



INCASI Working Paper Series

2025, No. 14



INCASI *International Network for
Comparative Analysis of Social Inequalities*



Manual del programa LEM de Jeroen Vermunt (1997). Selección de apartados

Traducido por
Marcelo Boado
Sofía Vanoli



Funded by
the European Union

Horizon Europe – INCASI2 Project
Marie Skłodowska-Curie Actions (MSCA)
Staff Exchanges (GA-101130456)

Manual del programa LEM de Jeroen Vermunt (1997). Selección de apartados

(LEM: Programa para el análisis de datos categóricos)

Traducidos por
Marcelo Boado¹
Sofía Vanoli²

¹ Departamento de Sociología,
Facultad de Ciencias Sociales,
Universidad de la República (Uruguay).
marcelo.boado@cienciassociales.edu.uy

² Departamento de Sociología,
Facultad de Ciencias Sociales,
Universidad de la República (Uruguay).
sofia.vanoli@cienciassociales.edu.uy



UNIVERSIDAD
DE LA REPÚBLICA
URUGUAY



Funded by
the European Union

Horizon Europe – INCASI2 Project
Marie Skłodowska-Curie Actions (MSCA)
Staff Exchanges (GA-101130456)

INCASI Working Paper Series is an online publication under *Creative Commons* license. Any person is free to copy, distribute or publicly communicate the work, according to the following conditions:



Attribution. All CC licenses require that others who use your work in any way must give you credit the way you request, but not in a way that suggests you endorse them or their use. If they want to use your work without giving you credit or for endorsement purposes, they must get your permission first.



NonCommercial. You let others copy, distribute, display, perform, and (unless you have chosen NoDerivatives) modify and use your work for any purpose other than commercially unless they get your permission first.



NoDerivatives. You let others copy, distribute, display and perform only original copies of your work. If they want to modify your work, they must get your permission first.

There are no additional restrictions. You cannot apply legal terms or technological measures that legally restrict doing what the license allows.

This paper was elaborated in the context of the INCASI2 project, *A New Measure of Socioeconomic Inequalities for International Comparison*, that has received funding from the European Union's Horizon Europe research and innovation programme under the Marie Skłodowska-Curie, Staff Exchanges, grant agreement No 101130456 (<https://incasi.uab.es>). Views and opinions expressed are however those of the author(s) only and do not necessarily reflect those of the European Union or the European Research Executive Agency. Neither the European Union nor the granting authority can be held responsible for them.

Digital edition: <https://ddd.uab.cat/record/309267>

Dipòsit Digital de Documents
Bellaterra, Cerdanyola del Vallès (Barcelona), Spain
Universitat Autònoma de Barcelona



Manual del programa LEM de Jeroen Vermunt (1997). Selección de apartados

Marcelo Boado
Sofía Vanoli

Resumen

La presente traducción técnica del inglés al español de las instrucciones, códigos y ejemplos del programa Lem de Jeroen Vermunt, fue una actividad que cumplimos durante INCASI, con motivo de la generalización de su uso entre los investigadores de movilidad social, y de las dudas e inquietudes de muchos usuarios. Se respetan cuidadosamente los términos del autor y la secuencia expositiva; y en algún caso en nota al pie se hacen aclaraciones sobre las decisiones matemáticas, o las semejanzas con otros programas. Lo traducido en el cuerpo principal del texto sólo refiere al uso de modelos log-lineales de diverso tipo, no se avanza sobre los otros modelos estadísticos y usos del programa. Sin embargo, incorporamos traducidos todos los ejemplos de programación de todas las técnicas estadísticas, y sus comandos, y ejemplos, porque venían en un solo archivo, y consideramos adecuado hacerlo completo, para quien quiera dar unos pasos más. Esperamos que este material cumpla con las inquietudes de investigadores e investigadoras ayudándoles en su independencia de acción en la investigación, y estamos agradecidos a INCASI por su apoyo y estímulo.

Keywords

LEM, análisis log-lineales, software estadístico

Contents

1. Introducción. 2. Modelos para las frecuencias en celdas. Modelo Log-lineal. 3. Comandos de sintaxis (extracción del capítulo 11, sobre análisis log-lineal). Anexo 1. Ejemplos de Modelos.



1. Introducción

El programa LEM¹ es un sistema general para el análisis de datos categóricos de nivel nominal, ordinal y de intervalo. Puede utilizarse para obtener estimaciones de parámetros para:

- modelos log-lineales
- modelos de asociación log-multiplicativa
- análisis de correspondencia,
- modelos de regresión para variables dependientes categóricas,
- modelos de camino para variables endógenas categóricas,
- modelos de camino latente para elementos categóricos,
- modelos tipo lisrel para variables categóricas endógenas,
- modelos de no respuesta en variables categóricas,
- modelos log-rate y logit en tiempo discreto para analizar datos de historia de eventos.

Cabe señalar que el propósito de este manual no es explicar en detalle todos estos modelos, sino demostrar el uso del programa LEM mediante muchos ejemplos de archivos de entrada. Los distintos modelos y los detalles técnicos sobre su estimación se describen en Vermunt (1996b, 1997) y en las referencias citadas a continuación.

A continuación, se dará primero alguna información general adicional (secciones 1.1 y 1.2). Los diferentes tipos de modelos que pueden estimarse con LEM se presentan en los siete capítulos siguientes: modelos de frecuencias de celdas (capítulo 2), modelos de regresión (capítulo 3), modelos de caminos (capítulo 4), modelos de clases latentes (capítulo 5), modelos de caminos con variables latentes (capítulo 6), modelos con datos parcialmente perdidos (capítulo 7) y modelos de historia de eventos (capítulo 8). El capítulo 9 trata de los ajustes que puede cambiar el usuario para influir en el funcionamiento del programa. El capítulo 10 describe los componentes que aparecen en el archivo de salida. Por último, el capítulo 11 presenta la sintaxis completa de los comandos de EM.

1.1 Ejecución del programa

La versión de LEM en modo protegido DOS está compilada con Borland Pascal 7.0. Se ejecuta en un ordenador DOS con coprocesador matemático. Dado que utiliza memoria extendida, el tamaño de los problemas que se pueden tratar depende principalmente de la cantidad de memoria interna del ordenador que se utilice. El programa se inicia en el prompt del DOS escribiendo:

```
LEM <nombre del archivo de entrada>  
<nombre del archivo de salida>.
```

Si no se especifican los archivos de entrada y de salida, el programa pedirá que se proporcionen sus nombres.

La versión de LEM para Windows 95 está escrita en Delphi Pascal 2.0. En esta versión, que se inicia ejecutando el archivo ejecutable LEMWIN.EXE, el usuario dispone de tres ventanas de texto: Entrada, Salida y Registro. En la ventana de entrada hay que especificar un modelo y ejecutarlo. Los archivos de salida y registro resultantes se cargan automáticamente al activar la ventana de Salida y Registro, respectivamente.

La mayoría de los elementos de los submenús Archivo, Edición y Ventana de la versión de Windows de LEM son estándar en las aplicaciones de Windows 95. Aquí, describimos sólo el uso de los elementos del menú que son específicos para LEM.

El elemento Ejecutar del submenú Archivo, así como el submenú Ejemplos sólo son visibles cuando la ventana Entrada está activa. Un modelo especificado en la ventana de Entrada se ejecuta haciendo clic en Ejecutar. El submenú Ejemplos puede utilizarse para cargar uno de los archivos de entrada de ejemplo en la ventana Entrada. Hay más de 200 ejemplos que cubren toda la gama de modelos que se pueden estimar con LEM.

El submenú Ir a, que sólo es visible cuando la ventana de Salida está activa, puede utilizarse para saltar al principio de una de las secciones del archivo de salida.

¹ El nombre LEM significa "análisis log-lineal y de historia de eventos con datos perdidos mediante el algoritmo EM".

La opción Chi-cuadrado del submenú Herramientas puede utilizarse para calcular las probabilidades Chi-cuadrado. La opción Preferencias del mismo submenú permite cambiar algunos ajustes. En concreto, al hacer clic en Fuente se abre el diálogo estándar de Windows para cambiar el tipo y el tamaño de la fuente. La opción Mostrar registro permite activar/desactivar la aparición de una ventana de registro cuando el EM se está ejecutando.

El elemento Confirmar desactiva/activa las solicitudes de confirmación que aparecen si el contenido de la ventana de Entrada o Salida no se guarda. Al hacer clic en Reiniciar, se restablecen los ajustes por defecto de Fuente, Mostrar registro y Confirmar. Por último, se pueden restaurar los tamaños de ventana por defecto mediante Restaurar en el submenú Ventana.

Así, tanto en la versión DOS como en la versión Windows, hay que preparar un archivo de entrada utilizando la sintaxis de comandos LEM. La sintaxis LEM consiste en comandos que deben ser escritos en minúsculas y de los cuales sólo los tres primeros caracteres son significativos. El archivo de entrada se lee en formato libre, con espacios o comas como caracteres de separación. Se pueden poner comentarios en el archivo de entrada utilizando asteriscos. Cuando se encuentra un “*”, el resto de la línea se considera un comentario y, por tanto, se salta.

1.2 Algunos detalles técnicos sobre la estimación de parámetros

La estimación de los parámetros se realiza por medio de la máxima verosimilitud. Se aplican varios procedimientos para obtener estimaciones de máxima verosimilitud de los parámetros del modelo.

El algoritmo de ajuste proporcional iterativo (IPF) se utiliza para estimar modelos log-lineales jerárquicos simples (Bishop, Fienberg y Holland, 1975). Los modelos log-lineales no jerárquicos, los modelos log-multiplicativos, los modelos de regresión basados en funciones de enlace acumulativas y los modelos con el tipo más complicado de igualdad y restricciones de valor fijo en las probabilidades condicionales se

estiman con el algoritmo unidimensional de Newton (Goodman, 1979; Vermunt, 1996b, 1997). El mismo tipo de algoritmo se utiliza para estimar modelos con restricciones ordinales no paramétricas (véase Croon, 1990) y con restricciones lineales sobre las frecuencias de las celdas (véase Haber y Brown, 1986; y Bergsma, 1997).

Las estimaciones ML de los parámetros de los modelos que contienen variables latentes o datos parcialmente perdidos se calculan mediante el algoritmo de maximización de expectativas (EM) (Dempster, Laird y Rubin, 1979; Vermunt 1996b, 1997), en el que se aplican los métodos mencionados en el paso M. Aunque este algoritmo EM puede ser a veces un poco lento, es extraordinariamente estable².

Para la mayoría de los modelos, también es posible utilizar uno de los otros cuatro algoritmos para la estimación de parámetros, a saber, Newton-Raphson, Steepest-descent, Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno (BFGS) o Levenberg-Maquardt (véase Press et al., 1986). Tanto la matriz de información utilizada en Newton-Raphson y Levenberg-Maquardt como el vector del gradiente utilizado en los cuatro métodos se calculan numéricamente. Cabe señalar que la matriz de información también se utiliza para calcular los errores estándar asintóticos y comprobar la identificación.

2. Modelos para las frecuencias en celdas. Modelo Log-lineal.

El objetivo principal de este capítulo es la especificación de modelos log-lineales para tablas de frecuencias múltiples (multi-way frequency tables). Pero también se presentan algunos otros modelos para frecuencias de celdas como: los modelos de asociación log-multiplicativos, los modelos de log-tasas (log-rate), los modelos con restricciones lineales en las celdas, y análisis de correspondencias³

² En realidad, el LEM utiliza una variante del algoritmo EM que combina características del GEM (Little y Rubin, 1987) y el algoritmo ECM (Meng y Rubin, 1993). GEM implica mejorar la verosimilitud de los datos completos esperados en el paso M en lugar de maximizarla, mientras que ECM implica que se utiliza un procedimiento de maximización condicional, como IPF o Newton unidimensional, en el paso M en lugar de un

procedimiento de maximización multidimensional (véase Vermunt, 1996b, 1997).

³ Los libros de texto que describen extensamente los modelos presentados en este capítulo son: Bishop, Fienberg, & Holland (1975), Goodman (1978), Haberman (1978, 1979), Knoke & Burke (1980), Agresti (1990), Hagenars (1990), y Vermunt (1996b, 1997).

2.1 Modelos Log-lineales Jerárquicos

Supongamos que queremos especificar un modelo log-lineal para una tabla de frecuencias trivariada, formada por las variables A, B, y C. El modelo saturado para esta tabla sería:

$$\log m_{abc} = u + u_a^A + u_b^B + u_c^C + u_{ab}^{AB} + \Omega_{ac}^{AC} + u_{bc}^{BC} + u_{abc}^{ABC} \quad (2.1)$$

donde:

m_{abc} : es el valor esperado para una celda cualquiera de la tabla, y,

u_A los diferentes parámetros log-lineales.

Un subconjunto de los modelos log-lineales son modelos log-lineales jerárquicos. Cuando se incluye un efecto de interacción en un modelo jerárquico todos los efectos de orden menor, indicados por subconjuntos de índices del efecto en cuestión, quedan por defecto incluidos en el modelo.

El atractivo de los modelos jerárquicos es que pueden ser estimados por medio del sencillo algoritmo IPF (Iterative Proportional Fitting), que ajusta conjuntos de marginales que deben ser reproducidos por el modelo que fue especificado.

En LEM, la especificación del modelo log-lineal jerárquico al menos consistirá en 4 componentes de información:

- el número de variables,
- el número de dimensiones o categorías de las variables,
- el modelo a ser estimado,
- y, la tabla con las frecuencias observadas.

Un archivo input de LEM especificando el modelo de independencia para una tabla trivariada formada por las variables A, B, y C, se escribe de la siguiente manera:

* ejemplo 2.1^a: modelo jerárquico log-lineal

```
man 3
dim 2 2 3
mod {A,B,C}
dat [ 31  77  35
      68  60  65
      44      147      61
      68      50      44]
```

⁴ Usamos el término variable manifiesta (man) para distinguirla de variable latente ((lat) cap 5), indicador respuesta o resultado (res, cap 7), variable continua exógena (con, chapter 3), y variable tiempo y riesgo (tim y ris, cap 8).

El comando man indica el n° de variables manifiestas⁴. El comando dim indica el N° de dimensiones de cada variable. El comando mod (modelo), especifica el modelo log-lineal jerárquico que nos interesa. Es decir, que los marginales ajustados están dados en el paréntesis de corchete.

Debe recordarse siempre que se use LEM, que el programa cuando lee las frecuencias el nivel de la última variable cambia primero, luego la intermedia, y finalmente la primera.

En nuestro ejemplo, entonces “C” que tiene 3 categorías cambia primero, mientras “A” cambia al final. Así:

Tabla 1: Ejemplo base de datos

A	B	C	FREC
1	1	1	31
1	1	2	77
1	1	3	35
1	2	1	68
1	2	2	60
1	2	3	65
2	1	1	44
2	1	2	147
2	1	3	61
2	2	1	68
2	2	2	50
2	2	3	44

Hay 2 formas de cargar los datos en LEM. Una forma de cargar los datos es introducir la tabla en medio de paréntesis rectos, siguiendo al comando dat, que implica un orden como el expuesto en la Tabla 1 ejemplos.

Otra manera de hacerlo es especificar después del comando dat, el nombre del archivo desde donde la tabla de frecuencias debe ser leída.

Como se muestra en la sección 2.7 también es posible usar datos de registros individuales en lugar de tablas de frecuencias⁵.

En el siguiente ejemplo especificaremos un modelo sin interacción trivariada (término de saturación), es

⁵ En algunas situaciones es necesario usar datos individuales, por ejemplo, en modelos que usan variables exógenas continuas, y en la mayoría de los modelos de historia de eventos.

el modelo de interacción homogénea, para la tabla de frecuencias anterior.

En este ejemplo usamos las etiquetas de cada variable, poniendo comentarios en el archivo input, los cuales deben ser precedidos de * (asterisco) para que sean leídos como texto y no como comando; y además indicaremos que debe leer la tabla de un determinado archivo.

```
* ejemplo 2.1b: modelo jerárquico log-
lineal
* A = Edad; R = pertenencia religiosa; P
= Preferencia Política
* modelo interacción homogénea (no-three-
variable effect)
man 3
dim 2 2 3
lab A R P * etiquetas de variables
mod {AR, AP, RP} * modelo log-lineal
interacción homogénea
dat ex21.fre * archivo que tiene la tabla
de frecuencias
```

El comando lab se usa para especificar las etiquetas de las variables.

Las etiquetas por defecto son A, B, C, etc. Es recomendable usar LETRAS MAYUSCULAS para las etiquetas así no se confunden con los comandos de LEM que siempre van en letras minúsculas⁶.

Siguiendo el ejemplo 2.1b se podría especificar cualquier tipo de modelo jerárquico en el comando mod para la tabla ARP, en este caso se indica el de interacción homogénea, pero podría ser cualquier otro.

El esquema de codificación por defecto usado para los modelos jerárquicos es el “effect coding”. Pero el esquema “Dummy coding” puede solicitarse con el comando dum.

Añadiendo solo la línea:

dum 2 2 3 al input de arriba.

Esto aportará los parámetros del modelo codificados a la manera “Dummy coding”, los cuales tendrán la última categoría de cada variable como referencia de comparación.

2.2 Modelos Log-lineales No-Jerárquicos

Siguiendo McCullagh y Nelder (1989), los modelos Log-lineales pueden definirse de manera más general entendiéndolos como una clase de la familia de modelos generalizados.

En su forma más general es la siguiente expresión:

$$\log m_i = \sum \beta_j x_{ij} \quad (2.2)$$

donde:

i denota una celda cualquiera,

β_j es un término particular “u”, y x_{ij} es un elemento de la matriz de diseño.

Esta formulación mucho más general permite especificar toda clase de modelos, incluyendo a los no jerárquicos.

Usualmente la matriz de diseño es utilizada para imponer alguna de las siguientes clases de restricciones (Haberman, 1978; Agresti, 1990; Rindskopf, 1990; Vermunt, 1996b, 1997) sobre los parámetros log-lineales:

- Igualarlos a cero de manera no jerárquica,
- Igualarlos unos a otros,
- Especificar una razón fija entre los parámetros.

En LEM, estos modelos no jerárquicos pueden ser especificados por medio de opciones en los diseños del usuario.

Tenga presente que LEM también ofrece algunos diseños predefinidos para las situaciones más usuales:

- efectos log-lineales simples,
- asociación uniforme,
- asociación de filas y columnas,
- asociación simétrica parámetros dentro y fuera de la diagonal,
- parámetros de score,
- parámetros de diferencia,
- y parámetros para rankear modelos.

Usando matrices de diseño, o Comando de diseño para usuario

El programa LEM tiene 2 comandos para especificar matrices de diseño: cov(..) y fac(..).

El funcionamiento de cov(..) recuerda el nivel de variables intervalles -o covariables- del SPSS, mientras

⁶ También es posible usar etiquetas de más de un caracter, pero hasta 3 en tal caso se deberán separar las variables con ‘NN’ ‘MM’.

el fac (..) recuerda el nivel de los factores nominales de GLIM (y también de SPSS).

La sintaxis típica y completa de estos comandos es:

```
cov(<marginales>,<# número de
efectos>,<marginal de grupo>,<a/b/c>,<#
número de grupos>)
fac(<marginales>,<# número de
efectos>,<marginal de grupo>,<a/b/c>,<#
número de grupos>)
```

El uso de estos comandos se ilustra a continuación usando los mismos datos del ejemplo 2.1.

Suponga que queremos especificar un modelo log-lineal jerárquico {AR,RP} para la tabla ARP.

Usando el comando cov(..), esto se logra así:

```
* ejemplo 2.2a: uso de cov(..)
* modelo jerárquico modelo {AR,RP}
independencia condicional en P
```

```
man 3 * 3 variables manifiestas
dim 2 2 3 * sus respectivas dimensiones o
categorías
lab A R P * etiquetas
mod {cov(ARP,7)} * N° de efectos log-
lineales incluidos, la gran media no se
cuenta
dat ex22.fre *ubicación y nombre del
archivo de datos
des [1 1 1 1 1 -1 -1 -1 -1 -1 *A 1
1 1 1 -1 -1 -1 1 1 1 -1 -1 -1 *R 1
1 0 -1 1 0 -1 1 0 -1 1 0 -1 *P 1
0 1 -1 0 1 -1 0 1 -1 0 1 -1 *P 2
1 1 1 -1 -1 -1 -1 -1 1 1 1 *AR 11
1 0 -1 -1 0 1 1 0 -1 -1 0 1 *RP 11
0 1 -1 0 -1 1 0 1 -1 0 -1 1] *RP 12
```

Como puede verse cov(ARP,7) se usa entre paréntesis curvos dentro de los corchetes del comando modelo.

El primer término ARP indica el marginal para el cual se especifica el modelo. El segundo término 7 indica el N° de efectos log-lineal.

El comando des se usa para especificar la matriz de diseño de 7 parámetros para el marginal de ARP.

Se especifica el diseño por medio de paréntesis rectos, como con las frecuencias, o se indica el nombre del archivo desde donde la matriz debe ser leída.

Advierta que en realidad lo que se especificó fue una matriz de diseño transpuesta en la cual las 4 primeras filas refieren a parámetros univariados y las últimas 3 a parámetros de interacción de 2 variables⁷.

No es necesario incluir un efecto principal (una fila con 1) porque los efectos principales están incluidos por defecto para asegurar que el modelo reproduce el tamaño muestral⁸.

En el ejemplo 2.2^a, especificamos un modelo completo para la tabla ARP, pero puede especificarse de otro modo, por ejemplo, indicando para cual marginal corresponde el diseño estimado, esto da la chance de especificar diseños definidos por el usuario de manera más compacta.

El mismo modelo anterior puede enunciarse:

```
* ejemplo 2.2b: uso compact de cov(..)
* jerárquico modelo {AR,RP}
man 3
dim 2 2 3
lab A R P
mod {cov(A,1) , cov(R,1) , cov(P,2) ,
cov(AR,1) , cov(RP,2)}
dat ex22.fre
des [ 1 -1 *A1
1 -1 *R1
1 0 -1 *P1
0 1 -1 *P2
1 -1 -1 1 *AR11
1 0 -1 -1 0 1 *RP11
0 1 -1 0 -1 1] *RP12
```

Como puede verse el modelo especifica que hay un efecto marginal para A, uno para R, dos para P, uno para el marginal AR y dos para el marginal RP.

La matriz de diseño puede ser ahora mucho más pequeña, pero para cada efecto contiene tantas celdas como efectos en el marginal de interés.

⁷ Vermunt no lo pone. La estructura de la matriz de diseño es consecuencia de las restricciones de los parámetros. La constante, es siempre el Ln del número de casos, por eso no la pone. Tamaño de tabla es $2 \times 2 \times 3 = 12$. Número de parámetros de modelo AR, RP= (1)+7. El promedio gral y los 7 log-lineales=1+(2-1)+(2-1)+(3-1)+(2-1)*(2-1)+(2-1)*(3-1).

Recuerde que la sumatoria de los parámetros de cada efecto es siempre cero. Es la restricción de normalidad del modelo jerárquico. Entonces para los efectos principales, combina 1 y su opuesto -1 para las dicotómicas, y 1,0 y -1 para la tricotómica.

Las interacciones bivariadas son el producto de entre las columnas de efectos principales, tomadas de a 2.

⁸ Cuando se lee la matriz de diseño las variables cambian en el orden en que aparecen especificadas en los comandos dim y lab, quiere decir que la última variable cambia primero. El orden en que aparecen en el comando cov(..) es irrelevante. Por lo tanto escribir cov(ARP,7) o cov(PAR,7) son expresiones equivalentes. AD HOC reproduce el tamaño muestral porque son las distribuciones marginales fijas, sino no tendría MLE.V.gr, MLE es el marginal.

Por ejemplo: `cov(P,2)` resulta en 2 veces 3 números en la matriz de diseño. El programa LEM automáticamente expande los diseños especificados a toda la tabla ⁹.

El ejemplo 2.2b puede modificarse también fácilmente de manera de obtener los parámetros log-lineales codificados a manera “Dummy coding” en lugar de a la “effect coding” que viene por defecto. Y es así, con lo cual se obtiene con la siguiente matriz de diseño:

```
des [10      *A1
      10      *R1
     100      *P1
     010      *P2
    1000      *AR1
   100000     *RP11
   010000]    *RP 12
```

Como puede verse las últimas categorías de A, R, y P, son tomadas como referencias.

El Segundo comando que puede usarse para especificar el diseño del usuario es `fac(.)`.

Este comando permite especificar diseños nominales, dummy-coding, de manera muy compacta.

Con `fac(..)`, el mismo modelo jerárquico log-lineal {AR,RP} puede ser especificado como sigue:

```
* ejemplo 2.2c: uso de fac(..)
* modelo jerárquico {AR,RP}
man 3
dim 2 2 3
lab A R P
mod
{ fac(A,1), fac(R,1), fac(P,2), fac(AR,1)
, fac(RP,2) }
dat ex22.fre
des [10      *A1
      10      *R1
     120]     *P1 y P2
     1000     *AR11
     1 2 0 0 0 0] * RP 11 y RP 12
```

Los marginales para los cuales se especificó el efecto y el número de efectos son los mismos que en 2.2b con `cov(..)`.

Por ejemplo, `fac(P,2)` indica que hay 2 efectos para el marginal P.

La matriz de diseño es diferente, consiste en 3 números (1, 2 y 0) en lugar de 2 veces 3 números. Estos números indican que el primer parámetro (1) supone $P=1$ y el Segundo (2) $P=2$. El cero (0) para el tercer nivel de P indica que no hay parámetro para $P=3$ porque es la categoría de referencia.

De este modo los comandos `cov(.)` y `fac(.)` se mostraron para especificar modelos log-lineales jerárquicos. Pero por supuesto que en estas situaciones no necesitamos usar estas notaciones más complejas, porque pueden ser muy fácilmente especificados usando la notación de los marginales fijos a vista.

Pero lo importante es que con `cov(.)` y `fac(.)`, es muy fácil especificar modelos no jerárquicos que contienen efectos de orden superior sin incluir necesariamente todos los efectos de orden inferior supuestos.

Imagine que queremos modificar el ejemplo 2.2b, fijando el efecto de primer orden $A = 0$. Como el modelo todavía incluye la interacción entre A y R, todavía es un modelo jerárquico. Y por lo tanto no podemos especificar el modelo completo usando el método de los marginales fijos.

Debemos hacerlo de esta otra forma:

```
* ejemplo 2.2d: 11latent11e11 de efecto de
orden superior con cov(..)
man 3
dim 2 2 3
lab A R P
mod {RP,cov(AR,1)}
des[1-1-11] *AR11
dat ex22.fre
```

Este modelo incluye los efectos uni variados de R y P y las dos variables de interacción AR y RP. Puede verse que se usan las notaciones de los modelos log-lineales jerárquicos y los comandos de diseños definidos por el usuario de manera conjunta.

El comando `cov(.)` también puede usarse para restringir parámetros que deben estar referidos a otros en una proporción fija. Estos tipos de restricciones se llaman corrientemente restricciones

⁹ ¡Muy importante! Cuando se lee la matriz de diseño se asume que los diseños definidos por el usuario están en el orden en el que aparecen en la especificación del modelo.

lineales u ordinales de los parámetros log-lineales. Suponga por un momento que queremos hacer lineal la interacción RP en P con scores -1, 0 y 1 para las categorías de P. Esto se especifica así:

```
* ejemplo 2.2e: restricciones lineales u
ordinales con cov(..)
man 3
dim 2 2 3
lab A R P
mod {AR,P,cov(RP,1)}
des[-10110-1] *RP con P linear
dat ex22.fre
```

Como se explicará en la sección 2.3 este modelo describe la relación de R y P por medio de una estructura de asociación por filas.

Otro nuevo tipo de restricciones puede imponerse por medio de `cov(..)` y `fac(..)` que también son restricciones a los parámetros log-lineales son las restricciones de igualdad.

Por ejemplo:

```
* ejemplo 2.2f: restricciones de igualdad
con cov(..)
man 3
dim 2 2 3
lab A R P
mod {AR,P,cov(AP,RP,2)}
des[10-1-101 *AP11
    01-101-1 *AP12
    10-1-101 *RP11
    0 1 -1 0 1 -1] * RP 12
dat ex22.fre
```

Aquí tenemos un modelo que establece que los términos de interacción son iguales entre sí.

Con `cov(AP,RP,2)` indicamos que hay 2 parámetros referidos a los marginales AP y RP. En la matriz de diseño, primero se definen los efectos para AP, y luego los dos efectos para RP. El programa LEM restringe que el primer efecto para el marginal AP sea igual al primer efecto para el marginal RP. Y en consecuencia el segundo efecto para el marginal AP será igual al Segundo efecto para el marginal RP.

Este mismo tipo de restricción puede especificarse con el comando: `fac (AP,RP,2)`.

Pero en este caso la matriz de diseño será:

```
des [120000 *AP
     120000] *RP
```

El comando de diseño `fac(..)` es todavía mucho más flexible de lo que se ha demostrado aquí.

Para ilustrarlo desarrollaremos los siguientes dos ejemplos.

Supóngase que deseamos especificar un modelo de simetría para una tabla cuadrada, o para cualquier otra tabla cuadrada de medición del cambio.

Esto puede lograrse fácilmente de la siguiente forma:

```
* ejemplo 2.3a: modelo de simetría con
fac(..)
* O=origen; D=destino
man 2
dim 5 5
lab O D
mod {fac(OD,15)}
des [1 2 3 4 5
     2 6 7 8 9
     3 7 10 11 12
     4 8 11 13 14
     5 9 12 14 15]
dat ex23.fre
```

El modelo define que más allá del efecto principal hay 15 parámetros para la tabla de origen y destino. La estructura simétrica esta especificada en la matriz de diseño. Debe notarse que de hecho el 15avo parámetro es redundante. Por lo cual incluyendo el efecto principal el modelo tendría 15 parámetros independientes y no 16.

Otra formulación alternativa para el mismo modelo sería:

```
* ejemplo 2.3b: modelo de simetría con
fac(..)
man 2
dim 5 5
lab O D
mod {fac(O,D,4),fac(OD,10)}
des [1 2 3 4 0 *O
     1 2 3 4 0 *D
     1 2 3 4 0 *OD
     2 5 6 7 0
     3 6 8 9 0
     4 7 9 10 0
     0 0 0 0 0]
dat ex23.fre
```

Ahora el modelo de simetría está especificado como un modelo en el cual los efectos univariados de O y D son iguales entre sí, y a su vez el término de interacción bivariada tiene una estructura simétrica. Como puede verse las últimas categorías de O y D son usadas como referencia en el modelo “dummy coded” que se generó.

El modelo de simetría puede ser fácilmente transformado en uno de cuasi simetría, simplemente al permitir que el efecto univariado de O y D sea diferente.

Lo cual se consigue reemplazando en el anterior comando de mod por la expresión:

```
{O,D,fac(OD,10)}
```

y omitiendo las primeras dos filas de la matriz de diseño.

El ultimo uso del ejemplo de fac(.) nos conduce al modelo de cuasi independencia para la misma tabla. Ese modelo puede especificarse así:

```
* ejemplo 2.3c: modelo de cuasi-
independencia con fac(..)
man 2
dim 5 5
lab O D
mod {O,D,fac(OD,5)}
des [1 0 0 0 0
      0 2 0 0 0
      0 0 3 0 0
      0 0 0 4 0
      0 0 0 0 5]
dat ex23.fre
```

Aquí el modelo de cuasi-independencia es especificado como un modelo de Independencia con un conjunto de parámetros adicionales para los elementos de la diagonal de la tabla cuadrada¹⁰.

Los diseños predefinidos: algunos ejemplos

Además de la posibilidad de especificar modelos log-lineales no jerárquicos por medio de diseños definidos por el usuario, el programa LEM contiene varios diseños predefinidos para los tipos de efectos más comunes.

Esto significa que muchas situaciones de modelos no jerárquicos pueden ser estimadas sin especificar una matriz de diseño.

Los diseños predefinidos pueden ser usados desde el comando spe (..) (diseños especiales), cuya sintaxis completa es como sigue:

```
spe(<marginales>,<tipo de efecto>,<marginal de grupo>,<a/b/c>,<# de grupos>)
```

El parámetro crucial es por supuesto <tipo de efecto>, que indica qué tipo de diseño fue elegido.

Los posibles tipos de efectos son:

- parámetros log-lineales simples, parámetros de scores, parámetros de asociación simétrica, parámetros de la diagonal de fuera de la diagonal,

- parámetros de diferencias,
- y parámetros de ranqueo de modelos.

Veamos cómo pueden simplificarse los inputs anteriores por medio del comando spe(..).

Para un modelo que incluya un efecto de mayor orden sin incluir los de orden menor (como el ejemplo 2.2d), se puede especificar como:

```
mod {RP,spe(AR,1a)}
```

El <tipo de efecto> ‘1a’ genera el diseño para efectos log-lineales simples.

El mismo comando tipo de efecto puede ser usado para especificar restricciones de igualdad entre los efectos log-lineales simples (reveja ejemplo 2.2f). Por ejemplo:

```
mod {AR,P,spe(AP,RP,1a)}
```

Esto hará que las interacciones bivariadas AP and RP sean una igual a la otra. Sin necesidad de especificar una matriz de diseño.

El ejemplo 2.2e, que tiene una restricción lineal en la variable P con respecto a su relación con R, puede definirse más fácilmente así:

```
mod {AR,P,spe(RP,1b)}
```

donde el tipo de efecto 1b indica un parámetro de asociación uniforme, o línea- por- línea.

El modelo de simetría del ejemplo 2.3^a puede especificarse:

```
mod {spe(OD,3a)}
```

porque 3^a genera exactamente la estructura simétrica construida con fac(..) en ese ejemplo.

Finalmente, el modelo de cuasi-Independencia del ejemplo 2.3c puede también definirse como:

```
mod {O,D,spe(OD,5a)}
```

porque el tipo de efecto 5^a aporta un conjunto de parámetros para la diagonal principal.

¹⁰ Debe tenerse presente que el modelo de cuasi independencia también puede especificarse usando ceros estructurales (ver sección 2.4).

Usando un grupo de contraste

Con todo no se les ha dedicado suficiente atención a los 3 últimos parámetros opcionales que pueden ser usados con los comandos `cov(..)`, `fac(..)`, y `spe(..)`.

Esos parámetros hacen posible que los efectos especificados difieran a través de los niveles o categorías de algunas otras variables, que suelen ser llamadas variables de agrupamiento (`group margin`), o grupo de contraste.

En los hechos pueden ser usadas para especificar términos de interacción de manera mucho más compacta.

Supongamos que estamos analizando tablas de movilidad de varias generaciones AQUÍ y que asumimos solamente un modelo simple de cuasi independencia para la relación entre el origen (F) y el destino (S). Una forma posible de especificación trivariada podría ser la que sigue.

```
* ejemplo 2.4: el uso de variables de
agrupamiento
* C=cohorte; F=padre; S=encuestado
man 3
dim 7 5 5
lab C F S
mod {CF,CS,fac(FS,5,C,c)}
des [10000
      02000
      00300
      00040
      00005]
dat ex24.fre
```

Los términos jerárquicos CF y CS indican que los efectos de primer orden de F y S difieren a través de las cohortes. Además, con los dos últimos parámetros en `fac(FS,5,C,c)`, se indica que los parámetros de la diagonal definidos vía `fac(..)` difieren para varios niveles de C.

El cuarto parámetro puede tener valores “a” (homogéneos), “b” heterogéneos (simples), o “c” heterogéneos diferenciados. Homogéneos significa que no hay interacción, lo que equivale a no usar un grupo marginal para escalar las diferencias. Heterogéneo simple ofrece una estructura log-multiplicativa de interacción, es decir un factor multiplicativo de escalamiento de las diferencias entre cohortes, o sea para todas las categorías de la

variable de agrupamiento (Xie, 1992; Vermunt, 1996b, 1997)¹¹. Y finalmente los modelos Heterogéneos sostienen a los términos log-lineales standard de mayor orden.

El quinto y último parámetro `<# de grupos>` puede ser usado como restricción adicional para los términos de interacción que resultan de usar un grupo de contraste. En los hechos lo que permite es especificar un diseño para el grupo de contraste. Un valor entero positivo indica que se tratará un diseño nominal, y valor entero negativo significa que ese será un diseño 14atent14e.

Por ejemplo `fac(FS,5,C,c,3)`, en combinación con la línea adicional: `en des [1112233]`

En la matriz de diseño se propone un modelo en el cual: los parámetros de la diagonal son iguales entre las cohortes 1,2 y 3; iguales entre las cohortes 4 y 5, e iguales entre las cohortes 6 y 7.

Y por el otro lado, `fac(FS,5,C,c,-2)` en combinación con un nivel de diseño 14atent14e del tipo

```
2 1 1 1 1 1 1
-3 -2 -1 0 1 2 3
```

producirá parámetros de la diagonal que cambiarán linealmente. El mismo tipo de restricciones sobre un grupo marginal puede ser usado en combinación con estructuras de interacción log-multiplicativas, o sea con un modelo heterogéneo simple (Vermunt, 1996b, 1997)¹².

2.3 Modelos de asociación (ordinales)

El programa LEM tiene un conjunto especial de herramientas para especificar modelos con asociación uniforme (U), por fila AQUÍ, por columna AQUÍ, y por fila y columna (R+C).

Todos estos modelos son llamados modelos de asociación tipo I (RC_I) (Goodman, 1979, 1991; Haberman, 1978). Y además es posible especificar asociaciones fila por columna (R*C), generalmente llamadas modelos de asociación tipo II (RC_II), y sus variantes multidimensionales, denominados modelos RC(M) (Goodman, 1979, 1986, y 1991; Clogg, 1982, Clogg y Shihadeh, 1994).

¹¹Para la identificación, el factor de escalamiento para el primer grupo es fijo, para que sea igual a 1.

¹² Tanto en los modelos log-multiplicativos restrictivos, como irrestrictos, el primer grupo de parámetros se fija a 1 para la identificación.

Sean A la variable fila y B la variable columna. Las asociaciones, Uniforme (U), fila AQUÍ, columna AQUÍ, y, fila y columna (R+C) se obtienen restringiendo el término de interacción de las 2 variables, de las siguientes formas.

$$\begin{aligned}U_{ab}^{AB} &= u_{ab}^{AB} x_a x_b \\u_{ab}^{AB} &= u_a^{AB} x_b \\u_{ab}^{AB} &= u_b^{AB} x_a \\u_{ab}^{AB} &= u_a^{AB} x_b + u_b^{AB} x_a\end{aligned}$$

En estos ejemplos, u_{ab}^{AB} , u_a^{AB} , y u_b^{AB} denotan términos de interacción restringidos, mientras que x_a y x_b son scores fila y columna equidistantes¹³.

El modelo log-multiplicativo RC restringe

$$u_{ab}^{AB} = \mu_a \varphi v_b$$

donde:

μ_a y v_b son los scores fila y columna a ser estimados, y, φ es un parámetro de asociación¹⁴.

En tablas cuadradas podríamos querer restringir los scores de manera que fueran iguales entre sí (Goodman, 1979; Luijkx, 1994). Un modelo RC(M) supone restringir la interacción bivariada u_{ab}^{AB} por

$$u_{ab}^{AB} = \sum_{m=1}^M \mu_a^m \phi^m v_b^m$$

donde: M es el número de dimensiones¹⁵.

Debe tenerse siempre presente que para el uso de modelos RC y RC(M), como estos modelos tienen un máximo local, uno debe siempre tratar de obtenerlos a partir de diferentes conjuntos de valores aleatorios de partida.

Los modelos presentados hasta el momento tienen todas sus respectivas variantes múltiples, en las cuáles los parámetros pueden variar según los niveles de otras variables (Clogg, 1982; Clogg and Shihadeh, 1994). Para los modelos log-lineales de asociación las variantes multi-grupo son equivalentes a la forma en que fue usada la variable de agrupamiento en la subsección 2.2.3. En los modelos RC, sin embargo, el uso de una variable de agrupamiento es menos corriente porque conduce a numerosas variantes.

En su formulación más general el modelo grupo-múltiple RC está dado por

$$u_{ab}^{AB} + u_{abc}^{ABC} = \mu_{ac} \phi_c v_{bc}$$

donde: C es la variable de agrupamiento.

Especificaciones parcialmente heterogéneas se obtienen cuando se asume que los puntajes columna, los puntajes fila, o ambos, no dependen de C.

Casi de la misma manera puede definirse una variante de grupo múltiple para el modelo RC(M) (Becker and Clogg, 1989), es decir:

$$u_{ab}^{AB} + u_{abc}^{ABC} = \sum_{m=1}^M \mu_{ac}^m \phi_c^m v_{bc}^m$$

No obstante, es posible que en modelos RC(M), no se usen las especificaciones parcialmente heterogéneas mencionadas arriba.

Hay 3 comandos que pueden usarse para especificar modelos de asociación.

- El comando `ass1(..)` puede usarse para especificar modelos log-lineales de asociación, del tipo U, R, C, y R+C.
- El comando `ass2(..)`, puede usarse para definir cualquier modelo RC log-multiplicativo.
- Y finalmente con `ass3(..)` puede definirse una variante del modelo R+C en el cual la variable agrupamiento ingresa de modo log-multiplicativo (Xie, 1992).

La sintaxis completa de este comando es:

```
ass1/2/3      (<margen      fila>,<margen
columna>,<margen grupo>,<tipo de modelo>,<tipo de simetría>,<# de filas>,<# de
columnas>,<# de grupos>)
```

Las especificaciones de <margen fila> y <margen columna> son obligatorias. La especificación de <margen grupo> es opcional y hace posible que los parámetros varíen entre los niveles de otras variables el valor del parámetro, <tipo de modelo> consiste en un número (entre 2 y 6) y una letra (entre a y e). El número indica el tipo de modelo de asociación y la

¹³Debe advertirse que este tipo de restricciones también puede ser especificado por medio de diseños definidos por el usuario con el comando `cov(..)`.

¹⁴Deben imponerse restricciones de identificación para los parámetros de los modelos RC. La instrucción por defecto, `LEM` identifica la fila, la columna, y los parámetros de asociación, fijando la media no ponderada de los scores de fila y columna a

0, su desvío standard no ponderado a 1. Esas restricciones de identificación pueden modificarse por medio del comando `sca`.

¹⁵Restricciones adicionales deben imponerse para comparar los modelos RC I. En LEM, los scores no ponderados de varias dimensiones son ortogonalizados por medio de una descomposición de valores singulares.

letra la forma en que el parámetro varía entre los niveles de la variable de agrupamiento¹⁶.

Suponga que tenemos una tabla de 6 por 4 categorías que queremos especificar como un modelo RC, de la siguiente manera:

```
* ejemplo 2.5: el uso de ass2(..)
man 2
dim 6 4
lab R C
mod {R,C,ass2(R,C,5a)}
dat ex25.fre
```

Donde `ass2(..)` indica que se trata de un modelo log-multiplicativo, y `5a` que se trata de un modelo de fila y columna (5) con parámetros iguales a través de los grupos (`a`)¹⁷.

Ahora introduciremos la variable agrupamiento `G`, y el modelo quedaría de la siguiente manera:

```
* ejemplo 2.6a: ass2(..) con variable de
agrupamiento
man 3
dim 5 6 4
lab G R C
mod {GR,GC,ass2(R,C,G,5e)}
dat ex26.fre
```

Aquí el tipo de modelo de asociación `5e` indica que es un modelo fila y columna, pero con diferentes parámetros por fila y columna, y diferentes parámetros de asociación aquí según los niveles de la variable de agrupamiento `G`.

Los modelos `RC(M)` pueden especificarse simplemente recurriendo al comando `ass2(..)` varias veces en combinación con los modelos `5a` o `5e`. Por ejemplo, el ejemplo 2.5, puede ser transformado en un modelo `RC(2)` reemplazando el `mod` de la siguiente forma:

```
mod {R,C,ass2(R,C,5a),ass2(R,C,5a)}
```

Con el parámetro `<tipo de simetría>` es posible restringir los scores fila y columna a la igualdad incluso en diferentes asociaciones parciales (Clogg, 1982).

Un ejemplo de uso de esta opción es:

```
* ejemplo 2.6b: ass2(..) con simetría,
man 3
dim 5 6 4
```

```
lab G R C
mod
{G,R,C,ass2(G,C,5a,a),ass2(G,R,5a,a),ass2
(R,C,5a,a)}
dat ex26.fre
```

Con '`a`', en las instrucciones de `ass2(..)`, el último parámetro indica que los scores de `G`, `R`, y `C`, son iguales en todas las asociaciones parciales.

Y finalmente los 3 últimos parámetros de los comandos `ass1/2/3(..)`, `<# de filas>`, `<# de columnas>`, y `<# de grupos>`, permiten ulteriores restricciones de fila, columna y parámetros de asociación. Sus aplicaciones son exactamente iguales a las de los parámetros de `<# de grupos>` en los diseños definidos por el usuario en la subsección 2.2.3. Un cero significa sin restricciones, un número positivo indica que se dará un diseño nominal, y uno negativo que se dará un diseño `16atent16e`.

