlación es adecuada. El semivariograma se define como una función:

$$\gamma(u) = \frac{1}{2}E[(\varepsilon_{ij} - \varepsilon_{ij'})^2]$$

$$u_{ijj'} = |t_{ij} - t_{ij'}|$$

$$\widehat{\gamma(u)} = v_{ijj'} = \frac{1}{2}(r_{ij} - r_{ij'})$$

donde r_{ij} y $r_{ij'}$ son los residuos estandarizados obtenidos después de ajustar un modelo de regresión considerando las observaciones independientes.

Se va a obtener un gráfico donde la variabilidad total va a estar dividida en 3 partes. Si la curva no empieza en cero significa que hay error de medición, si tiene pendiente quiere decir que hay un error debido a una causa biológica (correlación serial) y si la misma no llega a la variancia total significa que se debe explicar la variabilidad entre.

3.3. Modelo lineal general para datos longitudinales

Si se piensa que existe una tendencia en el tiempo de las respuestas, y esta tendencia se puede expresar como una función, se puede escribir o representar a las medidas repetidas de una unidad en un vector Y_i . Entonces, un modelo lineal para representar la evolución en el tiempo va a ser:

$$Y_i = X_i\beta + \varepsilon_i; \quad i = 1, \dots, N; \quad Y_i = (Y_{i1}, Y_{i2}, \dots, Y_{in_i})'$$

Donde:

- Y_{ij} : respuesta obtenida de la i -ésima unidad en la ocasión t_{ij} .
- X_i : matriz de diseño de la i -ésima unidad, de dimensión $(n_i * p)$
- β : vector de parámetros de dimensión $(p * 1)$
- ε_i : vector de errores aleatorios de la i -ésima unidad, de dimensión $(n_i * 1)$, este mismo representa todas las fuentes de variabilidad de los datos longitudinales

$$\varepsilon_i \sim N_{n_i}(0, \Sigma_i(\theta))$$

- θ : vector de parámetros desconocidos de covariancia, de dimensión $(q * 1)$

3.4. Modelación de la estructura de covariancia

Al tenerse tantos parámetros de variancia (n) y covariancia $n(n - 1)/2$ para estimar, se proponen modelos específicos para la estructura de correlación. Se trata de elegir una estructura que no tenga

tantos parámetros. Sin embargo, se debe tener cuidado de no seleccionar estructuras demasiado parcas con las que se pierda información.

La matriz de covariancia de cada unidad va a ser función de θ . El número de parámetros de este vector depende de la estructura de la matriz.

A continuación se mencionan algunas estructuras que se pueden utilizar, se llamará R a la matriz de correlaciones

3.4.1. Arbitraria o no estructurada (datos balanceados)

Considera variancias y covariancias distintas entre las mediciones repetidas. Siendo $\sigma_{jj'} = Cov(Y_{ij}Y_{ij'})$ se expresa como:

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \sigma_{12} & \dots & \sigma_{1n} \\ \sigma_{21} & \sigma_2^2 & \dots & \sigma_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{n1} & \sigma_{n2} & \dots & \sigma_n^2 \end{bmatrix}$$

La ausencia de restricciones hace que haya que estimar una gran cantidad de parámetros

3.4.2. Simetria compuesta (datos balanceados o no balanceados)

La correlación entre pares de observaciones es la misma, sin importar la cantidad de rezagos entre ellas, $Corr(Y_{ij}, Y_{ik}) = \rho$ para todo $j \neq k$

$$R_i = \begin{bmatrix} 1 & \rho & \dots & \rho \\ \rho & 1 & \dots & \rho \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho & \rho & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

3.4.3. Toeplitz (datos equiespaciados)

Se plantea para que cualquier par de respuestas que estén igualmente separadas en el tiempo la correlación es la misma, $Corr(Y_{ij}, Y_{ij+k}) = \rho_k$ para todo j y k .

$$R_i = \begin{bmatrix} 1 & \rho_1 & \dots & \rho_n \\ \rho_1 & 1 & \dots & \rho_{n-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_n & \rho_{n-1} & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

3.4.4. Autorregresiva de primer orden (datos equiespaciados)

Es un caso especial de la estructura anterior, en la que $Corr(Y_{ij}, Y_{ij+k}) = \rho^k$. Esta estructura asume que la correlación entre medidas repetidas disminuye a medida que aumenta el número de rezagos entre

ellas.

$$R_i = \begin{bmatrix} 1 & \rho & \dots & \rho^n \\ \rho & 1 & \dots & \rho^{n-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho^n & \rho^{n-1} & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

3.4.5. Markov (datos no equiespaciados)

Es una generalización de la estructura autorregresiva para mediciones no equiespaciadas. $Corr(Y_{ij}, Y_{ij'}) = \rho^{d_{jj'}}$, donde $d_{jj'} = |t_{ij} - t_{ij'}|$ para todo $j \neq j'$.

$$R_i = \begin{bmatrix} 1 & \rho^{d_{12}} & \dots & \rho^{d_{1n}} \\ \rho^{d_{21}} & 1 & \dots & \rho^{d_{2n}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho^n & \rho^{n-1} & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

3.5. Modelos lineales mixtos

En estos modelos, cada unidad tiene una trayectoria individual caracterizada por parámetros y un subconjunto de esos parámetros ahora se consideran aleatorios. La respuesta media es modelada 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).

Se consideran las dos fuentes de variación (intra y entre) presentes en los datos longitudinales. Entonces, este modelo va a ser similar al modelo lineal general con respecto a la parte media del mismo, pero se va a diferenciar en cuanto a la estructura de covariancia.

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

$$Y_i = X_i\beta + Z_ib_i + \varepsilon_i; \quad i = 1, \dots, N; \quad Y_i = (Y_{i1}, Y_{i2}, \dots, Y_{in_i})'$$

Donde:

- Y_i : Vector de la variable respuesta de la i -ésima unidad, de dimensión $(n_i * 1)$
- X_i : Matriz de diseño de la i -ésima unidad, que caracteriza la parte sistemática de la respuesta, de dimensión $(n_i * p)$
- β : Vector de parámetros de dimensión $(p * 1)$
- Z_i : Matriz de diseño de la i -ésima unidad, que caracteriza la parte aleatoria de la respuesta, de dimensión $(n_i * k)$
- b_i : Vector de efectos aleatorios de la i -ésima unidad, de dimensión $(k * 1)$
- ε_i : Vector de errores aleatorios de la i -ésima unidad, de dimensión $(n_i * 1)$

ε_i y b_i son independientes.

$$\varepsilon_i \sim N_{n_i}(0, R_i)$$

$$b_i \sim N_k(0, D_i)$$

Las matrices D_i y R_i contienen las variancias y covariancias de los elementos de los vectores b_i y ε_i respectivamente. A partir de este modelo se obtiene:

- $E(y_i/b_i) = X_i\beta + Z_i b_i$ (media condicional o específica de la i-ésima unidad)
- $E(Y_i) = X_i\beta$ (media marginal)
- $Cov(Y_i/b_i) = R_i$ (variancia condicional)
- $Cov(Y_i) = Z_i D_i Z_i' + R_i = \Sigma_i$ (variancia marginal)

Generalmente, la matriz D_i adopta una estructura de covariancia arbitraria, mientras que la matriz R_i adopta cualquiera de las vistas anteriormente

3.6. Estimación de los parámetros del modelo

Bajo el supuesto de que ε_i y 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

3.6.1. Método de máxima verosimilitud (ML)

Bajo el supuesto de que $Y_i \sim N_{n_i}(X_i\beta, \Sigma_i)$ y las Y_i son independientes entre sí, se obtiene la siguiente función de log-verosimilitud:

$$l = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N n_i \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \ln|\Sigma_i| - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N [(Y_i - X_i\beta)' \Sigma_i^{-1} (Y_i - X_i\beta)] \quad (3.6.1)$$

Siendo Σ_i función del vector θ que contiene los parámetros de covariancia.

La ecuación anterior se debe derivar con respecto a β y θ y luego debe igualarse a cero, de esta manera se obtienen sus estimadores. Cuando θ es desconocido (lo que generalmente sucede) se obtiene una ecuación no lineal, por lo que no se puede obtener una expresión explícita de $\hat{\theta}$, para encontrar su solución se recurren a algoritmos numéricos. El estimador del vector β resulta:

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

El estimador $\hat{\beta}$ resulta insesgado de β . Cuando θ es conocido se conoce la distribución exacta del estimador. Sin embargo, cuando es desconocido, no se puede calcular de manera exacta la matriz de covariancias de $\hat{\beta}$. Si el número de unidades es grande se puede demostrar que asintóticamente:

$$\hat{\beta} \sim N_p(\beta, V_\beta) \quad \text{donde} \quad V_\beta = \left(\sum_{i=1}^N X_i' \hat{\Sigma}_i^{-1} X_i \right)^{-1}$$

3.6.2. Método de máxima verosimilitud restringida (REML)

El inconveniente que posee el método de MV es que los parámetros de covariancia resultan sesgados. Es decir, a pesar de que la estimación de β resulta insesgada, no pasa lo mismo con θ . 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 MV no se tiene en cuenta que β es estimado a partir de los datos.

El método REML separa la parte de los datos usada para estimar β de aquella usada para estimar los parámetros de Σ_i , la función de log-verosimilitud restringida que se propone es:

$$l^* = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N n_i \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \ln|\Sigma_i| - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N [(Y_i - X_i\beta)' \Sigma_i^{-1} (Y_i - X_i\beta)] - \frac{1}{2} \ln \left| \sum_{i=1}^N X_i' \Sigma_i^{-1} X_i \right| \quad (3.6.2)$$

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

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

Donde $\hat{\Sigma}_i$ es el estimador REML de Σ_i

3.7. Pruebas de hipótesis

Generalmente, la inferencia en estos modelos se centra en los parámetros de la parte media. Es decir, en combinaciones lineales de los parámetros de β . La hipótesis lineal general para los test se plantea construyendo dichas combinaciones a través de $L'\beta$, siendo L' una matriz de dimensión $(r * p)$.

El estimador de $L'\beta$ resulta $L'\hat{\beta}$ y asintóticamente su distribución muestral es aproximadamente:

$$L'\beta \sim N_p(L'\beta, L'V_\beta L)$$

Para probar las hipótesis se proponen dos métodos basados en la función de verosimilitud:

3.7.1. Test de Wald

Se plantean las hipótesis:

$$H_0) L'\beta = 0 \quad H_1) L'\beta \neq 0$$

La estadística de prueba resulta:

$$W = (L'\hat{\beta})'(L'\hat{V}_\beta L)^{-1}(L'\hat{\beta})$$

Donde W se distribuye aproximadamente como χ_r^2 .

Este test provee inferencias válidas cuando el N es grande, ya que utiliza la aproximación asintótica a la distribución Normal. Si el N es chico se propone reemplazar la distribución de la chi-cuadrado por una F de Snedecor. El problema con el uso de esta estadística es que no se conocen los grados de libertad del denominador y deben ser calculados con los datos.

3.7.2. Test de cociente de verosimilitud

Se basa en la teoría asintótica y va a suplir las dificultades del test de Wald. El test se obtiene comparando las verosimilitudes de dos modelos, uno de los cuales incorpora la restricción $L'\beta = 0$ (modelo reducido) y el otro no tiene restricciones (modelo completo). Estos dos modelos están anidados, ya que el modelo reducido es un caso particular del modelo completo.

Al igual que anteriormente, se plantean las hipótesis:

$$H_0) L'\beta = 0 \quad H_1) L'\beta \neq 0$$

La función de log-verosimilitud maximizada del modelo completo es:

$$-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N n_i \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \ln|\Sigma_i| - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N [(Y_i - X_i\hat{\beta})' \Sigma_i^{-1} (Y_i - X_i\hat{\beta})]$$

Y la del modelo reducido es:

$$-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N n_i \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \ln|\Sigma_i| - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N [(Y_i - X_i\beta_0)' \Sigma_i^{-1} (Y_i - X_i\beta_0)]$$

Donde β_0 es el vector de parámetros resultante de haber impuesto $L'\beta = 0$.

Si el N es grande, la distribución muestral aproximada de la estadística es:

$$G^2 = -2(\hat{l}_{red} - \hat{l}_{comp}) \sim \chi_v^2$$

Donde v es el número de parámetros del modelo completo menos el número de parámetros del modelo reducido

Si lo que se quiere comparar mediante este test es la estructura media de dos modelos, se recomienda estimar los parámetros mediante el método ML. En cambio, si lo que se desea comparar son patrones de covarianza anidados entre dos modelos se recomienda estimar los parámetros con el método REML.

Cuando se desea hacer inferencia sobre las componentes de variancia (por ejemplo, postular que una variancia es nula), la diferencia entre los dos modelos va a ser de $k + 1$ parámetros (1 de variancia y k de covariancia). Si sucede esto, la distribución de la estadística G^2 ya no será una chi-cuadrado común,

si no que será una mezcla entre dos chi-cuadrado, una de k grados de libertad y otra de $k + 1$ grados de libertad.

3.8. Elección entre modelos de covariancia

Cuando los modelos no están anidados, como sucede generalmente cuando se plantean modelos con distintas estructuras de covariancia, no se puede usar el método del cociente de verosimilitud para compararlos.