Vemos un ejemplo de esas opciones:

```
* ejemplo 2.6c: diseños para variables
fila, columna y grupo (o nivel)
man 3
dim 5 6 4
lab G R C
mod {GR,GC,ass2(R,C,G,5b,4,3,-2)}
des [1 1 2 2 3 4 * 4 tipos
1233 * 3 tipos
111111 *un tipo
-2.5 -1.5 -.5 .5 1.5 2.5] * 16atent16e
dat ex26.fre
```

Aquí `5b` indica que tenemos un modelo simple heterogéneo, es decir un modelo en el cual sólo los parámetros φ dependen de `G`. Además, se indica que hay 4 tipos diferentes de scores por fila, y 3 tipos diferentes de scores por columna, y que queremos un especificar un diseño `16atent16e` para φ de `G`, que consiste en 2 parámetros.

En `des`, también se especifica cuáles columnas y filas tienen iguales scores.

En suma, el diseño para los parámetros de asociación está dado. Aplicaciones para modelos RC con este tipo de restricciones para la variable de agrupamiento pueden encontrarse en Luijckx (1994) y Wong (1995).

¹⁶ El significado exacto de estos números y letras se detalla en cap 11.

¹⁷ Como no especificamos variable de agrupamiento, la "`a`" en el modelo es redundante.

2.4 Usando un vector para ponderar

El modelo log-lineal general descrito en la ecuación 2.2 puede extenderse por un componente adicional z_i , un vector de peso de ponderación y entonces:

$$\log(m_i/z_i) = \sum \beta_j x_{ij} \quad (2.4)$$

El vector de ponderación puede, entre otras cosas¹⁸, ser usado para especificar modelos de log-rate, modelos con ceros estructurales, y modelos con efectos fijos (Haberman, 1978; Laird and Oliver, 1981; Willekens and Shah, 1983; Clogg and Eliason, 1987).

Supongamos que queremos especificar un modelo de cuasi Independencia, como en el ejemplo 3d, pero usando ceros estructurales para las celdas de la diagonal principal en lugar de parámetros de la diagonal.

Se puede especificar de la siguiente manera:

```
* ejemplo 2.7: modelo de cuasi-
independencia con wei(..)
man 2
dim 5 5
lab O D
mod {O,D,wei(OD)}
sta wei(OD)
[0 1 1 1 1
 1 0 1 1 1
 1 1 0 1 1
 1 1 1 0 1
 1 1 1 1 0]
dat ex27.fre
```

Los pesos se especifican con el comando sta (starting value). Con wei (OD)¹⁹ se indica que se especificará un conjunto de pesos para el margen OD. ¡Uno primero y otro después!

Como se ve, para cada elemento de la diagonal principal especificamos un 0, lo que significa que serán tratados como ceros estructurales

Un ejemplo de modelos log-rate podría referirse a tasas de mortalidad. Por ejemplo, tenemos una tabla de 7 grupos de edades por 5 períodos con número de muestras, y otra tabla de 7 por 5 con el número de personas en riesgo, en cada combinación de edad y período.

Un ejemplo de log-rate modelo sería:

```
* ejemplo 2.8a: modelo de log tasas
* A=age; P=period
man 2
dim 7 5
lab A P
mod {A,P,wei(AP)}
sta wei(AP) ex28.wei
dat ex28.fre
```

Los archivos ex28.fre and ex28.wei contienen los N° observados de muertes y de personas en edades de riesgo para cada combinación de edad y período. Este ejemplo puede ser fácilmente transformado en un modelo APC edad-período-cohorte (Fienberg & Mason, 1979; Hageaars, 1990). Con fac (...), también podemos adicionar un efecto cohorte al modelo así:

```
* ejemplo 2.8b: APC modelo para tasas
man 2
dim 7 5
lab A P
mod {A,P,fac(AP,11),wei(AP)}
des[7891011 *A=1
     678 9 10 *A=2
     567 8 9 *A=3
     456 7 8 *A=4
     345 6 7 *A=5
     234 5 6 *A=6
     123 4 5] *A=7
sta wei(AP) ex28.wei
dat ex28.fre
```

Debe tenerse claro que para identificar los parámetros de los modelos APC uno tiene que imponer restricciones adicionales a los parámetros del modelo²⁰.

2.5 Restricciones lineales en las celdas de frecuencias

Junto a las especificaciones de términos log-lineales y logmultiplicativos para los modelos, también es posible imponer restricciones lineales a las celdas (vea Haber & Brown, 1986). Cada una de las restricciones lineales tendrá la forma:

$$\sum_j c_j \sum_i a_{ij} m_i = 0 \quad (2.5)$$

La matriz A, que consiste de 1 y 0, especifica un número de frecuencias (o márgenes), mientras el

¹⁸ En SPSS, un elemento $\hat{x}_i$ se llama cell weight, o estructura de celdas. En la terminología de GLIM, el vector con elementos $\log(\hat{x}_i)$ se denomina offset.

¹⁹ El uso del comando wei ha cambiado respecto de la versión experimental 0.11 de LEM.

²⁰ Los parámetros de cohorte también pueden especificarse vía diseño predefinido, en este caso, por medio de un conjunto de scores de diferencias.

vector C define un contraste para esas sumas de frecuencias.

Este modelo es un caso especial, de la clase de modelos propuestos por Lang y Agresti (1994) y luego desarrollados por Bergsma (1997).

Esas restricciones lineales pueden especificarse en LEM con el comando `lin(.,)`, cuya sintaxis completa es:

```
lin(<márgenes>,<# de restricciones>)
```

Advierta que no es necesario especificar los elementos de A porque el programa automáticamente computa los marginales requeridos. Lo que significa que solo debe especificarse el vector de contraste.

Una importante aplicación de este modelo lineal para frecuencias de celdas es el modelo de homogeneidad marginal.

```
* ejemplo 2.9: modelo de homogeneidad
marginal
man 2
dim 5 5
lab O D
mod {lin(O,D,4)}
dat ex29.fre
des [1 0 0 0 0      * O=1
      0 1 0 0 0      * O=2
      0 0 1 0 0      * O=3
      0 0 0 1 0      * O=4
     -1 0 0 0 0      * D=1
      0 -1 0 0 0      * D=2
      0 0 -10 0      * D=3
      0 0 0 -1 0]    * D=4
```

Con el comando `lin(O,D,4)`, se especifica que hay 4 restricciones lineales en las que los marginales de O y D están involucrados²¹. Las primeras 4 líneas de la matriz de diseño son las restricciones de “c” para el marginal O, mientras que las siguientes 4 corresponden al marginal D. Como puede verse el primer marginal de O menos el primer marginal de D, está especificado que dé 0. Lo mismo aplica a los siguientes elementos de O y D.

2.6 Análisis de Correspondencias

Con LEM también es posible aplicar análisis de correspondencias (Greenacre, 1984; Gifi, 1990).

Aunque esta técnica parece quedar fuera del esquema de modelos de LEM, está implementada porque se trata de un método importante para el análisis exploratorio de datos categóricos. En síntesis, hay una fuerte relación entre los modelos RC y el análisis de correspondencias, y algo se adelantó en la sección 2.3 (ver Goodman, 1986, 1991).

El Análisis de Correspondencias puede solicitarse con el comando `cor(.,)`.

Un ejemplo de Análisis de Correspondencias para el análisis de una tabla bivariada es:

```
* ejemplo 2.10: análisis de
correspondencias
man 2
dim 7 7
mod cor(1)
fre ex210.fre
```

Con el comando `cor(1)` después de `mod`, se indica que el modelo es un análisis de correspondencia tipo 1, que es un análisis de correspondencia simple de la tabla de frecuencias bivariada²².

Un ejemplo de análisis de correspondencias múltiples de una tabla de frecuencias múltiples, de 6 variables:

```
* ejemplo 2.11: análisis de
correspondencia múltiple
man 6
dim 2 5 3 2 5 2
mod cor(2,3,2)
dat ex211.fre
```

El valor 2 del primer parámetros en `cor(2,3,2)` indica que se trata de análisis de correspondencias múltiples²³. El segundo parámetro es opcional, indica el número de dimensiones que uno quiere para el output de variables y categorías. El tercero, que también es opcional, indica para cuántas dimensiones uno quiere los puntajes.

Además de los 2 métodos de análisis de correspondencias presentados arriba es posible requerir un análisis de asociación con pesos (ponderadores) marginales o uniformes. Esos modelos de análisis de asociación – especificados por `cor(3)` y `cor(4)`, respectivamente– son variantes mínimo cuadráticas de los modelos de asociación log-multiplicativa presentados en la sección 2.3.

²¹ Note que la restricción del quinto marginal se omitió porque es redundante.

²² El análisis de Correspondencia de tablas bivariadas a veces es llamado correlación canónica.

²³ El análisis de correspondencia múltiple a veces es llamado escalamiento óptimo o análisis de homogeneidad.

2.7 Tipos de bases de datos usadas

Hasta el presente hemos asumido, en la mayoría de los ejemplos que los datos tienen la forma de una tabla de frecuencia, tal como se incluía en cada input, o en la dirección de archivo que se agregaba. Sin embargo, también es posible utilizar datos de registros individuales.

Para indicar que se trata de datos individuales se debe especificar el número de registros con el comando `rec`.

Por ejemplo:

```
* ejemplo 2.12a: uso del tipo de registro
de datos
man 3
dim 2 2 3
lab A R P
mod {AR,RP}
rec 221 * el archivo de datos contiene
221 registros
dat ex212.dat * nombre del archivo
```

Donde por ejemplo los primeros 5 registros podrían ser: `ex210.dat`

```
111
121
223
123
222
```

etc.

Como puede verse el archivo de datos tiene los valores de las variables A, R, y P, para cada persona. Los valores varían a partir de 1 según sea el número de categorías de cada variable.

Los comandos que definen el formato de los datos deben indicarse claramente después de especificar el modelo.

Dos comandos importantes destacan el formato de los datos: `ski` [...] (salte columnas) y `rco` (lea conteos). Cuando se tienen muchas columnas de variables en la base de datos, más de las que se van a usar, el comando `ski` [...] puede usarse para indicar qué columnas deben ser saltadas (no tomadas en cuenta) cuando se lee el archivo de datos. Con `rco`, se indica que los registros tienen una frecuencia.

Por ejemplo:

```
* ejemplo 2.12b: uso de ski y rco
man 3
dim 2 2 3
lab A R P
```

```
mod {AR,RP}
rec 20 * archive de datos tiene 20
registros
ski [2 4] * saltee la segunda y curate
columna
rco * los registros tienen frecuencias
dat ex212.dat
```

3. Comandos de sintaxis (extracción del capítulo 11, sobre análisis log-lineal)

La sintaxis de programación de LEM son comandos de 3 letras que deben ser escritos en minúsculas.

Se recomienda usar letras mayúsculas para nombrar las variables.

El archivo input de LEM se lee en formato libre, donde los espacios, o las comas, separan términos. Los comentarios, o notas pueden agregarse siempre precedidos de un asterisco.

Cuando el programa halla un '*' asterisco el resto de la línea es considerado comentario y se saltea.

¡¡Un archivo input puede tener hasta 4 partes!!

La especificación de

1. modelo log-lineal (o path),
2. un modelo de historia de eventos,
3. el formato de los datos
4. y los settings

11.1 Modelo Log-lineal

La primera parte corresponde a la especificación de un modelo log-lineal. Hay que nombrar las variables que se usarán y el tipo de modelo que se usará.

Los comandos `res`, `lat`, `man`, y `con`, pueden ser usados de manera indistinta o alternativo. Los comandos `dim`, `lab`, `sub`, `mod`, y `all`, solo pueden ser usados en ESE orden jerárquico.

`Res` <número de variables repuesta o dependientes > especifica N° de vars respuesta o dependientes; puede usarse si uno quiere usar datos parciales. Por defecto es 0.

`Lat` <número de variables latentes> N° de var latentes usadas en el modelo. Por defecto es 0.
`Man` <número de variables manifiestas> N° de var manifiestas usadas en el modelo. Por defecto es 0.

Con < número de variables continuas exógenas> N° de var continuas y exógenas usadas en el modelo. Por defecto es 0.

Dim < número de categorías de las variables> - N° de categorías de las var resultado, latentes y manifiestas usadas en el modelo. Es obligatorio cuando res, lat y man son mayores que 0.

Primero van las variables respuesta o resultado, luego las latentes, siguen las manifiestas, y finalmente las continuas.

Pero advierta que el subíndice de la última variable cambia primero cuando se leen los datos observados en formato tabla, los diseños de matrices hechos por el usuario y los valores de inicio de lectura de bases de datos individuales.

Lab <etiquetas de variables> permite especificar las etiquetas de las variables. Nuevamente recuerde que primero va la resultado, enseguida las latentes, luego las manifiestas, y finalmente las continuas.

Las etiquetas tienen hasta 3 caracteres. Si se usa sólo 1 carácter, por ejemplo, usa solamente una letra mayúscula. Las variables no necesitan ser separadas en la especificación del modelo. Si hay alguna variable de más de 1 carácter entonces todas deben estar separadas entre sí por 1 punto ‘.’.

Por defecto se nombran:

- las resultado por K, L, M, etc.;
- las latentes por X, Y, and Z;
- las manifiestas por A, B, C;
- y las continuas por x.

sub <lista de subgrupos> si se indicó al menos una variable resultado, es posible que se quiera definir subgrupos de observación para las variables. El número de subgrupos es igual al producto del número de categorías de la response.

Para cada subgrupo las variables manifiestas sin scores perdidos deben especificarse. El orden de especificación de los subgrupos determina el significado de la variable respuesta. Lo cual debe ser usado cuando se especifica el modelo para la variable respuesta. Si todas las variables explicativas tienen valores perdidos en un subgrupo, debe señalarse el grupo con ‘.’. Por defecto: los diferentes subgrupos son identificados a partir de la pauta de los datos perdidos de la base (que generalmente es una tabla). Advierta que: si hubiera variable respuesta (para un logit por ejemplo), y este comando es saltado, entonces los datos deben tener la forma de datos individuales.

Mod <probabilidad 1><submodelo 1>
ran/nra <probabilidad 2><submodelo 2>
ran/nra <probabilidad 3><submodelo 3>
ran/nra etc.

Este comando permite especificar un modelo log-lineal para variables latentes, manifiestas, respuesta, y continuas. La especificación de un modelo log-lineal tiene 2 partes. La primera, es la estructura de probabilidad para la distribución conjunta de todas las variables (ARP). La segunda, consiste en los submodelos para las varias probabilidades condicionales.

Las probabilidades son de la forma B|CD, donde B es la dependiente y C y D son las independientes. Por lo que dependientes e independientes están separadas por ‘|’. La única regla para especificar la estructura de probabilidad una variable, es que solo puede ser usada una vez como dependiente.

Las Variables que fueron usadas como independientes, son tratadas como exógenas, y no las dependientes. Para las variables de la base no usadas en el modelo el programa estima una probabilidad adicional, asumiendo que son independientes de las otras especificadas.

Si no se especifica probabilidad alguna, entonces se asume que el submodelo refiere a toda la tabla. ¡Recuerde que aquí las bases son tablas!

Los submodelos para las probabilidades pueden ser de varias formas, pero en los hechos hay 8 subtipos básicos:

1. modelo log-lineal: {<parámetros>},
2. probabilidad irrestricta: <probabilidad> ,
3. modelo logit: {<parámetros>},
4. modelo acumulativo: <probabilidad> cum(<tipo>){<parámetros>},
5. submodelos iguales: <probabilidad> eq1,
6. probabilidades restringidas: <probabilidad> eq2,
7. probabilidades 20atent20e: <probabilidad> 1 o 2,
8. análisis de correspondencia: cor(.,.).

Los diferentes tipos de restricciones se tratan en 11.5 en detalle.

Como se ve la especificación de un submodelo es opcional (tipo2). Si no hay submodelo especificado se asume por defecto un modelo saturado para la probabilidad condicional de interés.

Los comandos opcionales ran y nra. Ran después del

submodelo permite cambiar los settings por defecto respecto a valores iniciales aleatorios; y nra los suprime.

Por defecto usa valores de inicio aleatorios por si hubiera variables latentes o datos parcialmente perdidos.

Por defecto usa un modelo saturado para toda la tabla.

All {<efectos log-lineal >} ran/nra—este comando opcional permite imponer restricciones en los parámetros a través de todos los modelos. El programa averiguará a qué probabilidad pertenece un parámetro especificado.

Entre paréntesis pueden usarse los comandos cov(..), fac(..), spe(..), y ass(..).

Nuevamente con ran y nra pueden cambiarse otra vez los setting de valores aleatorios de inicio.

11.2 Modelo de historia de eventos

Luego de especificar un modelo log-lineal, podríamos especificar un modelo 21atent bajo las formas de log-tasas o modelos de tiempo discreto.

El modelo de log-tasas se conoce como modelo de sobrevivencia. El modelo 21atent podría ser para un evento singular, un modelo de riesgo competitivo, modelo de eventos repetidos, o modelos de etapas múltiples.

En el modelo de regresión 21atent podríamos usar las variables latentes, manifiestas y continuas indicadas en la sección de modelo log-lineal del input como variables explicativas.

En suma, covariables temporales pueden usarse. La sintaxis de historia de eventos de LEM consiste en los comandos dis, tim, ris, mul, haz, zer, y exp.

El comando dis puede usarse para indicar si el modelo es un logit de tiempo discreto, tim para especificar intervalos de tiempo, ris y mul para especificar tipos de eventos, haz para especificar el tipo de modelo de regresión, zer para fijar en cero el tiempo después de cada evento, y exp para especificar el tiempo de exposición en el

intervalo de tiempo en el cual un evento o censura tiene lugar.

- dis sirve para indicar que queremos un modelo logit de tiempo discreto, o modelo 21atent. Por defecto hará un modelo log-tasas.

- tim <número de intervalos de tiempo> [<puntos de inicio y finalización>]
- esta opción hace permite especificar 21atent21e2121 de tiempo para los modelos de log tasas y de tiempo discreto.

También podríamos especificar los puntos de inicio y fin de ese intervalo. Dentro de los intervalos asumimos tasas 21atent constantes o probabilidades de transición.

Obviamente el punto de finalización de un 21atent21e es el comienzo del siguiente. Tenga presente que los puntos de inicio del intervalo están excluidos y los de finalización incluidos.

Si prefiere la especificación de inicio y fin de la categoría temporal, debe marcar un punto mas que la cantidad de intervalos fijados. El último punto indicado sirve como como fin del último intervalo de tiempo.

Por defecto, un solo intervalo de tiempo es igual a la exponencial de sobrevivencia, con arranque 0 y finalización en el último y mayor punto del tiempo. Inclusive si fuera especificado el número de categorías temporales, la segunda parte permanece como opción.

Por defectos los puntos temporales de arranque son 0, 1, 2, ..., hasta el mayor.

- ris <número de estados> [<estado de origen>, <estado de destino>] [.,.] etc.
- esta opción especifica el número de estados y tipos de riesgos transiciones o eventos a ser analizados.

Los estados se ennumeran desde 0 hasta la cantidad de estados menos 1.

Las transiciones a ser analizadas se especifican entre paréntesis rectos: [.,].

Las covariables temporales pueden ser incluidas en el modelo definiéndolas como sub estados.

Por lo tanto, la cantidad de estados será igual al producto del número de categorías, de las variables temporales con los estados que definen el evento de interés.

En los modelos logit de tiempo discreto es necesario incluir las transiciones propias en la lista de eventos posibles.

Por defecto en los modelos de log tasas, hay 2 estados y una transición: [0,1]. Y en los modelos logit de tiempo discreto, 2 estados y dos transiciones: [0,0] y [0,1].

- `mul` <número de tipo de eventos>
- a diferencia que con el comando `ris`, con el comando `mul` se puede especificar el tipo de eventos. `Mul` permite especificar los modelos de historia de eventos de forma compacta. Y no precisamos especificar la cantidad de estados ni transiciones. Sólo indicamos que hay un número particular de tipos de eventos. Cuando usamos `mul`, los datos deben ser definidos de manera diferente que con `ris` (ver sección de formato de datos). Por defecto, es igual al por defecto de `ris`.

- `haz` <tabla> {<modelo 22atent>}
`ran/nra`

Este comando especifica el modelo de regression para para las tasas 22atent o probabilidades de transición. La forma del modelo es el mismo que en los modelos log-lineales standard

Entre corchetes unos debe usar efectos log-lineales jerárquicos, diseños de usuario, diseños predefinidos, y modelos de asociación.

La etiqueta `T` se usa para la variable temporal. Si hubiera más de un riesgo posible, más de una transición posible, o evento, la etiqueta `R` se usará para esa variable de riesgo. Es opcional especificar la tabla para el modelo 22atent, si bien será útil para comparar los estadísticos chi cuadrado entre modelos con diferentes conjuntos de covariables.

Si la tabla no se especificara, entonces la tabla sólo contendrá solamente las variables usadas en el modelo 22atent.

- `zer`

Este comando ajusta a cero el tiempo 22atent22 de cada evento. Esto permite usar la duración desde el último evento, 22atento de espera,

como la variable tiempo sin que sea necesario indicarlo en el archivo de datos. Por defecto el tiempo continua después de un evento.

- `exp` <número entre 0 y 1>

Este comando permite especificar el tiempo de exposición promedio en unidad de tiempo en que tiene lugar el evento o su censura. Por defecto, en log-tasas se asume que los eventos y la censura ocurren en la mitad del tiempo, que da una exposición de 0,5. En los modelos de tiempo discreto, los eventos y la censura se asume que ocurren al inicio y al final.

11.3 Formato de los datos

El programa LEM acepta datos en 2 formatos solamente: tablas de frecuencias y registros individuales.

Se permiten datos en formato de tablas, es decir agregados, cuando no hay casos perdidos.

Los datos tienen forma de registro individual cuando

1. hay variables continuas,
2. hay datos perdidos y no se especificaron esos subgrupos,
3. si hay puntos de inicio y fin para datos temporales,
4. si los riesgos están especificados con `ris` o `mul`

Cuando se lee una base de datos en formato de tabla de frecuencias se asume que el 22atent22e22 de la última variable cambia primero.

Con los datos perdidos los datos para los diferentes subgrupos son leídos en el orden que fueron especificados.

Si los datos para el modelo 22atent están en formato de tabla, el 22atent de la variable de tiempo cambia antes que las demás variables.

Primero se lee la tabla con el número de eventos para todos los subgrupos y luego se lee la tabla con las observaciones censuradas. Se describen los comandos para datos individuales a continuación.

El comando `rec` debe ser el primero en la sección de datos del input. El orden de los demás comandos es opcional.

Los comandos `rco`, `ski`, y `mis` son relevantes para modelos log-lineal models y 22atent, mientras que `rt0` y `epl` sólo son relevantes para modelos 22atent.

Rec <number of 23atent23> este comando tiene 2 funciones indica que los datos a correr tienen la forma de registros individuales, y, especifica el N° de registros a leer.

Rco este comando indica que los registros contienen conteos de frecuencias.

Ski [<nombrar las columnas a ser salteadas>] Este comando permite saltar algunas variables de la base de datos de registros individuales, que no serían usadas en el análisis.

Mis <código para valor perdido> -Este comando permite especificar un código para los datos perdidos en las variables manifiestas,

rt0 este comando indica que los datos tienen información sobre tiempo y estado sobre la entrada en riesgo. Este comando permite usar datos censurados a la izquierda, y realizar performances de partición.

Epi <number of episodes> este comando permite indicar el N° de episodios que debe leerse para cada registro.

Por defecto si los eventos están especificados con mul leerá número de eventos, en otro caso leerá 1. (Las demás instrucciones son para modelos 23atent).

11.4 Configuración

Esta sección presenta los comandos de LEM que pueden ser usados para cambiar cualquier tipo de configuración previa.

El orden de estos comandos es libre, y son todos opcionales, a excepción de dat, el cual se debe usar siempre para definir los datos que se usaran en el input.

El comando des es necesario cuando el usuario define el modelo que se especificó.

Igual hay algunas excepciones sobre el orden en el input con: add, sim, wla, and wpo. Los comandos para especificar los cambios de configuración están presentados en 2 partes. La primera corresponde a configuración del input y la estimación. La segunda a la configuración del output.

11.4.1 Input y configuración de estimaciones

add <valor> esto permite adicionar una constante

a los datos de las celdas.

Es muy útil cuando hay ceros muestrales que afectan los estadísticos suficientes.

Por ejemplo, un número bien pequeño resuelve el problema sin alterar la muestra, 0.001 por celda. Agresti (1990) mostró que se debe ser cauto con esta opción. Cuanto más pequeño mejor. Puede preferirse el inverso del número total de celdas de la tabla, y al final sólo se agrega un caso. Sólo puede usarse con datos en formato tablas.

Cri <mínimo incremento del log-likelihood> para cambiar el criterio de mínimo incremento del loglikelihood.

Dat <nombre archivo> o [<data>] este comando permite especificar el archivo que tiene los datos o ingresar los datos entre paréntesis recto.

Des < nombre archivo > o [<diseño>] Permite al usuario hacer matrices de diseño para los datos.

Para identificar variables de agrupamiento, aplicar diseños predefinidos, restringir modelos de asociación igualar o fijar valores de probabilidades, es importante especificar los varios efectos en el diseño de manera correcta.

El programa primero espera los diseños para los modelos loglin, y luego para los 23atent, dentro de los submodelos.

Primero `van cov(..), fac(..), y spe(..)`, luego `ass(..)`, y finalmente el diseño para eq2.

Dum <lista de categorías de referencia> -este comando permite cambiar el esquema de effect coding, que por defecto sirve para estimar los parámetros en loglin jerárquico, y en los especificados en `spe(..)` tipo 1ª, por la forma dummy coding. En ese caso uno debe especificar para cada variable la categoría de referencia.

Atención, si se pone -1, el esquema effect coding persiste. Con lo que se permite usar diferentes tipos de parametrizaciones.

Si se pone 0, los parámetros de la variable de interés de menor orden serán omitidos. Caso de modelo no jerárquico.

Por defecto usa effect coding (ver Powers y Xie 2001).

Ite <máximo de iteraciones> para cambiar el N° máximo de iteraciones, que por defecto es 5000.

mit <número de M iteraciones> Es para cambiar el N° de iteraciones en un ciclo EM; por defecto=1.

New <iteración><tipo> -permite cambiar de los algoritmos standard (EM, IPFA, y unidimensional de Newton), para algoritmos tipo Newton después de haber especificado el N° de iteraciones. Además del N° de iteraciones, se debe elegir alguno de los siguientes algoritmos codificados como siguen: 1 = Newton-Raphson, 2 = Steepest-descent, 3 = BFGS, 4 = Newton-Raphson combinado con EM, 5 = Levenberg-Maquardt, y 6 = Levenberg-Maquardt combinado c/ EM. Por defecto: algoritmo EM.

Sca <método> permite cambiar el método de escalamiento para los scores de filas y columnas en modelos de asociación logmultiplicativos. (RC & RC(M)).

El método debe indicarse: 1 = sin ponderar (suma de scores igual 0 y suma cuadrados de scores igual 1), 2 = pesos uniformes, 3 = pesos marginales, 4 = primer parámetro phi fijado a 1 y suma de scores igual 0, 5 = no rescalamiento, 6 = scores fijos para el primero y ultimo nivel. -Defecto: 1 = no ponderado.

See <valor> permite agregar una semilla para un pseudo generador aleatorio para obtener series de valores particulares de partida. Defecto está basado en el reloj de la computadora.

Sim <número de casos><nombre archivo> permite simular los datos de acuerdo a un modelo loglin path especificado. Los valores de partida deben ser ofrecidos a todos los parámetros porque se tomarán como valores poblacionales.

Sta <efecto> o <probabilidad><nombre archivo> o [<valores de inicio>]. Con sta es posible incorporar valores de partida para efectos y probabilidades incluidas en el modelo. Los valores de partida deben estar en algún otro archivo de datos, o especificarse entre paréntesis recto, o deben estar de acuerdo con la distribución normal. Ejemplo de especificación de efecto son:

<efecto> AB (hierarchical log-lineal), fac (AB) (diseño definido por usuario), y spe (AB, 1^a) (diseño predefinido).

Ejemplo de probabilidad <probabilidad> es B|A.

Los valores de partida son probabilidades, tanto como parámetros multiplicativos.

Al poner la sentencia log entre sta y <efecto>, se puede incorporar valores de partida para los parámetros log-lineales en lugar de los parámetros multiplicativos.

En lugar de especificar valores de partida también es posible generar valores de partida, de acuerdo a la distribución normal. Lo cual se especifica así: nor (<método>, <rango>) y luego <efecto>. El parámetro <método> indica el método que debe usarse para derivar la distribución de probabilidad normal discreta, y son: 1 = función de densidad reescalada, y 2 = parte de la función de distribución acumulada. El parámetro <rango> indica el rango de la distribución normal que debe usarse, por ejemplo, un rango 8 significa que los z values van desde -4 hasta 4.

Los valores para hazards están especificados de la misma forma, pero se usa el comando sth en lugar de sta.

ste <factor de decrecimiento> para disminuir el tamaño del paso en el ciclo del algoritmo por medio de un factor cualquiera. Se aplica al unidimensional, y en cualquier otro de los algoritmos de la flia de algoritmos de Newton.

Por ejemplo, disminuir por el factor 2 hará el tamaño del paso 2 veces más pequeño.

El uso de pasos mas pequeños puede ser necesario cuando un algoritmo fracasa en converger. Un paso más grande puede a veces ayudar a una convergencia más rápida.

Por defecto es 1.

11.4.2 Configuración de salida (Output)

Aquí están los comandos para modificar, o suprimir alguna sección del output.

Los comandos de supresión inician con la letra 'n' de no, y los comandos para escribir outputs adicionales comienzan con a 'w' de write.

- **nco** Suprime la edición de las probabilidades condicionales del output.
- **nec** Suprime edición de un echo del input al output file.
- **nfr** Suprime edición de frecuencias observadas y

esperadas del output file.

- **nla** Suprime edición de output de clases latentes del output file.
- **nlo** Suprime edición de los parámetros log-lineales del modelo y las frec observadas y esperadas estimadas, los pseudo R², las probabilidades condicionales, y los parámetros de clases latentes del output file.
- **npa** Suprime la edición de los parámetros de log-lineal y 25atent del output file.
- **nR2** Suprime la edición de los pseudo R² del output file.
- **nse** Suprime la edición de los errores típicos o standard y la información de identificación (eigenvalues and fitted zeros) del output file.
- **nze** Suprime la edición de las frecuencias observadas y las esperadas estimadas para las celdas con cero observados del output.
- **wco** <nombre archivo> Edita las probabilidades condicionales en output.
- **wda** <nombre archivo> Edita la tabla de frecuencias observadas en registro de formato de conteos en un archivo.
- **wex** <nombre archivo> Edita en un archivo el tiempo de exposición estimado observado.
- **wfa** <nombre archivo> Edita las fallas estimadas observadas en un archivo.
- **wfi** <nombre archivo> Edita las frecuencias esperadas o ajustadas en un archivo.
- **wfr** <nombre archivo> Edita las frec observadas para varios submodelos en un archivo.
- **wha** <nombre archivo> Edita las tasas de 25atent esperadas en un archivo.
- **wma** <marginal><nombre archivo> Edita un marginal específico para las frec esperadas estimadas en un archivo.
- **wla** <nombre archivo> Edita las probabilidades de clasificación latentes, la clase modal, el error de clasificación modal, la asignación aleatoria, y el error de clasificación para asignación aleatoria, en un archivo. Según sea el formato de la base de datos en el input, esto se hará para cada celda de la tabla, o para cada registro.
- **wpo** <nombre archivo> Edita las probabilidades posteriores en un archivo. Esto se hace para cada celda de la tabla o para cada registro, según sea el formato de la base de datos en el input
- **wsu** <nombre archivo> Edita las probabilidades de sobrevivencia esperadas para cada estado de origen en un archivo.

11.5 Tipos de restricciones de las parametrizaciones.

Esta sección describe los tipos de restricciones de las parametrizaciones que pueden ser usadas para

restringir las frecuencias de las celdas, las probabilidades condicionales, y las tasas de 25atent.

11.5.1 Efectos log-lineales jerárquicos

El tipo más simple de restricciones son las restricciones en forma de efectos log-lineales jerárquicos. Los parámetros log-lineales jerárquicos deben ser especificados entre paréntesis (sub) del modelo de interés, indicando los marginales que deben ser reproducidos por el modelo especificado. Los efectos log-lineales jerárquicos pueden ser usados en: modelos log-lineales, modelos logit, modelos 25atent; y son estimados por medio del IPFA (Iterative Proportional Fitting Algorithm), o por medio de alguno de los métodos multidimensionales de Newton. Se dan ejemplos de esto en los primeros capítulos de este libro.

11.5.2 Diseños definidos por el usuario

Los diseños definidos por el usuario pueden ser especificados para modelos log-lineales, logit, hazards, regresiones, y regresiones con funciones acumulativas.

Hay 2 comandos para que el usuario especifique su diseño: `cov(..)` and `fac(..)`.

Los cuales tienen que ser usados entre los paréntesis del (sub)modelo de interés.

El comando `Covariates (cov(..))` permite especificar diseños de nivel 25atent25e, mientras que comando `factors (fac(..))` puede ser usado para especificar un diseño codificado por variables dummy de nivel nominal, de una manera muy compacta.

Los parámetros de los modelos de diseños definidos por el usuario son ajustados por medio del algoritmo unidimensional de Newton (Goodman, 1979; Vermunt, 1996b, 1997) o por cualquiera de los métodos multidimensionales de Newton en los primeros capítulos de este libro se muestran ejemplos.

Las sintaxis completas de `cov(..)` y `fac(..)` son:

```
cov(<marginales>,<# de efectos>,<marginal grupo>,<a/b/c>,<# número de grupos>) fac(<marginales>,<# de efectos>,<marginal grupo>,<a/b/c>,<# número de grupos>)
```

El parámetro <márgenes> indica los marginales a los cuales corresponde el diseño especificado por el usuario. Los marginales van separados por espacio o coma. Al poderse especificar más de un marginal esto permite imponer restricciones entre parámetros que pertenecen a diferentes conjuntos de variables.

El Segundo parámetro es el N° de efectos o parámetros log-lineales.

El tercer parámetro es <marginal grupo>. La opción de especificar un grupo de marginales permite hacer variar los parámetros a través de los niveles o categorías de otras variables, por ejemplo, indicando cuales son los efectos de orden superior.

Si se usa este tipo de variables de agrupamiento, también debe especificarse el tipo de interacción con a, b, o c. Los tipos son: a= significa que no hay interacción de mayor orden (llamado Homogéneo); b= aporta un conjunto de factores de escalamiento de tipo logmultiplicativo para la variable de agrupamiento (Xie, 1992; Vermunt, 1996b, 1997) (llamado Heterogéneo simple); y c=aporta el efecto de orden superior inmediato (Heterogéneo).

No debe olvidarse que para su identificación el primer factor de los modelos LogMultiplicativo, o heterogéneo simple, siempre se fija en 1. En los heterogéneos no hay restricciones.

El ultimo parámetro, <# número de grupos>, permite más adelante restringir el N° de grupos de la variable de agrupamiento. Un N° positivo define el número de grupos, y uno negativo indica el número de intervalos de diseño que se definirán para la variable de agrupamiento.

Los diseños definidos por el usuario, incluyendo las restricciones deben ponerse en el comando des. Dados los diseños definidos por el usuario, el programa leerá los diseños para cada uno de los efectos del 1er marginal, y luego el siguiente y así sucesivamente.

Si N fuera el número de marginales entonces siendo T_n el n° de categorías en el marginal n, y K el N° de efectos en el diseño hecho por el usuario. Para `cov(...)`, LEM espera K efectos que consisten en T_n números para cada n. Por eso el diseño para una sentencia de `cov(...)` consistirá de KT_n números.

Para `fac(...)`, el programa espera T_n números por cada n. Donde los números deben ser enteros positivos entre 0 y K. Un 0 significa que no hay efecto especificado para el marginal de interés, el

resto de los números indica cuál de los K efectos contribuye a un marginal particular.

Si las restricciones se imponen a la variable de agrupamiento, debe darse entonces un diseño para dicha variable después de los efectos.

Si se especifica un valor positivo en <# de grupos>, la matriz de diseño debe contener un número para cada categoría de la variable de agrupamiento, donde 0 significa sin efectos para el grupo de interés, y un número entre 1 y el número de grupos indica a cuál subgrupo de celdas del marginal pertenece.

Si fuera negativo el valor especificado para el número de grupos, se espera un diseño 26atent26e para la variable de agrupamiento.

El número de entradas de este diseño iguala el valor absoluto del producto del N° especificado de grupos y el número de celdas del grupo en el marginal.

11.5.3 Diseños predeterminados en LEM

Además de permitir diseñar matrices para especificar modelos con los comandos `cov(...)` o `fac(...)`, LEM tiene diseños predefinidos que ayudan al usuario con ciertos modelos log-lineales no jerárquicos.

Esos diseños están en el comando `spe(...)`. Este comando debe usarse entre los paréntesis de modelos log-lineales, logit, regresión, con función link acumulativa, 26atent.

Y su sintaxis es:

`spe(<marginales>,<tipo de efecto>,<marginal grupo>,<a/b/c>,<# número de grupos>)`.

La especificación de los marginales <marginales> y términos de interacción de orden superior por medio de la variable de agrupamiento es igual que en `cov(...)` y `fac(...)`.

La diferencia entre los diseños del usuario y los predefinidos es el parámetro <tipo de efecto>, que reemplaza al parámetro <# número de efectos>.

Este parámetro indica el tipo de interacción log-lineal que se va a incluir en el (sub) modelo de interés.

Los valores de <tipo de efecto> son:

- 1a. parámetros log-lineales standard,
- 1b. parámetros log-lineales linealmente restringidos,
- 2a. parámetros de score,

- 2b. parámetros de score linealmente restringidos,
- 3ª. parámetros de asociación simétrica,
- 4ª. parámetros de asociación simétrica sin la diagonal principal,
- 5ª. parámetros de diagonal principal,
- 6ª. parámetros de ranking con objetos como variables,
- 7ª. parámetros de ranking como variables,
- 8a. parámetros de diferencia,
- 8b. parámetros de diferencia linealmente restringidos,
- 9ª. parámetros de diferencias absolutas,
- 9b. parámetros de diferencias absolutas, linealmente restringidos.

Los parámetros de estos diseños predefinidos se estiman por los algoritmos uni o multidimensionales de Newton.

11.5.4 Modelos de Asociación

Otro tipo de términos que pueden especificarse con LEM son los modelos de asociación fila-columna (Goodman, 1979; Clogg, 1982; Xie, 1992; Clogg and Shihadeh, 1994; Vermunt, 1996b, 1997).

Estos modelos para restringirse a modelos de asociación bivariados pueden definirse por los comandos `ass1(..)`, `ass2(..)`, and `ass3(..)`, que deben ser usados dentro de los paréntesis (`{ .. }`) de los modelos log-lineal, logit, o 27atent. Los modelos de Asociación se estiman por medio del algoritmo unidimensional de Newton.

El comando `ass1(..)` permite modelos log-lineales de asociación, el comando `ass2(..)` modelos log-multiplicativos, y el comando `ass3(..)` modelos log-lineales de asociación con pautas de escalamiento para modelos log-multiplicativos con variable de agrupamiento.

Advierta que los modelos de asociación suprimen el término de interacción bivariado y lo reemplazan con el nuevo parámetro de asociación que estos comandos calculan. Esto implica que los efectos principales (cte, efecto fila, efecto columna), o univariados, siempre deben ser considerados en el modelo y a ellos se suma el nuevo parámetro o producto de parámetros de asociación.

En las interacciones que estiman los comandos `ass1(..)` y `ass3(..)`, los scores fijos de columna y fila tienen media 0 y una distancia mutua de 1.

Los parámetros de asociación log-lineal son identificados dejando que entre sí sumen 0.

En los modelos RC, que se especifican con el comando `ass2(..)`, los scores fila y columna están escalados de manera tal que su suma es 0 y su suma de cuadrados es 1.

Esta configuración por defecto puede modificarse con el comando `sca`.

En los modelos RC(M) los scores para diferentes dimensiones están ortogonalizados por medio de un valor singular de descomposición. (Becker, 1990)²⁴.

La sintaxis completa para esos comandos se escribe:

```
ass1/2/3(<marginal   fila>,<marginal
columna>,<marginal grupo>,<tipo de
modelo>,<tipo de simetría>,<# número
de filas>,<# número de columnas>,<#
número           de           grupos>)
```

Primero las variables fila y columna deben especificarse; la especificación opcional para una variable de agrupamiento permite probar si algunos parámetros de asociación difieren por subgrupos.

El cuarto parámetro `<tipo de modelo>` se expresa como la combinación de un número y una letra. El número especifica el tipo de modelo de asociación; los modelos 2 al 5 son los mismos modelos propuestos por Clogg (1982). En el modelo 6, los parámetros de fila y columna son forzados a ser iguales.

Los significados de los números son:

2. línea-por- línea o asociación uniforme,
3. asociación fila,
4. asociación columna,
5. asociación fila y columna,
6. asociación fila y columna igualadas.

La letra se usa para denotar el tipo de interacción con la variable de agrupamiento.

²⁴ Tenga presente que el modelo RC(M) tiene que especificarse con el `ass2(..)` M veces.

Los números entre paréntesis curvo indican los tipos de modelos de asociación para los cuales la letra es relevante. Y son:

- a. homogénea, y va c/ (2,3,4,5,6),
- b. heterogénea simple, y va c/ (2,3,4,5,6),
- c. fila y/o columna heterogénea, y va c/ (3,4,5,6),
- d. columna heterogénea y va c/ (5),
- e. fila y columna heterogénea y va c/ (5).

En los modelos homogéneos, se asume que los parámetros de fila y columna son iguales entre los grupos; mientras en los heterogéneos se indica que difieren según grupos.

Los modelos heterogéneos simples están situados entre los modelos homogéneos y los heterogéneos: los parámetros fila o columna son iguales por grupo, pero el parámetro de asociación puede ser log-lineal (`ass1(.)`) o log-multiplicativo (`ass2(.)` y `ass3(.)`), y por ende diferir por grupos.

Se puede imponer restricciones de igualdad para los parámetros de fila y columna en asociaciones parciales diferentes por medio del comando `<tipo de simetría>`²⁵. El parámetro de `<simetría>` puede tomar 3 valores:

- a. parámetros simétricos para fila y/o (3,4,5,6),
- b. parámetros simétricos para fila (5),
- c. parámetros simétricos para columna (5).

Cuando se usa esta opción los parámetros de fila y/o columna para la asociación parcial buscada, están restringidos a ser iguales a los parámetros de la misma variable en la otra asociación parcial donde se usó la simetría.

Los últimos 3 parámetros opcionales `<# número de filas>`, `<# número de columnas>`, y `<# número de grupos>` pueden usarse para posteriores restricciones de los parámetros de fila, columna y grupo. Sus funciones son similares a la especificación del N° de grupos en `cov(.)` y `fac(.)`. También pueden ser usados para especificar diseños intervalles, o nominales, para las variables de fila, columna, y grupo.

Restricciones de igualdad supone especificar el N° de diferentes filas, columnas y grupos, con un entero positivo.

Un entero negativo indica que se generará un diseño 28atent28e para los parámetros de interés, donde el valor absoluto del número especificado es el N° de efectos.

Y finalmente 0 significa que el conjunto de parámetros de interés no tiene restricciones.

Si estas opciones se usan con el comando `<tipo de simetría>`, se debe especificar las restricciones en la primera asociación parcial donde aparecen la fila y la columna.

Los diseños intervalles o nominales para las variables fila, columna o de agrupamiento se leen de la matriz de diseño especificada en el comando `des`.

Atención se leen en el orden en que fueron especificadas después de los diseños del usuario para el submodelo de interés.

Un diseño nominal, para filas y columnas restringidas, consiste en números entre 1 y una cantidad diferente de scores, donde iguales valores indican que las filas y columnas valen lo mismo.

Un diseño nominal para la interacción con la variable de agrupamiento consiste de un número de grupos desde 0 hasta el número de grupos diferentes de la variable de agrupamiento, donde, 0 significa que no hay parámetro de asociación a estimar para el grupo de interés.

Un diseño 28atent28e para fila, columna o variable de agrupamiento, consiste en el número especificado de veces del efecto por las celdas en el marginal de interés.

11.5.5 Vectores de ponderación

Un vector de ponderación puede usarse para varios propósitos. Por ejemplo, el número de veces que se expone el paciente y las poblaciones de riesgo. Los ceros estructurales, los efectos fijos y la ponderación de celdas.

En LEM el uso de estos vectores implican 2 pasos. Primero, el uso del comando `wei (<marginal>)` entre paréntesis en un log-lineal, logit, o modelo 28atent, debe indicar el número de celdas a ponderar para el marginal que interesa.

²⁵ Clogg (1982) usó el término simetría para modelos con scores de filas y/o columnas que eran iguales, en diferentes asociaciones parciales.

Segundo, se debe indicar cuales son los ponderadores de celdas de los que se parte por medio del comando `sta`.

La única modificación necesaria del algoritmo de estimación en situaciones en las cuales hay ponderadores de celdas, es cuando los ponderadores de celdas deben usarse como puntos de partida para los valores esperados. Mientras que en todas las demás situaciones se procede de manera usual.

11.5.6 Restricciones Lineales

Se puede proponer restricciones lineales a las celdas de frecuencias, y proporciones, por medio del comando `lin(.,)`, y su sintaxis completa es:

```
lin(<marginales>,<# número de
restricciones>).
```

Debemos especificar los marginales involucrados en las restricciones lineales y el número de restricciones. Los contrastes, que indican cuales combinaciones lineales de celdas marginales suman cero, deben indicarse por una matriz de diseño.

Los estimadores de máxima verosimilitud de las celdas de frecuencias, o proporciones, bajo estas restricciones se obtienen resolviendo la ecuación de Lagrange y aplicando un algoritmo newtoniano unidimensional simple.

11.5.7 Funciones “link” acumulativas

Los modelos de Regresión para variables dependientes ordinales basados en funciones acumulativas link pueden especificarse por medio de submodelos del siguiente tipo:

```
<probabilidad> cum(<tipo>)
{<parámetros>}.
```

Primero, debe dars la probabilidad condicional para la cual se especifica el modelo de regresión. Con `cum(<tipo>)`, debe especificarse el tipo de función acumulativa. El parámetro puede adquirir 9 valores:

- logit,
- probit,
- complementaria log-log,
- log-log,
- logit con umbrales equidistantes,
- probit con umbrales equidistantes,
- complementaria log-log con umbrales equidistantes,

- log-log con umbrales equidistantes,
- 29atent29e2929 lineal.

Los parámetros de los modelos de interés deben especificarse entre paréntesis usando los comandos `cov(.,)`, `fac(.,)`, y `spe(.,)`. Los parámetros de umbrales se incluyen automáticamente en los modelos acumulativos. Los parámetros de los modelos de regresión con función link pueden ser estimados por los algoritmos uni o multi-dimansionales de Newton.

11.5.8 Submodelos Iguales

Todos los parámetros de un submodelo específico pueden igualarse a los parámetros de otro submodelo por medio del comando `eq1`. Se usa de esta manera:

```
<probabilida 1> eq1 <probabilidad 2>.
```

Se está indicando que la probabilidad del conjunto 2 es igual a la del conjunto 1.

Debe notarse que esto SOLO es posible si los 2 conjuntos de probabilidades tienen exactamente la misma estructura, lo que es decir que el orden y número de categorías de las variables dependientes e independientes es el mismo. Imponer este tipo de restricciones de igualdad permite reunir los datos en los conjuntos de probabilidades que nos interesan (Vermunt, 1997).

11.5.9 Restricciones de Igualdad y valores fijos en probabilidades

Con el comando `eq2` podemos especificar el tipo de igualdad y las restricciones de los valores fijos en las probabilidades. Este comando se usa para un modelo después de especificar la probabilidad, así:

```
<probabilidad> eq2.
```

En la matriz de diseño indicaremos qué probabilidades son restringidas, y cuáles varían libremente. Cuáles deben ser iguales entre sí, o iguales a un determinado valor, y cuales varían libremente.

Los parámetros libres son indicados con 0, los de valores fijados con -1, y los de valores iguales entre sí con enteros positivos.

Debe notarse que las restricciones de igualdad no se imponen solamente a submodelos sino entre modelos también. Para la restricción de valores prefijados debe darse los valores de partida, y esas probabilidades serán fijas a esos valores de partida.

El algoritmo implementado en LEM obtiene MLE para probabilidades para este tipo de igualdad a priori, y para restricciones de valores fijos, basándose en las ecuaciones de verosimilitud de Lagrange que propusieron Mooijart y Van der Heijden (1992). Y como explicó Vermunt (1997), esas ecuaciones de verosimilitud se resuelven por el método unidimensional de Newton.

11.5.10 Restricciones ordinales en las probabilidades.

Los comandos `or1` y `or2` pueden usarse para proponer restricciones no paramétricas y ordinales a las probabilidades condicionales de una variable dependiente y otra dependiente.

Ejemplo:

```
<probabilidad> or1/or2,
```

Se puede pedir así un submodelo ordinal.

Advierta que `or1` indica una relación positiva y `or2` una negativa entre las 2 variables.

Los MLE para las probabilidades bajo estos tipos de restricciones de orden no paramétrico se obtienen con un algoritmo de Newton unidimensional, que activa una restricción de igualdad en la función de verosimilitud de Lagrange cuando la restricción de igualdad es violada. Por eso en cada iteración se controla si las restricciones pueden ser desactivadas.

[1 1 1 1 1 1 -1 -1 -1 -1 -1 -1	*A 1
1 1 1 -1 -1 -1 1 1 1 -1 -1 -1	*R 1
1 0 -1 1 0 -1 1 0 -1 1 0 -1	*P 1
0 1 -1 0 1 -1 0 1 -1 0 1 -1	*P 2
1 1 1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 1 1 1	*AR 11
1 0 -1 -1 0 1 1 0 -1 -1 0 1	*RP 11
0 1 -1 0 -1 1 0 1 -1 0 -1 1]	*RP 12

11.5.11 Análisis de Correspondencias

Además de ser diseñado para estimar modelos log-lineales, de regresión, de tipo path con y sin variables

latentes, el programa LEM, puede usarse para aplicar Análisis de Correspondencias y algunas de sus variantes.

La solución para esos tipos de análisis se realiza por medio de una descomposición singular de valores de las matrices específicas de desviación (Greenacre, 1984; Gifi, 1990).

La especificación de ese análisis es así:

```
mod cor(<tipo>,<# número de
dimensiones/categorías>,<# número de
dimensiones u objetos>).
```

De este modo en lugar de especificar otro modelo luego del comando `mod`, indicamos que queremos hacer Análisis de Correspondencias.

El parámetro `<tipo>` puede ofrecer uno de los siguientes 4 resultados:

1. Análisis de correspondencias o correlación canónica,
2. Análisis de correspondencias 30atent30e,
3. Análisis de asociación con ponderaciones marginales,
4. Análisis de asociación con ponderaciones uniformes.

También es posible omitir todos los parámetros, o sea, especificar solo `mod cor`. Y en ese caso se asumirá tipo 1 para tablas bivariadas y tipo 2 para tablas múltiples.

El Segundo parámetro permite indicar el número de dimensiones que uno desea para el output de variables y categorías.

El último parámetro es sólo relevante en combinación con el tipo 2, y puede usarse para indicar el número de dimensiones que uno desea para los scores.

Recuerde que los valores cero no calculan los scores; el número de dimensiones por defecto en ambos comandos es 2.

Anexo 1. Ejemplos de Modelos

En este anexo se ordena y presenta el conjunto de inputs de ejemplo que el autor incluyó con la versión descargable de su programa. La tabla siguiente indexa los ejemplos identificando su tipo, sus nombres originales (entre paréntesis el

nombre del archivo *.inp* que se descarga junto al programa) y un número de referencia que sirve para encontrar el código completo a continuación del cuadro de referencia. Los códigos se registraron tal cual aparecen en los archivos, en su idioma original.

Jerárquicos	2 por 2	Saturado (hag90_1a.inp)	1
		Independencia (hag90_1b.inp)	2
	2 por 2 por 2	Saturado (hag90_2a.inp)	3
		Independencia (hag90_2b.inp)	4
		No tercera variable (hag90_2c.inp)	5
	2 por 3 por 2 por 2	Independencia (kno80_1a.inp)	6
		Otro (kno80_1b.inp)	7
	Codificación dummy	Misma categoría de referencia (hag90_2d.inp)	8
		Diferentes categorías de referencia (hag90_2e.inp)	9
		Codificación mixta (hag90_2f.inp)	10
Log-lineales generales	Covariables (cov)	Diseño completo saturado (hag90_3 ^a .inp)	11
		Diseño compacto saturado (hag90_3b.inp)	12
		No jerárquico (rin90_1 ^a .inp)	13
		Restricciones de igualdad (rin90_2 ^a .inp)	14
		Efectos lineales (kno80_1h.inp)	15
	Factores (fac)	Saturado (hag90_3c.inp)	16
		Cuasi-independencia (goo91_2b.inp)	17
		Simetría (goo91_2d.inp)	18
		Edad-periodo-cohorta (kno80_2b.inp)	19
	Diseños pre-especificados (spe)	Jerárquicos (kno80_1f.inp)	20
		No jerárquicos (rin90_1b.inp)	21
		Restricciones de igualdad (rin90_2b.inp)	22
		Efectos lineales (kno80_1g.inp)	23
		Cuasi-independencia (goo91_2 ^a .inp)	24
		Simetría (goo91_2c.inp)	25
		Simetría multivariable (agr93_1.inp)	26
		Cuasi-simetría (goo91_2e.inp)	27
		Cuasi-simetría multivariable (agr93_2.inp)	28
		Edad-periodo-cohorta (kno80_2 ^a .inp)	29

Log-lineales generales		Diferencia absoluta (goo91_2f.inp)	30
		Rasch dicotómico (hei96_3 ^a .inp)	31
		Rasch nominal (agr93_2.inp)	32
		Rasch Ordinal (agr93_3.inp)	33
		Rasch ítem-efecto ordinal (agr93_4.inp)	34
		Ranking Pandergrass-Bradley 1 (cro89_1 ^a .inp)	35
		Ranking Pandergrass-Bradley 2 (cro89_2.inp)	36
	Escala multiplicativa	Factor (xie92_2.inp)	37
		Interacción 32atent32e (xie92b_1.inp)	38
		Diseño pres-especificado (gan95.inp)	39
	Vector weight (wei)	Log-rate (clo87_1.inp)	40
		Cero estructurales 1 (goo91_2f.inp)	41
		Ceros estructurales 2 (rin90_3.inp)	42
		Efectos fijos (xie92_1.inp)	43
		Edad-periodo-cohorta (kno80_2 ^a .inp)	44
	Restricciones lineales (lin)	Homogeneidad marginal 1 (ber97_1.inp)	45
		Homogeneidad marginal 2 (ber97_2.inp)	46
		Medias iguales (hab86.inp)	47
Asociación	Log-lineal R+C	Uniforme (goo91_1a.inp)	48
		Filas (goo91_1b.inp)	49
		Columnas (goo91_1c.inp)	50
		Filas y columnas (goo91_1d.inp)	51
		Filas y columnas iguales (goo91_1e.inp)	52
	Grupo 32atent32e R+C	Sin restricciones (xie92b_3.inp)	53
		Factor de escalado (xie92b_2.inp)	54
	Log 32atent32e3232ti ve RC	Sin restricciones (goo91_1f.inp)	55
		Filas y columnas iguales (goo91_1g.inp)	56
		Restricciones iguales (goo91_1h.inp)	57
	Grupo 32atent32e RC	Heterogéneo (won95_1.inp)	58
		Simple heterogéneo (won95_2.inp)	59
		Phi's restringido	60
		Tendencias lineales en phi's	61
	Efectos parciales	RC sin restricciones (clo82_1.inp)	62

		R+C sin restricciones (clo82_4.inp)	63
		Scores iguales – simetría (clo82_2.inp)	64
		Restricciones en scores (clo82_3.inp)	65
	RC	RC 2 (clo94_1a.inp)	66
		RC 3 (clo94_1b.inp)	67
		RC 3 (clo94_2.inp)	68
		Grupo múltiple RC (bec89.inp)	69
	Técnicas de valor propio	Correspondencia (goo91_1.inp)	70
		Correspondencias 33atent33e33 (gifi.inp)	71
		Asociación (goo91_1j.inp)	72
Regresión	Logística binaria	Simple (hag90_4 ^a .inp)	73
		Efectos trivariados (hag90_4b.inp)	74
		Restricciones lineales (hag90_4c.inp)	75
		Via cum(a) (agr90_1 ^a .inp)	76
	Logística multinomial	Estándar (agr90_5.inp)	77
		Acumulativo/ordinal (agr90_3 ^a .inp)	78
		Continuation-ratio (agr90_2.inp)	79
		Logístico condicional (tda.inp)	80
	Probit	Binario (agr90_1b.inp)	81
		Acumulativo/ordinal (agr90_3b.inp)	82
	(Complementario) log-log	Binario (agr90_1c.inp)	83
		Acumulativo/ordinal (agr90_4.inp)	84
	Covariables continuas	Logístico multinomial (lim_1.inp)	85
		Logístico acumulativo (lim_2.inp)	86
		Probit acumulativo (lim_3.inp)	87
Path modificado	Sin restricciones	Modelo causal 1 (hag90_5 ^a .inp)	88
		Modelo causal 2 (kno80_1c.inp)	89
	Restricciones simples	Modelo causal 1 (hag90_5b.inp)	90
		Modelo causal 2 (kno80_1d.inp)	91
		Markov (lan94_1.inp)	92
	Restricciones log lineales	Modelo causal 1 (hag90_5c.inp)	93
		Modelo causal 2 (kno80_1e.inp)	94

		Continuation-ratio logit (agr90_2.inp)	95
	Submodelos iguales	Markov estacionario (lan94_2 ^a .inp)	96
	Igualdades entre modelos	Markov restringido (lan94_2b.inp)	97
		Clasificación de utilidad estricta (cro89_3 ^a .inp)	98
Clase latente	Sin restricciones	Probabilidades (hag90_6a.inp)	99
		Log-lineal para frecuencias (hag90_6b.inp)	100
		Logísticos para probabilidades (hag90_6c.inp)	101
	Probabilidades restringidas	Igualdades eq1 (hag90_6d.inp)	102
		Igualdades eq2 (hag90_6e.inp)	103
		Igualdades y valores fijos (mcc87_1.inp)	104
		Proctor 1 (hei96_1.inp)	105
		Proctor 2 (hei96_1k.inp)	106
		Distancia latente (hei96_1n.inp)	107
		Likert (hei96_2i.inp)	108
		Ordinal 1 (hei96_1g.inp)	109
		Ordinal 2 (hei96_2e.inp)	110
	Log-lineales / Restricciones logísticas	Interacciones iguales (hag90_6g.inp)	111
		Efectos lineales (hag90_6i.inp)	112
		Cero e iguales probabilidades (mcc87_2.inp)	113
		Proctor 1 (hei96_1l.inp)	114
		Proctor 2 (hei96_1m.inp)	115
		Distancia latente (hei96_1 ^o .inp)	116
Rasgo latente	No paramétricos	Dicotómicos (hei96_1g.inp)	117
		Pluricotómicos (hei96_2 e.inp)	118
	Semi paramétricos	Rasch 1 (lin91.inp)	119
		Rasch 2 (hei96_1a.inp)	120
		Rasch 3 (hei96_1i.inp)	121
		Lord-Birnbaum 1 (hei96_1b.inp)	122
		Lord-Birnbaum 2 (hei96_1h.inp)	123
		Ojiva normal (hei96_1c.inp)	124
		Crédito parcial (hei96_2 ^a .inp)	125
		Crédito parcial extendido (hei96_2b.inp)	126

		Respuesta nominal 1 (hei96_2g.inp)	127
		Respuesta nominal 2 (hei96_2h.inp)	128
	Rasch (CML)	Dicotómicos (hei96_3a.inp)	129
		Nominal (agr93_2.inp)	130
		Ordinal (agr93_3.inp)	131
		Efecto-ítem ordinal (agr93_4.inp)	132
		Mixto (hei96_3b.inp)	133
		No respuesta (con92_1.inp)	134
		Paramétricos	Rasch (hei96_1d.inp)
	Lord-Birnbaum (hei96_1e.inp)		136
	Ojiva normal (hei96_1f.inp)		137
	Crédito parcial (hei96_2c.inp)		138
	Respuesta graduada (hei96_2f.inp)		139
	Análisis factorial	Dicotómico (hei96_1f.inp)	140
		Pluricotómico (hei96_2d.inp)	141
	Varias variables latentes	No paramétrico (env_1.inp)	142
		Semi paramétrico 1 (env_2.inp)	143
		Semi paramétrico 2 (env_3.inp)	144
	Variables externas	Semi paramétrico 1 (bye85_1.inp)	145
		Semi paramétrico 2 (hoi96_1.inp)	146
Paramétrico 1 (bye85_3.inp)		147	
Paramétrico 2 (hoi96_2.inp)		148	
Clase 35atent extendido	Lisrel modificado	Path model 1 (hag93_2a.inp)	149
		Path model 2 (hag93_2b.inp)	150
		Panel de dos olas (pac.inp)	151
	Varias variables latentes	Dos variables latentes 1 (hag90_7 ^a .inp)	152
		Guttman probabilístico (hag90_7b.inp)	153
		Dos variables latentes 2 (hag86_1.inp)	154
		Simetría (hag86_2.inp)	155
		Cuasi-simetría (hag86_3.inp)	156
		Homogeneidad marginal (hag86_4.inp)	157
	Grupo 35atent35e LCM	Homogéneos (mcc88_1.inp)	158

	Grupo 36atent36e LCM	Homogéneos (mcc88_1.inp)	158
		Heterogéneos (mcc88_2.inp)	159
		Parcialmente heterogéneos (mcc88_3.inp)	160
	Variables externas	Simple (hag93_1a.inp)	161
		Efectos en indicadores (hag93_1b.inp)	162
		Probit LCM (bye85_1.inp)	163
		Continuation ratio (bye85_2.inp)	164
		Covariables continuas (Ica.inp)	165
	Dependencia local	Simétrico (hag88_1.inp)	166
		Asimétrico (hag88_2.inp)	167
	Markov latente	Simple (lan94_3.inp)	168
		Grupo 36atent36e (pol90.inp)	169
		Variables externas (sipp_2 ^a .inp)	170
		Errores correlacionados (sipp_2c.inp)	171
	Budget latente	Sin restricciones (del90_1.inp)	172
		Probabilidades restringidas (del90_2.inp)	173
		Indicadores 36atent36e36 (vdh92_1.inp)	174
		Log-lineal restringido (vdh92_2.inp)	175
	Mixturas finitas	Log-lineal (for92_2.inp)	176
		Logit 1 (for92_1a.inp)	177
		Logit 2 (for92_1b.inp)	178
		Markov (lan94_4.inp)	179
		Mover stayer (lan94_5.inp)	180
		Rasch (hei96_3b.inp)	181
		BTL ranking (cro89_3b.inp)	182
		PB ranking (cro89_1b.inp)	183
	Otros	Efectos recíprocos (mar91_2.inp)	184
No respuesta	Ignorable (MCAR)	Log lineal saturado (fuc82_1.inp)	185
		Log lineal jerárquico (fuc82_2.inp)	186
		Rasch (con92_1.inp)	187
		Clase 36atent (lca2.inp)	188
		Lisrel (ver94_1.inp)	189
		Markov (sipp_3a.inp)	190

Historia de eventos	Ignorable (MAR)	Log lineal (fay86_1b.inp)	191
		Logit (bak88_1.inp)	192
		Path saturado (fay86_2a.inp)	193
		Path (fay86_2b.inp)	194
		Saturado eq2 (con92_3.inp)	195
	No ignorable	Log lineal (fay86_1c.inp)	196
		Logit (bak88_2.inp)	197
		Path (fay86_2c.inp)	198
		Rasch (con92_2.inp)	199
		Lisrel (ver94_2.inp)	200
		Markov (sipp_3b.inp)	201
	Log-rate	Exponencial (yam91_1.inp)	202
		Proporcional por partes (yam91_2.inp)	203
		No proporcional por partes (yam91_3.inp)	204
		Cox proporcional (whi80_1.inp)	205
		Cox no proporcional (whi80_2.inp)	206
		Como un modelo log lineal (clo87_2.inp)	207
		Covariables continuas (law82.inp)	208
	Logístico de tiempo discreto	Semi paramétrico (yam91_4.inp)	209
		Paramétrico (yam91_5.inp)	210
		Como un modelo path modificado (mar94_1 ^a .inp)	211
		Probit link (mar94_1b.inp)	212
		Log-log link (mar94_1c.inp)	213
	Riesgos competitivos	Exponencial (roh92_1.inp)	214
		Por partes (roh92_2.inp)	215
		Tiempo 37atent37e (roh92_3.inp)	216
	Multivariable	Eventos repetidos (orin_1 ^a .inp)	217
		Poisson multivariable (poi_1.inp)	218
		Estados múltiples (sipp_1 ^a .inp)	219
	Covariables variables en el tiempo	División de episodios (roh92_4.inp)	220
		Con variable de riesgo (roh92_5.inp)	221
	Heterogeneidad inobservada	Evento único (yam91_6.inp)	222

	Heterogeneidad inobservada	Mover-stayer (far82.inp)	223
		Eventos repetidos (orin_1b.inp)	224
		Estados múltiples (sipp_1b.inp)	225
		Observaciones agrupadas (mar94_2 ^a .inp)	226
		Covariable dependiente del tiempo (mar94_2b.inp)	227
		Poisson mixto (poi_2.inp)	228
	Error de medición (covariable)	Mal clasificado (gon90.inp)	229
		Medido latente/indirectamente (orin_2.inp)	230
	Errores de medición (estados)	Simple (sipp_2a.inp)	231
		Heterogéneo (sipp_2b.inp)	232
		Correlacionado (sipp_2c.inp)	233
	Datos perdidos (covariable)	Ignorable 1 (sch89_1.inp)	234
		No ignorable 1 (sch89_2.inp)	235
		Ignorable 2 (bak94_1.inp)	236
		No ignorable 2 (bak94_2.inp)	237
	Datos perdidos (estados)	Ignorable (sipp_3a.inp)	238
		No ignorable (sipp_3b.inp)	239
		Doble muestreo (bak93.inp)	240
Restricciones	Parámetros log lineales	Valores fijos (xie92_1.inp)	241
		Distribución normal fija (hei96_1d.inp)	242
		Igualdades (rin90_2b.inp)	243
		Efectos lineales (kno80_1g.inp)	244
		A través de submodelos (lan94_2b.inp)	245
		Modelo R+C (xie92b_2.inp)	246
	Escala multiplicativa	Interacción 38atent38e (xie92b_1.inp)	247
		Diseño preespecificado (gan95.inp)	248
		Factor (xie92_2.inp)	249
	Probabilidades	Submodelos iguales eq1 (lan94_2 ^a .inp)	250
		Igualdades eq2 (mcc87_1.inp)	251
		Valores fijos eq2 (mcc87_1.inp)	252
		Desigualdades (hei96_1g.inp)	253
Formato de datos	Tabla de frecuencia	Agregar constante (agr90_6.inp)	254

Formato de datos	Tabla de frecuencia	Agregar constante (agr90_6.inp)	254
		Leer desde archivo (clo82_1.inp)	255
	Registros individuales	Número de registros (env_1.inp)	256
		Omitir variables (cro89_1 ^a .inp)	257
		Recuento (agr90_2.inp)	258
Iteraciones	Valores iniciales	Probabilidades (mcc87_1.inp)	259
		Efectos jerárquicos (hag86_4.inp)	260
		Cov(..) and fac(..) (for92_1b.inp)	261
		Spe(..) (pac.inp)	262
	Criterio de parada	Iteraciones máximas (pac.inp)	263
		Mínimo incremento de verosimilitud (con92_3.inp)	264
	Algoritmos de Newton	Newton-Raphson (bye85_1.inp)	265
		BFGS (agr93_3.inp)	266
		Levenberg-Maquardt (cro89_1b.inp)	267
	Miscelánea	Número de M iteraciones (pac.inp)	268
		Stepsize (bye85_1.inp)	269
Resultado	Suprimir	Input y R cuadrado (lan94_1.inp)	270
		Frecuencias y tabla de clase latente (pac.inp)	271
		Parámetros log-lineales y errors estándar (fuc82_1.inp)	272
		Probabilidades condicionales (gan95.inp)	273
	Adicional	Frecuencias ajustadas y posteriores (fay86_1b.inp)	274
		Tabla marginal (hag86_4.inp)	275
		Probabilidades condicionales (hag90_6 ^a .inp)	276
		Datos en formato de registro (vdh92_2.inp)	277
		Clasificaciones latentes (lca.inp)	278
		Errores estándar / Correlaciones (hag93_2 ^a .inp)	279
		Hazard rates, probabilidades de supervivencia, failures y tiempos de exposición (yam91_3.inp)	280
Miscelánea	Simulaciones	Clase 39atent (sim.inp)	281
		Logit de tiempo discreto (sim2.inp)	282
	Covariables continuas	Logístico multinomial (lim_1.inp)	283
		Logístico acumulativo (lim_2.inp)	284
		Clase 39atent (lca.inp)	285

Codificación dummy	Jerárquico (hag90_2d.inp)	286
	Mixto (hag90_2f.inp)	287
	Diseños especiales (rin90_2b.inp)	288
Etiquetas de variables	Etiquetas más largas (hag90_2g.inp)	289

Inputs

Jerárquicos

2 por 2

1. Saturado (hag90_1a.inp)

```
* saturated model
* data: Hagenaars 1990; Table 2.2
* A = Age
* B = Religiuos membership
```

```
man 2
dim 2 2
lab A B
mod {AB}
dat [143 193
     252 162]
```

2. Independencia (hag90_1b.inp)

```
* independence model
* data: Hagenaars 1990; Table 2.2
* A = Age
* B = Religiuos membership
```

```
man 2
dim 2 2
lab A B
mod {A,B}
dat [143 193
     252 162]
```

2 por 2 por 2

3. Saturado (hag90_2a.inp)

```
* saturated model
* data: Hagenaars 1990; Table 2.3
* A = Age
* B = Religiuos membership
* C = Voting behavior
```

```
man 3
dim 2 2 2
lab A B C
mod {ABC}
dat [ 95 48
     100 93
     220 32
     91 71]
```

4. Independencia (hag90_2b.inp)

```
* independence model
* data: Hagenaars 1990; Table 2.3
* A = Age
* B = Religiuos membership
* C = Voting behavior
```

```
man 3
dim 2 2 2
lab A B C
mod {A,B,C}
dat [ 95 48
     100 93
     220 32
```

```
91 71]
```

5. No tercera variable (hag90_2c.inp)

```
* no-three-factor interaction model
```

```
* data: Hagenaars 1990; Table 2.3
* A = Age
* B = Religiuos membership
* C = Voting behavior
```

```
man 3
dim 2 2 2
lab A B C
mod {AB,AC,BC}
dat [ 95 48
     100 93
     220 32
     91 71]
```

2 por 3 por 2 por 2

6. Independencia (kno80_1a.inp)

```
* hierarchical log-lineal model: independence
* data: Knoke and Burk 1980
* Table 3
```

```
man 4
dim 2 3 2 2
lab R E M V
mod {R,E,M,V}
dat [114 122
     150 67
     88 72
     208 83
     58 18
     264 60
     23 31
     22 7
     12 7
     21 5
     3 4
     24 10]
```

7. Otro (kno80_1b.inp)

```
* hierarchical log-lineal model
* data: Knoke and Burk 1980
* Tables 3, 4 and 5
```

```
man 4
dim 2 3 2 2
lab R E M V
mod {VM,VER,ERM}
dat [114 122
     150 67
     88 72
     208 83
     58 18
     264 60
     23 31
     22 7
     12 7
     21 5
     3 4
     24 10]
```

Codificación dummy**8. Misma categoría de referencia (hag90_2d.inp)**

```
* saturated model; dummy coding
* data: Hagenaars 1990; Table 2.3
* A = Age
* B = Religiuos membership
* C = Voting behavior
*
* dum is used to request dummy coded parameters
* level 1 is the reference category for A, B,
and C
```

```
man 3
dim 2 2 2
lab A B C
mod {ABC}
dat [ 95 48
      100 93
      220 32
      91 71]
dum 1 1 1
```

9. Diferentes categorías de referencia (hag90_2e.inp)

```
* saturated model; dummy coding
* data: Hagenaars 1990; Table 2.3
* A = Age
* B = Religiuos membership
* C = Voting behavior
*
* dum is used to request dummy coding
* level 1 is the reference category for A and C
* level 2 is the reference category for B
```

```
man 3
dim 2 2 2
lab A B C
mod {ABC}
dat [ 95 48
      100 93
      220 32
      91 71]
dum 1 2 1
```

10. Codificación mixta (hag90_2f.inp)

```
* saturated model; mixed coding
* data: Hagenaars 1990; Table 2.3
* A = Age
* B = Religiuos membership
* C = Voting behavior
*
* level 1 is the reference category for A
* level 2 is the reference category for B
* for C, we use effect coding (=-1)
```

```
man 3
dim 2 2 2
lab A B C
mod {ABC}
dat [ 95 48
      100 93
      220 32
      91 71]
dum 1 2 -1
```

Log-lineales generales**Covariables****11. Diseño completo saturado (hag90_3a.inp)**

```
* saturated model specified with a full design
matrix
* data: Hagenaars 1990; Table 2.2
* A = Age
```

```
* B = Religiuos membership
*
* Note: the intercept is automatically included
in the
* model
```

```
man 2
dim 2 2
lab A B
mod {cov(AB,3)}
dat [143 193
      252 162]
des [1 1 -1 -1 * A
      1 -1 1 -1 * B
      1 -1 -1 1] * AB
```

12. Diseño compacto saturado (hag90_3b.inp)

```
* saturated model specified with a compact
design matrix
* data: Hagenaars 1990; Table 2.2
* A = Age
* B = Religiuos membership
```

```
man 2
dim 2 2
lab A B
mod {cov(A,1),cov(B,1),cov(AB,1)}
dat [143 193
      252 162]
des [1 -1 * A
      1 -1 * B
      1 -1 -1 1] * AB
```

13. No jerárquico (rin90_1a.inp)

```
* Non-hierarchical log-linear model
* Data: Rindskopf 1990; Table 2
*
* Only within level 1 of M there is an
interaction
* between S and A which is specified with cov()
```

```
man 3
dim 6 2 2
lab M S A
mod {SM,MA,cov(SA,1,M,c,1)}
des [1 -1 -1 1 * design for interaction SA
      1 0 0 0 0] * design for group variable
M
dat [511 414
      89 19
      353 207
      17 8
      120 205
      202 391
      138 279
      131 244
      53 138
      94 299
      22 277
      24 318]
```

14. Restricciones de igualdad (rin90_2a.inp)

```
* Equality restrictions betwee log-linear
parameters
* Data: Rindskopf 1990; Table 7
*
* The interactions MC and FC are equal, which
is specified
* with cov().
* Note: we use dummy coding with level 1 as
reference
* category
```

```
man 3
dim 2 2 2
```

```
lab M F C
mod {MF,C,cov(MC,FC,1)}
des [0 0 0 1
     0 0 0 1]
dum 1 1 1
dat [256 18
     14 7
     20 5
     45 93]
```

```
15. Efectos lineales (kno80_1h.inp)
* log-lineal model with linear effects
* data: Knoke and Burk 1980
* Table 3
* with cov() we specify that the ME and VE
interactions are linear in E
man 4
dim 2 3 2 2
lab R E M V
mod {RE RM VM cov(ME,1),cov(VE,1)}
des [1 -1 0 0 -1 1 * ME
     1 -1 0 0 -1 1] * VE
dat [114 122
     150 67
     88 72
     208 83
     58 18
     264 60
     23 31
     22 7
     12 7
     21 5
     3 4
     24 10]
```

Factores

```
16. Saturado (hag90_3c.inp)
* saturated model specified with a compact
design matrix
* data: Hagenaars 1990; Table 2.2
* A = Age
* B = Religious membership

man 2
dim 2 2
lab A B
mod AB {fac(A,1),fac(B,1),fac(AB,1)}
dat [143 193
     252 162]
des [1 0
     1 0
     1 0 0 0]
```

```
17. Cuasi-independencia (goo91_2b.inp)
* Quasi-independence
* data: Goodman, JASA 1991
* Tables 3 and 22: 0 model
* fac() is used to specify main diagonal
parameters

man 2
dim 7 7
mod {A,B,fac(AB,7)}
dat [50 19 26 8 18 6 2
     16 40 34 18 31 8 3
     12 35 65 66 123 23 21
     11 20 58 110 223 64 32
     14 36 114 185 715 258 189
     0 6 19 40 179 143 71
     0 3 14 32 141 91 106]
des [1 0 0 0 0 0 0
     0 2 0 0 0 0 0
     0 0 3 0 0 0 0
     0 0 0 4 0 0 0
     0 0 0 0 5 0 0]
```

```
0 0 0 0 0 6 0
0 0 0 0 0 0 7]
```

```
18. Simetría (goo91_2d.inp)
* Symmetry
* data: Goodman, JASA 1991
* Tables 3 and 22:
* fac() is used to specify a symmetric
association
```

```
man 2
dim 7 7
mod {fac(AB,27)}
dat [50 19 26 8 18 6 2
     16 40 34 18 31 8 3
     12 35 65 66 123 23 21
     11 20 58 110 223 64 32
     14 36 114 185 715 258 189
     0 6 19 40 179 143 71
     0 3 14 32 141 91 106]
Des [1 2 3 4 5 6 7
     2 8 9 10 11 12 13
     3 9 14 15 16 17 18
     4 10 15 19 20 21 22
     5 11 16 20 23 24 25
     6 12 17 21 24 26 27
     7 13 18 22 25 27 0]
```

```
19. Edad-periodo-cohorte (kno80_2b.inp)
* Age-Period-Cohort (log-rate) model
* data: Knoke and Burke 1980
*
* The cohort effects are specified via fac().
* Cohort 11 serves as reference category.
* For identification, the effects for the last
two levels
* of A are equated.
```

```
man 2
dim 7 5
lab A P
mod {fac(A,5) P fac(AP,10) wei(AP)}
dum 7 5

des [1 2 3 4 5 0 0 * Age
     7 8 9 10 0 * Cohort
     6 7 8 9 10
     5 6 7 8 9
     4 5 6 7 8
     3 4 5 6 7
     2 3 4 5 6
     1 2 3 4 5]
```

```
dat [
     6.2 7.5 8.6 15.1 17.1
    11.8 13.6 14.2 22.9 25.5
    12.4 11.9 13.6 19.3 22.2
    10.8 10.6 10.9 15.5 16.9
     9.4 8.8 9.1 12.5 13.4
     7.7 6.8 7.1 9.6 10.2
     6.1 5.7 5.5 7.3 7.4]
sta wei(AP) [10000 10000 10000 10000 10000
             10000 10000 10000 10000 10000
             10000 10000 10000 10000 10000
             10000 10000 10000 10000 10000
             10000 10000 10000 10000 10000
             10000 10000 10000 10000 10000
             10000 10000 10000 10000 10000]
new 10 3
```

Diseños pre-especificados

```
20. Jerárquicos (kno80_1f.inp)
* hierarchical log-lineal model
* data: Knoke and Burk 1980; Table 3
*
```

```
* The model is specified with spe() type 1a,
which
* generates simple log-lineal effects
```

```
man 4
dim 2 3 2 2
lab R E M V
mod {spe(R,1a),spe(E,1a),spe(M,1a),spe(V,1a),

spe(RE,1a),spe(RM,1a),spe(VM,1a),spe(ME,1a),spe
e(VE,1a)}
dat [114 122
150 67
88 72
208 83
58 18
264 60
23 31
22 7
12 7
21 5
3 4
24 10]
```

21. No jerárquicos (rin90_1b.inp)

```
* hierarchical log-lineal model
* data: Knoke and Burk 1980; Table 3
*
* The model is specified with spe() type 1a,
which
* generates simple log-lineal effects
```

```
man 4
dim 2 3 2 2
lab R E M V
mod {spe(R,1a),spe(E,1a),spe(M,1a),spe(V,1a),

spe(RE,1a),spe(RM,1a),spe(VM,1a),spe(ME,1a),spe
e(VE,1a)}
dat [114 122
150 67
88 72
208 83
58 18
264 60
23 31
22 7
12 7
21 5
3 4
24 10]
```

22. Restricciones de igualdad (rin90_2b.inp)

```
* Equality restrictions between log-lineal
parameters
* Data: Rindskopf 1990; Table 7
*
* The interactions MC and FC are equal, which
is specified
* with spe().
* Note: we use dummy coding with level 1 as
reference
* category.
```

```
man 3
dim 2 2 2
lab M F C
mod {MF,C,spe(MC,FC,1a)}
dum 1 1 1
dat [256 18
14 7
20 5
45 93]
```

23. Efectos lineales (kno80_1g.inp)

```
* log-lineal model with linear effects
* data: Knoke and Burk 1980; Table 3
```

```
*
* spe() type 1b yields an uniform association
```

```
man 4
dim 2 3 2 2
lab R E M V
mod {RE RM VM spe(ME,1b),spe(VE,1b)}
dat [114 122
150 67
88 72
208 83
58 18
264 60
23 31
22 7
12 7
21 5
3 4
24 10]
```

24. Cuasi-independencia (goo91_2a.inp)

```
* Quasi-independence
* data: Goodman, JASA 1991
* Tables 3 and 22: 0 model
* spe() type 5a yields main diagonal parameters
```

```
man 2
dim 7 7
mod {A,B,spe(AB,5a)}
dat [50 19 26 8 18 6 2
16 40 34 18 31 8 3
12 35 65 66 123 23 21
11 20 58 110 223 64 32
14 36 114 185 715 258 189
0 6 19 40 179 143 71
0 3 14 32 141 91 106]
```

25. Simetría (goo91_2c.inp)

```
* Symmetry
* data: Goodman, JASA 1991
* Tables 3 and 22
* spe() type 3a yields a symmetric association
```

```
man 2
dim 7 7
mod {spe(AB,3a)}
dat [50 19 26 8 18 6 2
16 40 34 18 31 8 3
12 35 65 66 123 23 21
11 20 58 110 223 64 32
14 36 114 185 715 258 189
0 6 19 40 179 143 71
0 3 14 32 141 91 106]
```

26. Simetría multivariable (agr93_1.inp)

```
* Multivariate symmetry
* data: Agresti 1993
* Tables 1 and 2
* spe() type 3a yields a symmetric association
structure
```

```
man 3
dim 4 4 4
mod {spe(ABC,3a)}
dat [
140 1 0 0
30 3 1 0
66 4 2 0
83 15 10 1
3 1 0 0
3 1 1 0
15 8 0 0
23 8 7 0
1 0 0 0
0 0 0 0
3 2 3 1
```

```
13 4 6 0
0 0 0 0
0 0 0 0
0 0 1 0
7 2 2 4]
```

27. Cuasi-simetría (goo91_2e.inp)

```
* Quasi-symmetry
* data: Goodman, JASA 1991
* Tables 3 and 22
* spe() type 3a yields a symmetric association
man 2
dim 7 7
mod {A,spe(AB,3a)}
dat [50 19 26 8 18 6 2
      16 40 34 18 31 8 3
      12 35 65 66 123 23 21
      11 20 58 110 223 64 32
      14 36 114 185 715 258 189
      0 6 19 40 179 143 71
      0 3 14 32 141 91 106]
```

28. Cuasi-simetría multivariable (agr93_2.inp)

```
* Multivariate quasi-symmetry / Nominal Rasch
* data: Agresti 1993
* Tables 1 and 2
*
* spe() type 3a yields a symmetric association
structure

man 3
dim 4 4 4
mod {B C spe(ABC,3a)}
dat [
140 1 0 0
30 3 1 0
66 4 2 0
83 15 10 1
3 1 0 0
3 1 1 0
15 8 0 0
23 8 7 0
1 0 0 0
0 0 0 0
3 2 3 1
13 4 6 0
0 0 0 0
0 0 0 0
0 0 1 0
7 2 2 4]
```

29. Edad-periodo-cohorte (kno80_2a.inp)

```
* Age-Periode-Cohort (log-rate) model
* data: Knoke and Burke 1980
*
* the cohort effects are specified via spe()
type
* 8a (difference-score parameters)

man 2
dim 7 5
lab A P
mod {A P spe(AP,8a) wei(AP)}
dum 7 5
dat [
6.2 7.5 8.6 15.1 17.1
11.8 13.6 14.2 22.9 25.5
12.4 11.9 13.6 19.3 22.2
10.8 10.6 10.9 15.5 16.9
9.4 8.8 9.1 12.5 13.4
7.7 6.8 7.1 9.6 10.2
6.1 5.7 5.5 7.3 7.4]
sta wei(AP) [10000 10000 10000 10000 10000
              10000 10000 10000 10000 10000
              10000 10000 10000 10000 10000
              10000 10000 10000 10000 10000]
```

```
10000 10000 10000 10000 10000
10000 10000 10000 10000 10000
10000 10000 10000 10000 10000]
```

30. Diferencia absoluta (goo91_2f.inp)

```
* Diagonal-absolute
* data: Goodman, JASA 1991
* Tables 3 and 22
*
* spe() type 9a yields a set of diagonal-
absolute
* parameters.
* The main diagonal is blocked out via
structural zeros.

man 2
dim 7 7
mod {A,B,spe(AB,9a),wei(AB)}
nse
dat [50 19 26 8 18 6 2
      16 40 34 18 31 8 3
      12 35 65 66 123 23 21
      11 20 58 110 223 64 32
      14 36 114 185 715 258 189
      0 6 19 40 179 143 71
      0 3 14 32 141 91 106]
sta wei(AB) [0 1 1 1 1 1 1
              1 0 1 1 1 1 1
              1 1 0 1 1 1 1
              1 1 1 0 1 1 1
              1 1 1 1 0 1 1
              1 1 1 1 1 0 1
              1 1 1 1 1 1 0]
```

31. Rasch dicotómico (hei96_3a.inp)

```
* Log-linear Rasch model
* data: Heinen 1996; Table 6.1: Male
*
* spe() type 2a yields total score parameters
*
* An alternative is to use spe() type 4a, which
yields
* a symmetric association without the main
diagonals
* (1,1,1,1,1) and (2,2,2,2,2), and to include
the main
* effect of E

man 5
dim 2 2 2 2 2
lab A B C D E
mod {A,B,C,D,spe(ABCDE,2a)}
dat [30 1 48 7 0 0 10 1 8 1 68 19 2 2
      36 36
      5 2 28 3 1 0 7 11 3 0 51 15 2 2
59 84]
dum 2 2 2 2 2
```

32. Rasch nominal (agr93_2.inp)

```
* Multivariate quasi-symmetry / Nominal Rasch
* data: Agresti 1993
* Tables 1 and 2
*
* spe() type 3a yields a symmetric association
structure

man 3
dim 4 4 4
mod {B C spe(ABC,3a)}
dat [
140 1 0 0
30 3 1 0
66 4 2 0
83 15 10 1
3 1 0 0
3 1 1 0]
```

```

15 8 0 0
23 8 7 0
1 0 0 0
0 0 0 0
3 2 3 1
13 4 6 0
0 0 0 0
0 0 0 0
0 0 1 0
7 2 2 4]

```

33. Rasch Ordinal (agr93_3.inp)

```

* Ordinal Rasch
* data: Agresti 1993
* Tables 1, 2 and 3
*
* spe() type 2a yields total score parameters

man 3
dim 4 4 4
mod {spe(A,B,C,1a)   spe(B,1b)   spe(C,1b)
spe(ABC,2a)}

* new <iteration> <type of algorithm>
* here, switch to BFGS after 10 iteration
new 10 3

```

```

dat [
140 1 0 0
30 3 1 0
66 4 2 0
83 15 10 1
3 1 0 0
3 1 1 0
15 8 0 0
23 8 7 0
1 0 0 0
0 0 0 0
3 2 3 1
13 4 6 0
0 0 0 0
0 0 0 0
0 0 1 0
7 2 2 4]

```

34. Rasch item-effect ordinal (agr93_4.inp)

```

* Ordinal item-effect Rasch
* data: Agresti 1993
* Tables 1, 2, and 3
*
* spe() type 3a yields a symmetric association
structure

```

```

man 3
dim 4 4 4
mod {spe(B,1b) spe(C,1b) spe(ABC,3a)}
dat [
140 1 0 0
30 3 1 0
66 4 2 0
83 15 10 1
3 1 0 0
3 1 1 0
15 8 0 0
23 8 7 0
1 0 0 0
0 0 0 0
3 2 3 1
13 4 6 0
0 0 0 0
0 0 0 0
0 0 1 0
7 2 2 4]
new 10 3

```

35. Ranking Pandergrass-Bradley 1 (cro89_1*.inp)

```

* Pendergrass-Bradley ranking model
* data: Croon 1989
* Tables 1, 3, and 4
*
* spe() type 7a yields the design in case the
variables
* are the rankings

```

```

man 3
dim 4 4 4
mod {wei(AB),wei(AC),wei(BC),spe(ABC,7a)}

```

```

* the data are in the form of 24 records rather
than
* a frequency table
rec 24

```

```

* ski [4] means that the 4th column of data file
must be
* skipped
ski [4]

```

```

* the records contain a count or frequency
rco

```

```

sta wei(AB) [0 1 1 1
             1 0 1 1
             1 1 0 1
             1 1 1 0]
sta wei(AC) [0 1 1 1
             1 0 1 1
             1 1 0 1
             1 1 1 0]
sta wei(BC) [0 1 1 1
             1 0 1 1
             1 1 0 1
             1 1 1 0]
dat cro89_1.dat
new 10 3

```

36. Ranking Pandergrass-Bradley 2 (cro89_2.inp)

```

* Pendergrass-Bradley ranking model
* data: Croon 1989
* Tables 1, 3, and 4
*
* spe() type 6a yields the design in case the
variables
* are the objects

```

```

man 4
dim 4 4 4 4
mod
{wei(AB),wei(AC),wei(AD),wei(BC),wei(BD),wei(C
D),spe(ABCD,6a)}
rec 24
rco
sta wei(AB) [0 1 1 1
             1 0 1 1
             1 1 0 1
             1 1 1 0]
sta wei(AC) [0 1 1 1
             1 0 1 1
             1 1 0 1
             1 1 1 0]
sta wei(AD) [0 1 1 1
             1 0 1 1
             1 1 0 1
             1 1 1 0]
sta wei(BC) [0 1 1 1
             1 0 1 1
             1 1 0 1
             1 1 1 0]
sta wei(BD) [0 1 1 1
             1 0 1 1

```

```

1 1 0 1
1 1 1 0]
sta wei(CD) [0 1 1 1
1 0 1 1

1 1 0 1
1 1 1 0]
dat cro89_2.dat
new 10 3

```

Escala multiplicativa

37. Factor (xie92_2.inp)

```

* Log-rate model
* data: Xie and Pimentel; JASA 1992
* Table 1: Model B3
*
* wei(IA) is used to specify a risk population.
* wei(A) is used to specify a fixed effect for A.
* With fac(), a log-multiplicative interaction between
* A and I is specified.