Como en la matriz de covariancia siempre intervienen los residuos, y en ellos aparecen los parámetros de la parte media del modelo, para asegurarse que la parte media esté bien especificada se elige un modelo maximal (modelo con todos los parámetros que queremos incorporar). Dado dicho modelo, se plantean distintos modelos que se van a diferenciar únicamente en la estructura de la matriz de covariancia.

Los enfoques que se proponen a continuación se basan en la comparación de versiones penalizadas de las log-verosimilitudes de los modelos. Como es conocido, a medida que se incorporan parámetros a los modelos, mayor va a ser la verosimilitud. Para comparar modelos con distinto número de parámetros, se penalizan a los mismos, surgiendo varios criterios. A continuación se destacan dos de estos:

- *Criterio de Akaike (AIC)*: $-2\hat{l} + 2p$
- *Criterio bayesiano de Schwarz (BIC)*: $-2\hat{l} + p \ln(N)$

Donde:

\hat{l} : log-verosimilitud maximizada del modelo

p : número de parámetros del modelo

El *BIC* penaliza más la verosimilitud dando modelos más sencillos. El criterio para seleccionar un modelo es aquel que minimice los valores de *AIC* o *BIC*

3.9. Predicción de los efectos aleatorios

En muchas aplicaciones la inferencia está centrada solamente en los efectos fijos. Estos parámetros se interpretan como los cambios de la respuesta media en el tiempo, pero muchas veces se desea conocer además los perfiles individuales, por lo que necesitamos conocer los valores de b_i . Como b_i es una cantidad aleatoria se habla de predicción de b_i .

Llamando $c(Y_i)$ al predictor de los efectos aleatorios, se debe minimizar $E[b_i - c(Y_i)]^2$. La función $c(Y_i)$ que hace que esa esperanza sea lo más chica posible se llama esperanza condicional de b_i dado Y_i y se simboliza:

$$E(b_i/Y_i) = D_i Z_i' \Sigma_i^{-1} (Y_i - X_i \beta)$$

Esto se conoce como mejor predicción lineal insesgada (BLUP) y el BLUP empírico (EBLUP) o estimador empírico de Bayes resulta:

$$\hat{b}_i = \hat{D}_i Z_i' \hat{\Sigma}_i^{-1} (Y_i - X_i \hat{\beta})$$

A través de esto se pueden conocer los perfiles individuales, siendo $\hat{Y}_i = X_i\hat{\beta} + Z_i\hat{b}_i$, operando algebraicamente se llega a la expresión:

$$\hat{Y}_i = (\hat{R}_i\hat{\Sigma}_i^{-1})X_i\beta + (I_n - \hat{R}_i\hat{\Sigma}_i^{-1})Y_i$$

Resulta que el perfil individual estimado es un promedio ponderado entre el perfil de la respuesta media poblacional ($X_i\hat{\beta}$) y el perfil de la respuesta observada en la unidad i (Y_i).

3.10. Examen de residuos

Como en todo análisis de datos en donde se utiliza un modelo estadístico, es necesario realizar un estudio del cumplimiento de los supuestos del modelo utilizando los gráficos de residuos.

El modelo lineal mixto para la unidad i es:

$$Y_i = X_i\beta + Z_i\beta + \varepsilon_i$$

Con b_i y ε_i independientes y $\varepsilon \sim N_{n_i}(0, R_i)$, $b_i \sim N_k(0, D_i)$.

En los modelos lineales mixtos se va a distinguir entre tres tipos de residuos:

3.10.1. Residuos marginales

Se definen como la diferencia entre el vector de respuestas y su media marginal estimada.

$$r_{iM} = Y_i - \widehat{E(Y_i)} = Y_i - X_i\hat{\beta}$$

3.10.2. Residuos condicionales

Se definen como la diferencia entre el vector de respuestas y su media condicional estimada.

$$r_{iC} = Y_i - \widehat{E(Y_i/b_i)} = Y_i - X_i\hat{\beta} - Z_i\hat{b}_i$$

3.10.3. Residuos de los efectos aleatorios

$$r_{iEA} = \widehat{E(Y_i/b_i)} - \widehat{E(Y_i)} = Z_i\hat{b}_i$$

Estos residuos así calculados reciben el nombre de residuos ordinarios, van a estar correlacionados y sus variancias no van a ser necesariamente contrastes. Para evitar este inconveniente es necesario realizar una estandarización de los mismos:

- Si se divide el residuo por $\sqrt{\widehat{Var}(r_i)}$ se obtienen los residuos estudentizados.
- Si se divide el residuo por $\sqrt{\widehat{Var}(Y_i)}$ se obtienen los residuos de Pearson.

Se define como residuo puro al residuo que depende de solo los componentes fijos y del error que predice, y residuo confundido si además de depender de las componentes fijas y del error que predicen están en función de otros residuos.

4. Covariables que varían en el tiempo

En los estudios longitudinales, las variables independientes pueden ser clasificadas en dos categorías: covariables fijas en el tiempo, es decir que no varían en el tiempo (CNVT) o covariables que varían en el tiempo (CVT). La diferencia entre ellas puede conducir a diferentes enfoques de análisis así como también a diferentes conclusiones.

Las CNVT son variables independientes que no presentan variación intra-sujeto, es decir, los valores de estas covariables no cambian a lo largo del estudio para un individuo en particular. Por ejemplo, el sexo biológico de una persona o el grupo de tratamiento.

Las CVT son variables independientes que incluyen tanto la variación intra-sujeto y la variación entre-sujetos. Esto significa que, para un individuo en particular, el valor de la covariable cambia a través del tiempo y puede cambiar también entre diferentes individuos. Por ejemplo, valor de la presión arterial o condición de fumar (si/no).

Tanto las CNVT y las CVT pueden ser utilizadas 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 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, edad, grupo de tratamiento en los estudios cross-over. Ejemplos de las segundas son: valor del colesterol, ingesta de alcohol (si/no), ingesta de grasas, etc.

4.2. Covariables exógenas y endógenas

Se dice que una CVT es exógena cuando los valores actuales y anteriores de la respuesta en la ocasión $j(Y_{i1}, \dots, Y_{ij})$, dados los valores actuales y precedentes de la CVT (X_{i1}, \dots, X_{ij}), no predicen el valor posterior de X_{ij+1} . Más formalmente, una CVT es exógena cuando:

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

Y en consecuencia:

$$E(Y_i|X_i) = E(Y_i|X_{i1}, \dots, X_{in_i}) = E(Y_i|X_{i1}, \dots, X_{ij}) \quad (4.2.2)$$

Esta definición implica que la respuesta en cualquier momento puede depender de 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 el nivel de polución en el aire está asociado a la función pulmonar, es de esperar que el nivel de polución del aire en una determinada ocasión dependa de los niveles observados previamente, pero no se espera que dependa de los niveles de la función pulmonar observados previamente en el sujeto.