```

```

man 2
dim 41 6
lab I A
mod {wei(A),wei(IA),I,fac(A,5,I,b)}
des [0 1 2 3 4 5]
sta wei(A) [.4600 .4360 .3920 .3330 .1990 .0430]
dat [
1371.02 1230.68 856.24 622.29 296.48 57.17
2249.39 2080.33 1299.49 876.85 426.01 84.18
1043.52 772.84 552.20 343.02 162.24 18.80
1002.47 927.14 637.72 447.15 174.00 17.07
1249.40 1043.25 730.98 316.48 124.45 9.76
949.76 737.26 471.64 325.17 124.46 17.92
754.62 578.61 386.00 227.40 107.48 9.01
741.29 486.71 382.28 234.82 62.03 7.01
1166.37 718.09 473.69 250.30 87.16 5.14
602.46 563.30 394.40 267.64 143.06 26.48
675.19 483.10 313.66 197.74 87.62 10.06
2157.10 1789.44 1341.66 796.98 301.03 31.36
887.92 788.37 450.51 242.57 70.73 6.05
830.03 656.17 511.11 324.69 137.18 14.01
1769.58 1537.69 1153.40 751.93 357.77 45.44
751.18 537.41 322.20 177.63 54.01 8.27
941.15 640.69 410.31 242.81 48.12 0.00
1945.87 1170.62 786.18 433.67 187.12 12.80
1481.18 1191.02 707.00 317.30 125.20 7.93
2331.46 1664.30 1205.11 726.11 251.36 34.55
1465.74 1432.17 955.47 651.59 202.13 13.13
1235.50 1852.34 1064.84 436.27 153.47 10.28
1838.95 1566.45 1181.27 653.27 171.34 16.88
1772.62 1537.54 910.81 626.39 234.55 29.86
1404.03 1464.37 911.97 553.68 211.54 11.62
2957.54 2838.92 2203.99 1425.22 577.64 59.60
1615.18 1702.17 1179.92 659.12 223.40 27.85
1680.75 1467.68 1063.52 767.62 364.07 49.30
1044.62 832.31 591.59 467.79 189.20 22.02
1342.52 1151.83 701.33 413.48 146.53 31.10
1959.16 1588.56 908.75 655.23 279.28 40.91
1624.89 1174.44 760.58 539.11 258.66 40.25
2545.74 2423.57 1296.35 750.55 265.48 70.50
2841.07 2486.35 1567.99 776.60 234.78 25.12
983.66 973.34 513.87 317.92 105.09 17.61
1301.06 1044.28 661.79 546.15 235.76 30.11
1365.57 1244.00 878.68 718.44 349.12 41.59
1287.93 918.63 518.70 310.75 129.17 2.18
996.25 788.32 536.64 267.14 177.16 17.90
775.53 720.64 446.78 226.17 89.32 15.05
1351.17 1201.14 780.18 494.45 212.99 16.10
]
sta wei(IA) [
4450 4210 3234 3068 2092 749
5639 5593 4206 3437 2506 1153
3231 2721 2152 1874 1651 499
2814 2660 2313 2151 1545 465
3442 3218 2657 1861 1053 242
2493 2646 2318 1999 1583 624
2398 2632 2394 2014 1710 751
1831 1571 1444 1203 882 386
3134 2698 2402 2038 1774 624

```

```

1806 1764 1502 1262 1014 377
2107 1916 1590 1524 1307 594
4936 5066 4624 3956 3052 1192
2455 3080 2563 1975 1590 603
2235 2182 2176 1923 1595 739
4145 4560 4090 3847 3308 1367
2849 2845 2558 2064 1656 711
2497 2354 1966 1710 689 0
5966 4266 3348 2611 2299 742
4185 4764 4002 3200 2515 856
7335 6421 6435 5678 4170 1542
2990 3458 2689 2501 1778 559
3053 5246 5227 4399 3300 1216
4463 5136 5314 4451 3590 1268
5671 5000 3492 3370 2263 811
4012 4231 3284 2775 2478 895
6764 8597 8168 7299 6044 2450
4545 5838 5592 4872 4269 1923
3669 3648 3125 2926 2447 971
2908 3060 2860 2675 2327 936
3764 3385 2419 2029 1380 540
6050 5517 3909 3910 2366 810
4712 3683 2942 2492 1817 594
7815 8534 5412 4784 2433 941
7262 7517 6603 5292 4171 1344
2837 2929 1886 1588 983 351
3331 3036 2735 2787 2119 871
3120 3425 3178 3410 2878 997
3910 3637 3114 3137 2665 843
2518 2113 1500 1062 824 221
2692 4042 4470 4373 4430 1975
3620 3721 3323 2653 2086 843

```

```
]
```

38. Interacción completa (xie92b_1.inp)

```

* Log-multiplicative scaling in full interaction
* data: Xie ASR 1992 / Yamaguchi ASR 1987
* Table 1: model FI(x)
*
* The interaction BC differs by a scaling factor between
* levels of A

```

```

man 3
dim 3 5 5
mod {AB AC spe(BC,5a,A,c,2) spe(BC,1a,A,b)}
des [0 1 2]
dat [
1275 364 274 272 17
1055 597 394 443 31
1043 587 1045 951 47
1159 791 1323 2046 52
666 496 1031 1632 646

474 129 87 124 11
300 218 171 220 8
438 254 669 703 16
601 388 932 1789 37
76 56 125 295 191

127 101 24 30 12
86 207 64 61 13
43 73 122 60 13
35 51 62 66 11
109 206 184 253 325]

```

39. Diseño pres-especificado (gan95.inp)

```

* RC model with linear trend on the phi-parameters
* data: Ganzeboom and Luijkx 1995
*
* 10 by 10 mobility tables for 5 points in time.
* Both the association parameters and the scaling
* factors for the main diagonal parameters change
* linearly.

```

```

man 3
dim 5 10 10
lab P V Z

```

```
mod {PV,PZ,ass2(V,Z,P,6b,0,0,-2),spe(VZ,5a,P,b,-2)}
des [1 1 1 1 1
     0 5 10 15 19
     1 1 1 1 1
     0 5 10 15 19]
dat gan95.fre

* suppress writing (conditional) probabilities to the
* output file
nco

nfr
```

Vector weight

```
40. Log-rate (clo87_1.inp)
* log-rate model
* data: Clogg and Eliason; SMR 1987;
* Tables 7 and 8
*
* the weight vector contains the risk population within
* each level of IA

man 2
dim 2 5
lab I A
mod {I,A,wei(IA)}
dat [9 22 15 37 17
     12 17 17 30 14]
sta wei(IA) [403 688 683 539 133
             256 525 599 453 155]
```

```
41. Cero estructurales 1 (goo91_2f.inp)
* Diagonal-absolute
* data: Goodman, JASA 1991
* Tables 3 and 22
*
* spe() type 9a yields a set of diagonal-absolute
* parameters.
* The main diagonal is blocked out via structural zeros.

man 2
dim 7 7
mod {A,B,spe(AB,9a),wei(AB)}
nse
dat [50 19 26 8 18 6 2
     16 40 34 18 31 8 3
     12 35 65 66 123 23 21
     11 20 58 110 223 64 32
     14 36 114 185 715 258 189
     0 6 19 40 179 143 71
     0 3 14 32 141 91 106]
sta wei(AB) [0 1 1 1 1 1 1
             1 0 1 1 1 1 1
             1 1 0 1 1 1 1
             1 1 1 0 1 1 1
             1 1 1 1 0 1 1
             1 1 1 1 1 0 1
             1 1 1 1 1 1 0]
```

```
42. Ceros estructurales 2 (rin90_3.inp)
* Structural zeros: quasi-independence model
* Data: Rindskopf 1990; Table 5
*
* The weight vector is used to specify that the (3,2),
* (2,3), and (3,3) cells of marginal BC are structural
* zeros

man 3
dim 2 3 3
mod {A,B,C,wei(BC)}
sta wei(BC) [1 1 1
             1 1 0
             1 0 0]
dat [17 10 13
```

```

7 3 0
6 0 0
36 5 10
3 1 0
8 0 0]

```

43. Efectos fijos (xie92_1.inp)

```

* Log-rate model
* data: Xie and Pimentel; JASA 1992
* Table 1: Model B1
*
* wei(IA) is used to specify a risk population
* wei(A) is used to specify a fixed effect for A

```

```

man 2
dim 41 6
lab I A
mod {wei(A),wei(IA),I}
sta wei(A) [.4600 .4360 .3920 .3330 .1990 .0430]
dat [
1371.02 1230.68 856.24 622.29 296.48 57.17
2249.39 2080.33 1299.49 876.85 426.01 84.18
1043.52 772.84 552.20 343.02 162.24 18.80
1002.47 927.14 637.72 447.15 174.00 17.07
1249.40 1043.25 730.98 316.48 124.45 9.76
949.76 737.26 471.64 325.17 124.46 17.92
754.62 578.61 386.00 227.40 107.48 9.01
741.29 486.71 382.28 234.82 62.03 7.01
1166.37 718.09 473.69 250.30 87.16 5.14
602.46 563.30 394.40 267.64 143.06 26.48
675.19 483.10 313.66 197.74 87.62 10.06
2157.10 1789.44 1341.66 796.98 301.03 31.36
887.92 788.37 450.51 242.57 70.73 6.05
830.03 656.17 511.11 324.69 137.18 14.01
1769.58 1537.69 1153.40 751.93 357.77 45.44
751.18 537.41 322.20 177.63 54.01 8.27
941.15 640.69 410.31 242.81 48.12 0.00
1945.87 1170.62 786.18 433.67 187.12 12.80
1481.18 1191.02 707.00 317.30 125.20 7.93
2331.46 1664.30 1205.11 726.11 251.36 34.55
1465.74 1432.17 955.47 651.59 202.13 13.13
1235.50 1852.34 1064.84 436.27 153.47 10.28
1838.95 1566.45 1181.27 653.27 171.34 16.88
1772.62 1537.54 910.81 626.39 234.55 29.86
1404.03 1464.37 911.97 553.68 211.54 11.62
2957.54 2838.92 2203.99 1425.22 577.64 59.60
1615.18 1702.17 1179.92 659.12 223.40 27.85
1680.75 1467.68 1063.52 767.62 364.07 49.30
1044.62 832.31 591.59 467.79 189.20 22.02
1342.52 1151.83 701.33 413.48 146.53 31.10
1959.16 1588.56 908.75 655.23 279.28 40.91
1624.89 1174.44 760.58 539.11 258.66 40.25
2545.74 2423.57 1296.35 750.55 265.48 70.50
2841.07 2486.35 1567.99 776.60 234.78 25.12
983.66 973.34 513.87 317.92 105.09 17.61
1301.06 1044.28 661.79 546.15 235.76 30.11
1365.57 1244.00 878.68 718.44 349.12 41.59
1287.93 918.63 518.70 310.75 129.17 2.18
996.25 788.32 536.64 267.14 177.16 17.90
775.53 720.64 446.78 226.17 89.32 15.05
1351.17 1201.14 780.18 494.45 212.99 16.10
]
sta wei(IA) [
4450 4210 3234 3068 2092 749
5639 5593 4206 3437 2506 1153
3231 2721 2152 1874 1651 499
2814 2660 2313 2151 1545 465
3442 3218 2657 1861 1053 242
2493 2646 2318 1999 1583 624
2398 2632 2394 2014 1710 751
1831 1571 1444 1203 882 386
3134 2698 2402 2038 1774 624
1806 1764 1502 1262 1014 377
2107 1916 1590 1524 1307 594
4936 5066 4624 3956 3052 1192
2455 3080 2563 1975 1590 603

```

2235	2182	2176	1923	1595	739
4145	4560	4090	3847	3308	1367
2849	2845	2558	2064	1656	711
2497	2354	1966	1710	689	0
5966	4266	3348	2611	2299	742
4185	4764	4002	3200	2515	856
7335	6421	6435	5678	4170	1542
2990	3458	2689	2501	1778	559
3053	5246	5227	4399	3300	1216
4463	5136	5314	4451	3590	1268
5671	5000	3492	3370	2263	811
4012	4231	3284	2775	2478	895
6764	8597	8168	7299	6044	2450
4545	5838	5592	4872	4269	1923
3669	3648	3125	2926	2447	971
2908	3060	2860	2675	2327	936
3764	3385	2419	2029	1380	540
6050	5517	3909	3910	2366	810
4712	3683	2942	2492	1817	594
7815	8534	5412	4784	2433	941
7262	7517	6603	5292	4171	1344
2837	2929	1886	1588	983	351
3331	3036	2735	2787	2119	871
3120	3425	3178	3410	2878	997
3910	3637	3114	3137	2665	843
2518	2113	1500	1062	824	221
2692	4042	4470	4373	4430	1975
3620	3721	3323	2653	2086	843

]

44. Edad-periodo-cohort (kno80_2a.inp)

* Age-Periode-Cohort (log-rate) model
 * data: Knoke and Burke 1980
 *
 * the cohort effects are specified via spe() type
 * 8a (difference-score parameters)

```
man 2
dim 7 5
lab A P
mod {A P spe(AP,8a) wei(AP)}
dum 7 5
dat [
  6.2  7.5  8.6 15.1 17.1
 11.8 13.6 14.2 22.9 25.5
 12.4 11.9 13.6 19.3 22.2
 10.8 10.6 10.9 15.5 16.9
  9.4  8.8  9.1 12.5 13.4
  7.7  6.8  7.1  9.6 10.2
  6.1  5.7  5.5  7.3  7.4]
sta wei(AP) [10000 10000 10000 10000 10000
              10000 10000 10000 10000 10000
              10000 10000 10000 10000 10000
              10000 10000 10000 10000 10000
              10000 10000 10000 10000 10000
              10000 10000 10000 10000 10000
              10000 10000 10000 10000 10000]
```

Restricciones lineales

45. Homogeneidad marginal 1 (ber97_1.inp)

* marginal homogeneity via lin()
 * data: Bergsma 1997; Table 3.1

```
man 2
dim 4 4
mod {lin(A,B,3)}
dat [ 1520 266 124 66
      234 1512 432 78
      117 362 1772 205
      36 82 179 492]
des [1 0 0 0 * A=1
     0 1 0 0 * A=2
     0 0 1 0 * A=3
     -1 0 0 0 * B=1
     0 -1 0 0 * B=2
     0 0 -1 0 * B=3]
```

```

]
wma A A.mar
wma B B.mar

```

46. Homogeneidad marginal 2 (ber97_2.inp)

* Homogeneity of bivariate marginals

* data: Bergsma 1997: table 4.2

man 4

dim 3 3 3 3

mod {lin(AB,CD,8)}

des [

```

1 0 0 0 0 0 0 0 0
0 1 0 0 0 0 0 0 0
0 0 1 0 0 0 0 0 0
0 0 0 1 0 0 0 0 0
0 0 0 0 1 0 0 0 0
0 0 0 0 0 1 0 0 0
0 0 0 0 0 0 1 0 0
0 0 0 0 0 0 0 1 0
0 0 0 0 0 0 0 0 1
-1 0 0 0 0 0 0 0 0
0 -1 0 0 0 0 0 0 0
0 0 -1 0 0 0 0 0 0
0 0 0 -1 0 0 0 0 0
0 0 0 0 -1 0 0 0 0
0 0 0 0 0 -1 0 0 0
0 0 0 0 0 0 -1 0 0
0 0 0 0 0 0 0 -1 0]

```

wma AB AB.mar

wma CD CD.mar

dat [

```

293 1 6 4 2 0 22 1 21
    2 1 2 1 1 0 0 1 1
    8 1 7 0 1 0 0 0 9
    8 0 1 1 0 0 2 2 3
   13 6 7 9 84 23 8 24 68
    2 0 3 1 3 2 3 2 9
   31 0 0 1 0 1 9 2 7
    5 4 0 1 6 1 1 9 16
   48 3 23 1 14 15 21 12 200]

```

47. Medias iguales (hab86.inp)

* Equal means via lin()

* data: Haber and Brown (1986); Table 1

man 2

dim 3 3

mod {lin(A,B,1)}

des [0 1 2

0 -1 -2]

fre [58 26 8

52 58 12

1 3 9]

Asociación

Log-lineal R+C

48. Uniforme (goo91_1a.inp)

```
* Uniform association model + diagonal
parameters
* data: Goodman, JASA 1991
* Tables 3 and 22: U model
*
* ass1 en ass2 type 2a are equivalent; only
the scaling
* of the fixed row and column scores differs
* spe() type 5a yields main diagonal
parameters
```

```
man 2
dim 7 7
mod {A,B,ass1(A,B,2a),spe(AB,5a)}
dat [50 19 26 8 18 6 2
      16 40 34 18 31 8 3
      12 35 65 66 123 23 21
      11 20 58 110 223 64 32
      14 36 114 185 715 258 189
      0 6 19 40 179 143 71
      0 3 14 32 141 91 106]
```

49. Filas (goo91_1b.inp)

```
* Row association model + diagonal parameters
* data: Goodman, JASA 1991
* Tables 3 and 22: R model
*
* ass1 en ass2 type 3a are equivalent; only
the scaling
* of the random row and fixed column scores
differs
* spe() type 5a yields main diagonal
parameters
```

```
man 2
dim 7 7
mod {A,B,ass1(A,B,3a),spe(AB,5a)}
dat [50 19 26 8 18 6 2
      16 40 34 18 31 8 3
      12 35 65 66 123 23 21
      11 20 58 110 223 64 32
      14 36 114 185 715 258 189
      0 6 19 40 179 143 71
      0 3 14 32 141 91 106]
```

50. Columnas (goo91_1c.inp)

```
* Column association model + diagonal
parameters
* data: Goodman, JASA 1991
* Tables 3 and 22: C model
*
* ass1 en ass2 type 4a are equivalent; only
the scaling
* of the fixed row and random column scores
differs
* spe() type 5a yields main diagonal
parameters
```

```
man 2
dim 7 7
mod {A,B,ass1(A,B,4a),spe(AB,5a)}
dat [50 19 26 8 18 6 2
      16 40 34 18 31 8 3
      12 35 65 66 123 23 21
      11 20 58 110 223 64 32
      14 36 114 185 715 258 189
      0 6 19 40 179 143 71
      0 3 14 32 141 91 106]
```

51. Filas y columnas (goo91_1d.inp)

```
* Log-linear row and column association model
+ diagonal parameters
* data: Goodman, JASA 1991
* Tables 3 and 22: R+C model
*
* spe() type 5a yields main diagonal
parameters
```

```
man 2
dim 7 7
mod {A,B,ass1(A,B,5a),spe(AB,5a)}
dat [50 19 26 8 18 6 2
      16 40 34 18 31 8 3
      12 35 65 66 123 23 21
      11 20 58 110 223 64 32
      14 36 114 185 715 258 189
      0 6 19 40 179 143 71
      0 3 14 32 141 91 106]
```

52. Filas y columnas iguales (goo91_1e.inp)

```
* Log-linear row and column association model
+ diagonal parameters
* Equal row and column parameters
* data: Goodman, JASA 1991
* Tables 3 and 22: R+C(H) model
*
* spe() type 5a yields main diagonal
parameters
```

```
man 2
dim 7 7
mod {A,B,ass1(A,B,6a),spe(AB,5a)}
dat [50 19 26 8 18 6 2
      16 40 34 18 31 8 3
      12 35 65 66 123 23 21
      11 20 58 110 223 64 32
      14 36 114 185 715 258 189
      0 6 19 40 179 143 71
      0 3 14 32 141 91 106]
```

Grupo múltiple R+C

53. Sin restricciones (xie92b_3.inp)

```
* R+C model: heterogeneous model
* data: Xie ASR 1992 / Yamaguchi ASR 1987
*
* the R+C interaction for BC differs between
levels of A
```

```
man 3
dim 3 5 5
mod {AB AC spe(BC,5a,A,c) ass1(B,C,A,5e)}
dat [
1275 364 274 272 17
1055 597 394 443 31
1043 587 1045 951 47
1159 791 1323 2046 52
666 496 1031 1632 646

474 129 87 124 11
300 218 171 220 8
438 254 669 703 16
601 388 932 1789 37
76 56 125 295 191

127 101 24 30 12
86 207 64 61 13
43 73 122 60 13
35 51 62 66 11
109 206 184 253 325]
```

54. Factor de escalado (xie92b_2.inp)

```
* Log-multiplicative scaling in R+C model:
simple
* heterogeneous Xie model
```

```
* data: Xie ASR 1992 / Yamaguchi ASR 1987
* Table 1: model R+C(x)
*
* The R+C interaction for BC differs by a
scaling factor
* between levels of A
```

```
man 3
dim 3 5 5
mod {AB AC spe(BC,5a,A,c) ass3(B,C,A,5b)}
dat [
1275 364 274 272 17
1055 597 394 443 31
1043 587 1045 951 47
1159 791 1323 2046 52
666 496 1031 1632 646

474 129 87 124 11
300 218 171 220 8
438 254 669 703 16
601 388 932 1789 37
76 56 125 295 191

127 101 24 30 12
86 207 64 61 13
43 73 122 60 13
35 51 62 66 11
109 206 184 253 325]
```

Log multiplicativo RC

55. Sin restricciones (goo91_1f.inp)

```
* Log-multiplicative row-column association
model
* data: Goodman, JASA 1991
* Tables 3 and 22: RC model
*
* spe() type 5a yields main diagonal
parameters
```

```
man 2
dim 7 7
mod {A,B,ass2(A,B,5a),spe(AB,5a)}
```

```
* with sca <type> you can change the scaling
of the
* row and column scores
sca 1 * unweighted (= default)
* sca 2 * uniform weights
* sca 3 * marginal weights
```

```
dat [50 19 26 8 18 6 2
Grupo múltiple RC
```

58. Heterogéneo (won95_1.inp)

```
* Multiple-group RC association model
* Data: Wong, SMR 1995
* Tables A2 and 2
*
* E is row and O is column variable; S and R
are grouping
* variables
* RC model in which both the association
parameters and
* the scores depend on RS
```

```
man 4
dim 2 4 2 5
lab R E S O
mod {RES RSO ass2(E,O,RS,5e)}
dat [494 96 31 35 4 462 88 5 31 5
63 22 25 18 2 66 52 3 26 2
376 177 359 374 58 404 850 59 480 5
67 40 177 202 48 63 140 32 384 11
39 7 2 8 0 56 7 1 4 0
9 2 3 8 0 15 15 1 13 0
```

```
16 40 34 18 31 8 3
12 35 65 66 123 23 21
11 20 58 110 223 64 32
14 36 114 185 715 258 189
0 6 19 40 179 143 71
0 3 14 32 141 91 106]
```

56. Filas y columnas iguales (goo91_1g.inp)

```
* Log-multiplicative row-column association
model
* with equal row and column scores
* data: Goodman, JASA 1991
* Tables 3 and 22: RC(H) model
*
* spe() type 5a yields main diagonal
parameters
```

```
man 2
dim 7 7
mod {A,B,ass2(A,B,6a),spe(AB,5a)}
dat [50 19 26 8 18 6 2
16 40 34 18 31 8 3
12 35 65 66 123 23 21
11 20 58 110 223 64 32
14 36 114 185 715 258 189
0 6 19 40 179 143 71
0 3 14 32 141 91 106]
```

57. Restricciones iguales (goo91_1h.inp)

```
* Log-multiplicative row-column association
model
* with equality restrictions on row and column
scores
* data: Goodman, JASA 1991
* Tables 3 and 22: RC(H) model
*
* spe() type 5a yields main diagonal
parameters
```

```
man 2
dim 7 7
mod {A,B,ass2(A,B,5a,5,6),spe(AB,5a)}
des [1 1 2 3 4 5 5
1 2 3 4 5 6 6]
dat [50 19 26 8 18 6 2
16 40 34 18 31 8 3
12 35 65 66 123 23 21
11 20 58 110 223 64 32
14 36 114 185 715 258 189
0 6 19 40 179 143 71
0 3 14 32 141 91 106]
```

```
19 34 51 111 0 48 153 8 150 0
10 4 36 86 8 8 17 5 178 1]
```

59. Simple heterogéneo (won95_2.inp)

```
* Multiple-group RC association model
* Data: Wong, SMR 1995
* Tables A2 and 2
*
* E is row and O is column variable; S and R
are grouping
* variables
* RC model in which only the association
parameters depend
* on RS
```

```
man 4
dim 2 4 2 5
lab R E S O
mod {RES RSO ass2(E,O,RS,5b)}
dat [494 96 31 35 4 462 88 5 31 5
63 22 25 18 2 66 52 3 26 2
376 177 359 374 58 404 850 59 480 5
67 40 177 202 48 63 140 32 384 11
39 7 2 8 0 56 7 1 4 0
```

```

9 2 3 8 0 15 15 1 13 0
19 34 51 111 0 48 153 8 150 0
10 4 36 86 8 8 17 5 178 1]

```

60. Phi's restringido

```

* Multiple-group RC association model
* Data: Wong, SMR 1995
* Tables A2 and 2
*
* E is row and O is column variable; S and R
are grouping
* variables
* RC model in which only the association
parameters depend
* on RS. With the design we specified:
*  $\phi(SR) = \phi(0) + \phi(S) + \phi(R)$ 

```

```

man 4
dim 2 4 2 5
lab R E S O
mod {RES RSO ass2(E,O,RS,5b,0,0,-3)}
des [1 1 1 1
     1 -1 1 -1
     1 1 -1 -1]
dat [494 96 31 35 4 462 88 5 31 5
     63 22 25 18 2 66 52 3 26 2
     376 177 359 374 58 404 850 59 480 5
     67 40 177 202 48 63 140 32 384 11
     39 7 2 8 0 56 7 1 4 0
     9 2 3 8 0 15 15 1 13 0
     19 34 51 111 0 48 153 8 150 0
     10 4 36 86 8 8 17 5 178 1]

```

61. Tendencias lineales en phi's

```

* RC model with linear trend on the phi-
parameters
* data: Ganzeboom and Luijkx 1995
*
* 10 by 10 mobility tables for 5 points in
time.
* Both the association parameters and the
scaling
* factors for the main diagonal parameters
change
* linearly.

```

```

man 3
dim 5 10 10
lab P V Z
mod {PV,PZ,ass2(V,Z,P,6b,0,0,-
2),spe(VZ,5a,P,b,-2)}
des [1 1 1 1 1
     0 5 10 15 19
     1 1 1 1 1
     0 5 10 15 19]
dat gan95.fre

* suppress writing (conditional) probabilities
to the
* output file
nco

nfr

Efectos parciales

```

62. RC sin restricciones (clo82_1.inp)

```

* RC model for partial associations
* data: Clogg, JASA 1982
* Table 3 and 11: Model 5b
*
* the main diagonal parameters refer to the
consistent
* response patterns (1,1,1,1), (2,2,2,2),
(3,3,3,3) and
* (4,4,4,4)

```

```

man 3
dim 4 4 4
lab L R C
mod {L R C spe(LRC,5a) ass2(R,C,5a)
ass2(R,L,5a)
ass2(L,C,5a)}

```

```

* read the frequency table from the file
clo82.fre
dat clo82.fre

```

63. R+C sin restricciones (clo82_4.inp)

```

* R+C model for partial associations
* data: Clogg, JASA 1982
* Table 3 and 11: Model 5a
*
* the main diagonal parameters refer to the
consistent
* response patterns (1,1,1,1), (2,2,2,2),
(3,3,3,3) and
* (4,4,4,4)

```

```

man 3
dim 4 4 4
lab L R C
mod {L R C spe(LRC,5a) ass1(R,C,5a)
ass1(R,L,5a)
ass1(L,C,5a)}
dat clo82.fre

```

64. Scores iguales -simetría (clo82_2.inp)

```

* RC model for partial associations
* data: Clogg, JASA 1982
* Table 3 and 12: Model 8
*
* the main diagonal parameters refer to the
consistent
* response patterns (1,1,1,1), (2,2,2,2),
(3,3,3,3) and
* (4,4,4,4)
* equal scores for R, C and L in the various
partial
* associations
*

```

```

man 3
dim 4 4 4
lab L R C
mod {L R C spe(LRC,5a) ass2(R,C,5a,a)
ass2(R,L,5a,a)
ass2(L,C,5a,a)}
dat clo82.fre

```

65. Restricciones en scores (clo82_3.inp)

```

* RC model for partial associations
* data: Clogg, JASA 1982
* Table 3, 11, and 12
*
* the main diagonal parameters refer to the
consistent
* response patterns (1,1,1,1), (2,2,2,2),
(3,3,3,3) and
* (4,4,4,4)
* equal scores for R, C and L in the various
partial
* association.
* equality restrictions on the scores of R and
L which
* did not have the expected order.

```

```

man 3
dim 4 4 4
lab L R C
mod {L R C spe(LRC,5a) ass2(R,C,5a,a,3)
ass2(R,L,5a,a,0,3)
ass2(L,C,5a,a)}

```

```
des [1 1 2 3
      1 1 2 3]
dat clo82.fre
```

```
206 2539 2925 2494 1980 1237
161 1981 1497 2423 1637 4699
260 2785 1481 2231 344 352]
```

RC**66. RC 2 (clo94_1a.inp)**

```
* RC(2) model
* data: Clogg and Shihadeh 1994
* Tables 3.1, 5.1, 5.2a, 5.2b, 5.3a, and 5.3b:
RC(2)
```

```
man 2
dim 10 6
mod {A B ass2(A,B,5a) ass2(A,B,5a)}
```

```
* with sca <type> you can change the scaling
of the
* row and column scores
sca 1      * unweighted ( = default)
sca 2      * uniform weights
sca 3      * marginal weights
```

```
dat [0 3 30 43 70 75
      5 21 55 67 36 19
      2 23 101 80 15 5
      3 36 43 27 3 3
      0 3 13 11 3 1
      10 34 31 13 2 1
      5 14 27 15 4 1
      1 3 4 4 1 0
      7 36 61 39 9 4
      2 16 8 13 6 3]
```

67. RC 3 (clo94_1b.inp)

```
* RC(3) model
* data: Clogg and Shihadeh 1994
* Table 5.1: RC(3)
*
* random starting values because there is a
local solution
```

```
man 2
dim 10 6
mod {A B ass2(A,B,5a) ass2(A,B,5a)
      ass2(A,B,5a)} ran
dat [0 3 30 43 70 75
      5 21 55 67 36 19
      2 23 101 80 15 5
      3 36 43 27 3 3
      0 3 13 11 3 1
      10 34 31 13 2 1
      5 14 27 15 4 1
      1 3 4 4 1 0
      7 36 61 39 9 4
      2 16 8 13 6 3]
```

68. RC 3 (clo94_2.inp)

```
* RC(3) model
* data: Clogg and Shihadeh 1994
* table 5.6: RC(3)
*
* Note: Clogg and Shihadeh reported a local
solution
```

```
man 2
dim 9 6
mod {A B ass2(A,B,5a) ass2(A,B,5a)
      ass2(A,B,5c)} ran
dat [57 4752 6310 3919 1545 1248
      272 11553 8617 6562 1398 1374
      589 10987 4876 3573 717 636
      105 3997 8312 7676 3775 2965
      1088 6359 4431 7007 3995 5546
      153 5054 3647 5408 4038 3478
```

69. Grupo múltiple RC (bec89.inp)

```
* multiple group RC(2) model
* data: Becker and Clogg, 1990
* tables 1 and 5
```

```
man 3
dim 2 4 5
mod {AB AC ass2(B,C,A,5e) ass2(B,C,A,5e)}
dat [326 38 241 110 3
      688 116 584 188 4
      343 84 909 412 26
      98 48 403 681 85
```

```
1368 170 1041 398 1
2577 474 2703 932 11
1390 420 3826 1842 33
454 255 1848 2506 112]
```

```
* scaling type 3 yields parameters which are
weighted
* by the marginal distributions of B and C
sca 3
```

Técnicas de valor propio**70. Correspondencia (goo91_1.inp)**

```
* Correspondence or (canonical) correlation
analysis
* via singular value decomposition
* Goodman 1991; Table 3
*
* cor(1) yields correspondence analysis
```

```
man 2
dim 7 7
mod cor(1)
dat [50 19 26 8 18 6 2
      16 40 34 18 31 8 3
      12 35 65 66 123 23 21
      11 20 58 110 223 64 32
      14 36 114 185 715 258 189
      0 6 19 40 179 143 71
      0 3 14 32 141 91 106]
```

71. Correspondencias múltiples (gifi.inp)

```
* Multiple correspondence analysis,
* optimal scaling, or homogeneity analysis
* via singular value decomposition
* data: Gifi, 1990
* Tables 3.14a, 3.14b, 3.15a, 3.15b, and 3.15c
```

```
* The first parameter in cor(2,3,1) indicates
that it is
* a model type 2, which is a multiple
correspondence model.
* The second parameter is the number of
dimensions for which ones
* wants category scores: in this case 3
(default=2).
* The third parameter is the number of
dimensions for which ones
* wants object scores: in this case 1
(default=2).
```

```
man 6
dim 2 5 3 2 5 2
mod cor(2,3,2)
```

```
rec 24
```

```
dat [
```

```

2 1 1 1 1 2
2 1 1 1 4 2
2 1 1 1 2 2
2 1 1 1 2 2
2 1 1 1 2 2
2 1 1 1 2 2
2 2 1 1 5 2
2 2 1 1 3 2
2 2 1 1 3 2
1 3 2 1 5 2
1 4 3 1 4 2
1 5 3 1 4 2
1 4 3 1 2 2
1 5 3 1 2 2
1 4 3 2 4 2
1 3 3 2 1 2
1 5 3 2 1 2
1 5 3 2 1 2
1 5 3 2 1 2
1 5 3 2 1 2
2 1 1 1 1 1
2 1 1 1 1 1
2 1 1 1 1 1
1 3 3 1 1 1]

```

72. Asociación (goo91_1j.inp)

```

* Association model 'estimated' via singular
value decomposition
* data: Goodman 1991; Table 3
*
* cor(3) yields an association model with
marginal weights
* cor(4) yields an association model with
uniform weights

```

```

man 2
dim 7 7
mod cor(3)
dat [50 19 26 8 18 6 2
     16 40 34 18 31 8 3
     12 35 65 66 123 23 21
     11 20 58 110 223 64 32
     14 36 114 185 715 258 189
     0 6 19 40 179 143 71
     0 3 14 32 141 91 106]

```

Regresión

Logística binaria

73. Simple (hag90_4a.inp)

```
* logit model: only two-variable effects
* data: Hagenaars 1990; Table 2.1
* A = Age
* B = Religious membership
* C = Political preference
* D = Voting behavior (dependent)
```

```
man 4
dim 2 2 3 2
lab A B C D
mod D|ABC {AD,BD,CD}
dat [15 16
      30 5
      50 27
      18 50
      51 14
      31 29
      35 9
      58 3
      127 20
      21 47
      40 4
      30 20]
```

74. Efectos trivariados (hag90_4b.inp)

```
* logit model: final model
* data: Hagenaars 1990; Table 2.1
* A = Age
* B = Religious membership
* C = Political preference
* D = Voting behavior (dependent)
```

```
man 4
dim 2 2 3 2
lab A B C D
mod D|ABC {ABD,CD}
dat [15 16
      30 5
      50 27
      18 50
      51 14
      31 29
      35 9
      58 3
      127 20
      21 47
      40 4
      30 20]
```

75. Restricciones lineales (hag90_4c.inp)

```
* logit model: linear effect of C on D
* data: Hagenaars 1990; Table 2.1
* A = Age
* B = Religious membership
* C = Political preference
* D = Voting behavior (dependent)
```

```
man 4
dim 2 2 3 2
lab A B C D
mod D|ABC {AD,BD,cov(CD,1)}
des [1 -1 -1 1 0 0]
dat [15 16
      30 5
      50 27
      18 50
      51 14
      31 29
      35 9
      58 3
      127 20]
```

```
21 47
40 4
30 20]
```

76. Via cum(a) (agr90_1a.inp)

```
* Logit model
* data: Agresti 1990; Table 4.7
```

```
man 2
dim 2 8
mod A|B cum(a) {cov(B,1)}
dat [53 47 44 28 11 6 1 0
      6 13 18 28 52 53 61 60]
des [1.691 1.724 1.755 1.784 1.811 1.837 1.861
      1.884]
new 10 3
```

Logística multinomial

77. Estándar (agr90_5.inp)

```
* Multinomial logit model
* data: Agresti 1990
* Tables 9.2 and 9.3 (primary food choice of
  alligators)
* L=lake; S=size; F=food
```

```
man 3
dim 4 2 5
lab L S F
mod F|LS {FL,FS}
dat [23 4 2 2 8
      7 0 1 3 5
      5 11 1 0 3
      13 8 6 1 0
      5 11 2 1 5
      8 7 6 3 5
      16 19 1 2 3
      17 1 0 1 3]
```

78. Acumulativo/ordinal (agr90_3a.inp)

```
* Cumulative logit model
* data: Agresti 1990; Table 9.9
```

```
man 2
dim 4 3
mod B|A cum(a) {spe(A,1b)}
dat [
      61 28 7
      68 23 13
      58 40 12
      53 38 16]
```

79. Continuation-ratio (agr90_2.inp)

```
* Continuation-ratio logit
* Agresti 1996; data: Table 9.7
*
* the sequential choice process is specified
  with a
* log-linear path model; B = choice between 1
  versus
* 2 and 3; C = choice between 2 and 3
*
* rco means that the individual records
  contain a
* frequency or count
```

```
man 3
dim 5 2 2
mod B|A {B cov(AB,1)}
      C|BA {C wei(BC) cov(AC,1)}
```

```
* the data are in the form of 15 records
  rather than a
* frequency table
rec 15
* rco means that the records contain a count
  or frequency
```

rco

```
des [0 0 62.5 0 125 0 250 0 500 0
      0 0 62.5 0 125 0 250 0 500 0]
sta wei(BC) [1 0 1 1]
dat [
1 1 1 15
1 2 1 1
1 2 2 281
2 1 1 17
2 2 1 0
2 2 2 225
3 1 1 22
3 2 1 7
3 2 2 283
4 1 1 38
4 2 1 59
4 2 2 202
5 1 1 144
5 2 1 132
5 2 2 9
]
new 10 3
```

80. Logístico condicional (tda.inp)

```
* Conditional (multinomial) logit model
* data: TDA manual example 12
*
* Continuous covariates 1 to 3 denote a
characteristic
* of the three choices.
* With cov(Ax,1) it is indicated that,
starting from
* continuous covariate 1, for each level of A
there is a
* separate covariate.
```

```
man 1
con 3
dim 3
mod A|x {cov(Ax,1)}
rec 50
dat tda.dat
new 10 5
```

Probit

81. Binario (agr90_1b.inp)

```
* Probit model
* data: Agresti 1990; Table 4.7
```

```
man 2
dim 2 8
mod A|B cum(b) {cov(B,1)}
dat [53 47 44 28 11 6 1 0
      6 13 18 28 52 53 61 60]
des [1.691 1.724 1.755 1.784 1.811 1.837 1.861
      1.884]
new 10 3
```

82. Acumulativo/ordinal (agr90_3b.inp)

```
* Cumulative probit model
* data: Agresti 1990; Table 9.9
```

```
man 2
dim 4 3
mod B|A cum(b) {spe(A,1b)}
dat [
61 28 7
68 23 13
58 40 12
53 38 16]
(Complementario) log-log
```

83. Binario (agr90_1c.inp)

```
* Log-log model
```

* data: Agresti 1990; Table 4.7

```
man 2
dim 2 8
mod A|B cum(d) {cov(B,1)}
dat [53 47 44 28 11 6 1 0
      6 13 18 28 52 53 61 60]
des [1.691 1.724 1.755 1.784 1.811 1.837 1.861
      1.884]
new 10 3
84. Acumulativo/ordinal (agr90_4.inp)
* Cumulative complementary log-log model
* data: Agresti 1990; Table 9.10

man 3
dim 5 2 2
mod A|BC cum(c) {spe(B,1a) spe(C,1a)}
dat [2.4 3.6 1.6 2.7
      3.4 7.5 1.4 2.9
      3.8 8.3 2.2 4.4
      17.5 25.0 9.9 16.3
      72.9 55.6 84.9 73.7]
new 10 3
```

Covariables continuas

85. Logístico multinomial (lim_1.inp)

```
* Multinomial logit model with 2 continuous
covariates
* data: LIMDEP and TDA manuals
*
* A = 4 serves as reference category
```

```
man 1
con 2
dim 4
mod A|x {A cov(x,1,A,c,3) cov(x,2,A,c,3)}
rec 20
des [1 2 3 0
      1 2 3 0]
dat lim.dat
new 0 1
```

86. Logístico acumulativo (lim_2.inp)

```
* Cumulative logit model with 2 continuous
covariates
* data: LIMDEP and TDA manuals
```

```
man 1
con 2
dim 4
mod A|x cum(a) {cov(x,1) cov(x,2)}
rec 20
dat lim.dat
new 0 1
```

87. Probit acumulativo (lim_3.inp)

```
* Cumulative probit model with 2 continuous
covariates
* data: LIMDEP and TDA manuals
```

```
man 1
con 2
dim 4
mod A|x cum(b) {cov(x,1) cov(x,2)}
rec 20
dat lim.dat
new 0 3
```

Path modificado**Sin restricciones**

88. Modelo causal 1 (hag90_5a.inp)

```
* Unrestricted modified path model
* data: Hagenaars 1990; Table 2.1
* A = Age
* B = Religious membership
* C = Political preference
* D = Voting behavior (dependent)
```

```
man 4
dim 2 2 3 2
lab A B C D
mod C|AB
    D|ABC
dat [15 16
    30 5
    50 27
    18 50
    51 14
    31 29
    35 9
    58 3
    127 20
    21 47
    40 4
    30 20]
```

89. Modelo causal 2 (kno80_1c.inp)

```
* unrestricted path model
* data: Knoke and Burk 1980; Table 3
*
* R and E are exogenous; therefore, RE may be
omitted
* from the model specification
```

```
man 4
dim 2 3 2 2
lab R E M V
mod RE
    M|RE
    V|REM
dat [114 122
    150 67
    88 72
    208 83
    58 18
    264 60
    23 31
    22 7
    12 7
    21 5
    3 4
    24 10]
```

Restricciones simples

90. Modelo causal 1 (hag90_5b.inp)

```
* Modified path model: simple restriction
* data: Hagenaars 1990; Table 2.1
* A = Age
* B = Religious membership
* C = Political preference
* D = Voting behavior (dependent)
*
* C does not depend on A
```

```
man 4
dim 2 2 3 2
lab A B C D
mod C|B
    D|ABC
dat [15 16
    30 5
```

```
50 27
18 50
51 14
31 29
35 9
58 3
127 20
21 47
40 4
30 20]
```

91. Modelo causal 2 (kno80_1d.inp)

```
* path model with simple restrictions on
probabilities
* data: Knoke and Burk 1980; Table 3
*
* V does not depend on R
```

```
man 4
dim 2 3 2 2
lab R E M V
mod RE
    M|RE
    V|EM
dat [114 122
    150 67
    88 72
    208 83
    58 18
    264 60
    23 31
    22 7
    12 7
    21 5
    3 4
    24 10]
```

92. Markov (lan94_1.inp)

```
* data: Langeheine 1994
* table 8.3: Simple non-stationary Markov
```

```
man 5
dim 2 2 2 2 2
lab A B C D E
mod A B|A C|B D|C E|D
dat [464 31 26 12 28 9 6 5 49 5 7 2 12 5 12
    10
    79 11 10 8 12 8 3 12 31 5 7 9 25 12 15
    58]
```

```
* suppress writing pseudo R-squared measures
to the output
* file
nR2
* suppress writing echo of the input to the
output file
nec
```

Restricciones log lineales

93. Modelo causal 1 (hag90_5c.inp)

```
* Modified path model with log-lineal
restrictions
* data: Hagenaars 1990
* Table 2.1: final model
* A = Age
* B = Religious membership
* C = Political preference
* D = Voting behavior (dependent)
```

```
man 4
dim 2 2 3 2
lab A B C D
mod AB {AB}
    C|AB {BC}
```

```
D|ABC {ABD,CD}
dat [15 16
     30 5
     50 27
     18 50
     51 14
     31 29
     35 9
     58 3
     127 20
     21 47
     40 4
     30 20]
```