Una CVT que no es exógena se define como 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 la glicemia (un paciente con valor de glicemia alto en una visita puede decidir aumentar su nivel de actividad física para reducir este valor)

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.

A los parámetros de regresión se les puede dar una interpretación causal sólo cuando se puede asumir que las CVT son exógenas con respecto a la variable respuesta.

4.3. Otros tipos de CVT

Trabajos más recientes han definido una nueva categorización de las CVT para facilitar las interpretaciones y los métodos de estimación adecuados para el modelo. Se pueden definir cuatro tipos de CVT relacionados con el grado de no exogeneidad con respecto a la respuesta.

4.3.1. CVT tipo I

Se clasifica una CVT como de tipo I si satisface:

$$E(Y_{ij}|X_{i1}, \dots, X_{in_i}) = E(Y_{ij}|X_{ij}) \quad (4.3.1)$$

En otras palabras, una CVT se considera de tipo I si la variable respuesta en la j -ésima ocasión es independiente de todos los valores de la CVT en diferentes momentos, aún de los previos a la ocasión. Variables que involucran cambios predecibles en el tiempo son tratadas como CVT tipo I, por ejemplo la edad o el momento de observación.

4.3.2. CVT tipo II

Una CVT se clasifica de tipo II si:

$$E(Y_{ij}|X_{i1}, \dots, X_{in_i}) = E(Y_{ij}|X_{i1}, \dots, X_{ij}) \quad (4.3.2)$$

Cabe destacar que la clase de covariables de tipo I es un subconjunto de la clase de covariables de tipo II. Esta condición dice que el proceso de la CVT $X_{ij+1}, \dots, X_{in_i}$ no se ve afectado por la respuesta Y_{ij} .

En otras palabras, la variable respuesta en la j -ésima ocasión puede estar asociada a valores previos de la CVT. Esta definición es similar pero no equivalente a la definición de exogeneidad. Se puede demostrar que la exogeneidad es suficiente es condición suficiente para que una CVT sea de tipo II. Este tipo de CVT incluyen covariables que pueden tener una asociación rezagada con la respuesta (los valores anteriores de la CVT pueden afectar a la respuesta actual) pero los valores de la covariable en un momento determinado no se verán afectados por los valores previos de la variable respuesta. Un ejemplo de este tipo de CVT es el “tratamiento farmacológico para la hipertensión arterial” con la variable respuesta “presión arterial”.

4.3.3. CVT tipo III

Se clasifica a una CVT como de tipo III si no es de tipo II. No se asume independencia entre la respuesta y la covariable, por lo tanto, puede existir un *feedback* entre ambas en donde los valores de la CVT pueden estar afectados por valores previos de la variable respuesta. Un ejemplo de este tipo de CVT es el “tratamiento farmacológico para la hipertensión arterial” con la variable respuesta “infarto de miocardio”. Mientras que es esperable que la medicación impacte en la probabilidad de tener un infarto de miocardio, también tener un infarto de miocardio puede impactar en el cambio del tratamiento farmacológico.

4.3.4. CVT tipo IV

Una CVT se define como de tipo IV si:

$$E(Y_{ij}|X_{i1}, \dots, X_{in_i}) = E(Y_{ij}|X_{ij+1}, \dots, X_{in_i}) \quad (4.3.3)$$

La CVT puede estar asociada con valores previos de la variable respuesta, pero la variable respuesta no está asociada con valores previos de la covariable, está sólo asociada con el valor observado de la covariable en la misma ocasión. Un ejemplo de este tipo de CVT es “presión arterial” con la variable respuesta “peso”. En una determinada ocasión hay relación entre ambas variables, es esperable que valores previos del peso impacten en la presión arterial pero no al revés

4.4. Covariables rezagadas

En la mayoría de los casos, se suele utilizar solo la exposición que ocurre antes del tiempo t para predecir Y_{it} . Sin embargo, en algunas aplicaciones, el historial completo de la covariable X_{i1}, \dots, X_{in_i} está disponible y es considerado como potencial predictor de la respuesta. En otras, solo un pequeño subconjunto de las mediciones más recientes son usados, ya que se supone que el efecto en la respuesta está concentrado en ellas. En cualquier caso, el uso de más de una covariable rezagada puede llevar a predictores altamente correlacionados, lo que lleva a preguntarse sobre la elección de cuantos predictores rezagados utilizar y sobre la estructura de sus coeficientes.

4.4.1. Una sola covariable rezagada

En algunas aplicaciones hay justificación previa para considerar la covariable en un solo rezago k momentos antes de la medición de la respuesta. Por ejemplo, muchos agentes farmacológicos son rápidamente limpiados del cuerpo, por lo que sólo mantienen efectos por una corta duración. En este caso, si la covariable es exógena, puede ajustarse el modelo mixto sin más consideraciones. Lo más común es que se desconozca el valor k apropiado y se consideren varias opciones diferentes.

4.4.2. Múltiples covariables rezagadas

La literatura de series de tiempo ha considerado modelos tanto para infinitos o finitos rezagos de la covariable. Dado que los datos longitudinales son típicamente series de tiempo cortas, se puede proponer un modelo de menor dimensión para los coeficientes de las covariables rezagadas. En los modelos rezagados distribuidos, los coeficientes rezagados se asume que siguen una función paramétrica suave de orden inferior. Por ejemplo, para un rezago finito L , se puede usar un modelo polinomial de orden p , con $p < L$ para obtener coeficientes de regresión suaves.

$$Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 X_{it-1} + \beta_2 X_{it-2} + \dots + \beta_L X_{it-L},$$

$$\beta_j = \gamma_0 + \gamma_1 j + \gamma_2 j^2 + \dots + \gamma_p j^p$$

A pesar de que los modelos rezagados distribuidos permiten modelar parsimoniosamente las covariables rezagadas múltiples, la especificación de del número de rezagos, L , y el orden del modelo para el coeficiente, p , deben ser consideradas. Ésto puede realizarse a través de tests para modelos anidados, como el test del cociente de verosimilitud o el test de Wald.

4.5. Confusores variables en el tiempo

El análisis de regresión epidemiológica tradicional considera una clasificación de variables que están relacionadas tanto con una exposición de interés como con el resultado, ya sea como confusoras o intermedias. Una confusora se define vagamente como una variable asociada tanto con la exposición de interés como con la respuesta, y que, si se ignora en el análisis, conducirá a estimaciones sesgadas del efecto de la exposición. Una variable intermedia es aquella que se encuentra en la vía causal desde la exposición hasta el resultado y un análisis no debe controlar dicha variable, ya que se pierde el efecto de la exposición mediado por la variable intermedia.

Por ejemplo, en un estudio observacional de pacientes con hipertensión elevada, podemos esperar determinar la magnitud del beneficio (o daño) atribuible a un tratamiento en la supervivencia del paciente o medidas longitudinales como la hipertensión en cierto momento. Sin embargo, podemos encontrar que la hipertensión en el tiempo t prediga tanto la hipertensión en momentos posteriores como las opciones de tratamiento posteriores. En este caso, la hipertensión en el momento $s < t$ es la variable de respuesta para las opciones de tratamiento recibidas antes de s , pero también es un predictor y, por lo tanto, un factor de confusión potencial para el tratamiento administrado en momentos futuros, $t > s$.

4.5.1. Feedback

Para aclarar los problemas que surgen con las covariables dependientes del tiempo, se considera un solo par de tiempos de estudio, $t = 0, 1$, con medidas de exposición y respuesta (X_{t-1}, Y_t) . Sea Y_t un indicador de gravedad de la enfermedad o de los síntomas (1 = enfermedad/síntomas presentes, 0 = enfermedad/síntomas ausentes) y sea $X_t = 1$ si se administra tratamiento y 0 en caso contrario. Se supone que la exposición X_{t-1} precede a Y_t para $t = 1, 2$ y que Y_t precede o se mide simultáneamente con X_t . La figura 1 presenta un grafo que representa los modelos secuenciales condicionales:

$$\text{logit } E(Y_1/X_0 = x_0) = -0,5 - 0,5x_0, \quad (4.5.1)$$

$$\text{logit } E(X_1/Y_1 = y_1, X_0 = x_0) = -0,5 + 1y_1, \quad (4.5.2)$$

$$\text{logit } E(Y_2/H_1^X = h_1^X, Y_1 = y_1) = -1 + 1,5y_1 - 0,5x_1, \quad (4.5.3)$$

donde $H_1^x = \{X_0, X_1\}$ y $h_1^X = \{x_0, x_1\}$

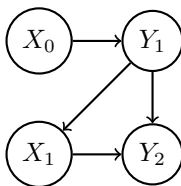


Figura 4.5.1: Covariable variable en el tiempo, X_{t-1} , y respuesta Y_t .

Estos modelos especifican un efecto beneficioso del tratamiento X_0 sobre el resultado en el momento 1 con una razón de odds logarítmica de -0,5 en el modelo $[Y_1|X_0]$. Sin embargo, el segundo modelo especifica que el tratamiento recibido en el momento 2 depende en gran medida del resultado en el momento uno. Para $X_0 = 0$ o $X_0 = 1$, si los pacientes tienen una respuesta inicial deficiente ($Y_1 = 1$), es más probable que reciban tratamiento en el momento 2 que si respondieran bien ($Y_1 = 0$). Finalmente, la respuesta en el segundo tiempo está fuertemente correlacionada con la respuesta inicial y está influenciada por el tratamiento en el tiempo 2.

Tabla 4.5.1: Recuentos esperados cuando se tratan inicialmente 500 sujetos, $X_0 = 1$, y 500 sujetos no reciben tratamiento, $X_0 = 0$, cuando el tratamiento en el momento 2, X_1 , se predice por el resultado en el momento 1, Y_1 , según el modelo dado por 4.5.1-4.5.3

X_0	0								1							
n	500								500							
Y_1	0				1				0				1			
n	311				189				365				135			
X_1	0		1		0		1		0		1		0		1	
n	194		117		71		118		227		138		51		84	
Y_2	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1
n	142	52	96	21	27	44	59	59	166	61	113	25	19	32	42	42
$E(Y_2 x_0 = 1, x_1 = 1) = (25 + 42)/(138 + 84) = 0,30$																
$E(Y_2 x_0 = 1, x_1 = 0) = (61 + 32)/(227 + 51) = 0,33$																
$E(Y_2 x_0 = 0, x_1 = 1) = (21 + 59)/(117 + 118) = 0,34$																
$E(Y_2 x_0 = 0, x_1 = 0) = (52 + 44)/(194 + 71) = 0,36$																

La tabla 4.5.1 muestra los recuentos esperados para cada camino de tratamiento/resultado si 500 sujetos recibieron tratamiento inicialmente y 500 sujetos no. Esta tabla ilustra el beneficio del tratamiento en el momento 1 en la primera respuesta, Y_1 , y muestra que solo se espera que 134 sujetos (27 %) tengan síntomas si reciben tratamiento inicial en comparación con 189 sujetos (38 %) entre los que no reciben tratamiento. El beneficio aparente del tratamiento disminuye en el segundo tiempo de medición con un 30 % de pacientes que muestran síntomas entre los que reciben tratamiento en ambos momentos ($X_0 = X_1 = 1$) frente a un 36 % entre los que no reciben tratamiento en ningún momento ($X_0 = X_1 = 0$).

Las distribuciones condicionales en 4.5.1-4.5.3 conducen a una distribución marginal de Y_2 condicional al tratamiento en los tiempos 1 y 2 representado por la estructura de regresión:

$$\text{logit } E(Y_2|H_1^X = h_1^x) = -0,56 - 0,13x_0 - 0,1x_1 - 0,04x_0x_1 \quad (4.5.4)$$

Este modelo indica un impacto beneficioso del tratamiento entre aquellos sujetos que se observó que recibieron tratamiento en el momento 1 y en el momento 2. Tenga en cuenta que la expectativa marginal se calcula tomando promedios sobre la distribución del resultado intermedio. Dado que la variable intermedia influye tanto en el segundo resultado como en la asignación del tratamiento, necesitamos promediar Y_1 para obtener ambos $Pr(Y_2|X_0, X_1)$ y $Pr(X_1|X_0)$:

$$\begin{aligned} \mu_2(x_0, x_1) &= Pr(Y_2 = 1|X_0 = x_0, X_1 = x_1), \\ \mu_2(1, 1) &= \frac{Pr(Y_2 = 1, X_1 = 1|X_0 = 1)}{Pr(X_1 = 1|X_0 = 1)}, \\ Pr(Y_2 = 1, X_1 = 1|X_0 = 1) &= \sum_{y_1=0,1} Pr(Y_2 = 1|X_1 = 1, Y_1 = y_1, X_0 = 1) \\ &\quad \times Pr(X_1 = 1|Y_1 = y_1, X_0 = 1) \\ &\quad \times Pr(Y_1 = y_1|X_0 = 1), \end{aligned}$$

$$Pr(X_1 = 1|X_0 = 1) = \sum_{y_1=0,1} Pr(X_1 = 1|Y_1 = y_1, X_0 = 1)$$

$$X Pr(Y_1 = y_1|X_0 = 1)$$

Suponga que el objetivo científico es determinar el efecto del tratamiento en el momento 1 y el momento 2 en el estado final del paciente, Y_2 . Podemos considerar reportar las medias marginales observadas $\mu(x_0, x_1)$. Sin embargo, dado que Y_1 está correlacionado tanto con X_1 como con Y_2 , reconocemos que estos efectos marginales observados no explican el factor de confusión Y_1 y, por lo tanto, no reflejan el efecto causal del tratamiento. La estructura marginal refleja un pequeño efecto beneficioso del tratamiento en el momento 1 además del momento 2, con el coeficiente de X_0 en 4.5.4 igual a $-0,13$. Por otro lado, si el análisis controlara Y_1 , entonces obtendríamos el modelo condicional 4.5.3 que generó los datos. En este modelo que ajusta por Y_1 no hay efecto de X_0 sobre la media (condicional) de Y_2 ya que hemos condicionado la variable intermedia Y_1 y bloqueado el efecto de X_0 . Por lo tanto, el análisis que ajusta por Y_1 no refleja el efecto causal tanto de X_0 como de X_1 ya que al condicionar a una variable intermedia solo caracteriza efectos directos.