94. Modelo causal 2 (kno80_1e.inp)

* path model with log-lineal restrictions on probabilities
 * data: Knoke and Burk 1980; Table 3

```
man 4
dim 2 3 2 2
lab R E M V
mod RE {RE}
  M|RE {RM,spe(ME,1b)}
  V|REM {VM,spe(VE,1b)}
dat [114 122
     150 67
     88 72
     208 83
     58 18
     264 60
     23 31
     22 7
     12 7
     21 5
     3 4
     24 10]
```

95. Continuation-ratio logit (agr90_2.inp)

* Continuation-ratio logit
 * Agresti 1996; data: Table 9.7
 *
 * the sequential choice process is specified with a
 * log-lineal path model; B = choice between 1 versus
 * 2 and 3; C = choice between 2 and 3
 *
 * rco means that the individual records contain a
 * frequency or count

```
man 3
dim 5 2 2
mod B|A {B cov(AB,1)}
  C|BA {C wei(BC) cov(AC,1)}
```

* the data are in the form of 15 records rather than a
 * frequency table
 rec 15
 * rco means that the records contain a count or frequency
 rco

```
des [0 0 62.5 0 125 0 250 0 500 0
     0 0 62.5 0 125 0 250 0 500 0]
sta wei(BC) [1 0 1 1]
dat [
  1 1 1 15
  1 2 1 1
  1 2 2 281
  2 1 1 17
  2 2 1 0
  2 2 2 225
  3 1 1 22]
```

```
3 2 1 7
3 2 2 283
4 1 1 38
4 2 1 59
4 2 2 202
5 1 1 144
5 2 1 132
5 2 2 9
]
new 10 3
```

Submodelos iguales

96. Markov estacionario (lan94_2a.inp)

* data: Langeheine 1994
 * Table 8.3: Stationary Markov
 *
 * With eq1 it is indicated that a submodel/probability
 * is equal to another submodel/probability
 man 5
 dim 2 2 2 2 2
 lab A B C D E
 mod A
 B|A
 C|B eq1 B|A
 D|C eq1 B|A
 E|D eq1 B|A
 dat [464 31 26 12 28 9 6 5 49 5 7 2 12 5 12
 10
 79 11 10 8 12 8 3 12 31 5 7 9 25 12 15
 58]

Igualdades entre modelos

97. Markov restringido (lan94_2b.inp)

* Markov model with equal associations between subsequent
 * occasions
 * data: Langeheine 1994; Table 8.3
 *
 * all {<parameters>} has to be used when parameter are
 * restricted across submodels

```
man 5
dim 2 2 2 2 2
lab A B C D E
mod A {A}
  B|A {B}
  C|B {C}
  D|C {D}
  E|D {E}
all {spe(AB,BC,CD,DE,1a)}
dat [464 31 26 12 28 9 6 5 49 5 7 2 12 5 12  

  10  

  79 11 10 8 12 8 3 12 31 5 7 9 25 12 15  

  58]
```

98. Clasificación de utilidad estricta (cro89_3a.inp)

* Strict utility or Bradley-Terry-Luce ranking model
 * data: Croon 19891; Tables 1, 2, and 3
 *
 * The sequential ranking is modelled via a path model
 * The main effects (A, B, and C) are restricted to be equal

```
man 3
dim 4 4 4
mod A {}
  B|A {wei(AB)}
  C|AB {wei(AC),wei(BC)}
```

```
all {spe(A,B,C,1a)}  
rec 24  
ski [4]  
rco  
sta wei(AB) [0 1 1 1  
             1 0 1 1  
             1 1 0 1  
             1 1 1 0]  
sta wei(AC) [0 1 1 1  
             1 0 1 1  
             1 1 0 1  
             1 1 1 0]  
sta wei(BC) [0 1 1 1  
             1 0 1 1  
             1 1 0 1  
             1 1 1 0]  
dat cro89_1.dat  
new 10 3
```

Clase latente

Sin restricciones

```
99. Probabilidades (hag90_6a.inp)
* Unrestricted latent class model as a
probability model
* data: Hagenaars 1990; Table 3.1
* A = Equal rights for men/women
* B = Good education
* C = Good medical care
* D = Equal rights guest workers

lat 1
man 4
dim 2 2 2 2 2
lab X A B C D
mod X
  A|X
  B|X
  C|X
  D|X
dat [59 56
    14 36
    7 15
    4 23
    75 161
    22 115
    8 68
    22 123]

* write estimated conditional probabilities to
a file
wco hag90_6a.con
```

```
100. Log-lineal para frecuencias
(hag90_6b.inp)
* Unrestricted latent class model as log-
lineal model
* data: Hagenaars 1990; Table 3.1
* A = Equal rights for men/women
* B = Good education
* C = Good medical care
* D = Equal rights guest workers

lat 1
man 4
dim 2 2 2 2 2
lab X A B C D
mod {XA,XB,XC,XD}
dat [59 56
    14 36
    7 15
    4 23
    75 161
    22 115
    8 68
    22 123]
```

```
101. Logísticos para probabilidades
(hag90_6c.inp)
* Unrestricted latent class model with
(saturated) logit models
* for the probabilities
* data: Hagenaars 1990; Table 3.1
* A = Equal rights for men/women
* B = Good education
* C = Good medical care
* D = Equal rights guest workers

lat 1
man 4
dim 2 2 2 2 2
lab X A B C D
mod X {X}
  A|X {AX}
```

```
B|X {BX}
C|X {CX}
D|X {DX}
dat [59 56
    14 36
    7 15
    4 23
    75 161
    22 115
    8 68
    22 123]
```

```
* write estimated conditional probabilities to
a file
wco hag90_6a.con
```

Probabilidades restringidas

```
102. Igualdades eq1 (hag90_6d.inp)
* Restricted latent class model
* equal conditional probabilities via eq1
* data: Hagenaars 1990; Table 3.1
* A = Equal rights for men/women
* B = Good education
* C = Good medical care
* D = Equal rights guest workers
*
*  $P(A|X) = P(D|X)$  and  $P(B|X) = P(C|X)$ 

lat 1
man 4
dim 2 2 2 2 2
lab X A B C D
mod X
  A|X
  B|X
  C|X eq1 B|X
  D|X eq1 A|X
dat [59 56
    14 36
    7 15
    4 23
    75 161
    22 115
    8 68
    22 123]
```

```
103. Igualdades eq2 (hag90_6e.inp)
* Restricted latent class model
* equal conditional probabilities via eq2
* data: Hagenaars 1990; Table 3.1
* A = Equal rights for men/women
* B = Good education
* C = Good medical care
* D = Equal rights guest workers
```

```
lat 1
man 4
dim 2 2 2 2 2
lab X A B C D
mod X
  A|X eq2
  B|X eq2
  C|X eq2
  D|X eq2
des [1 0 2 0
    3 0 4 0
    3 0 4 0
    1 0 2 0]
dat [59 56
    14 36
    7 15
    4 23
    75 161
    22 115
    8 68]
```

22 123]

104. Igualdades y valores fijos (mcc87_1.inp)

```
* Restricted latent class model
* data: McCutcheon 1987
* Tables 3.1, 3.4, and 3.5
*
* eq2 is used to impose equality and fixed-
value
* restrictions on the probabilities; the
design matrix
* indicates which probabilities are free (0),
fixed (-1),
* and equal (positive integers)
```

```
lat 1
man 4
dim 3 3 2 2 3
mod X
  A|X eq2
  B|X eq2
  C|X eq2
  D|X eq2
des [1 2 0 1 2 0 0 0 0
     3 0 3 0 -1 0
     -1 0 0 0 0 0
     0 0 -1 0 0 0 0 0 0]
sta B|X [.6 .4 .6 .4 0 1]
sta C|X [1 0 .5 .5 .5 .5]
sta D|X [.9 .1 0 .6 .3 .1 .6 .3 .1]
dat [419 35 2
     71 25 5
     270 25 4
     42 16 5
     23 4 1
     6 2 0
     43 9 2
     9 3 2
     26 3 0
     1 2 0
     85 23 6
     13 12 8]
```

105. Proctor 1 (hei96_1.inp)

```
* Restricted latent class model for
dichotomous items
* Heinen 1996: Table 2.2 (men)
* 5 anti women's liberation items
* 1 = agree/neutral; 2 = disagree

* order difficulty items D, B, A, C, E
* Proctor model
```

```
lat 1
man 5
dim 6 2 2 2 2 2
lab X A B C D E
mod X
  A|X eq2
  B|X eq2
  C|X eq2
  D|X eq2
  E|X eq2

des [1 0 1 0 1 0 0 1 0 1 0 1
     1 0 1 0 0 1 0 1 0 1 0 1
     1 0 1 0 1 0 1 0 0 1 0 1
     1 0 0 1 0 1 0 1 0 1 0 1
     1 0 1 0 1 0 1 0 1 0 0 1]

dat [30 1 48 7 0 0 10 1 8 1 68 19 2 2
     36 36 5 2 28 3 1 0 7 11 3 0 51 15 2
     2 59 84]
```

106. Proctor 2 (hei96_1k.inp)

```
* Restricted latent class model for
dichotomous items
* Heinen 1996: Table 2.2 (men)
* 5 anti women's liberation items
* 1 = agree/neutral; 2 = disagree

* order difficulty items D, B, A, C, E

* Proctor with item specific errors
```

```
lat 1
man 5
dim 6 2 2 2 2 2
lab X A B C D E
mod X
  A|X eq2
  B|X eq2
  C|X eq2
  D|X eq2
  E|X eq2

des [1 0 1 0 1 0 0 1 0 1 0 1
     2 0 2 0 0 2 0 2 0 2 0 2
     3 0 3 0 3 0 3 0 0 3 0 3
     4 0 0 4 0 4 0 4 0 4 0 4
     5 0 5 0 5 0 5 0 5 0 5 5]

dat [30 1 48 7 0 0 10 1 8 1 68 19 2 2
     36 36 5 2 28 3 1 0 7 11 3 0 51 15 2
     2 59 84]
```

107. Distancia latente (hei96_1n.inp)

```
* Restricted latent class model
* Heinen 1996: Table 2.2 (men)
* 5 anti women's liberation items
* 1 = agree/neutral; 2 = disagree

* order difficulty items D, B, A, C, E
* Latent distance model
```

```
lat 1
man 5
dim 6 2 2 2 2 2
lab X A B C D E
mod X
  A|X eq2
  B|X eq2
  C|X eq2
  D|X eq2
  E|X eq2

des [1 0 1 0 1 0 0 6 0 6 0 6
     2 0 2 0 0 7 0 7 0 7 0 7
     3 0 3 0 3 0 3 0 0 8 0 8
     4 0 0 4 0 4 0 4 0 4 0 4
     5 0 5 0 5 0 5 0 5 0 5 5]

dat [30 1 48 7 0 0 10 1 8 1 68 19 2 2
     36 36 5 2 28 3 1 0 7 11 3 0 51 15 2
     2 59 84]
```

108. Likert (hei96_2i.inp)

```
* Latent class model for Likert-type items
(Clogg, 1979)
* data: Heinen 1996
* table 3.9: model for males
*
* Model with fixed zeros in the conditional
response probabilities.
* The eq2 statements (and the design matrix)
may also be omitted
* since a probability with a starting values
of zero remains zero.
```

```
lat 1
man 5
```

```

dim 3 3 3 3 3
lab X A B C D E
mod X
  A|X eq2
  B|X eq2
  C|X eq2
  D|X eq2
  E|X eq2

des [0 0 -1 0 0 0 -1 0 0
     0 0 -1 0 0 0 -1 0 0
     0 0 -1 0 0 0 -1 0 0
     0 0 -1 0 0 0 -1 0 0
     0 0 -1 0 0 0 -1 0 0]

sta A|X [.5 .5 0 .3 .3 .3 0 .5 .5]
sta B|X [.5 .5 0 .3 .3 .3 0 .5 .5]
sta C|X [.5 .5 0 .3 .3 .3 0 .5 .5]
sta D|X [.5 .5 0 .3 .3 .3 0 .5 .5]
sta E|X [.5 .5 0 .3 .3 .3 0 .5 .5]

dat hei96_2.fre

```

```

109. Ordinal 1 (hei96_1g.inp)
* Ordinal LC model or nonparametric latent
trait model
* data: Heinen 1996
*
* The inequality/ordinal restrictions on the
conditional
* response probabilities are specified by orl.
* Note: there are local maxima; use different
sets of
* (random) starting values

lat 1
man 5
dim 3 2 2 2 2 2
lab X A B C D E
mod X
  A|X orl
  B|X orl
  C|X orl
  D|X orl
  E|X orl
dat [30 1 48 7 0 0 10 1 8 1 68 19 2 2
     36 36 5 2 28 3 1 0 7 11 3 0 51 15 2
     2 59 84]

```

```

110. Ordinal 2 (hei96_2e.inp)
* Ordinal LC model or nonparametric latent
trait model
* for polytomous items
* data: Heinen 1996
*
* there are local maxima: use different sets
of (random)
* starting values

```

```

lat 1
man 5
dim 4 3 3 3 3 3
lab X A B C D E
mod X
  A|X orl
  B|X orl
  C|X orl
  D|X orl
  E|X orl
dat hei96_2.fre

```

Log-lineales / Restricciones logísticas

```

111. Interacciones iguales (hag90_6g.inp)
* Log-linearly restricted latent class model
* equal interaction effects between items

```

```

* data: Hagenaars 1990; Table 3.1
* A = Equal rights for men/women
* B = Good education
* C = Good medical care
* D = Equal rights guest workers

```

```

lat 1
man 4
dim 2 2 2 2 2
lab X A B C D
mod X {X}
  A|X {A}
  B|X {B}
  C|X {C}
  D|X {D}
all {spe(XA,XD,1a),spe(XB,XC,1a)}
dat [59 56
     14 36
     7 15
     4 23
     75 161
     22 115
     8 68
     22 123]

```

```

112. Efectos lineales (hag90_6i.inp)
* Log-linearly restricted latent class model
* linear effects of the latent variable on the
items
* data: Hagenaars 1990; Table 3.1
* A = Equal rights for men/women
* B = Good education
* C = Good medical care
* D = Equal rights guest workers

```

```

lat 1
man 4
dim 3 2 2 2 2
lab X A B C D
mod X {X}
  A|X {A,spe(XA,1b)}
  B|X {B,spe(XB,1b)}
  C|X {C,spe(XC,1b)}
  D|X {D,spe(XD,1b)}
dat [59 56
     14 36
     7 15
     4 23
     75 161
     22 115
     8 68
     22 123]

```

```

113. Cero e iguales probabilidades
(mcc87_2.inp)
* Restricted latent class model
* data: McCutcheon 1987
* Tables 3.1, 3.4, and 3.5
*
* fac(..) is used impose equality restrictions
on probabilities
* and wei(..) to fix some probabilities to
zero

```

```

lat 1
man 4
dim 3 3 2 2 3
mod X
  A|X {fac(AX,4)}
  B|X {fac(BX,1) wei(BX)}
  C|X {fac(CX,2) wei(CX)}
  D|X {fac(DX,5) wei(DX)}
new 100 1
des [1 2 0 1 2 0 3 4 0
     1 0 1 0 0 0
     0 0 1 0 2 0

```

```

1 0 0 2 3 0 4 5 0]
sta wei(BX) [1 1 1 1 0 1]
sta wei(CX) [1 0 1 1 1 1]
sta wei(DX) [1 1 0 1 1 1 1 1]
dat [419 35 2
      71 25 5
      270 25 4
      42 16 5
      23 4 1
      6 2 0
      43 9 2
      9 3 2
      26 3 0
      1 2 0
      85 23 6
      13 12 8]

```

114. Proctor 1 (hei96_1l.inp)

```

* Restricted latent class model for
dichotomous items
* Heinen 1996: Table 2.2 (men)
* 5 anti women's liberation items
* 1 = agree/neutral; 2 = disagree

* order difficulty items D, B, A, C, E
* Proctor model

```

```

lat 1
man 5
dim 6 2 2 2 2 2
lab X A B C D E
mod X

```

```

A|X {}
B|X {}
C|X {}
D|X {}
E|X {}

```

```

all {fac (AX,BX,CX,DX,EX,1)}
des [1 0 1 0 1 0 0 1 0 1 0 1
      1 0 1 0 0 1 0 1 0 1 0 1
      1 0 1 0 1 0 1 0 0 1 0 1
      1 0 0 1 0 1 0 1 0 1 0 1
      1 0 1 0 1 0 1 0 1 0 0 1]

```

```

dat [30 1 48 7 0 0 10 1 8 1 68 19 2 2
      36 36 5 2 28 3 1 0 7 11 3 0 51 15 2 2
      59 84]

```

115. Proctor 2 (hei96_1m.inp)

```

* Restricted latent class model for
dichotomous items
* Heinen 1996: Table 2.2 (men)
* 5 anti women's liberation items
* 1 = agree/neutral; 2 = disagree

```

```

* order difficulty items D, B, A, C, E

```

```

* Proctor with item specific errors

```

```

lat 1
man 5
dim 6 2 2 2 2 2
lab X A B C D E
mod X

```

```

A|X {}
B|X {}
C|X {}
D|X {}
E|X {}

```

```

all {fac (AX,BX,CX,DX,EX,5)}
des [1 0 1 0 1 0 0 1 0 1 0 1
      2 0 2 0 0 2 0 2 0 2 0 2
      3 0 3 0 3 0 3 0 0 3 0 3
      4 0 0 4 0 4 0 4 0 4 0 4
      5 0 5 0 5 0 5 0 5 0 5]

```

```

dat [30 1 48 7 0 0 10 1 8 1 68 19 2 2
      36 36 5 2 28 3 1 0 7 11 3 0 51 15 2 2
      2 59 84]

```

116. Distancia latente (hei96_1o.inp)

```

* Restricted latent class model
* Heinen 1996: Table 2.2 (men)
* 5 anti women's liberation items
* 1 = agree/neutral; 2 = disagree

```

```

* order difficulty items D, B, A, C, E
* Latent distance model

```

```

lat 1
man 5
dim 6 2 2 2 2 2
lab X A B C D E
mod X

```

```

A|X {}
B|X {}
C|X {}
D|X {}
E|X {}

```

```

all {fac (AX,BX,CX,DX,EX,8)}

```

```

des [1 0 1 0 1 0 0 6 0 6 0 6
      2 0 2 0 0 7 0 7 0 7 0 7
      3 0 3 0 3 0 3 0 0 8 0 8
      4 0 0 4 0 4 0 4 0 4 0 4
      5 0 5 0 5 0 5 0 5 0 5]

```

```

dat [30 1 48 7 0 0 10 1 8 1 68 19 2 2
      36 36
      5 2 28 3 1 0 7 11 3 0 51 15 2 2
      59 84]

```

Rasgo latente

No paramétricos

117. Dicotómicos (hei96_1g.inp)

```

* Ordinal LC model or nonparametric latent
trait model

```

```

* data: Heinen 1996

```

```

* The inequality/ordinal restrictions on the
conditional

```

```

* response probabilities are specified by orl.

```

```

* Note: there are local maxima; use different
sets of

```

```

* (random) starting values

```

```

lat 1
man 5
dim 3 2 2 2 2 2
lab X A B C D E
mod X

```

```

A|X orl
B|X orl
C|X orl
D|X orl
E|X orl

```

```

dat [30 1 48 7 0 0 10 1 8 1 68 19 2 2
      36 36 5 2 28 3 1 0 7 11 3 0 51 15 2 2
      59 84]

```

118. Pluricotómicos (hei96_2 e.inp)

```

* Ordinal LC model or nonparametric latent
trait model

```

```

* for polytomous items

```

```

* data: Heinen 1996

```

```

* there are local maxima: use different sets
of (random)

```

```

* starting values

```

```

lat 1

```

```
man 5
dim 4 3 3 3 3 3
lab X A B C D E
mod X
  A|X orl
  B|X orl
  C|X orl
  D|X orl
  E|X orl
dat hei96_2.fre
```

Semi paramétricos

```
119. Rasch 1 (lin91.inp)
* Non-parametric Rasch model
* data: Lindsay, Clogg and Grego: JASA 1991
* Model 2 for dataset A
man 4
lat 1
dim 3 2 2 2 2
mod X {X}
  A|X {A}
  B|X {B}
  C|X {C}
  D|X {D}
all {spe(XA,XB,XC,XD,1b)}
dat [42 1 6 2 6 1 7 2 23 4 24 9 25 6 38 20]
```

```
120. Rasch 2 (hei96_1a.inp)
* Semi-parametric Rasch model
* data: Heinen 1996
* Table 4.7: Rasch model
lat 1
man 5
dim 4 2 2 2 2 2
lab X A B C D E
mod X
  A|X {A}
  B|X {B}
  C|X {C}
  D|X {D}
  E|X {E}
all {spe(XA,XB,XC,XD,XE,1b)}
dat [30 1 48 7 0 0 10 1 8 1 68 19 2 2
36 36 5 2 28 3 1 0 7 11 3 0 51 15 2 2
59 84]
```

```
121. Rasch 3 (hei96_1i.inp)
* Semi-parametric Rasch model with random
nodes
* data: Heinen 1996
* Table 4.7: Rasch model
lat 1
man 5
dim 3 2 2 2 2 2
lab X A B C D E
mod X
  A|X {A}
  B|X {B}
  C|X {C}
  D|X {D}
  E|X {E}
all {spe(XA,XB,XC,XD,XE,1a)}
dat [30 1 48 7 0 0 10 1 8 1 68 19 2 2
36 36 5 2 28 3 1 0 7 11 3 0 51 15 2
2 59 84]
```

```
122. Lord-Birnbaum 1 (hei96_1b.inp)
* Semi-parametric Lord-Birnbaum model
* data: Heinen 1996
* Table 4.7: Lord Birnbaum model
lat 1
man 5
dim 4 2 2 2 2 2
lab X A B C D E
mod X
  A|X {A,spe(XA,1b)}
```

```
  B|X {B,spe(XB,1b)}
  C|X {C,spe(XC,1b)}
  D|X {D,spe(XD,1b)}
  E|X {E,spe(XE,1b)}
dat [30 1 48 7 0 0 10 1 8 1 68 19 2 2
36 36 5 2 28 3 1 0 7 11 3 0 51 15 2
2 59 84]
```

```
123. Lord-Birnbaum 2 (hei96_1h.inp)
* Semi-parametric Lord-Birnbaum model with
random nodes
* data: Heinen 1996
lat 1
man 5
dim 4 2 2 2 2 2
lab X A B C D E
mod X
  A|X {A}
  B|X {B}
  C|X {C}
  D|X {D}
  E|X {E}
all
{ass2(X,A,5a,a),ass2(X,B,5a,a),ass2(X,C,5a,a)
  ass2(X,D,5a,a),ass2(X,E,5a,a)}
dat [30 1 48 7 0 0 10 1 8 1 68 19 2 2
36 36 5 2 28 3 1 0 7 11 3 0 51 15 2
2 59 84]
```

```
124. Ojiva normal (hei96_1c.inp)
* Semi-parametric normal ogive model
* data: Heinen 1996
lat 1
man 5
dim 4 2 2 2 2 2
lab X A B C D E
mod X
  A|X cum(b) {spe(X,1b)}
  B|X cum(b) {spe(X,1b)}
  C|X cum(b) {spe(X,1b)}
  D|X cum(b) {spe(X,1b)}
  E|X cum(b) {spe(X,1b)}
dat [30 1 48 7 0 0 10 1 8 1 68 19 2 2
36 36 5 2 28 3 1 0 7 11 3 0 51 15 2
2 59 84]
new 100 5
```

```
125. Crédito parcial (hei96_2a.inp)
* Semi-parametric Partial Credit model
* data: Heinen 1996
* Table 5.5: Partial Credit model (T=4)
lat 1
man 5
dim 4 3 3 3 3 3
lab X A B C D E
mod X
  A|X {A}
  B|X {B}
  C|X {C}
  D|X {D}
  E|X {E}
all {spe(AX,BX,CX,DX,EX,1b)}
dat hei96_2.fre
```

```
126. Crédito parcial extendido (hei96_2b.inp)
* Semi-parametric Partial Credit model
* data: Heinen 1996
* Table 5.5: Partial Credit model (T=4) with
unequal
* discrimination parameters
lat 1
man 5
dim 4 3 3 3 3 3
lab X A B C D E
```

```

mod X
  A|X {A spe(XA,1b)}
  B|X {B spe(XB,1b)}
  C|X {C spe(XC,1b)}
  D|X {D spe(XD,1b)}
  E|X {E spe(XE,1b)}
dat hei96_2.fre

127. Respuesta nominal 1 (hei96_2g.inp)
* Semi-parametric Nominal response model with
random nodes
* data: Heinen 1996
lat 1
man 5
dim 3 3 3 3 3 3
lab X A B C D E
mod X
  A|X {A}
  B|X {B}
  C|X {C}
  D|X {D}
  E|X {E}
all
{ass2(X,A,5a,a),ass2(X,B,5a,a),ass2(X,C,5a,a)
  ass2(X,D,5a,a),ass2(X,E,5a,a)}
dat hei96_2.fre

128. Respuesta nominal 2 (hei96_2h.inp)
* Semi-parametric Nominal response model with
fixed nodes
* data: Heinen 1996
lat 1
man 5
dim 3 3 3 3 3 3
lab X A B C D E
mod X
  A|X {A ass1(A,X,3a)}
  B|X {B ass1(B,X,3a)}
  C|X {C ass1(C,X,3a)}
  D|X {D ass1(D,X,3a)}
  E|X {E ass1(E,X,3a)}
dat hei96_2.fre

Rasch (CML)

129. Dicotómicos (hei96_3a.inp)
* Log-linear Rasch model
* data: Heinen 1996; Table 6.1: Male
*
* spe() type 2a yields total score parameters
*
* An alternative is to use spe() type 4a,
which yields
* a symmetric association without the main
diagonals
* (1,1,1,1,1) and (2,2,2,2,2), and to include
the main
* effect of E

man 5
dim 2 2 2 2 2
lab A B C D E
mod {A,B,C,D,spe(ABCDE,2a)}
dat [30 1 48 7 0 0 10 1 8 1 68 19 2 2
36 36 5 2 28 3 1 0 7 11 3 0 51 15 2 2
59 84]
dum 2 2 2 2 2

130. Nominal (agr93_2.inp)
* Multivariate quasi-symmetry / Nominal Rasch
* data: Agresti 1993
* Tables 1 and 2
*
* spe() type 3a yields a symmetric association
structure

```

```

man 3
dim 4 4 4
mod {B C spe(ABC,3a)}
dat [
140 1 0 0
30 3 1 0
66 4 2 0
83 15 10 1
3 1 0 0
3 1 1 0
15 8 0 0
23 8 7 0
1 0 0 0
0 0 0 0
3 2 3 1
13 4 6 0
0 0 0 0
0 0 0 0
0 0 1 0
7 2 2 4]

131. Ordinal (agr93_3.inp)
* Ordinal Rasch
* data: Agresti 1993
* Tables 1, 2 and 3
*
* spe() type 2a yields total score parameters

man 3
dim 4 4 4
mod {spe(A,B,C,1a) spe(B,1b) spe(C,1b)
spe(ABC,2a)}

* new <iteration> <type of algorithm>
* here, switch to BFGS after 10 iteration
new 10 3

dat [
140 1 0 0
30 3 1 0
66 4 2 0
83 15 10 1
3 1 0 0
3 1 1 0
15 8 0 0
23 8 7 0
1 0 0 0
0 0 0 0
3 2 3 1
13 4 6 0
0 0 0 0
0 0 0 0
0 0 1 0
7 2 2 4]

132. Efecto-ítem ordinal (agr93_4.inp)
* Ordinal item-effect Rasch
* data: Agresti 1993
* Tables 1, 2, and 3
*
* spe() type 3a yields a symmetric association
structure

man 3
dim 4 4 4
mod {spe(B,1b) spe(C,1b) spe(ABC,3a)}
dat [
140 1 0 0
30 3 1 0
66 4 2 0
83 15 10 1
3 1 0 0
3 1 1 0
15 8 0 0
23 8 7 0
1 0 0 0

```

```
0 0 0 0
3 2 3 1
13 4 6 0
0 0 0 0
0 0 0 0
0 0 1 0
7 2 2 4]
new 10 3
```

133. Mixto (hei96_3b.inp)

```
* Mixed log-lineal Rasch model
* data: Heinen 1996; Table 6.1: Male
*
* In this model, the items difficulties are
heterogenous
*
* spe() type 4a yields a symmetric association
without
* the main diagonals (1,1,1,1,1) and
(2,2,2,2,2). Note
* that in the case of dichotomies, a symmetric
association
* is equivalent to a set of total-score
parameters.
```

```
lat 1
man 5
dim 2 2 2 2 2
lab X A B C D E
mod X
    ABCDE|X {AX,BX,CX,DX,EX,spe(ABCDE,4a)}
dat [30 1 48 7 0 0 10 1 8 1 68 19 2 2
36 36 5 2 28 3 1 0 7 11 3 0 51 15 2
2 59 84]
dum 2 2 2 2 2
new 100 1
```

134. No respuesta (con92_1.inp)

```
* Rasch model for repeated measurements with
nonresponse
* data: Conaway JASA 1992
* Tables 2, 6: MCAR model
res 3
man 3
dim 2 2 2 2 2
lab R S T C B A
sub ABC AB
    AC A
    BC B
    C -
mod ABC {B,C,spe(ABC,2a)}
    RST {RST}
dat [129 6 7 7 8 2 9 14
36 4 9 14
31 2 4 6
58 37
19 2 1 2
21 1
23 10
0 ]
dum 1 1 1 1 1
```

Paramétricos

135. Rasch (hei96_1d.inp)

```
* Parametric Rasch model
* data: Heinen 1996
*
* wei(X) is used to specify a fixed effect for
X
```

```
lat 1
man 5
dim 9 2 2 2 2
lab X A B C D E
```

```
mod X {wei(X)}
    A|X {A}
    B|X {B}
    C|X {C}
    D|X {D}
    E|X {E}
all {spe(XA,XB,XC,XD,XE,1b)}
```

```
* nor(<method>,<range>)
* here, we indicate that we want a normal
distribution
* which range from -4 to 4 (range=8)
approximated via
* rescaled densities (method=1)
```

```
sta wei(X) nor(1,8)
```

```
dat [30 1 48 7 0 0 10 1 8 1 68 19 2 2
36 36 5 2 28 3 1 0 7 11 3 0 51 15 2
2 59 84]
```

136. Lord-Birnbaum (hei96_1e.inp)

```
* Parametric Lord-Birnbaum model
* data: Heinen 1996
lat 1
man 5
dim 9 2 2 2 2
lab X A B C D E
mod X {wei(X)}
    A|X {A,spe(XA,1b)}
    B|X {B,spe(XB,1b)}
    C|X {C,spe(XC,1b)}
    D|X {D,spe(XD,1b)}
    E|X {E,spe(XE,1b)}
sta wei(X) nor(1,8)
dat [30 1 48 7 0 0 10 1 8 1 68 19 2 2
36 36
5 2 28 3 1 0 7 11 3 0 51 15 2 2
59 84]
new 100 5
```

137. Ojiva normal (hei96_1f.inp)

```
* Parametric normal ogive model or factor
analysis model
* for dichotomous items
* data: Heinen 1996
*
* The latent variable is assumed to be
normally distributed.
* The response probabilities are parameterized
by a probit
* model.
```

```
lat 1
man 5
dim 9 2 2 2 2
lab X A B C D E
mod X {wei(X)}
    A|X cum(b) {spe(X,1b)}
    B|X cum(b) {spe(X,1b)}
    C|X cum(b) {spe(X,1b)}
    D|X cum(b) {spe(X,1b)}
    E|X cum(b) {spe(X,1b)}
sta wei(X) nor(1,8)
dat [30 1 48 7 0 0 10 1 8 1 68 19 2 2
36 36 5 2 28 3 1 0 7 11 3 0 51 15 2
2 59 84]
new 100 5
```

138. Crédito parcial (hei96_2c.inp)

```
* Parametric Partial Credit model
* data: Heinen 1996
```

```
lat 1
man 5
dim 9 3 3 3 3
lab X A B C D E
```

```

mod X {wei(X)}
  A|X {A}
  B|X {B}
  C|X {C}
  D|X {D}
  E|X {E}
all {spe(AX,BX,CX,DX,EX,1b)}
sta wei(X) nor(1,8)
dat hei96_2.fre

```

139. Respuesta graduada (hei96_2f.inp)

```

* Parametric graded response model
* data: Heinen 1996
lat 1
man 5
dim 9 3 3 3 3 3
lab X A B C D E
mod X {wei(X)}
  A|X cum(a) {spe(X,1b)}
  B|X cum(a) {spe(X,1b)}
  C|X cum(a) {spe(X,1b)}
  D|X cum(a) {spe(X,1b)}
  E|X cum(a) {spe(X,1b)}
sta wei(X) nor(1,8)
dat hei96_2.fre

```

Análisis factorial

140. Dicotómico (hei96_1f.inp)

```

* Parametric normal ogive model or factor
analysis model
* for dichotomous items
* data: Heinen 1996
*
* The latent variable is assumed to be
normally distributed.
* The response probabilities are parameterized
by a probit
* model.

lat 1
man 5
dim 9 2 2 2 2 2
lab X A B C D E
mod X {wei(X)}
  A|X cum(b) {spe(X,1b)}
  B|X cum(b) {spe(X,1b)}
  C|X cum(b) {spe(X,1b)}
  D|X cum(b) {spe(X,1b)}
  E|X cum(b) {spe(X,1b)}
sta wei(X) nor(1,8)
dat [30 1 48 7 0 0 10 1 8 1 68 19 2 2
36 36
5 2 28 3 1 0 7 11 3 0 51 15 2 2
59 84]
new 100 5

```

141. Pluricotómico (hei96_2d.inp)

```

* Factor analysis for polytomous items
* data: Heinen 1996
*
* The latent variable is assumed to be
normally
* distributed.
* The response probabilities are parameterized
by
* a cumulative probit model.

lat 1
man 5
dim 9 3 3 3 3 3
lab X A B C D E
mod X {wei(X)}
  A|X cum(b) {spe(X,1b)}
  B|X cum(b) {spe(X,1b)}
  C|X cum(b) {spe(X,1b)}
  D|X cum(b) {spe(X,1b)}

```

```

  E|X cum(b) {spe(X,1b)}
sta wei(X) nor(1,8)
dat hei96_2.fre

```

Varias variables latentes

142. No paramétrico (env_1.inp)

```

* Non-parametric latent trait with 2 latent
variables
* Data: Socon 1990
lat 2
man 6
dim 3 3 3 3 3 3 3
lab X Y A B C D E F
mod YX {YX}
  A|X or1
  B|X or1
  C|X or1
  D|Y or1
  E|Y or1
  F|Y or1

* rec <number of records> indicates that the
data are in
* the form of 914 records rather than a
frequency table
rec 914

```

```

dat env.dat

```

143. Semi paramétrico 1 (env_2.inp)

```

* Semi-parametric Lord-Birnbaum model with 2
latent
* variables
* Data: Socon 1990
*
* Note: the scores of X and Y random and equal
in all
* associations

```

```

man 6
lat 2
dim 3 3 3 3 3 3 3
lab X Y A B C D E F
mod XY {Y,X}
  A|X {A}
  B|X {B}
  C|X {C}
  D|Y {D}
  E|Y {E}
  F|Y {F}

all {ass2(X,A,5a,a) ass2(X,B,5a,a)
ass2(X,C,5a,a) ass2(Y,D,5a,a)
ass2(Y,E,5a,a) ass2(Y,F,5a,a)
ass2(X,Y,5a,a)}
rec 914
dat env.dat

```

144. Semi paramétrico 2 (env_3.inp)

```

* Semi-parametric Partial Credit model with 2
latent
* variables
* Data: Socon 1990
*
* The relationship XY is uniform

```

```

lat 2
man 6
dim 3 3 3 3 3 3 3
lab X Y A B C D E F
mod XY {X,Y,spe(XY,1b)}
  A|X {A,spe(AX,1b)}
  B|X {B,spe(BX,1b)}
  C|X {C,spe(CX,1b)}
  D|Y {D,spe(DY,1b)}
  E|Y {E,spe(EY,1b)}

```

```

F|Y {F,spe(FY,1b)}
rec 914
dat env.dat

Variables externas
-----
145. Semi paramétrico 1 (bye85_1.inp)
* Latent class model model or semi-parametric
latent trait
* model with external variables
* data: Bye et al SMR 1985; Table App. A
*
* C and D are external/exogenous variables

man 4
lat 1
dim 3 5 5 2 2
lab X A B C D
mod X|CD {XC,XD}
  A|X cum(b) {spe(X,1a)}
  B|X cum(b) {spe(X,1a)}

* new <iteration> <type of algorithm>
* here, switch to Newton-Raphson after 50
iterations
new 50 1
* use a step size of 1/2 (2 times smaller than
the default)
ste 2

dat [
454 47 1503 159
115 13 210 30
 42 3 34 3
 86 8 76 12
231 25 151 31
141 20 303 50
221 19 266 49
 35 0 26 3
129 4 78 13
159 15 52 21
 29 5 44 10
 30 3 30 6
 55 17 32 9
 18 4 9 6
 58 6 16 7
 96 15 54 18
140 16 75 18
 36 3 19 5
276 33 99 27
305 33 73 19
149 47 84 25
113 17 46 8
 69 18 10 4
195 34 50 19
1431 244 227 90]

-----
146. Semi paramétrico 2 (hoi96_1.inp)
* Semi-parametric Rasch model with external
variables
* Linear regression of X on E and F
* data: Mislevy JASA 1985 / Hoijsink &
Snijders (draft)
man 6
lat 1
dim 2 2 2 2 2 2
mod X {X}
  A|XEF {A}
  B|XEF {B}
  C|XEF {C}
  D|XEF {D}
all {spe(XA,XB,XC,XD,1a)
     spe(FA,FB,FC,FD,1a)
     spe(EA,EB,EC,ED,1a)}
dat [
23 20 27 29
5 8 5 8

```

```

12 14 15 7
2 2 3 3
16 20 16 14
3 5 5 5
6 11 4 6
1 7 3 0
22 23 15 14
6 8 10 10
7 9 8 11
19 6 1 2
21 18 7 19
11 15 9 5
23 20 10 8
86 42 2 4]

```

```

-----
147. Paramétrico 1 (bye85_3.inp)
* Parametric latent trait or factor analysis
model with
* external variables
* data: Bye et al SMR 1985; Table App. A
*
* C and D are external/exogenous variables;
cum(f) yields
* an approximated conditional normal
distribution
*
* Note: the mean of X is not identified

man 4
lat 1
dim 9 5 5 2 2
lab X A B C D
mod X|CD cum(f) {spe(C,1a) spe(D,1a)}
  A|X cum(b) {spe(X,1b)}
  B|X cum(b) {spe(X,1b)}
new 100 1

dat [
454 47 1503 159
115 13 210 30
 42 3 34 3
 86 8 76 12
231 25 151 31
141 20 303 50
221 19 266 49
 35 0 26 3
129 4 78 13
159 15 52 21
 29 5 44 10
 30 3 30 6
 55 17 32 9
 18 4 9 6
 58 6 16 7
 96 15 54 18
140 16 75 18
 36 3 19 5
276 33 99 27
305 33 73 19
149 47 84 25
113 17 46 8
 69 18 10 4
195 34 50 19
1431 244 227 90]

```

```

-----
148. Paramétrico 2 (hoi96_2.inp)
* Rasch model with external variables
* Normal linear regression of X on E and F
* data: Mislevy JASA 1985 / Hoijsink &
Snijders (draft)
man 6
lat 1
dim 9 2 2 2 2 2
mod X {wei(X)}
  A|XEF {A}
  B|XEF {B}
  C|XEF {C}

```

```
D|XEF {D}
all {spe(XA,XB,XC,XD,1b)
     spe(FA,FB,FC,FD,1a)
     spe(EA,EB,EC,ED,1a) }
sta wei(X) nor(1,8)
dat [
23 20 27 29
5 8 5 8
12 14 15 7
2 2 3 3
16 20 16 14
3 5 5 5
6 11 4 6
1 7 3 0
22 23 15 14
6 8 10 10
7 9 8 11
19 6 1 2
21 18 7 19
11 15 9 5
23 20 10 8
86 42 2 4]
```

Clase latente extendido

Lisrel modificado

149. Path model 1 (hag93_2a.inp)

```
* Log-linear path model with latent variables
* Model 4 of Table 5.2
* data: Hagenaars 1993; Table 5.1
* A = System responsiveness
* B = Ideological level
* C = Repression potential
* D = Protest approval
* E = Conventional participation
* S = Sex
* E = Education
* G = Age
```

```
lat 2
man 8
dim 2 2 2 2 2 2 2 2 3
lab Y Z A B C D E S T G
mod SGT {SG,ST,GT}
  Y|SGT {STY,GY}
  Z|SGTY {TZ,GZ,YZ}
  A|Y
  B|Y
  C|Z
  D|Z
  E|Y
dat hag93.fre
```

```
* write assymtotic standard errors,
correlations, variances,
* and covariates of the parameter estimates to
a file
wse hag93_2a.ase
```

150. Path model 2 (hag93_2b.inp)

```
* Modified Lisrel Model
* Model 5 of Table 5.2
* data: Hagenaars 1993; Table 5.1
* A = System responsiveness
* B = Ideological level
* C = Repression potential
* D = Protest approval
* E = Conventional participation
* S = Sex
* E = Education
* G = Age
```

```
* G has a direct effect on the indicators C
and E
```

```
lat 2
man 8
dim 2 2 2 2 2 2 2 2 3
lab Y Z A B C D E S T G
mod SGT {SG,ST,GT}
  Y|SGT {STY,GY}
  Z|SGTY {TZ,GZ,YZ}
  A|Y
  B|Y
  C|GZ {GC,ZC}
  D|Z
  E|GY {GE,YE}
dat hag93.fre
```

151. Panel de dos olas (pac.inp)

```
* Modified Lisrel model
* data: Political Action; 2-wave panel study
* S, l and O are external variables
* A, C, D, and E serve as indicators for X
(1st time point)
* J, K, L, and M serve as indicators for Y
(2nd time point)
```

```
lat 2
man 11
dim 3 3 2 3 2 2 2 2 2 2 2 2
lab X Y S l O A C D E J K L M
mod S1O {S1 SO spe(1O,1b)}
  X|S1O {SX spe(OX,1b) 1X}
  Y|S1OX {SY spe(OY,1b) 1Y XY}
  A|X {A spe(XA,1b)}
  C|X {C spe(XC,1b)}
  D|X {D spe(XD,1b)}
  J|Y eq1 A|X
  K|Y eq1 C|X
  L|Y eq1 D|X
  EM|XY {E M spe(XE,YM,1b)}
```

```
rec 288
rco
dat pac.dat
```

```
* starting value for the linear effects XE and
YM
sta spe(XE,1b) [2]
```

```
* maximum number of iteration is 2000
(default=5000)
ite 2000
```

```
* perform 5 iteration in the M step of the EM
algorithm
mit 5
```

```
* suppress writing latent class output to the
output file
nla
```

```
* suppress writing frequencies to the output
file
nfr
```

Varias variables latentes

152. Dos variables latentes 1 (hag90_7a.inp)

```
* Latent class model with 2 latent variables
* data: Hagenaars 1990; Table 3.1
* A = Equal rights for men/women
* B = Good education
* C = Good medical care
* D = Equal rights guest workers
```

```
lat 2
man 4
dim 2 2 2 2 2 2
lab Y Z A B C D
mod YZ
  A|Y
  B|Z
  C|Z
  D|Y
dat [59 56
  14 36
  7 15
  4 23
  75 161
  22 115
  8 68
  22 123]
```

153. Guttman probabilístico (hag90_7b.inp)

```
* Latent class model: guttman scale using
structural zeros
* data: Hagenaars 1990; Table 3.1
* A = Equal rights for men/women
* B = Good education
* C = Good medical care
* D = Equal rights guest workers
```

```
* It is assumed that there are no persons who
agree with
* the ideological items (Y=1) but disagree
with the basic
* items (Z=2).
```

```
lat 2
man 4
dim 2 2 2 2 2 2
lab Y Z A B C D
mod YZ {Y,Z,wei(YZ)}
  A|Y
  B|Z
  C|Z
  D|Y
dat [59 56
     14 36
     7 15
     4 23
     75 161
     22 115
     8 68
     22 123]
sta A|Y [.8 .2 .2 .8]
sta D|Y [.8 .2 .2 .8]
sta B|Z [.8 .2 .2 .8]
sta C|Z [.8 .2 .2 .8]
sta wei(YZ) [1 0 1 1]
```

154. Dos variables latentes 2 (hag86_1.inp)

```
* Latent class model with two latent variables
* data: Hagenaars, Social Science Research
1986 (Table 3).
*
* unrestricted relationship WY
* start values to get a turnover structure in
WY
```

```
lat 2
man 4
dim 3 3 3 3 3 3
lab W Y C D A B
mod WY {WY}
  A|W B|W C|Y D|Y

sta WY [10 1 1 1 10 1 1 1 10]
dat [84 9 23 6 13 7 24 8 68
     0 1 0 0 8 1 2 2 3
     3 1 2 0 2 3 2 3 9
     1 1 0 1 2 2 1 0 1
     2 4 0 1 293 6 1 22 21
     1 0 0 1 8 7 0 0 9
     6 1 1 4 5 0 9 1 16
     0 1 1 0 31 0 2 9 7
     14 1 15 3 48 23 12 21 200]
```