Esta simple ilustración muestra que con exposiciones longitudinales (tratamientos) y resultados longitudinales, una variable puede ser tanto una variable de confusión como una variable intermedia. Entonces no se pueden usar métodos de regresión estándar para obtener declaraciones causales.

5. Consideraciones al usar modelos longitudinales con CVT

Las CVT suelen medirse en las mismas ocasiones que la variable respuesta, aunque no tiene por qué ser así. Por ejemplo, si interesa un efecto retrasado de una CVT, entonces un investigador puede compensar deliberadamente la recopilación de los datos de la respuesta correspondientes por un rezago de tiempo predeterminado para examinar la relación temporal específica esperada. Sin embargo, será más útil tener una correspondencia temporal directa entre las covariables y las respuestas que varíen con el tiempo. Por ejemplo, si una covariable se mide diariamente pero una respuesta se mide solo semanalmente, entonces los valores de la covariable diaria tendrían que agregarse o resumirse de alguna manera a la semana más cercana para que se examine su efecto en un resultado semanal. Al considerar el escenario inverso en el que una covariable se evalúa semanalmente pero una respuesta se evalúa diariamente, la covariable solo podría tener un efecto a nivel de semana (p. ej., podría predecir el resultado medio entre días durante la semana en la que se midió el predictor). Por lo tanto, en general, aunque las CVT y los resultados no necesariamente deben recopilarse en el mismo *momento* exacto, deben utilizarse dentro del mismo *marco*.

5.1. CVT con valores faltantes

Antes de continuar, debemos reconocer el impacto de la presencia de valores faltantes en las CVT al estimar modelos longitudinales. La forma en que la mayoría del software “maneja” los datos faltantes es exigir que un caso sea *completo* (debe incluir *todas* las covariables y las respuestas del modelo) para

que el caso sea incluido en el modelo. La eliminación de casos en los que falta alguna CVT o respuesta crea tres problemas: estadísticas de ajuste incomparables si los modelos se basan en casos diferentes, una reducción en el poder estadístico y la posibilidad de resultados sesgados del modelo. Los dos primeros problemas se pueden abordar mediante la estimación de modelos longitudinales a través de software más avanzado para modelos de ecuaciones estructurales. Estos modelos permitirán que los casos en los que falten covariables variables en el tiempo permanezcan en el modelo, dadas las suposiciones específicas sobre las distribuciones de la CVT y las razones de sus datos incompletos.

Con respecto al tercer problema de sesgo potencial, la eliminación de casos con CVT o respuestas faltantes dará como resultado efectos sesgados si los datos no faltan al azar (MAR - Missing at random), una condición en la que la falta es predecible a partir de los otros datos de la persona. Aunque es muy importante para la mayoría de los métodos modernos poder abordar los datos faltantes, desafortunadamente la suposición de MAR no es comprobable, pero incluir las otras ocasiones completas de la persona, así como cualquier covariable relacionada con la falta (es decir, incluso si no está relacionada con la respuesta) puede hacer más plausible la suposición de MAR.

5.2. Las CVT contienen información entre-persona e intra-persona

Como es sabido, todas las covariables fijas deben estar centradas y tener un valor de 0 significativo para que el intercepto del modelo sea interpretable. El mismo requerimiento aplica al modelar el efecto de las CVT, excepto que las decisiones relacionadas con el centrado puede ser mucho más complicado cuando se aplica a una CVT. La razón de esto, como se explica a continuación, es que aunque las CVT se miden a nivel de tiempo (es decir, en cada ocasión), por lo general también contienen una variación sistemática en niveles más altos de muestreo (es decir, variación invariable en el tiempo). Es decir, *Las CVT contienen información tanto entre personas como dentro de la persona*. En consecuencia, ambas fuentes de variación deben estar representadas explícitamente (y centradas apropiadamente) dentro de un modelo longitudinal.

Considere el ejemplo en el que el estrés predice un estado de ánimo negativo. Aunque los niveles de estrés variarán a lo largo de los días, en la medida en que algunas personas tiendan a reportar más estrés todos los días, el estrés también variará sistemáticamente entre *personas*. Es decir, aunque el estrés variable en el tiempo se mida a lo largo del tiempo, lo más probable es que contenga **variación entre-persona** (es decir, diferencias de persona a persona en los niveles medios de estrés a lo largo de los días) así como **variación intra-persona** (es decir, variación en torno al nivel medio de una persona, tener más o menos estrés de lo habitual en un momento dado). Debido a que las variables longitudinales generalmente contienen variaciones tanto entre personas como dentro de las personas, como resultado, generalmente son dos variables en lugar de una. Cada fuente de variación (variación de persona a persona y variación de tiempo a tiempo) puede tener un efecto diferente en la respuesta (un **efecto entre-persona** y un **efecto intra-persona**, respectivamente). En el ejemplo del estrés y el estado de ánimo negativo, las personas con *mayor estrés en promedio* (que otras personas) pueden reportar *mayor estado de ánimo negativo en promedio*; este efecto entre personas se consideraría como un **rasgo** o efecto crónico. Además, en momentos en que el *estrés es más alto de lo habitual*, el estado de ánimo negativo también puede ser

mayor de lo habitual; este efecto dentro de la persona se consideraría un **estado** o efecto agudo.

Un precursor lógico para examinar los efectos entre-persona e intra-persona de una CVT es estimar qué parte de su variación se debe a cada fuente. Para determinar esto, podemos tratar la CVT como una respuesta y usar un modelo de intercepción aleatoria de medias vacías para cuantificar su cantidad de variación entre personas (como la varianza de la intercepción aleatoria $\tau_{U_0}^2$) y la variación dentro de la persona (como la varianza residual σ_e^2) con el fin de calcular una correlación intraclass como $ICC = \tau_{U_0}^2 / (\tau_{U_0}^2 + \sigma_e^2)$. El ICC indica la proporción de la varianza total que existe entre las personas en sus niveles medios de respuesta a lo largo del tiempo (es decir, debido a $\tau_{U_0}^2$). Si esa variación entre personas ($\tau_{U_0}^2$) es significativamente mayor que 0 se puede evaluar mediante la prueba de razón de verosimilitud.

El tamaño del ICC dictará qué efectos puede mostrar potencialmente la CVT. Primero (y más probable), si hay una variación significativa entre-persona en la CVT (es decir, $\tau_{U_0}^2 > 0$), entonces esa variación entre-persona puede mostrar potencialmente un correspondiente efecto entre-persona. Alternativamente, si la CVT *no* tiene una variación significativa entre-personas (es decir, $\tau_{U_0}^2 \approx 0$), esto significa que solo tiene variación intra-persona y, por lo tanto, la CVT solo podría mostrar un efecto intra-persona. Un ejemplo de cuándo es probable que ocurra lo último es cuando se modela el cambio a lo largo de un tiempo balanceado. Si todos en la muestra tienen el mismo conjunto de observaciones de tiempo balanceado, entonces el predictor de *tiempo* solo tendrá una variación intra-persona y, por lo tanto, solo puede mostrar un efecto intra-persona. Sin embargo, cuando el *tiempo* está desbalanceado de tal manera que su ICC es mayor que 0 (p. ej., las personas difieren al comienzo de un estudio en edad o nivel de grado), entonces ese *tiempo* predictor de tiempo desbalanceado (p. ej., edad o grado) tiene el potencial de mostrar efectos diferenciales entre-persona e intra-persona. Finalmente, también es posible que una CVT tenga un $ICC \approx 1$, lo que indica poca o ninguna variación intra-persona (y en cuyo caso es esencialmente una covariable invariable en el tiempo). Desafortunadamente, por lo general, no existen maneras sencillas en la mayoría de los softwares para probar si la cantidad de variación intra-persona es significativamente mayor que 0 (es decir, $\sigma_e^2 > 0$ and $ICC < 1$). Sin embargo, si $ICC \approx 1$, la CVT debe tratarse como una covariable invariante en el tiempo, por ejemplo, incluyendo solo su valor en el tiempo 0.

5.3. Las CVT pueden tener efecto entre-persona y/o intra-persona

El tipo de variación que tiene una CVT (entre personas y/o dentro de una persona) dictará los tipos de efectos que puede mostrar. Para ilustrar mejor estos diferentes efectos, en la figura 5.3.1 se muestran cuatro conjuntos de efectos hipotéticos de estrés variable en el tiempo (en el eje x) que predicen un estado de ánimo negativo variable en el tiempo (en el eje y).

Aquí el estrés y el estado de ánimo negativo son variables continuas con una media de 5 para facilitar la explicación, y se trazan trayectorias separadas para personas con una puntuación media de estrés a lo largo del tiempo de 4, 5 o 6. Nótese que el *tiempo* no es necesario en 5.3.1: una vez que se hayan incluido en el modelo los efectos fijos y aleatorios necesarios relacionados con el tiempo, probablemente ya no importará en qué ocasión se trate al considerar los efectos de CVT. Aquí, lo que necesitamos saber es cuál fue el valor de estrés en cada ocasión, y no necesariamente *cuándo* se informó ese valor

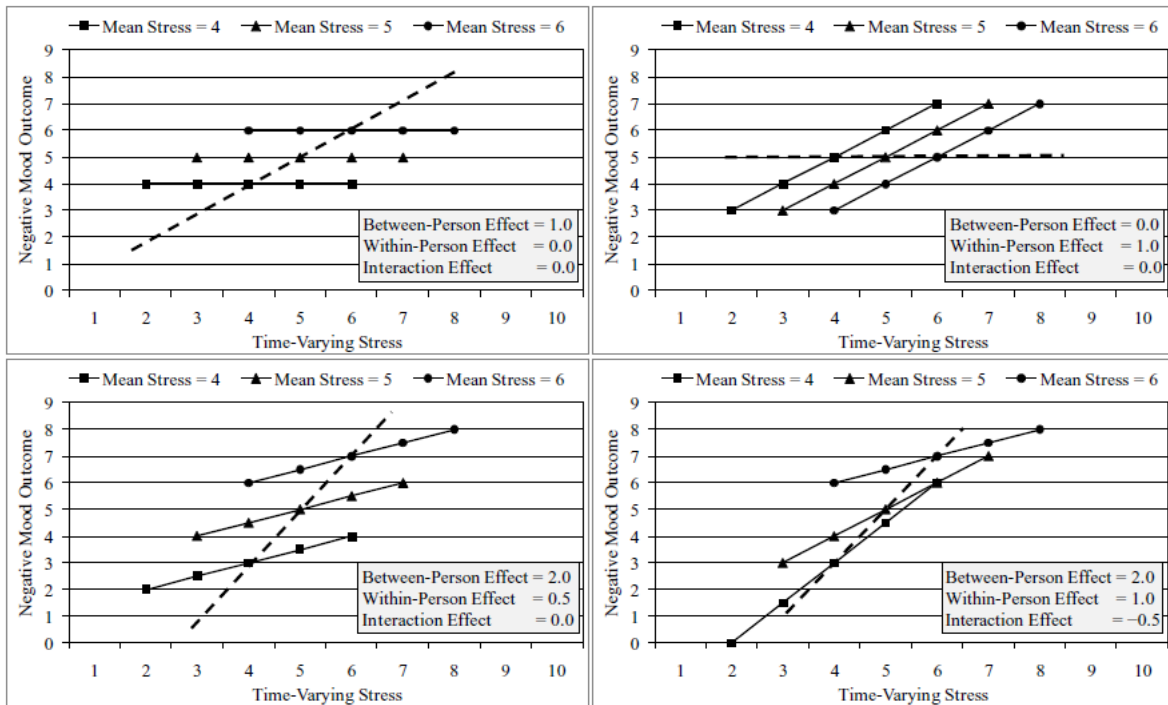


Figura 5.3.1: Efectos hipotéticos entre-persona (como la pendiente de la línea discontinua a través de la media de la persona) y efectos intra-persona (como la pendiente de la línea completa para la media = 5; marcadores triangulares) del estrés variable en el tiempo sobre el estado de ánimo negativo variable en el tiempo.

de estrés (sin embargo, en qué ocasión puede importar si el efecto de la CVT cambia con el tiempo). Críticamente, tanto el estrés como el estado de ánimo negativo tienen variación entre-persona y variación intra-persona y, por lo tanto, existe la posibilidad de que el estrés muestre un efecto tanto entre-persona como intra-persona, 5.3.1 fue diseñado para ilustrar diferentes patrones de estos efectos.