155. Simetría (hag86_2.inp)

```
* latent class model with two latent variables
* data: Hagenaars, Social Science Research
1986 (Table 3).
*
* symmetry model for WY via spe() type 3a
* starting values to get a turnover structure
in WY
```

```
lat 2
man 4
dim 3 3 3 3 3 3
lab W Y C D A B
mod WY {spe(WY,3a)}
  A|W B|W C|Y D|Y

sta spe(WY,3a) [10 1 1 10 1 10]
```

```
dat [84 9 23 6 13 7 24 8 68
     0 1 0 0 8 1 2 2 3
     3 1 2 0 2 3 2 3 9
     1 1 0 1 2 2 1 0 1
     2 4 0 1 293 6 1 22 21
     1 0 0 1 8 7 0 0 9
     6 1 1 4 5 0 9 1 16
     0 1 1 0 31 0 2 9 7
     14 1 15 3 48 23 12 21 200]
```

156. Cuasi-simetría (hag86_3.inp)

```
* latent class model with two latent variables
* data: Hagenaars, Social Science Research
1986 (Table 3).
*
* quasi-symmetry model for WY via spe() type
3a
* starting values to get a turnover structure
in WY
```

```
lat 2
man 4
dim 3 3 3 3 3 3
lab W Y C D A B
mod WY {W,spe(WY,3a)}
  A|W B|W C|Y D|Y
```

```
sta spe(WY,3a) [10 1 1 10 1 10]
dat [84 9 23 6 13 7 24 8 68
     0 1 0 0 8 1 2 2 3
     3 1 2 0 2 3 2 3 9
     1 1 0 1 2 2 1 0 1
     2 4 0 1 293 6 1 22 21
     1 0 0 1 8 7 0 0 9
     6 1 1 4 5 0 9 1 16
     0 1 1 0 31 0 2 9 7
     14 1 15 3 48 23 12 21 200]
```

157. Homogeneidad marginal (hag86_4.inp)

```
* latent class model with two latent variables
* data: Hagenaars, Social Science Research
1986 (Table 3).
*
* marginal homogeneity model for WY via lin()
* starting values to get a turnover structure
in WY
```

```
lat 2
man 4
dim 3 3 3 3 3 3
lab W Y C D A B
mod WY {lin(W,Y,2)}
  A|W B|W C|Y D|Y
```

```
des [1 0 0
     0 1 0
     -1 0 0
     0 -1 0]
```

```
sta WY [10 1 1
        1 10 1
        1 1 10]
```

```
dat [84 9 23 6 13 7 24 8 68
     0 1 0 0 8 1 2 2 3
     3 1 2 0 2 3 2 3 9
     1 1 0 1 2 2 1 0 1
     2 4 0 1 293 6 1 22 21
     1 0 0 1 8 7 0 0 9
     6 1 1 4 5 0 9 1 16
     0 1 1 0 31 0 2 9 7
     14 1 15 3 48 23 12 21 200]
```

Grupo múltiple LCM

158. Homogéneos (mcc88_1.inp)

* Multiple group latent class analysis.
 * data: McCutcheon, SMR 1987 (Table 1).
 *
 * G is the group variable; A, B and C are indicators.
 * homogeneous model: A|X, B|X and C|X do not depend on G.

```
lat 1
man 4
dim 3 2 2 4 3
lab X G C B A
mod G X|G A|X B|X C|X
dat [31 101 34      3 51 23    14 98 70      22 164 223
     91 124 18      24 38 16    15 52 31      32 49 49
     37 109 28       6 49 24    19 121 111     28 164 241
     88 88 13       12 24 12    24 39 25      23 66 38]
```

159. Heterogéneos (mcc88_2.inp)

* Multiple group latent class analysis.
 * data: McCutcheon, SMR 1987 (Table 1).
 *
 * G is the group variable; A, B and C are indicators.
 * heterogeneous model: A|X, B|X and C|X do depend on G

```
lat 1
man 4
dim 3 2 2 4 3
lab X G C B A
mod G X|G A|XG B|XG C|XG
dat [31 101 34      3 51 23    14 98 70      22 164 223
     91 124 18      24 38 16    15 52 31      32 49 49
     37 109 28       6 49 24    19 121 111     28 164 241
     88 88 13       12 24 12    24 39 25      23 66 38]
```

160. Parcialmente heterogéneos (mcc88_3.inp)

* Multiple group latent class analysis.
 * data: McCutcheon, SMR 1987 (Table 1).
 *
 * G is the group variable; A, B and C are indicators.
 * Restricted heterogeneous model: A, B and C do depend
 * on G, but the interactions XA, XB, and XC don't.

```
lat 1
man 4
dim 3 2 2 4 3
lab X G C B A
mod G
  X|G
  A|XG {AX,AG}
  B|XG {BX,BG}
  C|XG {CX,CG}
dat [31 101 34      3 51 23    14 98 70      22 164 223
     91 124 18      24 38 16    15 52 31      32 49 49
     37 109 28       6 49 24    19 121 111     28 164 241
     88 88 13       12 24 12    24 39 25      23 66 38]
```

Variables externas

161. Simple (hag93_1a.inp)

* Latent class model with external variables
 * data: Hagenaars 1993; Tables 4.1 and 4.2
 *
 * G (age) and S (sex) are external/exogenous variables

```
lat 1
man 5
dim 2 2 2 2 2 3
lab X A B E S G
mod X|SG
  A|X
  B|X
  E|X
dat [ 5  4  6  5  3  1
     15 22 10  9 18  6]
```

```

31 25 27 47 49 65
24 36 21 29 40 34
7 5 2 7 1 6
26 38 29 23 29 23
24 11 14 38 21 36
51 47 28 34 59 65]

```

162. Efectos en indicadores (hag93_1b.inp)

```

* Latent class model with external variables
* data: Hagenaars 1993; Tables 4.1 and 4.2
*
* G (age) and S (sex) are external/exogenous variables

```

```

lat 1
man 5
dim 2 2 2 2 2 3
lab X A B E S G
mod X|SG {SX,GX}
    A|XG {AX,GA}
    B|XS {BX,SB}
    E|X {EX}
dat [ 5 4 6 5 3 1
      15 22 10 9 18 6
      31 25 27 47 49 65
      24 36 21 29 40 34
      7 5 2 7 1 6
      26 38 29 23 29 23
      24 11 14 38 21 36
      51 47 28 34 59 65]

```

163. Probit LCM (bye85_1.inp)

```

* Latent class model model or semi-parametric latent trait
* model with external variables
* data: Bye et al SMR 1985; Table App. A
*
* C and D are external/exogenous variables

```

```

man 4
lat 1
dim 3 5 5 2 2
lab X A B C D
mod X|CD {XC,XD}
    A|X cum(b) {spe(X,1a)}
    B|X cum(b) {spe(X,1a)}

* new <iteration> <type of algorithm>
* here, switch to Newton-Raphson after 50 iterations
new 50 1
* use a step size of 1/2 (2 times smaller than the default)
ste 2

dat [
454 47 1503 159
115 13 210 30
42 3 34 3
86 8 76 12
231 25 151 31
141 20 303 50
221 19 266 49
35 0 26 3
129 4 78 13
159 15 52 21
29 5 44 10
30 3 30 6
55 17 32 9
18 4 9 6
58 6 16 7
96 15 54 18
140 16 75 18
36 3 19 5
276 33 99 27
305 33 73 19
149 47 84 25
113 17 46 8
69 18 10 4
195 34 50 19

```

1431 244 227 90]

164. Continuation ratio (bye85_2.inp)

* Latent class model with external variables
 * data: Bye et al 1985; table App. A
 *
 * C and D are external/exogenous variables
 * Continuation ratio model for the covariate effects
 * on the latent variable

```
man 4
lat 2
dim 2 2 5 5 2 2
lab Y X A B C D
mod CD {CD}
    Y|CD {YC YD}
    X|YCD {wei(XY) XC XD}
    A|XY cum(b) {cov(XY,2)}
    B|XY cum(b) {cov(XY,2)}
des [1 0 0 -1
     0 0 1 -1
     1 0 0 -1
     0 0 1 -1]
sta wei(XY) [1 0
             1 1]
new 100 1

dat [454 47 1503 159
115 13 210 30
 42 3 34 3
 86 8 76 12
231 25 151 31
141 20 303 50
221 19 266 49
 35 0 26 3
129 4 78 13
159 15 52 21
 29 5 44 10
 30 3 30 6
 55 17 32 9
 18 4 9 6
 58 6 16 7
 96 15 54 18
140 16 75 18
 36 3 19 5
276 33 99 27
305 33 73 19
149 47 84 25
113 17 46 8
 69 18 10 4
195 34 50 19
1431 244 227 90]
```

165. Covariables continuas (Ica.inp)

* Latent class model with continuous covariates
 * data: fictive
 lat 1
 man 5
 con 5
 dim 2 2 2 2 2 2
 mod X|x {spe(X,1a,x,c,1),spe(X,1a,x,c,2),
 spe(X,1a,x,c,3),spe(X,1a,x,c,4),
 spe(X,1a,x,c,5)}
 A|X B|X C|X D|X E|X

 rec 500
 dat lca.dat

 * write the latent classification probabilities,
 * modal class (+classification error), and a random
 * assignment (+classification error) to the file lca.lat
 wla lca.lat

 Dependencia local

166. Simétrico (hag88_1.inp)

```

* Local dependence model
* data: Hagenaars, SMR 1988
* Table 4 / Figure 3; Model b
*
* Latent class model with a symmetric association between
* A and B

lat 2
man 4
dim 2 2 2 2 2 2
lab Y Z A B C D
mod YZ {YZ}
    AB|YZ {YA,ZB,AB}
    C|Y
    D|Z
dat [193 44 26 34 103 77 15 58 58 16 32 48 84 54 60 283]

```

167. Asimétrico (hag88_2.inp)

```

* Local dependence model
* data: Hagenaars, SMR 1988
* Table 4 / Figure 3; Model c
*
* Latent class model with an asymmetric effect of A on B

lat 2
man 4
dim 2 2 2 2 2 2
lab Y Z A B C D
mod YZ {YZ}
    A|Y
    B|AZ {ZB,AB}
    C|Y
    D|Z
dat [193 44 26 34 103 77 15 58 58 16 32 48 84 54 60 283]

```

Markov latente

168. Simple (lan94_3.inp)

```

* data: Langeheine 1994
* table 8.3: Latent non-stationary Markov
* time homogeneous reliabilities
lat 5
man 5
dim 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2
lab V W X Y Z A B C D E
mod V
    W|V
    X|W
    Y|X
    Z|Y
    A|V
    B|W eq1 A|V
    C|X eq1 A|V
    D|Y eq1 A|V
    E|Z eq1 A|V
dat [464 31 26 12 28 9 6 5 49 5 7 2 12 5 12 10
    79 11 10 8 12 8 3 12 31 5 7 9 25 12 15 58]

```

169. Grupo múltiple (pol90.inp)

```

* Multiple group Latent Markov
* data: Van de Pol and Langeheine 1990
* table 3: Latent Markov
* stationary and time-homogeneous reliability
* no restrictions between groups (variable E)
lat 3
man 4
dim 2 2 2 2 2 2
lab A B C E a b c
mod E
    A|E
    B|AE
    C|BE eq1 B|AE
    a|AE
    b|BE eq1 a|AE
    c|CE eq1 a|AE
dat [129 57 35 74 30 33 32 95 94 65 29 79 32 30 26 135]

```

170. Variables externas (sipp_2a.inp)

* Discrete-time event history model with measurement error
 * in the observed states or latent Markov model with
 * covariates
 * data: Vermunt (1996); Example 10: latent labor market
 * transitions; Tables 5.21 and 5.22: Model 3b
 *
 * A-F denote the true state occupied at 6 points in time.
 * a-f denote the observed states state occupied at 6
 * points in time. G, H, and I are covariates.
 *
 * Below it is assumed that there is no time dependence
 * and that the covariate effects do not vary over time.
 * The measurement error is independent of the covariates
 * and does not vary over time.

```
man 9
lat 6
dim 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 4
lab A B C D E F a b c d e f G H I
mod A|GHI
  B|AGHI {ABG,ABH,ABI}
  C|BGHI eq1 B|AGHI
  D|CGHI eq1 B|AGHI
  E|DGHI eq1 B|AGHI
  F|EGHI eq1 B|AGHI
  a|A
  b|B eq1 a|A
  c|C eq1 a|A
  d|D eq1 a|A
  e|E eq1 a|A
  f|F eq1 a|A
rec 403
rco
dat sipp.dat

nse
nla
nfr
nR2
nco
```

171. Errores correlacionados (sipp_2c.inp)

* Discrete-time event history model with measurement error
 * in the observed states or latent Markov model with
 * covariates
 * data: Vermunt (1996); Example 10: latent labor market
 * transitions; Tables 5.21 and 5.22: Model 4b
 *
 * A-F denote the true state occupied at 6 points in time.
 * a-f denote the observed states state occupied at 6
 * points in time. G, H, and I are covariates.
 *
 * Below it is assumed that there is no time dependence and
 * that the covariate effects do not vary over time. The
 * measurement error depends on covariate values but does
 * not vary over time. The errors are allowed to be
 * correlated over time.

```
man 9
lat 6
dim 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 4
lab A B C D E F a b c d e f G H I
mod A|GHI
  B|AGHI {ABG,ABH,ABI}
  C|BGHI eq1 B|AGHI
  D|CGHI eq1 B|AGHI
  E|DGHI eq1 B|AGHI
  F|EGHI eq1 B|AGHI
  a|AGHI {}
  b|BGHIa {}
  c|CGHIb eq1 b|BGHIa
  d|DGHIC eq1 b|BGHIa
  e|EGHId eq1 b|BGHIa
  f|FGHIe eq1 b|BGHIa
```

```
all {spe(a,b,1a),spe(aA,bB,1a)
      spe(aG,bG,1a),spe(AaG,BbG,1a)
      spe(aH,bH,1a),spe(AaH,BbH,1a)
      spe(aI,bI,1a),spe(AaI,BbI,1a)
      spe(ab,1a),spe(Bab,1a)}
```

```
rec 403
rco
dat sipp.dat
```

```
nse
nla
nfr
nR2
nco
```

Budget latente

172. Sin restricciones (del90_1.inp)

```
* Unrestricted latent (time-)budget model
* data: De Leeuw, Van der Heijden, and Verboon 1990
* Table 1, 2 and 3: K=3
* Note: this model is not identified!
```

```
lat 1
man 3
dim 3 4 3 6
lab L T S B
mod L|TS B|L
dat [46.3  5.6 0.6 27.8  7.0 12.8
      43.3  6.8 7.4 20.6 19.9  1.9
      73.3  7.9 0.7  2.9 13.0  2.1
      56.2  3.7 1.6 20.1 12.5  6.0
      49.2  4.6 9.7 26.9  9.3  0.4
      78.9 10.7 0.6  3.2  6.2  0.4
      56.3  4.9 0.2 14.2 12.1 12.4
      48.9  4.6 7.7 32.1  3.2  3.4
      74.8 10.9 0.2  7.1  3.3  3.7
      66.0  3.6 0.3 12.7  9.7  7.8
      42.3  2.3 9.5 33.5  8.9  3.5
      76.7  6.8 0.5  8.0  6.6  1.4]
```

173. Probabilidades restringidas (del90_2.inp)

```
* Latent (time-)budget model with restricted probabilities
* data: De Leeuw, Van der Heijden, and Verboon 1990
* Table 1, 2 and 3: K=3
* Some L|TS are fixed to zero via starting values of zero
```

```
lat 1
man 3
dim 3 4 3 6
lab L T S B
mod L|TS B|L
sta L|TS [0 1 1 1 1 1 1 1 1 1 0 1
           1 1 1 1 0 0 1 1 1 1 1 1
           1 1 1 1 1 1 0 1 0 1 1 1]
dat [46.3  5.6 0.6 27.8  7.0 12.8
      43.3  6.8 7.4 20.6 19.9  1.9
      73.3  7.9 0.7  2.9 13.0  2.1
      56.2  3.7 1.6 20.1 12.5  6.0
      49.2  4.6 9.7 26.9  9.3  0.4
      78.9 10.7 0.6  3.2  6.2  0.4
      56.3  4.9 0.2 14.2 12.1 12.4
      48.9  4.6 7.7 32.1  3.2  3.4
      74.8 10.9 0.2  7.1  3.3  3.7
      66.0  3.6 0.3 12.7  9.7  7.8
      42.3  2.3 9.5 33.5  8.9  3.5
      76.7  6.8 0.5  8.0  6.6  1.4]
```

174. Indicadores múltiples (vdh92_1.inp)

```
* Latent budget analysis with several indicators
* data: Van der Heiden, Mooijaart, and De Leeuw,
* Soc. Meth. 1992; Tables 4 and 5: Model 1
```

```
man 5
lat 1
dim 2 4 3 2 2 2
lab X C A E D B
mod X|AC B|X D|X E|X
dat [
```

```
65 13 1 1 0 1 0 1
43 12 0 4 2 2 0 2
26 18 1 2 0 3 0 1
52 4 0 0 1 0 0 0
73 16 1 2 3 0 0 0
32 13 1 3 0 1 0 1
71 9 1 0 2 2 0 0
54 10 0 1 0 1 1 1
36 12 1 1 0 2 0 1
78 5 0 0 2 3 0 0
70 5 1 1 0 1 0 1
26 3 1 1 3 1 0 2
]
```

175. Log-lineal restringido (vdh92_2.inp)

```
* Latent budget analysis with log-lineal restrictions
* data: Van der Heiden, Mooijaart, and De Leeuw,
* Soc. Meth. 1992; Tables 4 and 5: Model 5
man 5
lat 1
dim 2 4 3 2 2 2
lab X C A E D B
mod X|AC {spe(XA,1b),XC}
      B|X D|X E|X
dat [
65 13 1 1 0 1 0 1
43 12 0 4 2 2 0 2
26 18 1 2 0 3 0 1
52 4 0 0 1 0 0 0
73 16 1 2 3 0 0 0
32 13 1 3 0 1 0 1
71 9 1 0 2 2 0 0
54 10 0 1 0 1 1 1
36 12 1 1 0 2 0 1
78 5 0 0 2 3 0 0
70 5 1 1 0 1 0 1
26 3 1 1 3 1 0 2
]

* write frequency table to a file in record format
wda vdh92_2.dat
```

Mixturas finitas

176. Log-lineal (for92_2.inp)

```
* Mixture model for a mobility table
* data: Formann, JASA 1992
* Tables 6, 7, and 8: Model M2'''
*
* F = father; S = son.
* for X=1: independence model
* for X=2: distance model, specified via spe() type 9b
* with wei() -> P(S=6|X=2)=0
* with wei() -> P(F=7 and S=1)=P(F=8 and S=1)=0

lat 1
man 2
dim 2 8 8
lab X F S
mod X
      FS|X {XF XS spe(FS,9b,X,c,1) wei(XS) wei(FS)}
des [0 1]
sta wei(XS) [1 1 1 1 1 1 1 1
              1 1 1 1 1 0 1 1]
sta wei(FS) [1 1 1 1 1 1 1 1
              1 1 1 1 1 1 1 1
              1 1 1 1 1 1 1 1
              1 1 1 1 1 1 1 1
              1 1 1 1 1 1 1 1
              1 1 1 1 1 1 1 1
              0 1 1 1 1 1 1 1
              0 1 1 1 1 1 1 1]
dat [50 19 26 8 7 11 6 2
      16 40 34 18 11 20 8 3
      12 35 65 66 35 88 23 21
      11 20 58 110 40 183 64 32
      2 8 12 23 25 46 28 12]
```

```

12 28 102 162 90 553 230 177
0 6 19 40 21 158 143 71
0 3 14 32 15 126 91 106]

```

177. Logit 1 (for92_1a.inp)

```

* Mixed logit model (or random effects logit)
* data: Formann, JASA 1992
* Tables 1 and 4 (Mixed logistic regression)
*
* B is the dependent variable
* linear effect on A of B assures identification

lat 1
man 2
dim 2 8 2
lab X A B
mod XA {X,A}
      B|XA {XB,spe(AB,1b)}
dat [55 0 41 8 42 18 37 18 31 22 16 37 4 47 0 50]
new 200 5

```

178. Logit 2 (for92_1b.inp)

```

* Mixed logit model.
* data: Formann, JASA 1992
* Tables 1, 2, 3 and 4: Logistic regression/step function
*
* B is the dependent variable
* for X=1 the relation AB is linear.
* for X=2 the relation AB is deterministic except for A=2.
* via wei() some P(B=b|A=a,X=2) are fixed to zero.
* via cov() the relation AB is made linear for X=1.

lat 1
man 2
dim 2 8 2
lab X A B
mod XA {X,A}
      B|XA {XB,cov(XAB,1),wei(ABX)}
dat [55 0 41 8 42 18 37 18 31 22 16 37 4 47 0 50]
des [-7 7 -5 5 -3 3 -1 1 1 -1 3 -3 5 -5 7 -7
      0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0]
sta wei(ABX) [1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1
              1 0 1 1 0 1 0 1 0 1 0 1 0 1 0 1]

* starting value for the covariate for XAB
sta cov(XAB) [1.6]

new 100 5

```

179. Markov (lan94_4.inp)

```

* data: Langeheine 1994
* Table 8.3: Stationary mixed Markov, 2 chains

lat 1
man 5
dim 2 2 2 2 2 2
mod X
  A|X
  B|AX
  C|BX eq1 B|AX
  D|CX eq1 B|AX
  E|DX eq1 B|AX
dat [464 31 26 12 28 9 6 5 49 5 7 2 12 5 12 10
      79 11 10 8 12 8 3 12 31 5 7 9 25 12 15 58]

```

180. Mover stayer (lan94_5.inp)

```

* data: Langeheine 1994
* table 8.3: Stationary mover-stayer

lat 1
man 5
dim 2 2 2 2 2 2
mod X
  A|X
  B|AX
  C|BX eq1 B|AX
  D|CX eq1 B|AX
  E|DX eq1 B|AX

```

```
dat [464 31 26 12 28 9 6 5 49 5 7 2 12 5 12 10
      79 11 10 8 12 8 3 12 31 5 7 9 25 12 15 58]
sta B|AX [1 0 0 1 1 1 1 1]
```

181. Rasch (hei96_3b.inp)

```
* Mixed log-lineal Rasch model
* data: Heinen 1996; Table 6.1: Male
*
* In this model, the items difficulties are heterogenous
*
* spe() type 4a yields a symmetric association without
* the main diagonals (1,1,1,1,1) and (2,2,2,2,2). Note
* that in the case of dichotomies, a symmetric association
* is equivalent to a set of total-score parameters.
```

```
lat 1
man 5
dim 2 2 2 2 2 2
lab X A B C D E
mod X
      ABCDE|X {AX,BX,CX,DX,EX,spe(ABCDE,4a)}
dat [30 1 48 7 0 0 10 1 8 1 68 19 2 2 36 36
      5 2 28 3 1 0 7 11 3 0 51 15 2 2 59 84]
dum 2 2 2 2 2 2
new 100 1
```

182. BTL ranking (cro89_3b.inp)

```
* Mixed strict utility or Bradley-Terry-Luce ranking model
* data: Croon 1989; Tables 1, 2, and 3
*
* The sequential ranking process is specified via a
* log-lineal path model
```

```
lat 1
man 3
dim 3 4 4 4
mod X {X}
      A|X {}
      B|AX {wei(AB)}
      C|ABX {wei(AC),wei(BC)}
all {spe(A,B,C,1a,X,c)}
rec 24
ski [4]
rco
sta wei(AB) [0 1 1 1
              1 0 1 1
              1 1 0 1
              1 1 1 0]
sta wei(AC) [0 1 1 1
              1 0 1 1
              1 1 0 1
              1 1 1 0]
sta wei(BC) [0 1 1 1
              1 0 1 1
              1 1 0 1
              1 1 1 0]
dat cro89_1.dat
new 100 5
```

183. PB ranking (cro89_1b.inp)

```
* Mixed Pendergrass-Bradley ranking model
* data: Croon 1989
* Tables 1, 3, and 4
*
* spe() type 7a yields the design in case the variables
* are the rankings
* Note: Croon reported a local solution
```

```
lat 1
man 3
dim 2 4 4 4
mod X {X}
      ABC|X {wei(AB),wei(AC),wei(BC),spe(ABC,7a,X,c)}
rec 24
ski [4]
```

```

rco

* new <iteration> <type of algorithm>
* here, switch to Levenberg-Maquardt after 100 iterations
new 100 5

sta wei(AB) [0 1 1 1
             1 0 1 1
             1 1 0 1
             1 1 1 0]
sta wei(AC) [0 1 1 1
             1 0 1 1
             1 1 0 1
             1 1 1 0]
sta wei(BC) [0 1 1 1
             1 0 1 1
             1 1 0 1
             1 1 1 0]
dat cro89_1.dat

Otros


---


184. Efectos reciprocos (mar91_2.inp)


---


* Log-linear model with reciprocal effects
* data: Mare and Winship, Sociological Methodology 1991
* Tables 5, 6, and 7: Model III
* the model is specified using 4 latent variables;
* where W=C1, X=C0, Y=D1, Z=D0.

man 4
lat 4
dim 2 2 2 2 2 2 2 2
lab W X Y Z C D A B
mod {AB,W,X,Y,Z,
     spe(AW,AX,1a),spe(BY,BZ,1a),spe(WY,WZ,XY,XZ,1a)
     wei(WYCD),wei(XYCD),wei(WZCD),wei(XZCD)}

dat [458 171 184 85      * C=1 D=1
     140 182 75 97      * C=1 D=-1
     110 56 531 338     * C=-1 D=1
     49 87 281 554]     * C=-1 D=-1

* if C=1 and D=1 then W=C1=1 and Y=D1=1
sta wei(WYCD) [1 1 1 1 0 1 1 1 0 1 1 1 0 1 1 1]

* if C=1 and D=-1 then X=C0=1 and Y=D1=-1
sta wei(XYCD) [1 0 1 1 1 1 1 1 1 0 1 1 1 0 1 1]

* if C=-1 and D=1 then W=C1=-1 and Z=D0=1
sta wei(WZCD) [1 1 0 1 1 1 0 1 1 1 1 1 1 1 0 1]

* if C=-1 and D=-1 then X=C0=-1 and Z=D0=-1
sta wei(XZCD) [1 1 1 0 1 1 1 0 1 1 1 0 1 1 1 1]

new 100 1

```

No respuesta

Ignorable (MCAR)

185. Log lineal saturado (fuc82_1.inp)

```
* Using missing data
* data: Fuchs, JASA 1982
* tables 1 and 2
* saturated log-lineal model
```

```
res 2
man 6
dim 2 2 2 2 2 2 2 2
lab K J M P D G A S
sub MPDGAS MDGAS PDGAS DGAS
mod MPDGAS {MPDGAS}
```

```
* suppress calculating and writing standard
errors to the
* output file
nse
* suppress writing log-lineal parameters to
the output file
npa
```

```
dat [
0 2 5 3 0 0 2 1
1 0 0 0 0 0 0 1
0 0 2 2 1 1 1 0
0 2 2 0 0 0 0 0
0 0 3 1 0 0 1 2
3 1 1 2 0 1 1 0
1 1 4 6 2 0 0 2
5 10 6 8 3 5 2 4
```

```
0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 1 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0
```

```
2 0 5 3 1 1 2 0
1 1 0 3 0 0 0 1
1 0 0 0 0 0 1 2
1 3 2 1 1 1 0 0
```

```
0 1 2 2 1 0 3 1
2 8 1 2 1 1 2 2]
```

```
cri .0000000000000001
```

186. Log lineal jerárquico (fuc82_2.inp)

```
* Using missing data
* data: Fuchs, JASA 1982
* table 1
* nonsaturated hierachical log-lineal model
```

```
res 2
man 6
dim 2 2 2 2 2 2 2 2
lab K J M P D G A S
sub MPDGAS MDGAS PDGAS DGAS
mod MPDGAS {DM,DA,DP,PMGAS}
```

```
dat [
0 2 5 3 0 0 2 1
1 0 0 0 0 0 0 1
0 0 2 2 1 1 1 0
0 2 2 0 0 0 0 0
0 0 3 1 0 0 1 2
3 1 1 2 0 1 1 0
1 1 4 6 2 0 0 2
5 10 6 8 3 5 2 4
```

```
0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 1 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0
```

```
2 0 5 3 1 1 2 0
```

```
1 1 0 3 0 0 0 1
1 0 0 0 0 0 1 2
1 3 2 1 1 1 0 0
```

```
0 1 2 2 1 0 3 1
2 8 1 2 1 1 2 2]
```

```
cri .0000000000000001
```

187. Rasch (con92_1.inp)

```
* Rasch model for repeated measurements with
nonresponse
* data: Conaway JASA 1992
* Tables 2, 6: MCAR model
```

```
res 3
man 3
dim 2 2 2 2 2 2
lab R S T C B A
sub ABC AB
AC A
BC B
C -
```

```
mod ABC {B,C,spe(ABC,2a)}
RST {RST}
```

```
dat [129 6 7 7 8 2 9 14
36 4 9 14
31 2 4 6
58 37
19 2 1 2
21 1
23 10
0 ]
```

```
dum 1 1 1 1 1 1 1
```

188. Clase latente (lca2.inp)

```
* Latent class model with missing data on the
items
* data: fictive
* E is an external variable
* Note: no subgroups are specified; the
program finds out
* which nonresponse pattern there are in the
data
```

```
lat 1
man 4
res 1
dim 8 2 2 2 2 2 2
lab R X A B C E
mod E X|E A|X B|X C|X
rec 1000
dat lca2.dat
```

189. Lisrel (ver94_1.inp)

```
* Modified Lisrel model with partially
observed data
* Vermunt 1994/1996
* Table 3: Model 9c
* MCAR response model
```

```
lat 1
man 8
res 2
dim 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 4
lab S R X C B A F G H D E
sub ABCDEFGH ABCEFGH ABCDEF ABCEF
mod DEF {DE,F}
X|DEF {DX,EX,FX}
G|DEX {DG,EG,XG}
H|EFXG {EXH,FH,GH}
RS
A|X B|X C|X
```

```
dat ver94.fre
sta XA [2 1 1 2]
sta XB [2 1 1 2]
sta XC [2 1 1 2]
```

```

190. Markov (sipp_3a.inp)
* Discrete-time event history model (Markov
model) with
* partially observed states
* data: Vermunt (1996); Example 12: partially
observed
* labor market transitions
* Tables 5.26 and 5.27: Model 2
*
* A-F denote the true state occupied at 6
points in time.
* G, H, and I are covariates.
*
* Below it is assumed that there is no time
dependence and
* that the covariate effects do not vary over
time. The
* parameters are parameterized as effects on
the two
* possible transitions (1->2 and 2->1).
*
* The missing data mechanism is assumed to be
ignorable.
* The program will find out which missing data
patterns

* there are in the data.

man 9
res 1
dim 52 2 2 2 2 2 2 2 2 4
lab R A B C D E F G H I
mod A|GHI
    B|AGHI {fac(AB,2) spe(G,1a,AB,c,2)
    spe(H,1a,AB,c,2)
            spe(I,1a,AB,c,2)}
    C|BGHI eq1 B|AGHI
    D|CGHI eq1 B|AGHI
    E|DGHI eq1 B|AGHI
    F|EGHI eq1 B|AGHI
rec 1131
rco
des [0 1 2 0
      0 1 2 0
      0 1 2 0
      0 1 2 0]
dat sipp_mis.dat
nfre
nse
nco
mit 10

```

Ignorable (MAR)

191. Log lineal (fay86_1b.inp)

```
* log-lineal model with model for the response mechanism.
* data: Fay, JASA 1986
* Tables 1 (1st column) and 2 (Model 1)
*
* H = physical status; I =mental status
* K = missingness of I, J = missingness of H
* Nested/monotone nonresponse pattern with subgroup
* I (K=1,J=2) empty; with wei() these 2 cells are made
* structurally zero.
* The response mechanism is ignorable (MAR)
```

```
res 2
man 2
dim 2 2 2 2
lab K J I H
sub HI I H -
mod HI {HI}
      J|HI {J}
      K|JHI {KH,wei(JK)}
sta wei(JK) [1 0 1 1]
dat [13 7 7 16
      0 0
      14 4
      10]
```

```
* write the fitted table to a file
```

```
wfi fay86_1b.fit
```

```
* write the posterior probabilities to a file
```

```
wpo fay86_1b.pos
```

192. Logit (bak88_1.inp)

```
* logit model with model for nonresponse.
* data: Baker and Laird, JASA 1988
* Tables 2 and 3 (Model 1)
*
* R indicates whether Y is observed or missing
* ignorable nonresponse model: R does not depend on Y
```

```
res 1
man 3
dim 2 3 4 4
lab R Y E T
sub YET ET
mod Y|ET {YET}
      R|YET {ER,TR}

fre [* subgroup YET
    43 54 39 40 168 205 174 203 453 527 488 552 284 307 334 354
    161 179 189 175 430 486 533 508 582 670 717 623 221 212 235 211
    10 27 8 9 39 69 51 45 77 150 108 83 42 65 60 38
    * subgroup ET
    29 30 26 18 84 103 94 109 244 251 256 315 144 155 178 217]
```

193. Path saturado (fay86_2a.inp)

```
* Log-linear path model with a model for the response
* mechanism.
* data: Fay, JASA 1986
* Tables 1 and 6 (Model 1; Ignorable)
*
* H = physical status; I = mental status; M = survival
* K = missingness of I, J = missingness of H
* Nested/monotone nonresponse pattern with subgroup
* I (K=1,J=2) empty; with wei() these 4 cells are made
* structurally zero
* The response mechanism is ignorable (saturated MAR)
```

```
res 2
man 3
dim 2 2 2 2 2
lab K J M I H
sub HIM IM HM M
mod HI {HI}
      M|IH {MHI}
```

```

      J|MIH {JM}
      K|JMIH {KHM,wei(JK)}
sta wei(JK) [1 0 1 1]
dat [13 7 7 16 2 4 9 43
      0 0      0 0
      14 4      6 9
      10      19]
new 10 5

```

194. Path (fay86_2b.inp)

```

* Log-linear path model with a model for the response
* mechanism.
* data: Fay, JASA 1986
* Tables 1 and 6 (Model 1; M1/Restricted)
*
* H = physical status; I = mental status; M = survival
* K = missingness of I, J = missingness of H
* Nested/monotone nonresponse pattern with subgroup
* I (K=1,J=2) empty; with wei() these 4 cells are made
* structurally zero
* The response mechanism is ignorable (restricted MAR)

res 2
man 3
dim 2 2 2 2 2
lab K J M I H
sub HIM IM HM M
mod HI {HI}
      M|IH {MHI}
      J|MIH {J}
      K|JMIH {KH,wei(JK)}
sta wei(JK) [1 0 1 1]
dat [13 7 7 16 2 4 9 43
      0 0      0 0
      14 4      6 9
      10      19]
new 10 5

```

195. Saturado eq2 (con92_3.inp)

```

* Saturated MAR model with nonnested nonresponse
* data: Conaway JASA 1992, Table 2
* saturated model for the research variables A, B, and C.
* saturated MAR response model.

* with eq2 we specify that, for each subgroup, the
* probability of not observing the variables which are
* missing depends only on the observed variables in the
* subgroup concerned.

res 3
man 3
dim 2 2 2 2 2 2
lab R S T C B A
sub ABC AB
      AC A
      BC B
      C -
mod ABC
      RST|ABC eq2

* cri is used to set the stop criterium (minimum
* increase of the log-likelihood) sharper; in this case,
* to ensure that the likelihood-ratio statistic becomes
* exactly zero.
cri .000000000000000001

des [0 0 0 0 0 0 0 0
      1 2 3 4 1 2 3 4
      5 6 5 6 7 8 7 8
      9 10 9 10 9 10 9 10
      11 11 12 12 13 13 14 14
      15 15 16 16 15 15 16 16
      17 17 17 17 18 18 18 18
      19 19 19 19 19 19 19 19]

dat [129 6 7 7 8 2 9 14

```

```
36 4 9 14
31 2 4 6
58 37
19 2 1 2
21 1
23 10
0]
```

No ignorable

196. Log lineal (fay86_1c.inp)

```
* log-lineal model with a model for the response mechanism.
* data: Fay, JASA 1986
* Tables 1 (1st column) and 2 (Model 2)
*
* H = physical status; I =mental status
* K = missingness of I, J = missingness of H
* Nested/monotone nonresponse pattern with subgroup
* I (K=1,J=2) empty; with wei() these 2 cells are made
* structurally zero
* The response mechanism is nonignorable
```

```
res 2
man 2
dim 2 2 2 2
lab K J I H
sub HI I H -
mod HI {HI}
    J|HI {J}
    K|JHI {KI,wei(JK)}
sta wei(JK) [1 0 1 1]
dat [13 7 7 16
     0 0
     14 4
     10]
new 10 5
```

197. Logit (bak88_2.inp)

```
* logit model with model for nonresponse.
* data: Baker and Laird, JASA 1988
* Tables 2 and 3 (Model 9)
* R indicates whether Y is observed or missing
* nonignorable nonresponse model: R depends on Y
* Note: Baker and Laird presented a non-converged solution
res 1
man 3
dim 2 3 4 4
lab R Y E T
sub YET ET
mod Y|ET {YET}
    R|YET {YR}
dat [* subgroup YET
    43 54 39 40 168 205 174 203 453 527 488 552 284 307 334 354
    161 179 189 175 430 486 533 508 582 670 717 623 221 212 235 211
    10 27 8 9 39 69 51 45 77 150 108 83 42 65 60 38
    * subgroup ET
    29 30 26 18 84 103 94 109 244 251 256 315 144 155 178 217]
```

198. Path (fay86_2c.inp)

```
* Log-linear path model with a model for the response
* mechanism.
* data: Fay, JASA 1986
* Tables 1 and 6 (Model 1; M2/Restricted)
*
* H = physical status; I = mental status; M = survival
* K = missingness of I, J = missingness of H
* Nested/monotone nonresponse pattern with subgroup
* I (K=1,J=2) empty; with wei() these 4 cells are made
* structurally zero
* The response mechanism is nonignorable
```

```
res 2
man 3
dim 2 2 2 2 2
lab K J M I H
sub HIM IM HM M
```

```

mod HI      {HI}
  M|IH      {MHI}
  J|MIH     {J}
  K|JMIH    {KI,wei(JK)}
sta wei(JK) [1 0 1 1]
dat [13 7 7 16 2 4 9 43
      0 0      0 0
      14 4      6 9
      10      19]
new 10 5

```

199. Rasch (con92_2.inp)

```

* Rasch model for repeated measurements with nonresponse
* data: Conaway JASA 1992
* Tables 2, 6: nonignorable model
res 3
man 3
dim 2 2 2 2 2 2
lab R S T C B A
sub ABC AB
  AC A
  BC B
  C -
mod ABC {B,C,spe(ABC,2a)}
  RST|ABC {RST BS,CT}
dat [129 6 7 7 8 2 9 14
      36 4 9 14
      31 2 4 6
      58 37
      19 2 1 2
      21 1
      23 10
      0]
dum 1 1 1 1 1 1

```

200. Lisrel (ver94_2.inp)

```

* Modified Lisrel model with partially observed data
* Vermunt 1994/1996
* Table 4: Model 11a
* Nonignorable nonresponse: R and S depend on the latent
* variable X

lat 1
man 8
res 2
dim 2 2 2 2 2 2 2 2 2 4
lab S R X C B A F G H D E
sub ABCDEFGH ABCEFGH ABCDEF ABCEF
mod DEF      {DE,F}
  X|DEF      {DX,EX,FX}
  G|DEX      {DG,EG,XG}
  H|EFXG     {EXH,FH,GH}
  R|EFX      {EFR,FXR}
  S|FXR      {FXS,RS}
  A|X B|X C|X
dat ver94.fre
sta XA [2 1 1 2]
sta XB [2 1 1 2]
sta XC [2 1 1 2]

```

201. Markov (sipp_3b.inp)

```

* Discrete-time event history model (Markov model) with
* partially observed states
* data: Vermunt (1996); Example 12: partially observed
* labor market transitions; Tables 5.26 and 5.27: Model 12
*
* A-F denote the true state occupied at 6 points in time.
* G, H, and I are covariates.
*
* Below it is assumed that there is no time dependence and
* that the covariate effects do not vary over time. The
* parameters are parameterized as effects on the two
* possible transitions (1->2 and 2->1).
*
* The missing data mechanism is assumed to be nonignorable.
* We need 6 response indicators for modeling the missing

```

* data mechanism. The response indicators depend on the
 * covariates an the state at the current and the previous
 * point in time.

```
man 9
res 6
dim 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 4
lab a b c d e f A B C D E F G H I
sub
ABCDEFGHI      *111111
ABCDEFGHI      *111112
ABCDFGHI      *111121
ABCDGHI       *111122
ABCEFGHI      *111211
ABCEGHI       *111212
ABCFGHI       *111221
ABCGHI        *111222
ABDEFGHI      *112111
ABDEGHI       *112112
ABDFGHI       *112121
ABDGHI        *112122
ABEFGHI       *112211
ABEGHI        *112212
ABFGHI        *112221
ABGHI         *112222
ACDEFGHI      *121111
ACDEGHI       *121112
ACDFGHI       *121121
ACDGHI        *121122
ACEFGHI       *121211
ACEGHI        *121212
ACFGHI        *121221
ACGHI         *121222
ADEFGHI       *122111
ADEGHI        *122112
ADFGHI        *122121
ADGHI         *122122
AEFGHI        *122211
AEGHI         *122212
AFGHI         *122221
AGHI          *122222
BCDEFGHI      *211111
BCDEGHI       *211112
BCDFGHI       *211121
BCDGHI        *211122
BCEFGHI       *211211
BCEGHI        *211212
BCFGHI        *211221
BCGHI         *211222
BDEFGHI       *212111
BDEGHI        *212112
BDFGHI        *212121
BDGHI         *212122
BEFGHI        *212211
BEGHI         *212212
BFGHI         *212221
BGHI          *212222
CDEFGHI       *221111
CDEGHI        *221112
CDFGHI        *221121
CDGHI         *221122
CEFGHI        *221211
CEGHI         *221212
CFGHI         *221221
CGHI          *221222
DEFGHI        *222111
DEGHI         *222112
DFGHI         *222121
DGIH          *222122
EFGHI         *222211
EGHI          *222212
FGHI          *222221
GHI           *222222
mod A|GHI
    B|AGHI { fac(AB,2) spe(G,1a,AB,c,2) spe(H,1a,AB,c,2)
              spe(I,1a,AB,c,2) }
    C|BGHI eq1 B|AGHI
```

```

D|CGHI eq1 B|AGHI
E|DGHI eq1 B|AGHI
F|EGHI eq1 B|AGHI
a|AGHI {aI aG aH aA}
b|aABGHI {ba bI bG bH bAB}
c|abBCGHI {abc cI cG cH cBC}
d|abcCDGHI {abcd dI dG dH dCD}
e|abcdDEGHI {abcde eI eG eH eDE}
f|abcdeEFGHI {abcdef fI fG fH fEF}
rec 1131
rco
des [0 1 2 0
      0 1 2 0
      0 1 2 0
      0 1 2 0]
dat sipp_mis.dat
nfre
nse
nco

```

Historia de eventos

Log-rate

202. Exponencial (yam91_1.inp)

```

* Log-rate model: exponential survival model
* Data: Yamaguchi 1990
* Tables 4.1, 4.4, and 4.5: Model 2
* one covariate F
man 1
dim 6
lab F

tim 1 [0,31]
ris 2 [0,1]
haz {F}

rec 378
rco

dat yam91.dat

```

203. Proporcional por partes (yam91_2.inp)

```

* Log-rate model: piecewise exponential survival model
* Data: Yamaguchi 1990
* Tables 4.1, 4.4, and 4.5: Model 18
* there are 19 time categories
man 1
dim 6
lab F
tim 19 [0 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 15 17 19 23 27 31]
ris 2 [0,1]
haz {F,T}
rec 378
rco
dat yam91.dat

```

```

* Note: Yamaguchi used a different exposure time for t=1,
* namely to 1/3 for persons who experience and event or
* censored, and 1/2 for the other ones. This can be
* specified in LEM by setting the lower bound of the
* first time interval to .5 rather than 0, and by replacing
* in the data file the survival times of 1 by 1.34.