Para comenzar, el panel superior izquierdo de 5.3.1 muestra un efecto de estrés que es completamente *entre-persona*: hay una pendiente positiva de 1 a través de la media de estrés de la persona (como lo muestra la línea discontinua a través de el centro de las trayectorias individuales), lo que indica que por cada unidad mayor de *estrés medio de la persona* se espera que el estado de ánimo negativo medio sea superior a 1. O dicho de manera más simple, las personas que reportan más estrés en promedio que otras personas tienden a ser más gruñonas en promedio que otras personas. Sin embargo, no hay efecto de estrés dentro de las personas (las trayectorias individuales tienen una pendiente de 0), lo que indica que reportar *más estrés que su propia media* no tiene ningún efecto sobre el estado de ánimo negativo de esa ocasión. Esto significa que el efecto del estrés en el panel superior izquierdo es completamente *transversal*: las diferencias individuales en el estrés promedio a lo largo del tiempo se relacionan con el estado de ánimo negativo promedio, pero la variación intraindividual en el estrés no se relaciona con el estado de ánimo negativo de esa ocasión.

A continuación, considere el panel superior derecho de 5.3.1, que muestra un efecto del estrés que es completamente *intra-persona*: hay una pendiente positiva de 1 en cada trayectoria de estrés individual, lo que indica que para cada unidad *más estrés que su propia media* (cualquiera que sea su propia media),

se espera que el estado de ánimo negativo de esa ocasión sea 1 más alto. O dicho de manera más simple, se predice que el estado de ánimo negativo será más alto de lo habitual en los días en que las personas reportan más estrés de lo habitual. Sin embargo, esta vez no hay efecto del estrés entre-persona: el estrés medio de la persona no predice el estado de ánimo negativo medio de la persona. Entonces, el efecto del estrés en el panel superior derecho es completamente *longitudinal*: no es que las personas crónicamente estresadas sean más gruñonas que otras personas, es que cada vez que las personas reportan más estrés de lo normal (independientemente de lo que sea “habitua”, como lo indica el estrés medio de su persona), también son más gruñones de lo habitual.

Sin embargo, rara vez encontramos solo un efecto entre-persona o solo un efecto intra-persona de una CVT, es más probable que ambos efectos se observen hasta cierto punto. Para ilustrar, considere el panel inferior izquierdo de 5.3.1, que muestra los efectos de estrés positivos de ambos tipos. Pero aquí el efecto entre-persona de 2 es mayor que el efecto intra-persona de 0.5: la pendiente de la línea a través de las medias de las personas tiene una pendiente de 1.5 más pronunciada que la pendiente de las trayectorias de estrés individuales. En consecuencia, por cada unidad de *estrés de una persona sobre otras personas*, se espera que el estado de ánimo negativo sea 2 veces más alto, pero por cada unidad de *más estrés que la propia media*, se espera que el estado de ánimo negativo de esa ocasión sea más alto en 0.5. Dada la misma variabilidad tanto para el estrés como para el estado de ánimo negativo (es decir, ICC de 0.5 para cada variable), este resultado significaría que ser una persona más estresada (que otras personas) es más importante para predecir el estado de ánimo negativo que tener una ocasión más estresante (de lo habitual), pero aquí tanto las diferencias individuales como la variación intraindividual en el estrés son importantes hasta cierto punto.

Hasta ahora, los efectos hipotéticos del estrés han sido aditivos en todos los niveles, pero este no tiene por qué ser el caso. Para ilustrar, considere el panel inferior derecho de 5.3.1 en el que también está presente una interacción entre el estrés entre-persona y el estrés intra-persona. En consecuencia, los dos efectos principales del estrés ahora están condicionados el uno al otro: el efecto de estrés entre-persona de 2 se aplica *específicamente cuando las personas están en sus propios niveles medios de estrés* (p. ej., como lo muestra la línea discontinua a través de la estrés medio de la persona), y el efecto de estrés intra-persona de 1 se aplica *específicamente para las personas en el valor central del estrés medio de la persona* (p. ej., el estrés medio de la persona = 5 aquí, como lo indican los triángulos). La interacción entre el estrés entre-persona y el estrés intra-persona de -0.5 se puede interpretar de dos maneras equivalentes. Primero (y más intuitivamente), significa que el *efecto dentro-persona* de reportar más estrés de lo habitual en una ocasión dada (que era 1 dado el estrés medio de una persona = 5) *se vuelve menos positivo por 0.5 por cada unidad mayor del estrés medio de esa persona*: el efecto de reportar más estrés de lo habitual importa *menos* para las personas que tienen más estrés en general. Alternativamente, la interacción entre el estrés entre-persona y el estrés intra-persona de -0.5 también significa que el *efecto entre-persona* de reportar un mayor estrés medio que otras personas (que es 2 cuando el estrés variable en el tiempo está en la media de la persona) *se vuelve menos positivo en 0.5 por cada unidad más de estrés que lo habitual*: las diferencias entre las personas debido al estrés medio son menos pronunciadas cuando las personas están más estresadas que lo habitual.

Para resumir, es probable que las CVT sean informativas en múltiples niveles de análisis porque casi siempre contienen variancia tanto entre-persona como intra-persona, y es probable que cada fuente de variación tenga un efecto diferente sobre el resultado. Estos efectos pueden ser aditivos o interactivos (y cada uno de ellos también puede interactuar con otros predictores). La experiencia sugiere que *es la regla, más que la excepción, que los efectos entre-persona e intra-persona de las CVT diferirán entre sí*, y hay (al menos) dos razones para esto. La primera razón se relaciona con los constructos teóricos medidos por la covariable en el análisis. En el ejemplo del estrés, una confluencia de varios factores crónicos puede resultar en que un individuo determinado sea una persona con "mucho estrés" o "bajo estrés", tales como variables de personalidad, diferencias en el estilo de vida, etc. Sin embargo, es probable que factores diferentes y más reales sean la razón por la que algunos días son más estresantes que otros, como las desviaciones específicas temporales de las rutinas normales de trabajo, familia o salud. Por lo tanto, dado que la variación entre-persona e intra-persona probablemente represente dos constructos teóricos diferentes, su efecto sobre un resultado dado a menudo será de diferentes magnitudes o incluso de diferentes direcciones. Pero además de las diferencias en los constructos que reflejan, sin embargo, la segunda razón por la cual los efectos entre-persona e intra-persona probablemente difieran entre sí es simplemente porque son coeficientes no estandarizados. Es decir, cantidades desiguales de variación entre-persona versus intra-persona darán como resultado efectos fijos que se estiman en diferentes escalas numéricas.

5.4. El valor de las CVT en los modelos

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] D.-G. Chen and J. R. Wilson, *Innovative Statistical Methods for Public Health Data*. Springer International Publishing, 2015.
- [4] L. Hoffman, *Longitudinal Analysis, Modeling Within-Person Fluctuation and Change*. Routledge, 2015.