```

204. No proporcional por partes (yam91_3.inp)

```

* Log-rate model: nonproportional piecewise exponential
* survival model
* Data: Yamaguchi 1990
* Tables 4.1, 4.4, and 4.5: Model 20
* The nonproportionality is modelled with a quadratic term

man 1
dim 6
lab F

```

```

tim 19 [0 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 15 17 19 23 27 31]
ris 2 [0,1]
haz {F T cov(T,2,F,c,-5)}

rec 378
rco

* write observed failures (wfa), observed exposure times
* (wex), estimated hazard rates (wha), and estimated
* survival probabilities (wsu) to a file
wfa yam91_3.fai
wex yam91_3.exp
wha yam91_3.haz
wsu yam91_3.sur

des [.25 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13.5 15.5 17.5 20.5 24.5 28.5
     .0625 1 4 9 16 25 36 49 64 81 100 121 144 182.25 240.25 306.25 420.25 600.25 812.25
     1 0 0 0 0 -1
     0 1 0 0 0 -1
     0 0 1 0 0 -1
     0 0 0 1 0 -1
     0 0 0 0 1 -1]
dat yam91.dat

mit 10

```

205. Cox proporcional (whi80_1.inp)

```

* Cox semi-parametric hazard model as a log-rate model
* data: Whitehead 1980
* Table 1 and 3: Model A + X
* it is assumed that events and failures occur at the end of the time
* intervals; therefore the exposure time is set to 1 (default=.5)
man 1
dim 2
time 23
haz {A,T}
exp 1
rec 42
dum 1 1
dat [
1 6 0
1 6 1
1 6 1
1 6 1
1 7 1
1 9 0
1 10 0
1 10 1
1 11 0
1 13 1
1 16 1
1 17 0
1 17 0
1 17 0
1 22 1
1 23 1
1 23 0
1 23 0
1 23 0
1 23 0
1 23 0
1 23 0
2 1 1
2 1 1
2 2 1
2 2 1
2 3 1
2 4 1
2 4 1
2 5 1
2 5 1
2 8 1
2 8 1
2 8 1
2 8 1
2 11 1
2 11 1

```

```

2 12 1
2 12 1
2 15 1
2 17 1
2 22 1
2 23 1]

```

206. Cox no proporcional (whi80_2.inp)

```

* Cox semi-parametric hazard model as a log-rate model
* data: Whitehead 1980
* Table 1 and 3: Model A + X + T
* Non-proportionality is modelled via a linear effect
man 1
dim 2
time 23
haz {A,T,spe(AT,1b)}
exp 1
rec 42
dum 1 1
dat [
1 6 0
1 6 1
1 6 1
1 6 1
1 7 1
1 9 0
1 10 0
1 10 1
1 11 0
1 13 1
1 16 1
1 17 0
1 17 0
1 17 0
1 22 1
1 23 1
1 23 0
1 23 0
1 23 0
1 23 0
1 23 0
2 1 1
2 1 1
2 2 1
2 2 1
2 3 1
2 4 1
2 4 1
2 5 1
2 5 1
2 8 1
2 8 1
2 8 1
2 8 1
2 11 1
2 11 1
2 12 1
2 12 1
2 15 1
2 17 1
2 22 1
2 23 1]

```

207. Como un modelo log lineal (clo87_2.inp)

```

* Log-rate as a log-lineal model with a weight vector
* Data: Clogg and Eliason 1987
* Tables 9 and 10
* T is the time-variable; D and M are covariates
* Proportional piecewise exponential survival model, with
* a linear effect of M and a linear D*M interaction
man 3
dim 2 5 3
lab D T M
mod {wei(DMT),spe(M,1b),D,T,spe(DM,1b)}
dat [204 30 1
      170 16 4

```

```

94 10 2
54 6 0
91 10 3
35 19 5
64 9 6
31 8 4
26 4 3
34 5 6]
sta wei(DMT) [27390.5 3471 521
43470 5340 930
54000 7110 1080
94860 12600 1980
351090 48600 6570
13677 4665.5 4839
24510 8325 9300
32715 11880 13590
60210 22590 26595
242100 104940 115380]

```

208. Covariables continuas (law82.inp)

```

* Log-rate model with continuous covariates
* data: Lawless, 1982; Kalbfleisch and Prentice, 1980;
* and TDA manual (Rohwer, 1992)
*
* The model is an exponential survival model.
* With exp 1, it is indicated that the exposure time in the
* time interval in which the event or censoring occurs is 1.

con 7          * 7 seven continuous covariates

tim 1 [0,1000]
ris 2 [0,1]
haz {cov(x,1),cov(x,2),cov(x,3),cov(x,4),cov(x,5),cov(x,6),cov(x,7)}
exp 1

rec 40
dat law82.dat

new 10 3      * switch to BFGS after 10 iterations

```

Logístico de tiempo discreto

209. Semi paramétrico (yam91_4.inp)

```

* Discrete-time logit model: semi-parametric/proportional
* Data: Yamaguchi 1990; Table 4.1
*
* Note: in discrete-time model no transition must be
* specified as an event.
* dis (before tim) indicates that it is a discrete-time
* logit model.
* In discrete-time logit models, the self-transitions have
* to included as risks; in this case, [0,0]

man 1
dim 6
lab F

dis
tim 31
ris 2 [0,0] [0,1]
haz {RF,RT}

rec 378
rco
dat yam91.dat
nse

```

210. Paramétrico (yam91_5.inp)

```

* Discrete-time logit model: parametric/proportional
* Data: Yamaguchi 1990; Table 4.1
*
* the time dependence is model via a simple linear term

man 1
dim 6

```

```

lab F

dis
tim 31
ris 2 [0,0] [0,1]
haz {RF spe(T,lb,R,c,1)}

rec 378
rco

des [0 1]
dat yam91.dat

```

211. Como un modelo path modificado (mar94_1a.inp)

```

* Discrete-time logit model via a log-lineal path model
* data: Mare, Sociological Methodology, 1994
*
* A and B denote the states after one and after two time
* periods.
* Via wei() the transition from 2 to 1 is fixed to zero.
* The effect of covariate X is time-constant.

```

```

man 3
dim 5 2 2
lab X A B
mod X {X}
    A|X {A}
    B|AX {B,wei(AB)}
all {spe(XA,XB,1a)}
rec 15
rco
dum -1 1 1
sta wei(AB) [1 1 0 1]
dat [
  1 1 1 1985
  1 1 2 3968
  1 2 2 5422
  2 1 1 664
  2 1 2 1112
  2 2 2 1065
  3 1 1 1153
  3 1 2 1091
  3 2 2 370
  4 1 1 507
  4 1 2 221
  4 2 2 73
  5 1 1 724
  5 1 2 156
  5 2 2 52]

```

212. Probit link (mar94_1b.inp)

```

* Discrete-time model with probit link
* data: Mare, Sociological Methodology, 1994
*
* A and B denote the states after one and after two time
* periods. The effect of covariate X is time-constant.
*
* Via wei(), the transition from 2 to 1 is fixed to zero.
* By putting log between sta and wei(AB), we indicate that we
* specify "log-lineal" weights, or, in this case, in the probit
* scale. Note that  $P(B=1|A=2)=Fz(-1000)=0$ .

```

```

man 3
dim 5 2 2
lab X A B
mod X {X}
    A|X cum(b) {}
    B|AX cum(b) {wei(AB)}
all {cov(A,B,1,X,c,-4)}
rec 15
rco
sta log wei(AB) [0 0 -1000 0]
des [1 1
     1 1
     1 0 0 0 -1
     0 1 0 0 -1]

```

```

0 0 1 0 -1
0 0 0 1 -1]
dat [
1 1 1 1985
1 1 2 3968
1 2 2 5422
2 1 1 664
2 1 2 1112
2 2 2 1065
3 1 1 1153
3 1 2 1091
3 2 2 370
4 1 1 507
4 1 2 221
4 2 2 73
5 1 1 724
5 1 2 156
5 2 2 52]

```

213. Log-log link (mar94_1c.inp)

```

* Discrete-time model with log-log link (for no event)
* data: Mare, Sociological Methodology, 1994
*
* Note that the log-log link for the probability of not having an
* event is the same as the complementary log-log link for the
* probability of experiencing an event.
*
* A and B denote the states after one and after two time
* periods. The effect of covariate X is time-constant.
*
* Via wei(), the transition from 2 to 1 is fixed to zero.
* By putting log between sta and wei(AB), we indicate that we
* specify "log-lineal" weights, or, in this case, in the log-log
* scale. Note that  $P(B=1|A=2)=\exp(-\exp(1000))=0$ .

```

```

man 3
dim 5 2 2
lab X A B
mod X {X}
  A|X cum(d) {}
  B|AX cum(d) {wei(AB)}
all {cov(A,B,1,X,c,-4)}
rec 15
rco
sta log wei(AB) [0 0 1000 0]
des [1 1
     1 1
     1 0 0 0 -1
     0 1 0 0 -1
     0 0 1 0 -1
     0 0 0 1 -1]
dat [
1 1 1 1985
1 1 2 3968
1 2 2 5422
2 1 1 664
2 1 2 1112
2 2 2 1065
3 1 1 1153
3 1 2 1091
3 2 2 370
4 1 1 507
4 1 2 221
4 2 2 73
5 1 1 724
5 1 2 156
5 2 2 52]

```

Riesgos competitivos

214. Exponencial (roh92_1.inp)

```

* Competing risks model: exponential model
* Data: Rohwer 1992, TDA manual
*
* There are 3 types of events.
* The covariate effects differ per type of event.

```

```

man 2
dim 3 2

tim 1 [0,1000]
ris 4 [0,1] [0,2] [0,3]
haz {RA,RB}

rec 600

dat roh92.dat
215. Por partes (roh92_2.inp)
* Competing risks model: piecewise exponential model
* Data: Rohwer 1992, TDA manual
*
* There are 3 types of events. Both the covariate effects
* and the time-dependence differs per type of event.

man 2
dim 3 2

tim 21 [0 12 24 36 48 60 72 84 96 108 120 132 144 156 168 180 192 204 216 228 240 1000]
ris 4 [0,1] [0,2] [0,3]
haz {RA,RB,RT}

rec 600
*nse
dat roh92.dat

216. Tiempo discreto (roh92_3.inp)
* Competing risks model: discrete-time logit model
* Data: Rohwer 1992, TDA manual
*
* There are 3 types of events.
* The covariate effects differ per type of event.
* There in no time-dependence.

man 2
dim 3 2

dis
tim 1 [0 1000]
ris 4 [0,0] [0,1] [0,2] [0,3]
haz {RA,RB}

rec 600
nse
dat roh92.dat

Multivariable

217. Eventos repetidos (orin_1a.inp)
* Repeatable events.
* Data: Vermunt 1996
* Example 5: timing of the first, second, and third child.
* Tables 5.10 and 5.11: Model 1a.

* There are three event: the transitions between states
* 0, 1, 2, and 3. By defining them as different events
* we can allow covariate and time dependence to differ
* among subsequent events.

man 2
dim 4 3
time 23
risk 4 [0,1] [1,2] [2,3]
haz {AR,BR,TR}
zero      * set the time to zero after each event

rec 846
ski [2 4 5]
rt0      * read starting time
epi 3     * the data file contains 3 episodes per person

dat orin.da
218. Poisson multivariable (poi_1.inp)
* Multivariate Poisson model

```

```
* data: fictive
*
* mul 3 indicates that it is a multivariate hazard model
* with three types of events. The data file contains,
* besides the covariate value, the exposure time and
* number of occurrences for each type of event
```

```
man 1
dim 2

mul 3
haz {AR}

rec 40
dat poi.dat
```

219. Estados múltiples (sipp_1a.inp)

```
* Discrete-time multiple-state event history model
* data: Vermunt (1996); Example 6: labor market transitions
* Tables 5.12 and 5.13: Model 2a
*
* A-F denote the state occupied at 6 points in time.
* G, H, and I are covariates.
*
* Below it is assumed that there is no time dependence
* and that the covariate effects do not vary over time.
* The parameters are parameterized as effects on the two
* possible transitions (1->2 and 2->1)
```

```
man 9
dim 2 2 2 2 2 2 2 2 4
mod A|GHI {GHIA}
    B|AGHI {fac(AB,2),spe(G,1a,AB,c,2),spe(H,1a,AB,c,2)
           spe(I,1a,AB,c,2)}
    C|BGHI eq1 B|AGHI
    D|CGHI eq1 B|AGHI
    E|DGHI eq1 B|AGHI
    F|EGHI eq1 B|AGHI

rec 403
rco
dat sipp.dat
des [0 1 2 0
     0 1 2 0
     0 1 2 0
     0 1 2 0]

nfre
nco
nR2
new 10 3
```

Covariables variables en el tiempo

220. División de episodios (roh92_4.inp)

```
* Time-varying covariate via episode splitting
* Data: Rohwer 1992, TDA manual
*
* C is the time-varying covariate, which is, however,
* constant within episodes. An episode record contains,
* besides the covariate values, the time variable and
* the destination state, a starting time and an origin
* state. This is indicated with rt0 (read T=0).
*
* Do never use episode records in conjunction with
* latent variables and missing data !!!
```

```
man 3
dim 3 2 2

tim 1 [0,1000]
ris 2 [0,1]
haz {A,B,C,T}

rec 755
rt0

dat roh92_4.dat
```

```
dum 1 1 1
```

221. Con variable de riesgo (roh92_5.inp)

```
* Time-varying covariate via risks
* Data: Rohwer 1992, TDA manual
*
* The dichotomous time-varying covariate is specified by
* expanding the state space:
* state 0 = no event occurred and covariate value is 1
* state 2 = no event occurred and covariate value is 2
* state 1 = an event occurred and covariate value is 1
* state 3 = an event occurred and covariate value is 2
*
* There are four states and two transitions which are
* modelled, namely, [0,1] and [2,3]. Moreover a (covariate)
* transition from state 0 to state 2 may occur, which is,
* however, no model is specified. The [0,1] transition is
* associated with covariate value 1 and the [2,3]
* transition with covariate value 2.
*
* The data file contains 2 episodes.
```

```
man 2
dim 3 2

tim 1 [0,1000]
ris 4 [0,1] [2,3]
haz {A,B,cov(R,1)}
```

```
rec 600
epi 2
```

```
dum 1 1
dat roh92_5.dat
des [0 1]
```

Heterogeneidad inobservada

222. Evento único (yam91_6.inp)

```
* Log-rate model: piecewise exponential model
with
* unobserved heterogeneity
* Data: Yamaguchi 1990 (Table 4.1)
*
* The model contains, besides an observed
covariate F, a
* latent covariate X. In the log-lineal part
of the model,
* it is specified to be independent of F. By
replacing
* {X,F} by {XF}, we get a model in which the
unobserved
* heterogeneity depends on the observed
covariate.
```

```
man 1
lat 1
dim 2 6
lab X F
mod {X,F}

tim 1 [0 31]
ris 2 [0,1]
haz {X,F}

rec 378
rco
dat yam91.dat
```

223. Mover-stayer (far82.inp)

```
* Mover-stayer model: discrete-time logit
model
* Data: Farewell, Biometrics 1982
*
```

* Latent variable X is the mover-stayer variable.

* The stayers (X=1) have a structurally zero hazard rate.

* The probability of being a stayer depends on A and B.

```
man 2
lat 1
dim 2 2 3
mod X|AB {AX,cov(BX,1)}

dis
time 7 [0 2 3 4 5 6 7 10]
risk 2 [0,0] [0,1]
haz {TR RA cov(BR,1) wei(XR)}
```

```
rec 33
rco

sth wei(XR) [1 0 1 1]
des [0 0 0 .2047 .6052 .8520
      0 .2047 0 .6052 0 .8520]
dum 1 1 1 1
```

```
dat [
1 1 3 2 1
1 1 12 3 1
1 1 11 4 1
1 1 3 5 1
1 1 21 10 0
```

```
1 2 3 2 1
1 2 17 3 1
1 2 16 4 1
1 2 5 5 1
1 2 1 6 1
1 2 1 8 1
1 2 7 10 0
```

```
1 3 2 2 1
1 3 22 3 1
1 3 15 4 1
1 3 7 5 1
1 3 1 6 1
1 3 2 7 1
1 3 1 10 0
```

```
2 1 13 3 1
2 1 8 4 1
2 1 29 10 0
```

```
2 2 1 2 1
2 2 21 3 1
2 2 8 4 1
2 2 5 5 1
2 2 15 10 0
```

```
2 3 3 2 1
2 3 24 3 1
2 3 10 4 1
2 3 4 5 1
2 3 1 6 1
2 3 8 10 0
]
```

224. Eventos repetidos (orin_1b.inp)

```
* Log-rate model for repeatable events with
unobserved
* heterogeneity
* Data: Vermont 1996; Example 5: timing of the
first,
* second, and third child; Tables 5.10 and
5.11: Model 1b

* By replacing {AB,X} by
{AB,spe(AX,1b),spe(BX,1b)},
* one obtains a model in which A and B are
linearly
* related to X (Model 3a).
```

```
lat 1
man 2
dim 2 4 3
mod {AB,X}
time 23
risk 4 [0,1] [1,2] [2,3]
haz {XR,AR,BR,TR}
zero * set the time to zero after
each event
```

```
rec 846
ski [2 4 5]
rt0 * read starting time
epi 3 * the data file contains 3
episodes per person
```

```
dat orin.dat
nse
```

225. Estados múltiples (sipp_1b.inp)

```
* Discrete-time multiple-state event history
model with unobserved
* heterogeneity
* data: Vermunt (1996); Example 6: labor
market transitions
* Tables 5.12 and 5.13: Model 3f
*
* A-F denote the state occupied at 6 points in
time. G, H, and I
* are covariates. X is an unobserved factor
which captures the
* unobserved heterogeneity
*
```

```
* Below it is assumed that there is no time
dependence and that the
* covariate effect do not vary over time. The
unobserved factor X
* is independent of the observed covariates. X
influences both the
* initial state A and the transition
probabilities.
*
* The parameters are parameterized as effects
on the two possible
* transitions (1->2 and 2->1)
*
```

```
lat 1
man 9
dim 3 2 2 2 2 2 2 2 4
lab X A B C D E F G H I
mod X
A|GHIX {GHIA,XA}
B|AGHIX
{fac(AB,2),spe(G,1a,AB,c,2),spe(H,1a,AB,c,2),s
pe(I,1a,AB,c,2)
spe(X,1a,AB,c,2)}
C|BGHIX eq1 B|AGHIX
D|CGHIX eq1 B|AGHIX
E|DGHIX eq1 B|AGHIX
F|EGHIX eq1 B|AGHIX
```

```
rec 403
rco
dat sipp.dat
des [0 1 2 0
0 1 2 0
0 1 2 0
0 1 2 0
0 1 2 0]
nfre
nco
nR2
new 100 3
```

226. Observaciones agrupadas (mar94_2a.inp)

```
* Discrete-time logit model for clustered
observations
* data: Mare, Sociological Methodology, 1994
* See also Vermunt (1996); Example 7; Tables
5.14 and
* 5.15: Model 3b
```

```
* A and B denote the states after one and two
time points
* for the respondent, and C and D for his
brother. Latent
* variable Z accounts for the dependence
between the
* observations.
```

```
* Below, it is assumed that Z is independent
of X. The
* effect of X is nonproportional but equal for
respondents
* and brothers. The effect of Z is
proportional, equal,
* and linear. All these assumption can be
relaxed by
* including additional parameters in the
model.
```

```
lat 1
man 5
dim 3 5 2 2 2 2
lab Z X A B C D
mod Z {Z}
A|XZ {A}
B|AXZ {B wei(AB)}
```

```

C|XZ {C}
D|CXZ {D wei(CD)}
all {spe(XA,XC,1a)
     spe(XB,XD,1a)
     spe(ZA,ZB,ZC,ZD,1b)}
rec 45
rco

```

227. Covariable dependiente del tiempo
(mar94_2b.inp)

```

* Discrete-time logit model for simultaneously
modeling
* the dependent and covariate process.
* data: Mare, Sociological Methodology, 1994
* See also Vermunt (1996); Example 8; Table
5.17: Model 2b

```

```

* A and B denote the states after one and two
time points
* for the respondent, and C and D for his
brother. Latent
* variable Z accounts for the spuriousness
effects of the
* time-varying covariate (state of the
brother).

```

```

* Below, it is assumed that Z is independent
of X. The
* effect of X is nonproportional but equal for
respondents
* and brothers. The effect of Z is
proportional and equal.
* The effect of the time-varying are
proportional as well
* (CA=DB). All these assumption can be relaxed
by
* including additional parameters in the
model.

```

```

lat 1
man 5
dim 2 5 2 2 2 2
lab Z X A B C D
mod Z {Z}
C|XZ {C}
A|CXZ {A}
D|CXZ {D wei(CD)}
B|ADXZ {B wei(AB)}
all {spe(XA,XC,1a)
     spe(XB,XD,1a)
     spe(ZA,ZB,ZC,ZD,1a)
     cov(CA,DB,1)}
rec 45
rco

```

```

dum -1 -1 1 1 1 1
sta wei(AB) [1 1 0 1]
sta wei(CD) [1 1 0 1]
des [0 -1 0 1
     0 -1 0 1]

```

```
new 100 5
```

```

data [
*X A B C D
1 2 2 2 2 4155
1 2 2 1 2 1047
1 2 2 1 1 220
1 1 2 2 2 1553
1 1 2 1 2 1837
1 1 2 1 1 578
1 1 1 2 2 505
1 1 1 1 2 676
1 1 1 1 1 804
2 2 2 2 2 697

```

```

2 2 2 1 2 300
2 2 2 1 1 68
2 1 2 2 2 288
2 1 2 1 2 615
2 1 2 1 1 209
2 1 1 2 2 99
2 1 1 1 2 252
2 1 1 1 1 313
3 2 2 2 2 137
3 2 2 1 2 181
3 2 2 1 1 52
3 1 2 2 2 129
3 1 2 1 2 652
3 1 2 1 1 310
3 1 1 2 2 68
3 1 1 1 2 357
3 1 1 1 1 728
4 2 2 2 2 38
4 2 2 1 2 21
4 2 2 1 1 14
4 1 2 2 2 32
4 1 2 1 2 99
4 1 2 1 1 90
4 1 1 2 2 32
4 1 1 1 2 97
4 1 1 1 1 378
5 2 2 2 2 16
5 2 2 1 2 20
5 2 2 1 1 16
5 1 2 2 2 15
5 1 2 1 2 65
5 1 2 1 1 76
5 1 1 2 2 26
5 1 1 1 2 69
5 1 1 1 1 629]

```

228. Poisson mixto (poi_2.inp)

```

* Mixed multivariate Poisson model
* data: fictive
lat 1
man 1
dim 2 2
mod {A,X}

mul 3
haz {AR,XR}

rec 40
dat poi.dat

```

Error de medición (covariable)

229. Mal clasificado (gon90.inp)

```

* hazard model with a misclassified covariate
* data: Gong, Whittemore and Grosser, JASA
1990
* Table 1 (the number of censorings is
approximated)
lat 1
man 1
dim 5 5
lab X Z
mod X|Z {wei(XZ),fac(XZ,4)}

tim 5
haz {X,T}

des [1 0 0 0 0
     0 2 0 0 0
     0 0 3 0 0
     0 0 0 4 0
     0 0 0 0 0]
sta wei(XZ) [1 0 0 0 0
             1 1 0 0 0
             0 1 1 0 0
             0 0 1 1 0
             0 0 0 1 1]

```

```
sta fac(XZ) [10 10 10 10]

dat [
* failures
  12      24      21      6      0
  42      70      33      18     22
  45      66      14      4      0
  38      28      8      1      0
  123     30      10      2      1
* censorings (approximated)
  145     130     125     98     76
  247     245     204     120    44
  94      106     83      15     14
  21      41      10      14      6
  8       17      9       0       5
]

*new 100 5
cri .0001

230. Medido latente/indirectamente
(orin_2.inp)
* Latent covariate with several indicators
* Data: Vermunt 1996
* Example 9: an indirectly measured covariate
in the
* analysis of the timing of the first, second,
and third
* births; Tables 5.18, 5.19, and 5.20: Model
4.
*
* A is an observed covariate; and B, C, D, and
E serve as
* indicators for the indirectly measured
covariate X

lat 1
man 5
dim 4 4 3 3 3 3
mod X|A {XA}
      B|X {BX}
      C|X {CX}
      D|X {DX}
      E|X {EX}

time 23
risk 4 [0,1] [1,2] [2,3]
haz {XR,AR,TR}
zero

rec 846
rt0
epi 3

dat orin.dat
nse
```

Errores de medición (estados)

```
231. Simple (sipp_2a.inp)
* Discrete-time event history model with
measurement error
* in the observed states or latent Markov
model with
* covariates
* data: Vermunt (1996); Example 10: latent
labor market
* transitions; Tables 5.21 and 5.22: Model 3b
*
* A-F denote the true state occupied at 6
points in time.
* a-f denote the observed states state
occupied at 6
* points in time. G, H, and I are covariates.
*
```

```
* Below it is assumed that there is no time
dependence
* and that the covariate effects do not vary
over time.
* The measurement error is independent of the
covariates
* and does not vary over time.
```

```
man 9
lat 6
dim 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 4
lab A B C D E F a b c d e f G H I
mod A|GHI
      B|AGHI {ABG,ABH,ABI}
      C|BGHI eq1 B|AGHI
      D|CGHI eq1 B|AGHI
      E|DGHI eq1 B|AGHI
      F|EGHI eq1 B|AGHI
      a|A
      b|B eq1 a|A
      c|C eq1 a|A
      d|D eq1 a|A
      e|E eq1 a|A
      f|F eq1 a|A
rec 403
rco
dat sipp.dat
```

```
nse
nla
nfr
nR2
nco
```

232. Heterogéneo (sipp_2b.inp)

```
* Discrete-time evnt history model with
measurement error
* in the observed states or latent Markov
model with
* covariates
* data: Vermunt (1996); Example 10: latent
labor market
* transitions; Tables 5.21 and 5.22: Model 3d
*
* A-F denote the true state occupied at 6
points in time.
* a-f denote the observed states state
occupied at 6
* points in time. G, H, and I are covariates.
*
* Below it is assumed that there is no time
dependence
* and that the covariate effects do not vary
over time.
* The measurement error depends on covariate
values but
* does not vary over time.
```

```
man 9
lat 6
dim 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 4
lab A B C D E F a b c d e f G H I
mod A|GHI
      B|AGHI {ABG,ABH,ABI}
      C|BGHI eq1 B|AGHI
      D|CGHI eq1 B|AGHI
      E|DGHI eq1 B|AGHI
      F|EGHI eq1 B|AGHI
      a|AGHI {AaG,AaH,AaI}
      b|BGHI eq1 a|AGHI
      c|CGHI eq1 a|AGHI
      d|DGHI eq1 a|AGHI
      e|EGHI eq1 a|AGHI
      f|FGHI eq1 a|AGHI
```

```
rec 403
```

```
rco
dat sipp.dat
```

```
nse
nla
nfr
nR2
nco
```

233. Correlacionado (sipp_2c.inp)

```
* Discrete-time event history model with
measurement error
* in the observed states or latent Markov
model with
* covariates
* data: Vermunt (1996); Example 10: latent
labor market
* transitions; Tables 5.21 and 5.22: Model 4b
*
* A-F denote the true state occupied at 6
points in time.
* a-f denote the observed states state
occupied at 6
* points in time. G, H, and I are covariates.
*
* Below it is assumed that there is no time
dependence and
* that the covariate effects do not vary over
time. The
* measurement error depends on covariate
values but does
* not vary over time. The errors are allowed
to be
* correlated over time.
```

```
man 9
lat 6
dim 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 4
lab A B C D E F a b c d e f G H I
mod A|GHI
  B|AGHI {ABG,ABH,ABI}
  C|BGHI eq1 B|AGHI
  D|CGHI eq1 B|AGHI
  E|DGHI eq1 B|AGHI
  F|EGHI eq1 B|AGHI
  a|AGHI {}
  b|BGHIa {}
  c|CGHIb eq1 b|BGHIa
  d|DGHIc eq1 b|BGHIa
  e|EGHId eq1 b|BGHIa
  f|FGHIe eq1 b|BGHIa
all {spe(a,b,1a),spe(aA,bB,1a)
     spe(aG,bG,1a),spe(AaG,BbG,1a)
     spe(aH,bH,1a),spe(AaH,BbH,1a)
     spe(aI,bI,1a),spe(AaI,BbI,1a)
     spe(ab,1a),spe(Bab,1a)}
```

```
rec 403
rco
dat sipp.dat
```

```
nse
nla
nfr
nR2
nco
```

Datos perdidos (covariable)

234. Ignorable 1 (sch89_1.inp)

```
* Hazard model with partially observed
covariates
* Data: Schluchter and Jackson, JASA, 1989
Tables 1 and 3 (Model 3)
* Ignorable nonresponse (MCAR)
```

```
* see also Vermunt 1989, Tables 5,23 and 5.24;
Model 1
```

```
res 1
man 4
dim 2 2 2 2 2
lab R F A P S
sub FAPS APS
mod FAPS {FAPS}
  R {R}
time 3 [0 3 6 12]
haz {F,A,P,S,T}
exp 1
rec 309
rco
dat sch89.dat
```

235. No ignorable 1 (sch89_2.inp)

```
* Hazard model with partially observed
covariates
* Data: Schluchter and Jackson, JASA, 1989;
Table 1
*
* Nonignorable nonresponse: R depends on F
* see Vermunt 1996, Tables 5.23 and 5.24;
Model 4
```

```
res 1
man 4
dim 2 2 2 2 2
lab R F A P S
sub FAPS APS
mod FAPS {FAPS}
  R|F {RF}
time 3 [0 3 6 12]
haz {F,A,P,S,T}
exp 1
rec 309
rco
dat sch89.dat
```

236. Ignorable 2 (bak94_1.inp)

```
* Discrete-time logit model with a missing
covariate
* and model for the censoring mechanism.
* data: Baker, Biometrics 1994; Tables 1 and 2
*
* A, B, C, D, E, G, and I indicate the
occurrence of the
* event; F and H indicate censoring; S is a
covariate; R
* indicates whether S is observed
*
* Both the censoring mechanism and the missing
data
* mechanism are ignorable. The hazard model is
a
* proportional model with linear time-
dependence
```

```
man 10
res 1
dim 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2
lab R S A B C D E F G H I
sub SABCDEFGHI ABCDEFGHI
mod S {S}
  A|S {} * event at T=1
  B|AS {wei(AB)} * event at T=2
  C|BS {wei(BC)} * event at T=3
  D|CS {wei(CD)} * event at T=4
  E|DS {wei(DE)} * event at T=5
  F|ES {cov(EF,1) wei(EF)} * censoring at
T=6
  G|FS {wei(FG)} * event at T=6
  H|GS {cov(GH,1),wei(GH)} *censoring at
T=7
```

```

I|HS {wei(HI)} * event at T=7
R {R} * missing data

all {spe(A,B,C,D,E,G,I,1a), cov(A,B,C,D,E,G,I,1)
     spe(SA,SB,SC,SD,SE,SG,SI,1a)}
rec 30
rco

dum 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1

* an event can only occur if neither the event
or censoring
* occurred before
sta wei(AB) [1 1 0 1]
sta wei(BC) [1 1 0 1]
sta wei(CD) [1 1 0 1]
sta wei(DE) [1 1 0 1]
sta wei(FG) [1 1 0 1]
sta wei(HI) [1 1 0 1]

* censoring can no longer occur if the event
occured
sta wei(EF) [1 1 0 1]
sta wei(GH) [1 1 0 1]

des [0 1 0 0
     0 1 0 0
     0 1 0 2 0 3 0 4 0 5 0 6 0 7]

nfr
new 100 5
dat [
1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1
1 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2
1 1 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2
1 1 1 1 2 2 2 2 2 2 2 2
1 1 1 1 1 2 2 2 2 2 2 4
1 1 1 1 1 1 1 2 2 2 2 4
1 1 1 1 1 1 1 1 1 2 1
2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1
2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2
2 1 1 2 2 2 2 2 2 2 4
2 1 1 1 2 2 2 2 2 2 0
2 1 1 1 1 2 2 2 2 2 0
2 1 1 1 1 1 1 2 2 2 2
2 1 1 1 1 1 1 1 2 0
1 1 1 1 1 1 1 2 2 2 2
1 1 1 1 1 1 1 1 2 2 6
1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 4
2 1 1 1 1 1 2 2 2 2 0
2 1 1 1 1 1 1 1 2 2 1
2 1 1 1 1 1 1 1 1 1 0
0 2 2 2 2 2 2 2 2 2 6
0 1 2 2 2 2 2 2 2 2 6
0 1 1 2 2 2 2 2 2 2 3
0 1 1 1 2 2 2 2 2 2 5
0 1 1 1 1 2 2 2 2 2 3
0 1 1 1 1 1 1 2 2 2 1
0 1 1 1 1 1 1 2 2 2 2
0 1 1 1 1 1 1 1 2 2 9
0 1 1 1 1 1 1 1 1 1 4
]

```

237. No ignorable 2 (bak94_2.inp)

* Discrete-time logit model with a missing covariate and
* model for the censoring mechanism.
* data: Baker, Biometrics 1994; Tables 1 and 2
*
* A, B, C, D, E, G, and I indicate the occurrence of the
* event; F and H indicate censoring; S is a covariate;
* R indicates whether S is observed
*

* Both the censoring mechanism and the missing data
* mechanism are nonignorable, that is, depend on the
* variable with missing data. The hazard model is a
* proportional model with linear time-dependence

```

man 10
res 1
dim 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2
lab R S A B C D E F G H I
sub SABCDEF GHI ABCDEF GHI
mod S {S}
A|S {} * event at T=1
B|AS {wei(AB)} * event at T=2
C|BS {wei(BC)} * event at T=3
D|CS {wei(CD)} * event at T=4
E|DS {wei(DE)} * event at T=5
F|ES {cov(EF,1) wei(EF)} * censoring at
T=6
G|FS {wei(FG)} * event at T=6
H|GS {cov(GH,1),wei(GH)} * censoring at
T=7 * I|HS {wei(HI)} *
event at T=7
R|SBC {RS} *
missing data

```

```

all
{spe(A,B,C,D,E,G,I,1a), cov(A,B,C,D,E,G,I,1)
 spe(SA,SB,SC,SD,SE,SG,SI,1a)
 spe(SF,SH,1a)}
rec 30
rco

```

```
dum 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1
```

* an event can only occur if neither the event
or censoring occurred before
sta wei(AB) [1 1 0 1]
sta wei(BC) [1 1 0 1]
sta wei(CD) [1 1 0 1]
sta wei(DE) [1 1 0 1]
sta wei(FG) [1 1 0 1]
sta wei(HI) [1 1 0 1]

* censoring can no longer occur if the event
occured
sta wei(EF) [1 1 0 1]
sta wei(GH) [1 1 0 1]

```

des [0 1 0 0
     0 1 0 0
     0 1 0 2 0 3 0 4 0 5 0 6 0 7]

```

```

nfr
new 100 5
dat [
1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1
1 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2
1 1 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2
1 1 1 1 2 2 2 2 2 2 2 2
1 1 1 1 1 2 2 2 2 2 4
1 1 1 1 1 1 1 2 2 2 4
1 1 1 1 1 1 1 1 2 1
2 2 2 2 2 2 2 2 2 1
2 1 2 2 2 2 2 2 2 2
2 1 1 2 2 2 2 2 2 4
2 1 1 1 2 2 2 2 2 0
2 1 1 1 1 2 2 2 2 0
2 1 1 1 1 1 1 2 2 2
2 1 1 1 1 1 1 1 2 0
1 1 1 1 1 1 2 2 2 2
1 1 1 1 1 1 1 1 2 6
1 1 1 1 1 1 1 1 1 4
2 1 1 1 1 1 2 2 2 0

```

```

2 1 1 1 1 1 1 1 2 2 1
2 1 1 1 1 1 1 1 1 1 0
0 2 2 2 2 2 2 2 2 2 6
0 1 2 2 2 2 2 2 2 2 6
0 1 1 2 2 2 2 2 2 2 3
0 1 1 1 2 2 2 2 2 2 5
0 1 1 1 1 2 2 2 2 2 3
0 1 1 1 1 1 1 2 2 2 1
0 1 1 1 1 1 1 1 1 2 2
0 1 1 1 1 1 2 2 2 2 2
0 1 1 1 1 1 1 1 2 2 9
0 1 1 1 1 1 1 1 1 1 4
]

```

Datos perdidos (estados)

238. Ignorable (sipp_3a.inp)

```

* Discrete-time event history model (Markov
model) with
* partially observed states
* data: Vermunt (1996); Example 12: partially
observed
* labor market transitions
* Tables 5.26 and 5.27: Model 2
*
* A-F denote the true state occupied at 6
points in time.
* G, H, and I are covariates.
*
* Below it is assumed that there is no time
dependence and
* that the covariate effects do not vary over
time. The
* parameters are parameterized as effects on
the two
* possible transitions (1->2 and 2->1).
*
* The missing data mechanism is assumed to be
ignorable.
* The program will find out which missing data
patterns
* there are in the data.

```

```

man 9
res 1
dim 52 2 2 2 2 2 2 2 2 2 4
lab R A B C D E F G H I
mod A|GHI
    B|AGHI {fac(AB,2) spe(G,1a,AB,c,2)
spe(H,1a,AB,c,2)
        spe(I,1a,AB,c,2)}
    C|BGHI eq1 B|AGHI
    D|CGHI eq1 B|AGHI
    E|DGHI eq1 B|AGHI
    F|EGHI eq1 B|AGHI
rec 1131
rco
des [0 1 2 0
    0 1 2 0
    0 1 2 0
    0 1 2 0]
dat sipp_mis.dat
nfre
nse
nco
mit 10

```

239. No ignorable (sipp_3b.inp)

```

* Discrete-time event history model (Markov
model) with
* partially observed states
* data: Vermunt (1996); Example 12: partially
observed
* labor market transitions; Tables 5.26 and
5.27: Model 12
*

```

```

* A-F denote the true state occupied at 6
points in time.
* G, H, and I are covariates.
*
* Below it is assumed that there is no time
dependence and
* that the covariate effects do not vary over
time. The
* parameters are parameterized as effects on
the two
* possible transitions (1->2 and 2->1).
*
* The missing data mechanism is assumed to be
nonignorable.
* We need 6 response indicators for modeling
the missing
* data mechanism. The response indicators
depend on the
* covariates an the state at the current and
the previous
* point in time.

```

```

man 9
res 6
dim 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 4
lab a b c d e f A B C D E F G H I
sub
ABCDEFGHI *111111
ABCDEGHI *111112
ABCDFGHI *111121
ABCDGHI *111122
ABCEFGHI *111211
ABCEGHI *111212
ABCFGHI *111221
ABCGHI *111222
ABDEFGHI *112111
ABDEGHI *112112
ABDFGHI *112121
ABDGH *112122
ABEFGHI *112211
ABEGHI *112212
ABFGHI *112221
ABGHI *112222
ACDEFGHI *121111
ACDEGHI *121112
ACDFGHI *121121
ACDGHI *121122
ACEFGHI *121211
ACEGHI *121212
ACFGHI *121221
ACGHI *121222
ADEFGHI *122111
ADEGHI *122112
ADFGHI *122121
ADGHI *122122
AEFGHI *122211
AEGHI *122212
AFGHI *122221
AGHI *122222
BCDEFGHI *211111
BCDEGHI *211112
BCDFGHI *211121
BCDGHI *211122
BCEFGHI *211211
BCEGHI *211212
BCFGHI *211221
BCGHI *211222
BDEFGHI *212111
BDEGHI *212112
BDFGHI *212121
BDGHI *212122
BEFGHI *212211
BEGHI *212212
BFGHI *212221
BGHI *212222
CDEFGHI *221111
CDEGHI *221112

```

```

CDFGHI      *221121
CDGHI       *221122
CEFGHI      *221211
CEGHI       *221212
CFGHI       *221221
CGHI        *221222
DEFGHI      *222111
DEGHI       *222112
DFGHI       *222121
DGHI        *222122
EFGHI       *222211
EGHI        *222212
FGHI        *222221
GHI         *222222
mod A|GHI
  B|AGHI {fac(AB,2) spe(G,1a,AB,c,2)
spe(H,1a,AB,c,2)
  spe(I,1a,AB,c,2)}
  C|BGHI eq1 B|AGHI
  D|CGHI eq1 B|AGHI
  E|DGHI eq1 B|AGHI
  F|EGHI eq1 B|AGHI
  a|AGHI {aI aG aH aA}
  b|aABGHI {ba bI bG bH bAB}
  c|abBCGHI {abc cI cG cH cBC}
  d|abcCDGHI {abcd dI dG dH dCD}
  e|abcdDEGHI {abcde eI eG eH eDE}
  f|abcdeEFGHI {abcdef fI fG fH fEF}
rec 1131
rco
des [0 1 2 0
     0 1 2 0
     0 1 2 0
     0 1 2 0]
dat sipp_mis.dat
nfre
nse
nco

```

240. Doble muestreo (bak93.inp)

```

* Nonignorable/informative censoring and
double sampling
* data: Baker, Wax, and Patterson (1983)
* Tables 1 and 3
*
* A, B, and C indicate failure at three time
points.
* D, E, and F indicate censoring at three time
points.
* X is a covariate.
* Double sampling means that for some of the
censored
* cases, information is available on the
occurrence of the
* event of interest.
*
* Below, the censoring rate is assumed to
dependent on
* the state that a person occupies at the
beginning of
* the time point (=response linked censoring).
By omitting
* the spe(AD,BE,CF,1a) term, one obtains an
ignorable
* (noninformative) censoring model.

man 7
res 1
dim 2 2 2 2 2 2 2 2
lab R X D E F A B C

```

```

sub XABCDEF XDEF
mod X      {X}
  A|X      {}
T=1
  B|AX      {B wei(AB)}
T=2
  C|BX      {C wei(BC)}
T=3
  D|AX      {}
at T=1
  E|ABDX {E wei(DE) wei(ADE)}
at T=2
  F|BCEX {F wei(EF) wei(BEF)}
at T=3
  R|FX      {R wei(RF)}
all {spe(A,B,C,1a), spe(AX,BX,CX,1a),
     spe(D,E,F,1a) spe(DX,EX,FX,1a)
     spe(AD,BE,CF,1a)}

rec 27
rco

dum 1 1 1 1 1 1 1 1

* impossible transitions
sta wei(AB) [1 1 0 1]
sta wei(BC) [1 1 0 1]
sta wei(DE) [1 1 0 1]
sta wei(EF) [1 1 0 1]

* censoring is no longer possible if event
occurred
sta wei(ADE) [1 1 1 0 1 1 1 1]
sta wei(BEF) [1 1 1 0 1 1 1 1]

* if an observation is not censored at T=3
(F=1), the event
* must be observed R=2
sta wei(RF) [1 1 0 1]

dat [
  1 1 1 1 2 2 2 6
  1 1 1 1 1 2 2 10
  1 1 1 1 1 1 2 7
  1 1 1 1 1 1 1 1
  1 2 2 2 0 0 0 180
  1 1 2 2 0 0 0 544
  1 1 1 2 0 0 0 232
  2 1 1 1 2 2 2 7
  2 1 1 1 1 2 2 15
  2 1 1 1 1 1 2 11
  2 2 2 2 0 0 0 8
  2 1 2 2 0 0 0 87
  2 1 1 2 0 0 0 128
  1 1 1 1 2 2 2 2
  1 1 1 1 1 2 2 1
  1 1 1 1 1 1 2 1
  1 2 2 2 1 1 2 3
  1 2 2 2 1 1 1 39
  1 1 2 2 1 1 2 3
  1 1 2 2 1 1 1 89
  1 1 1 2 1 1 1 30
  2 1 1 1 2 2 2 3
  2 1 1 1 1 2 2 3
  2 2 2 2 1 1 1 2
  2 1 2 2 1 1 1 10
  2 1 1 2 1 1 2 1
  2 1 1 2 1 1 1 7]

new 100 5

```

Restricciones**Parámetros log lineales**

 241. Valores fijos (xie92_1.inp)

```
* Log-rate model
* data: Xie and Pimentel; JASA 1992
* Table 1: Model B1
*
* wei(IA) is used to specify a risk population
* wei(A) is used to specify a fixed effect for A
```

```
man 2
dim 41 6
lab I A
mod {wei(A),wei(IA),I}
sta wei(A) [.4600 .4360 .3920 .3330 .1990 .0430]
dat [
  1371.02 1230.68 856.24 622.29 296.48 57.17
  2249.39 2080.33 1299.49 876.85 426.01 84.18
  1043.52 772.84 552.20 343.02 162.24 18.80
  1002.47 927.14 637.72 447.15 174.00 17.07
  1249.40 1043.25 730.98 316.48 124.45 9.76
  949.76 737.26 471.64 325.17 124.46 17.92
  754.62 578.61 386.00 227.40 107.48 9.01
  741.29 486.71 382.28 234.82 62.03 7.01
  1166.37 718.09 473.69 250.30 87.16 5.14
  602.46 563.30 394.40 267.64 143.06 26.48
  675.19 483.10 313.66 197.74 87.62 10.06
  2157.10 1789.44 1341.66 796.98 301.03 31.36
  887.92 788.37 450.51 242.57 70.73 6.05
  830.03 656.17 511.11 324.69 137.18 14.01
  1769.58 1537.69 1153.40 751.93 357.77 45.44
  751.18 537.41 322.20 177.63 54.01 8.27
  941.15 640.69 410.31 242.81 48.12 0.00
  1945.87 1170.62 786.18 433.67 187.12 12.80
  1481.18 1191.02 707.00 317.30 125.20 7.93
  2331.46 1664.30 1205.11 726.11 251.36 34.55
  1465.74 1432.17 955.47 651.59 202.13 13.13
  1235.50 1852.34 1064.84 436.27 153.47 10.28
  1838.95 1566.45 1181.27 653.27 171.34 16.88
  1772.62 1537.54 910.81 626.39 234.55 29.86
  1404.03 1464.37 911.97 553.68 211.54 11.62
  2957.54 2838.92 2203.99 1425.22 577.64 59.60
  1615.18 1702.17 1179.92 659.12 223.40 27.85
  1680.75 1467.68 1063.52 767.62 364.07 49.30
  1044.62 832.31 591.59 467.79 189.20 22.02
  1342.52 1151.83 701.33 413.48 146.53 31.10
  1959.16 1588.56 908.75 655.23 279.28 40.91
  1624.89 1174.44 760.58 539.11 258.66 40.25
  2545.74 2423.57 1296.35 750.55 265.48 70.50
  2841.07 2486.35 1567.99 776.60 234.78 25.12
  983.66 973.34 513.87 317.92 105.09 17.61
  1301.06 1044.28 661.79 546.15 235.76 30.11
  1365.57 1244.00 878.68 718.44 349.12 41.59
  1287.93 918.63 518.70 310.75 129.17 2.18
  996.25 788.32 536.64 267.14 177.16 17.90
  775.53 720.64 446.78 226.17 89.32 15.05
  1351.17 1201.14 780.18 494.45 212.99 16.10
]
sta wei(IA) [
  4450 4210 3234 3068 2092 749
  5639 5593 4206 3437 2506 1153
  3231 2721 2152 1874 1651 499
  2814 2660 2313 2151 1545 465
  3442 3218 2657 1861 1053 242
  2493 2646 2318 1999 1583 624
  2398 2632 2394 2014 1710 751
  1831 1571 1444 1203 882 386
  3134 2698 2402 2038 1774 624
  1806 1764 1502 1262 1014 377
  2107 1916 1590 1524 1307 594
  4936 5066 4624 3956 3052 1192
  2455 3080 2563 1975 1590 603
  2235 2182 2176 1923 1595 739
  4145 4560 4090 3847 3308 1367
  2849 2845 2558 2064 1656 711
```

```

2497 2354 1966 1710 689 0
5966 4266 3348 2611 2299 742
4185 4764 4002 3200 2515 856
7335 6421 6435 5678 4170 1542
2990 3458 2689 2501 1778 559
3053 5246 5227 4399 3300 1216
4463 5136 5314 4451 3590 1268
5671 5000 3492 3370 2263 811
4012 4231 3284 2775 2478 895
6764 8597 8168 7299 6044 2450
4545 5838 5592 4872 4269 1923
3669 3648 3125 2926 2447 971
2908 3060 2860 2675 2327 936
3764 3385 2419 2029 1380 540
6050 5517 3909 3910 2366 810
4712 3683 2942 2492 1817 594
7815 8534 5412 4784 2433 941
7262 7517 6603 5292 4171 1344
2837 2929 1886 1588 983 351
3331 3036 2735 2787 2119 871
3120 3425 3178 3410 2878 997
3910 3637 3114 3137 2665 843
2518 2113 1500 1062 824 221
2692 4042 4470 4373 4430 1975
3620 3721 3323 2653 2086 843
]

```

242. Distribución normal fija (hei96_ld.inp)

```

* Parametric Rasch model
* data: Heinen 1996
*
* wei(X) is used to specify a fixed effect for X

lat 1
man 5
dim 9 2 2 2 2 2
lab X A B C D E
mod X {wei(X)}
  A|X {A}
  B|X {B}
  C|X {C}
  D|X {D}
  E|X {E}
all {spe(XA,XB,XC,XD,XE,1b)}

* nor(<method>,<range>)
* here, we indicate that we want a normal distribution
* which range from -4 to 4 (range=8) approximated via
* rescaled densities (method=1)

sta wei(X) nor(1,8)

dat [30 1 48 7 0 0 10 1 8 1 68 19 2 2 36 36
      5 2 28 3 1 0 7 11 3 0 51 15 2 2 59 84]

```

243. Igualdades (rin90_2b.inp)

```

* Equality restrictions between log-lineal parameters
* Data: Rindskopf 1990; Table 7
*
* The interactions MC and FC are equal, which is specified
* with spe().
* Note: we use dummy coding with level 1 as reference
* category.

man 3
dim 2 2 2
lab M F C
mod {MF,C,spe(MC,FC,1a)}
dum 1 1 1
dat [256 18
      14 7
      20 5
      45 93]

```

244. Efectos lineales (kno80_1g.inp)

```

* log-lineal model with linear effects

```

```
* data: Knoke and Burk 1980; Table 3
*
* spe() type 1b yields an uniform association
```

```
man 4
dim 2 3 2 2
lab R E M V
mod {RE RM VM spe(ME,1b),spe(VE,1b)}
dat [114 122
     150 67
     88 72
     208 83
     58 18
     264 60
     23 31
     22 7
     12 7
     21 5
     3 4
     24 10]
```

245. A través de submodelos (lan94_2b.inp)

```
* Markov model with equal associations between subsequent
* occasions
* data: Langeheine 1994; Table 8.3
*
* all {<parameters>} has to be used when parameter are
* restricted across submodels
```

```
man 5
dim 2 2 2 2 2
lab A B C D E
mod A {A}
    B|A {B}
    C|B {C}
    D|C {D}
    E|D {E}
all {spe(AB,BC,CD,DE,1a)}
dat [464 31 26 12 28 9 6 5 49 5 7 2 12 5 12 10
     79 11 10 8 12 8 3 12 31 5 7 9 25 12 15 58]
```

Escala multiplicativa

246. Modelo R+C (xie92b_2.inp)

```
* Log-multiplicative scaling in R+C model: simple
* heterogeneous Xie model
* data: Xie ASR 1992 / Yamaguchi ASR 1987
* Table 1: model R+C(x)
*
* The R+C interaction for BC differs by a scaling factor
* between levels of A
```

```
man 3
dim 3 5 5
mod {AB AC spe(BC,5a,A,c) ass3(B,C,A,5b)}
dat [
1275 364 274 272 17
1055 597 394 443 31
1043 587 1045 951 47
1159 791 1323 2046 52
666 496 1031 1632 646

474 129 87 124 11
300 218 171 220 8
438 254 669 703 16
601 388 932 1789 37
76 56 125 295 191

127 101 24 30 12
86 207 64 61 13
43 73 122 60 13
35 51 62 66 11
109 206 184 253 325]
```

247. Interacción completa (xie92b_1.inp)

* Log-multiplivative scaling in full interaction
 * data: Xie ASR 1992 / Yamaguchi ASR 1987
 * Table 1: model FI(x)
 *
 * The interaction BC differs by a scaling factor between
 * levels of A

```
man 3
dim 3 5 5
mod {AB AC spe(BC,5a,A,c,2) spe(BC,1a,A,b) }
des [0 1 2]
dat [
1275 364 274 272 17
1055 597 394 443 31
1043 587 1045 951 47
1159 791 1323 2046 52
666 496 1031 1632 646

474 129 87 124 11
300 218 171 220 8
438 254 669 703 16
601 388 932 1789 37
76 56 125 295 191

127 101 24 30 12
86 207 64 61 13
43 73 122 60 13
35 51 62 66 11
109 206 184 253 325]
```

248. Diseño preespecificado (gan95.inp)

* RC model with linear trend on the phi-parameters
 * data: Ganzeboom and Luijkx 1995
 *
 * 10 by 10 mobility tables for 5 points in time.
 * Both the association parameters and the scaling
 * factors for the main diagonal parameters change
 * linearly.

```
man 3
dim 5 10 10
lab P V Z
mod {PV,PZ,ass2(V,Z,P,6b,0,0,-2),spe(VZ,5a,P,b,-2) }
des [1 1 1 1 1
0 5 10 15 19
1 1 1 1 1
0 5 10 15 19]
dat gan95.fre
```

* suppress writing (conditional) probabilities to the
 * output file
 nco
 nfr

249. Factor (xie92_2.inp)

* Log-rate model
 * data: Xie and Pimentel; JASA 1992
 * Table 1: Model B3
 *
 * wei(IA) is used to specify a risk population.
 * wei(A) is used to specify a fixed effect for A.
 * With fac(), a log-multiplicative interaction between
 * A and I is specified.

```
man 2
dim 41 6
lab I A
mod {wei(A),wei(IA),I,fac(A,5,I,b) }
des [0 1 2 3 4 5]
sta wei(A) [.4600 .4360 .3920 .3330 .1990 .0430]
dat [
1371.02 1230.68 856.24 622.29 296.48 57.17
2249.39 2080.33 1299.49 876.85 426.01 84.18
1043.52 772.84 552.20 343.02 162.24 18.80
1002.47 927.14 637.72 447.15 174.00 17.07]
```

```

1249.40 1043.25 730.98 316.48 124.45 9.76
949.76 737.26 471.64 325.17 124.46 17.92
754.62 578.61 386.00 227.40 107.48 9.01
741.29 486.71 382.28 234.82 62.03 7.01
1166.37 718.09 473.69 250.30 87.16 5.14
602.46 563.30 394.40 267.64 143.06 26.48
675.19 483.10 313.66 197.74 87.62 10.06
2157.10 1789.44 1341.66 796.98 301.03 31.36
887.92 788.37 450.51 242.57 70.73 6.05
830.03 656.17 511.11 324.69 137.18 14.01
1769.58 1537.69 1153.40 751.93 357.77 45.44
751.18 537.41 322.20 177.63 54.01 8.27
941.15 640.69 410.31 242.81 48.12 0.00
1945.87 1170.62 786.18 433.67 187.12 12.80
1481.18 1191.02 707.00 317.30 125.20 7.93
2331.46 1664.30 1205.11 726.11 251.36 34.55
1465.74 1432.17 955.47 651.59 202.13 13.13
1235.50 1852.34 1064.84 436.27 153.47 10.28
1838.95 1566.45 1181.27 653.27 171.34 16.88
1772.62 1537.54 910.81 626.39 234.55 29.86
1404.03 1464.37 911.97 553.68 211.54 11.62
2957.54 2838.92 2203.99 1425.22 577.64 59.60
1615.18 1702.17 1179.92 659.12 223.40 27.85
1680.75 1467.68 1063.52 767.62 364.07 49.30
1044.62 832.31 591.59 467.79 189.20 22.02
1342.52 1151.83 701.33 413.48 146.53 31.10
1959.16 1588.56 908.75 655.23 279.28 40.91
1624.89 1174.44 760.58 539.11 258.66 40.25
2545.74 2423.57 1296.35 750.55 265.48 70.50
2841.07 2486.35 1567.99 776.60 234.78 25.12
983.66 973.34 513.87 317.92 105.09 17.61
1301.06 1044.28 661.79 546.15 235.76 30.11
1365.57 1244.00 878.68 718.44 349.12 41.59
1287.93 918.63 518.70 310.75 129.17 2.18
996.25 788.32 536.64 267.14 177.16 17.90
775.53 720.64 446.78 226.17 89.32 15.05
1351.17 1201.14 780.18 494.45 212.99 16.10
]

```

```

sta wei(IA) [
4450 4210 3234 3068 2092 749
5639 5593 4206 3437 2506 1153
3231 2721 2152 1874 1651 499
2814 2660 2313 2151 1545 465
3442 3218 2657 1861 1053 242
2493 2646 2318 1999 1583 624
2398 2632 2394 2014 1710 751
1831 1571 1444 1203 882 386
3134 2698 2402 2038 1774 624
1806 1764 1502 1262 1014 377
2107 1916 1590 1524 1307 594
4936 5066 4624 3956 3052 1192
2455 3080 2563 1975 1590 603
2235 2182 2176 1923 1595 739
4145 4560 4090 3847 3308 1367
2849 2845 2558 2064 1656 711
2497 2354 1966 1710 689 0
5966 4266 3348 2611 2299 742
4185 4764 4002 3200 2515 856
7335 6421 6435 5678 4170 1542
2990 3458 2689 2501 1778 559
3053 5246 5227 4399 3300 1216
4463 5136 5314 4451 3590 1268
5671 5000 3492 3370 2263 811
4012 4231 3284 2775 2478 895
6764 8597 8168 7299 6044 2450
4545 5838 5592 4872 4269 1923
3669 3648 3125 2926 2447 971
2908 3060 2860 2675 2327 936
3764 3385 2419 2029 1380 540
6050 5517 3909 3910 2366 810
4712 3683 2942 2492 1817 594
7815 8534 5412 4784 2433 941
7262 7517 6603 5292 4171 1344
2837 2929 1886 1588 983 351
3331 3036 2735 2787 2119 871
3120 3425 3178 3410 2878 997
3910 3637 3114 3137 2665 843

```

2518	2113	1500	1062	824	221
2692	4042	4470	4373	4430	1975
3620	3721	3323	2653	2086	843

]

Probabilidades

250. Submodelos iguales eq1 (lan94_2a.inp)

* data: Langeheine 1994
 * Table 8.3: Stationary Markov
 *
 * With eq1 it is indicated that a submodel/probability
 * is equal to another submodel/probability
 man 5
 dim 2 2 2 2 2
 lab A B C D E
 mod A
 B|A
 C|B eq1 B|A
 D|C eq1 B|A
 E|D eq1 B|A
 dat [464 31 26 12 28 9 6 5 49 5 7 2 12 5 12 10
 79 11 10 8 12 8 3 12 31 5 7 9 25 12 15 58]

251. Igualdades eq2 (mcc87_1.inp)

* Restricted latent class model
 * data: McCutcheon 1987
 * Tables 3.1, 3.4, and 3.5
 *
 * eq2 is used to impose equality and fixed-value
 * restrictions on the probabilities; the design matrix
 * indicates which probabilities are free (0), fixed (-1),
 * and equal (positive integers)

lat 1
 man 4
 dim 3 3 2 2 3
 mod X
 A|X eq2
 B|X eq2
 C|X eq2
 D|X eq2
 des [1 2 0 1 2 0 0 0 0
 3 0 3 0 -1 0
 -1 0 0 0 0 0
 0 0 -1 0 0 0 0 0 0]
 sta B|X [.6 .4 .6 .4 0 1]
 sta C|X [1 0 .5 .5 .5 .5]
 sta D|X [.9 .1 0 .6 .3 .1 .6 .3 .1]
 dat [419 35 2
 71 25 5
 270 25 4
 42 16 5
 23 4 1
 6 2 0
 43 9 2
 9 3 2
 26 3 0
 1 2 0
 85 23 6
 13 12 8]

252. Valores fijos eq2 (mcc87_1.inp)

* Restricted latent class model
 * data: McCutcheon 1987
 * Tables 3.1, 3.4, and 3.5
 *
 * eq2 is used to impose equality and fixed-value
 * restrictions on the probabilities; the design matrix
 * indicates which probabilities are free (0), fixed (-1),
 * and equal (positive integers)

lat 1
 man 4
 dim 3 3 2 2 3
 mod X

```

A|X eq2
B|X eq2
C|X eq2
D|X eq2
des [1 2 0 1 2 0 0 0 0
     3 0 3 0 -1 0
     -1 0 0 0 0 0
     0 0 -1 0 0 0 0 0 0]
sta B|X [.6 .4 .6 .4 0 1]
sta C|X [1 0 .5 .5 .5 .5]
sta D|X [.9 .1 0 .6 .3 .1 .6 .3 .1]
dat [419 35 2
     71 25 5
     270 25 4
     42 16 5
     23 4 1
     6 2 0
     43 9 2
     9 3 2
     26 3 0
     1 2 0
     85 23 6
     13 12 8]

```

253. Desigualdades (hei96_1g.inp)

```

* Ordinal LC model or nonparametric latent trait model
* data: Heinen 1996
*
* The inequality/ordinal restrictions on the conditional
* response probabilities are specified by orl.
* Note: there are local maxima; use different sets of
* (random) starting values

lat 1
man 5
dim 3 2 2 2 2 2
lab X A B C D E
mod X
A|X orl
B|X orl
C|X orl
D|X orl
E|X orl
dat [30 1 48 7 0 0 10 1 8 1 68 19 2 2 36 36
     5 2 28 3 1 0 7 11 3 0 51 15 2 2 59 84]

```

Formato de datos

Tabla de frecuencia

254. Agregar constante (agr90_6.inp)

* Adding a small number to all cells
* data: Agresti 1990; Table 5.1
*
* The command add must be used before dat [...]

```
man 3
dim 2 2 2
lab V D P
mod {VDP}
add .5
dat [19 132 11 52
    0 9 6 97]
```

255. Leer desde archivo (clo82_1.inp)

* RC model for partial associations
* data: Clogg, JASA 1982
* Table 3 and 11: Model 5b
*
* the main diagonal parameters refer to the
consistent
* response patterns (1,1,1,1), (2,2,2,2),
(3,3,3,3) and
* (4,4,4,4)

```
man 3
dim 4 4 4
lab L R C
mod {L R C spe(LRC,5a) ass2(R,C,5a)
    ass2(L,C,5a)}
```

* read the frequency table from the file
clo82.fre
dat clo82.fre

Registros individuales

256. Número de registros (env_1.inp)

* Non-parametric latent trait with 2 latent
variables

* Data: Socon 1990

```
lat 2
man 6
dim 3 3 3 3 3 3 3
lab X Y A B C D E F
mod YX {YX}
    A|X or1
    B|X or1
    C|X or1
    D|Y or1
    E|Y or1
    F|Y or1
```

* rec <number of records> indicates that the
data are in
* the form of 914 records rather than a
frequency table
rec 914
dat env.dat

257. Omitir variables (cro89_1a.inp)

* Pendergrass-Bradley ranking model
* data: Croon 1989
* Tables 1, 3, and 4
*
* spe() type 7a yields the design in case the
variables
* are the rankings

```
man 3
dim 4 4 4
```

```
mod {wei(AB),wei(AC),wei(BC),spe(ABC,7a)}
```

* the data are in the form of 24 records rather
than
* a frequency table rec 24

* ski [4] means that the 4th column of data
file must be
* skipped ski [4]

* the records contain a count or frequency rco

```
sta wei(AB) [0 1 1 1
            1 0 1 1
            1 1 0 1
            1 1 1 0]
sta wei(AC) [0 1 1 1
            1 0 1 1
            1 1 0 1
            1 1 1 0]
sta wei(BC) [0 1 1 1
            1 0 1 1
            1 1 0 1
            1 1 1 0]
dat cro89_1.dat
new 10 3
```

258. Recuento (agr90_2.inp)

* Continuation-ratio logit
* Agresti 1996; data: Table 9.7
*

* the sequential choice process is specified
with a
* log-linear path model; B = choice between 1
versus
* 2 and 3; C = choice between 2 and 3
*
* rco means that the individual records contain
a
* frequency or count

```
man 3
dim 5 2 2
mod B|A {B cov(AB,1)}
    C|BA {C wei(BC) cov(AC,1)}
```

* the data are in the form of 15 records rather
than a
* frequency table
rec 15
* rco means that the records contain a count or
frequency

```
rco
des [0 0 62.5 0 125 0 250 0 500 0
    0 0 62.5 0 125 0 250 0 500 0]
sta wei(BC) [1 0 1 1]
dat [
    1 1 1 15
    1 2 1 1
    1 2 2 281
    2 1 1 17
    2 2 1 0
    2 2 2 225
    3 1 1 22
    3 2 1 7
    3 2 2 283
    4 1 1 38
    4 2 1 59
    4 2 2 202
    5 1 1 144
    5 2 1 132
    5 2 2 9
]
new 10 3
```

Iteraciones

Valores iniciales

259. Probabilidades (mcc87_1.inp)

* Restricted latent class model
* data: McCutcheon 1987
* Tables 3.1, 3.4, and 3.5
*
* eq2 is used to impose equality and fixed-value
* restrictions on the probabilities; the design matrix
* indicates which probabilities are free (0), fixed (-1),
* and equal (positive integers)

```
lat 1
man 4
dim 3 3 2 2 3
mod X
  A|X eq2
  B|X eq2
  C|X eq2
  D|X eq2
des [1 2 0 1 2 0 0 0 0
     3 0 3 0 -1 0
     -1 0 0 0 0 0
     0 0 -1 0 0 0 0 0 0]
sta B|X [.6 .4 .6 .4 0 1]
sta C|X [1 0 .5 .5 .5 .5]
sta D|X [.9 .1 0 .6 .3 .1 .6 .3 .1]
dat [419 35 2
     71 25 5
     270 25 4
     42 16 5
     23 4 1
     6 2 0
     43 9 2
     9 3 2
     26 3 0
     1 2 0
     85 23 6
     13 12 8]
```

260. Efectos jerárquicos (hag86_4.inp)

* latent class model with two latent variables
* data: Hagenaars, Social Science Research 1986 (Table 3).
*
* marginal homogeneity model for WY via lin()
* starting values to get a turnover structure in WY

```
lat 2
man 4
dim 3 3 3 3 3 3
lab W Y C D A B
mod WY {lin(W,Y,2)}
  A|W B|W C|Y D|Y
des [1 0 0
     0 1 0
     -1 0 0
     0 -1 0]
sta WY [10 1 1
        1 10 1
        1 1 10]
dat [84 9 23 6 13 7 24 8 68
     0 1 0 0 8 1 2 2 3
     3 1 2 0 2 3 2 3 9
     1 1 0 1 2 2 1 0 1
     2 4 0 1 293 6 1 22 21
     1 0 0 1 8 7 0 0 9
     6 1 1 4 5 0 9 1 16
     0 1 1 0 31 0 2 9 7
     14 1 15 3 48 23 12 21 200]
```

261. Cov(..) and fac(..) (for92_1b.inp)

```
* Mixed logit model.
* data: Formann, JASA 1992
* Tables 1, 2, 3 and 4: Logistic regression/step function
*
* B is the dependent variable
* for X=1 the relation AB is linear.
* for X=2 the relation AB is deterministic except for A=2.
* via wei() some  $P(B=b|A=a, X=2)$  are fixed to zero.
* via cov() the relation AB is made linear for X=1.

lat 1
man 2
dim 2 8 2
lab X A B
mod XA {X,A}
    B|XA {XB, cov(XAB,1), wei (ABX)}
dat [55 0 41 8 42 18 37 18 31 22 16 37 4 47 0 50]
des [-7 7 -5 5 -3 3 -1 1 1 -1 3 -3 5 -5 7 -7
      0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0]
sta wei (ABX) [1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1
               1 0 1 1 0 1 0 1 0 1 0 1 0 1 0 1]

* starting value for the covariate for XAB
sta cov(XAB) [1.6]

new 100 5
```

262. Spe(..) (pac.inp)

```
* Modified Lisrel model
* data: Political Action; 2-wave panel study
* S, l and O are external variables
* A, C, D, and E serve as indicators for X (1st time point)
* J, K, L, and M serve as indicators for Y (2nd time point)

lat 2
man 11
dim 3 3 2 3 2 2 2 2 2 2 2 2 2
lab X Y S l O A C D E J K L M
mod S1O {S1 SO spe(lO,1b)}
    X|S1O {SX spe(OX,1b) lX}
    Y|S1OX {SY spe(OY,1b) lY XY}
    A|X {A spe(XA,1b)}
    C|X {C spe(XC,1b)}
    D|X {D spe(XD,1b)}
    J|Y eq1 A|X
    K|Y eq1 C|X
    L|Y eq1 D|X
    EM|XY {E M spe(XE, YM, 1b)}

rec 288
rco
dat pac.dat

* starting value for the linear effects XE and YM
sta spe(XE,1b) [2]

* maximum number of iteration is 2000 (default=5000)
ite 2000
```

Criterio de parada

263. Iteraciones máximas (pac.inp)

```
* Modified Lisrel model
* data: Political Action; 2-wave panel study
* S, l and O are external variables
* A, C, D, and E serve as indicators for X (1st time point)
* J, K, L, and M serve as indicators for Y (2nd time point)

lat 2
man 11
dim 3 3 2 3 2 2 2 2 2 2 2 2 2
lab X Y S l O A C D E J K L M
mod S1O {S1 SO spe(lO,1b)}
    X|S1O {SX spe(OX,1b) lX}
    Y|S1OX {SY spe(OY,1b) lY XY}
    A|X {A spe(XA,1b)}
    C|X {C spe(XC,1b)}
```

```

D|X      {D spe(XD,1b)}
J|Y      eq1 A|X
K|Y      eq1 C|X
L|Y      eq1 D|X
EM|XY    {E M spe(XE,YM,1b)}

rec 288
rco
dat pac.dat

* starting value for the linear effects XE and YM
sta spe(XE,1b) [2]

* maximum number of iteration is 2000 (default=5000)
ite 2000

* perform 5 iteration in the M step of the EM algorithm
mit 5

* suppress writing latent class output to the output file
nla

* suppress writing frequencies to the output file
nfr

```

264. Mínimo incremento de verosimilitud (con92_3.inp)

```

* Saturated MAR model with nonnested nonresponse
* data: Conaway JASA 1992, Table 2
* saturated model for the research variables A, B, and C.
* saturated MAR response model.

* with eq2 we specify that, for each subgroup, the
* probability of not observing the variables which are
* missing depends only on the observed variables in the
* subgroup concerned.

res 3
man 3
dim 2 2 2 2 2 2
lab R S T C B A
sub ABC AB
    AC A
    BC B
    C -
mod ABC
    RST|ABC eq2

* cri is used to set the stop criterium (minimum
* increase of the log-likelihood) sharper; in this case,
* to ensure that the likelihood-ratio statistic becomes
* exactly zero.
cri .000000000000000001

des [0 0 0 0 0 0 0 0
    1 2 3 4 1 2 3 4
    5 6 5 6 7 8 7 8
    9 10 9 10 9 10 9 10
    11 11 12 12 13 13 14 14
    15 15 16 16 15 15 16 16
    17 17 17 17 18 18 18 18
    19 19 19 19 19 19 19 19]

dat [129 6 7 7 8 2 9 14
    36 4 9 14
    31 2 4 6
    58 37
    19 2 1 2
    21 1
    23 10
    0]

```

Algoritmos de Newton

265. Newton-Raphson (bye85_1.inp)

```

* Latent class model model or semi-parametric latent trait
* model with external variables

```

```
* data: Bye et al SMR 1985; Table App. A
*
* C and D are external/exogenous variables

man 4
lat 1
dim 3 5 5 2 2
lab X A B C D
mod X|CD {XC,XD}
    A|X cum(b) {spe(X,1a)}
    B|X cum(b) {spe(X,1a)}

* new <iteration> <type of algorithm>
* here, switch to Newton-Raphson after 50 iterations
new 50 1
* use a step size of 1/2 (2 times smaller than the default)
ste 2
```

```
dat [
454 47 1503 159
115 13 210 30
 42  3  34  3
 86  8  76 12
231 25 151 31
141 20 303 50
221 19 266 49
 35  0  26  3
129  4  78 13
159 15  52 21
 29  5  44 10
 30  3  30  6
 55 17  32  9
 18  4   9  6
 58  6  16  7
 96 15  54 18
140 16  75 18
 36  3  19  5
276 33  99 27
305 33  73 19
149 47  84 25
113 17  46  8
 69 18  10  4
195 34  50 19
1431 244 227 90]
```

266. BFGS (agr93_3.inp)

```
* Ordinal Rasch
* data: Agresti 1993
* Tables 1, 2 and 3
*
* spe() type 2a yields total score parameters

man 3
dim 4 4 4
mod {spe(A,B,C,1a) spe(B,1b) spe(C,1b) spe(ABC,2a)}

* new <iteration> <type of algorithm>
* here, switch to BFGS after 10 iteration
new 10 3

dat [
140 1  0 0
 30  3  1 0
 66  4  2 0
 83 15 10 1
  3  1  0 0
  3  1  1 0
 15  8  0 0
 23  8  7 0
  1  0  0 0
  0  0  0 0
  3  2  3 1
 13  4  6 0
  0  0  0 0
  0  0  0 0
  0  0  1 0
```

7 2 2 4]

```

267. Levenberg-Maquardt (cro89_1b.inp)
* Mixed Pendergrass-Bradley ranking model
* data: Croon 1989
* Tables 1, 3, and 4
*
* spe() type 7a yields the design in case the variables
* are the rankings
* Note: Croon reported a local solution

lat 1
man 3
dim 2 4 4 4
mod X {X}
    ABC|X {wei(AB),wei(AC),wei(BC),spe(ABC,7a,X,c)}
rec 24
ski [4]
rco

* new <iteration> <type of algorithm>
* here, switch to Levenberg-Maquardt after 100 iterations
new 100 5

sta wei(AB) [0 1 1 1
              1 0 1 1
              1 1 0 1
              1 1 1 0]
sta wei(AC) [0 1 1 1
              1 0 1 1
              1 1 0 1
              1 1 1 0]
sta wei(BC) [0 1 1 1
              1 0 1 1
              1 1 0 1
              1 1 1 0]
dat cro89_1.dat

```

Miscelánea

```

268. Número de M iteraciones (pac.inp)
* Modified Lisrel model
* data: Political Action; 2-wave panel study
* S, l and O are external variables
* A, C, D, and E serve as indicators for X (1st time point)
* J, K, L, and M serve as indicators for Y (2nd time point)

lat 2
man 11
dim 3 3 2 3 2 2 2 2 2 2 2 2
lab X Y S l O A C D E J K L M
mod S|O {S| SO spe(1O,1b)}
    X|S|O {SX spe(OX,1b) lX}
    Y|S|O {SY spe(OY,1b) lY XY}
    A|X {A spe(XA,1b)}
    C|X {C spe(XC,1b)}
    D|X {D spe(XD,1b)}
    J|Y eq1 A|X
    K|Y eq1 C|X
    L|Y eq1 D|X
    EM|XY {E M spe(XE,YM,1b)}

rec 288
rco
dat pac.dat

* starting value for the linear effects XE and YM
sta spe(XE,1b) [2]

* maximum number of iteration is 2000 (default=5000)
ite 2000

* perform 5 iteration in the M step of the EM algorithm
mit 5

```

```
* suppress writing latent class output to the output file
nla

* suppress writing frequencies to the output file
nfr

269. Stepsize (bye85_1.inp)
* Latent class model model or semi-parametric latent trait
* model with external variables
* data: Bye et al SMR 1985; Table App. A
*
* C and D are external/exogenous variables

man 4
lat 1
dim 3 5 5 2 2
lab X A B C D
mod X|CD {XC,XD}
  A|X cum(b) {spe(X,1a)}
  B|X cum(b) {spe(X,1a)}

* new <iteration> <type of algorithm>
* here, switch to Newton-Raphson after 50 iterations
new 50 1
* use a step size of 1/2 (2 times smaller than the default)
ste 2

dat [
454 47 1503 159
115 13 210 30
 42  3  34  3
 86  8  76 12
231 25 151 31
141 20 303 50
221 19 266 49
 35  0  26  3
129  4  78 13
159 15  52 21
 29  5  44 10
 30  3  30  6
 55 17  32  9
 18  4   9  6
 58  6  16  7
 96 15  54 18
140 16  75 18
 36  3  19  5
276 33  99 27
305 33  73 19
149 47  84 25
113 17  46  8
 69 18  10  4
195 34  50 19
1431 244 227 90]
```

Resultado**Suprimir**

270. Input y R cuadrado (lan94_1.inp)

* data: Langeheine 1994

* table 8.3: Simple non-stationary Markov

man 5

dim 2 2 2 2 2

lab A B C D E

mod A B|A C|B D|C E|D

dat [464 31 26 12 28 9 6 5 49 5 7 2 12 5 12 10
79 11 10 8 12 8 3 12 31 5 7 9 25 12 15 58]

* suppress writing pseudo R-squared measures to the output

* file

nR2

* suppress writing echo of the input to the output file

Nec

271. Frecuencias y tabla de clase latente (pac.inp)

* Modified Lisrel model

* data: Political Action; 2-wave panel study

* S, l and O are external variables

* A, C, D, and E serve as indicators for X (1st time point)

* J, K, L, and M serve as indicators for Y (2nd time point)

lat 2

man 11

dim 3 3 2 3 2 2 2 2 2 2 2 2 2

lab X Y S l O A C D E J K L M

mod S|O {S1 SO spe(lO,1b)}

X|S|O {SX spe(OX,1b) lX}

Y|S|O X {SY spe(OY,1b) lY XY}

A|X {A spe(XA,1b)}

C|X {C spe(XC,1b)}

D|X {D spe(XD,1b)}

J|Y eq1 A|X

K|Y eq1 C|X

L|Y eq1 D|X

EM|XY {E M spe(XE,YM,1b)}

rec 288

rco

dat pac.dat

* starting value for the linear effects XE and YM

sta spe(XE,1b) [2]

* maximum number of iteration is 2000 (default=5000)

ite 2000

* perform 5 iteration in the M step of the EM algorithm

mit 5

* suppress writing latent class output to the output file

nla

* suppress writing frequencies to the output file

nfr

272. Parámetros log-lineales y errors estándar (fuc82_1.inp)

* Using missing data

* data: Fuchs, JASA 1982

* tables 1 and 2

* saturated log-lineal model

res 2

man 6

dim 2 2 2 2 2 2 2 2

lab K J M P D G A S

sub MPDGAS MDGAS PDGAS DGAS

mod MPDGAS {MPDGAS}

* suppress calculating and writing standard errors to the

```
* output file
nse
* suppress writing log-lineal parameters to the output file
npa

dat [
0 2 5 3 0 0 2 1
1 0 0 0 0 0 0 1
0 0 2 2 1 1 1 0
0 2 2 0 0 0 0 0
0 0 3 1 0 0 1 2
3 1 1 2 0 1 1 0
1 1 4 6 2 0 0 2
5 10 6 8 3 5 2 4

0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 1 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0

2 0 5 3 1 1 2 0
1 1 0 3 0 0 0 1
1 0 0 0 0 0 1 2
1 3 2 1 1 1 0 0

0 1 2 2 1 0 3 1
2 8 1 2 1 1 2 2]

cri .0000000000000001
```

273. Probabilidades condicionales (gan95.inp)

```
* RC model with linear trend on the phi-parameters
* data: Ganzeboom and Luijkx 1995
*
* 10 by 10 mobility tables for 5 points in time.
* Both the association parameters and the scaling
* factors for the main diagonal parameters change
* linearly.

man 3
dim 5 10 10
lab P V Z
mod {PV,PZ,ass2(V,Z,P,6b,0,0,-2),spe(VZ,5a,P,b,-2)}
des [1 1 1 1 1
      0 5 10 15 19
      1 1 1 1 1
      0 5 10 15 19]
dat gan95.fre

* suppress writing (conditional) probabilities to the
* output file
nco

nfr
```

Adicional

274. Frecuencias ajustadas y posteriores (fay86_1b.inp)

```
* log-lineal model with model for the response mechanism.
* data: Fay, JASA 1986
* Tables 1 (1st column) and 2 (Model 1)
*
* H = physical status; I =mental status
* K = missingness of I, J = missingness of H
* Nested/monotone nonresponse pattern with subgroup
* I (K=1,J=2) empty; with wei() these 2 cells are made
* structurally zero.
* The response mechanism is ignorable (MAR)

res 2
man 2
dim 2 2 2 2
lab K J I H
sub HI I H -
mod HI {HI}
```

```

J|HI {J}
K|JHI {KH,wei(JK)}
sta wei(JK) [1 0 1 1]
dat [13 7 7 16
      0 0
      14 4
      10]

* write the fitted table to a file
wfi fay86_lb.fit

* write the posterior probabilities to a file
wpo fay86_lb.pos

```

275. Tabla marginal (hag86_4.inp)

```

* latent class model with two latent variables
* data: Hagenaars, Social Science Research 1986 (Table 3).
*
* marginal homogeneity model for WY via lin()
* starting values to get a turnover structure in WY

lat 2
man 4
dim 3 3 3 3 3 3
lab W Y C D A B
mod WY {lin(W,Y,2)}
      A|W B|W C|Y D|Y

des [1 0 0
      0 1 0
      -1 0 0
      0 -1 0]

sta WY [10 1 1
        1 10 1
        1 1 10]

dat [84 9 23 6 13 7 24 8 68
      0 1 0 0 8 1 2 2 3
      3 1 2 0 2 3 2 3 9
      1 1 0 1 2 2 1 0 1
      2 4 0 1 293 6 1 22 21
      1 0 0 1 8 7 0 0 9
      6 1 1 4 5 0 9 1 16
      0 1 1 0 31 0 2 9 7
      14 1 15 3 48 23 12 21 200]

```

276. Probabilidades condicionales (hag90_6a.inp)

```

* Unrestricted latent class model as a probability model
* data: Hagenaars 1990; Table 3.1
* A = Equal rights for men/women
* B = Good education
* C = Good medical care
* D = Equal rights guest workers

lat 1
man 4
dim 2 2 2 2 2
lab X A B C D
mod X
      A|X
      B|X
      C|X
      D|X
dat [59 56
      14 36
      7 15
      4 23
      75 161
      22 115
      8 68
      22 123]

* write estimated conditional probabilities to a file
wco hag90_6a.con

```

277. Datos en formato de registro (vdh92_2.inp)

```
* Latent budget analysis with log-linear restrictions
* data: Van der Heiden, Mooijaart, and De Leeuw,
* Soc. Meth. 1992; Tables 4 and 5: Model 5
man 5
lat 1
dim 2 4 3 2 2 2
lab X C A E D B
mod X|AC {spe(XA,1b),XC}
      B|X D|X E|X
dat [
65 13 1 1 0 1 0 1
43 12 0 4 2 2 0 2
26 18 1 2 0 3 0 1
52  4 0 0 1 0 0 0
73 16 1 2 3 0 0 0
32 13 1 3 0 1 0 1
71  9 1 0 2 2 0 0
54 10 0 1 0 1 1 1
36 12 1 1 0 2 0 1
78  5 0 0 2 3 0 0
70  5 1 1 0 1 0 1
26  3 1 1 3 1 0 2
]
```

```
* write frequency table to a file in record format
wda vdh92_2.dat
```

278. Clasificaciones latentes (lca.inp)

```
* Latent class model with continuous covariates
* data: fictive
lat 1
man 5
con 5
dim 2 2 2 2 2 2
mod X|x {spe(X,1a,x,c,1),spe(X,1a,x,c,2),
          spe(X,1a,x,c,3),spe(X,1a,x,c,4),
          spe(X,1a,x,c,5)}
      A|X B|X C|X D|X E|X

rec 500
dat lca.dat

* write the latent classification probabilities,
* modal class (+classification error), and a random
* assignment (+classification error) to the file lca.lat
wla lca.lat
```

279. Errores estándar / Correlaciones (hag93_2a.inp)

```
* Log-linear path model with latent variables
* Model 4 of Table 5.2
* data: Hagenaars 1993; Table 5.1
* A = System responsiveness
* B = Ideological level
* C = Repression potential
* D = Protest approval
* E = Conventional participation
* S = Sex
* E = Education
* G = Age

lat 2
man 8
dim 2 2 2 2 2 2 2 2 3
lab Y Z A B C D E S T G
mod SGT      {SG,ST,GT}
      Y|SGT   {STY,GY}
      Z|SGTY  {TZ,GZ,YZ}
      A|Y
      B|Y
      C|Z
      D|Z
      E|Y
dat hag93.fre

* write assymtotic standard errors, correlations, variances,
* and covariaces of the parameter estimates to a file
```

```
wse hag93_2a.ase
```

280. Hazard rates, probabilidades de supervivencia, failures y tiempos de exposición (yam91_3.inp)

```
* Log-rate model: nonproportional piecewise exponential
* survival model
* Data: Yamaguchi 1990
* Tables 4.1, 4.4, and 4.5: Model 20
* The nonproportionality is modelled with a quadratic term
```

```
man 1
dim 6
lab F
```

```
tim 19 [0 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 15 17 19 23 27 31]
ris 2 [0,1]
haz {F T cov(T,2,F,c,-5)}
```

```
rec 378
rco
```

```
* write observed failures (wfa), observed exposure times
* (wex), estimated hazard rates (wha), and estimated
* survival probabilities (wsu) to a file
wfa yam91_3.fai
wex yam91_3.exp
wha yam91_3.haz
wsu yam91_3.sur
```

```
des [.25 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13.5 15.5 17.5 20.5 24.5 28.5
     .0625 1 4 9 16 25 36 49 64 81 100 121 144 182.25 240.25 306.25 420.25 600.25 812.25
     1 0 0 0 0 -1
     0 1 0 0 0 -1
     0 0 1 0 0 -1
     0 0 0 1 0 -1
     0 0 0 0 1 -1]
dat yam91.dat
```

```
mit 10
```

Miscelánea

Simulaciones

281. Clase latente (sim.inp)

```
* Simulating data
* Latent class model with an external variable
lat 1
man 4
dim 2 2 2 2 2
mod D X|D A|X B|X C|X
```

```
* simulate 1000 cases and write them to sim.dat
sim 1000 sim.dat
```

```
* starting values are population values
sta B|X [.7 .3 .3 .7]
sta C|X [.8 .2 .1 .9]
sta A|X [.7 .3 .2 .87]
sta D [.5 .5]
sta X|D [.6 .4 .4 .6]
```

282. Logit de tiempo discreto (sim2.inp)

```
* Simulating data: discrete-time logit model
*
* X is a time-constant covariate, W an unobserved
* covariate; A, B, C, D, and E are the states occupied at
* five time points; F, G, H, I, and J are the value of
* a time-varying covariate at five time points.
```

```
lat 1
man 11
dim 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2
lab W X A B C D E F G H I J
mod XW {XW}
     A|FWX {}
     B|AGWX {wei(AB)}
     C|BHWX {wei(BC)}
```

```

D|CIWX {wei(CD)}
E|DJWX {wei(DE)}
F|W {F}
G|FW {GF}
H|GW eq1 G|FW
I|HW eq1 G|FW
J|IW eq1 G|FW
all {spe(A,B,C,D,E,1a)
    spe(AX,BX,CX,DX,EX,1a)
    spe(AW,BW,CW,DW,EW,1a)
    spe(AF,BG,CH,DI,EJ,1a)
}
sim 10000 sim.dat
dum 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1
sta XW [5 10 10 5]
sta F [.5 .5]
sta GF [.9 .1 .1 .9]
sta spe(A,1a) [.05]
sta spe(AX,1a) [2]
sta spe(AW,1a) [4]
sta spe(AF,1a) [2]
sta wei(AB) [1 1 0 1]
sta wei(BC) [1 1 0 1]
sta wei(CD) [1 1 0 1]
sta wei(DE) [1 1 0 1]

```

Covariables continuas

283. Logístico multinomial (lim_1.inp)

```

* Multinomial logit model with 2 continuous covariates
* data: LIMDEP and TDA manuals
*
* A = 4 serves as reference category

```

```

man 1
con 2
dim 4
mod A|x {A cov(x,1,A,c,3) cov(x,2,A,c,3)}
rec 20
des [1 2 3 0
    1 2 3 0]
dat lim.dat
new 0 1

```

284. Logístico acumulativo (lim_2.inp)

```

* Cumulative logit model with 2 continuous covariates
* data: LIMDEP and TDA manuals

```

```

man 1
con 2
dim 4
mod A|x cum(a) {cov(x,1) cov(x,2)}
rec 20
dat lim.dat
new 0 1

```

285. Clase latente (lca.inp)

```

* Latent class model with continuous covariates
* data: fictive

```

```

lat 1
man 5
con 5
dim 2 2 2 2 2 2
mod X|x {spe(X,1a,x,c,1),spe(X,1a,x,c,2),
    spe(X,1a,x,c,3),spe(X,1a,x,c,4),
    spe(X,1a,x,c,5)}
    A|X B|X C|X D|X E|X

```

```

rec 500
dat lca.dat

```

```

* write the latent classification probabilities,
* modal class (+classification error), and a random
* assignment (+classification error) to the file lca.lat
wla lca.lat

```

Codificación dummy

286. Jerárquico (hag90_2d.inp)

```
* saturated model; dummy coding
* data: Hagenaars 1990; Table 2.3
* A = Age
* B = Religious membership
* C = Voting behavior
*
* dum is used to request dummy coded parameters
* level 1 is the reference category for A, B, and C
```

```
man 3
dim 2 2 2
lab A B C
mod {ABC}
dat [ 95 48
      100 93
      220 32
      91 71]
dum 1 1 1
```

287. Mixto (hag90_2f.inp)

```
* saturated model; mixed coding
* data: Hagenaars 1990; Table 2.3
* A = Age
* B = Religious membership
* C = Voting behavior
*
* level 1 is the reference category for A
* level 2 is the reference category for B
* for C, we use effect coding (=-1)
```

```
man 3
dim 2 2 2
lab A B C
mod {ABC}
dat [ 95 48
      100 93
      220 32
      91 71]
dum 1 2 -1
```

288. Diseños especiales (rin90_2b.inp)

```
* Equality restrictions between log-linear parameters
* Data: Rindskopf 1990; Table 7
*
* The interactions MC and FC are equal, which is specified
* with spe().
* Note: we use dummy coding with level 1 as reference
* category.
```

```
man 3
dim 2 2 2
lab M F C
mod {MF,C,spe(MC,FC,1a)}
dum 1 1 1
dat [256 18
      14 7
      20 5
      45 93]
```

Etiquetas de variables

289. Etiquetas más largas (hag90_2g.inp)

```
* using longer variable labels
* data: Hagenaars 1990; Table 2.3
* AGE = Age
* REL = Religious membership
* VOT = Voting behavior

* variable labels can be up to three characters
* with labels longer than one character, variables have to be
* separated by a '.'
```

```
man 3
dim 2 2 2
lab AGE REL VOT
mod {AGE.REL,AGE.VOT,REL.VOT}
dat [ 95 48
      100 93
      220 32
      91 71]
```