



Psicothema

ISSN: 0214-9915

psicothema@cop.es

Universidad de Oviedo

España

Tomás, José Manuel; Rodrigo, María F.; Oliver, Amparo
Modelos lineales y no lineales en la explicación de la siniestralidad laboral
Psicothema, vol. 17, núm. 1, 2005, pp. 154-163
Universidad de Oviedo
Oviedo, España

Disponible en: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=72717125>

- ▶ Cómo citar el artículo
- ▶ Número completo
- ▶ Más información del artículo
- ▶ Página de la revista en redalyc.org

redalyc.org

Sistema de Información Científica

Red de Revistas Científicas de América Latina, el Caribe, España y Portugal
Proyecto académico sin fines de lucro, desarrollado bajo la iniciativa de acceso abierto

SOFTWARE, INSTRUMENTACIÓN Y METODOLOGÍA

Modelos lineales y no lineales en la explicación de la siniestralidad laboral

José Manuel Tomás, María F. Rodrigo y Amparo Oliver
Universidad de Valencia

En la investigación empírica sobre siniestralidad laboral los datos son usualmente recogidos bajo la forma de recuentos de sucesos que ocurren durante un período de tiempo definido. A menudo estas variables de recuento son tratadas como si fueran de naturaleza continua y analizadas mediante el Modelo de Regresión Lineal. Ante el incumplimiento de los supuestos de este modelo, una solución usual es la aplicación de transformaciones sobre la variable criterio. Una solución alternativa a estas transformaciones, teóricamente más adecuada ya que asume una distribución de Poisson de la variable recuento, consiste en la aplicación de un modelo de regresión no lineal: el Modelo de Regresión de Poisson. En este trabajo se comparan los resultados obtenidos mediante las tres aproximaciones anteriores a partir de una muestra de 483 trabajadores, incidiendo en las implicaciones prácticas de estos resultados.

Linear and non linear models explaining occupational safety. Empirical research on occupational accidents frequently analyzes counts data over a specific period of time. These variables are often treated as if they were continuous and are analyzed using a Linear Regression Model. When this model's assumptions are violated, the usual solution is to transform the criteria variable. A third possibility, theoretically more sound because it assumes a Poisson distribution for the counts variable, would be to use Non Linear Poisson Regression Models. This paper compares the results obtained using the three aforementioned methodological approaches with a sample of 483 workers, and discusses the practical implications of these findings.

Cada accidente de trabajo es un proceso complejo, resultado de riesgos presentes en el medio laboral. Estos riesgos pueden deberse a las características de los individuos, al contexto social en que trabajan y viven, sus relaciones sociales, al entorno físico-técnico en que desarrollan su trabajo (sustancias, maquinaria, equipamiento, lugar de trabajo, etc.) y/o a la interacción de todos estos aspectos (Saarela, 1989). Así, autores como Iverson y Erwin (1997) o Sheehy y Chapman (1987) observan una dualidad: de un lado características del trabajo y la organización; y de otro características psicológicas y comportamiento de los individuos. Por ello, los así denominados factores psicosociales y su relación con otros aspectos técnicos del trabajo son cada vez más un objetivo en cualquier iniciativa para mejorar la seguridad (García-Layunta et al., 2001).

Desde la entrada en vigor de la Ley de Prevención de Riesgos Laborales (31/1995) la Psicología, como disciplina, ha pasado a jugar, también, un papel importante en esta área. Para alcanzar niveles aceptables en la gestión de la seguridad y salud laboral es imprescindible un acercamiento a su psicología, abordar la perspectiva del individuo; así, Sheehy y Chapman (1987) aportan datos que relacionan la percepción subjetiva del riesgo y los accidentes.

En un lugar de privilegio en la investigación de los factores psicosociales asociados a los riesgos y accidentes laborales se encuentra el concepto de cultura de seguridad, que puede definirse como «conjunto de creencias, normas, actitudes, roles y prácticas tanto sociales como técnicas relacionadas con la reducción de la exposición de los empleados, supervisores, clientes y miembros del público a las condiciones consideradas peligrosas o dañinas» (Turner et al., 1989). La repercusión social de accidentes de grandes dimensiones como el de Chernobyl y la creciente toma de conciencia de que las soluciones puramente técnicas, de éxito moderado, no ofrecían todas las respuestas (Cox y Cox, 1996), renovaron el interés por el concepto de cultura de seguridad.

De esta forma, quedó patente en la investigación la necesidad de una definición operativa de este concepto, y de disponer de instru-

mentos y técnicas para su medida. Es común relacionar estrechamente los conceptos de cultura y clima de seguridad. El Clima de Seguridad, usualmente medido con cuestionarios, puede considerarse una medida temporal de cultura de seguridad, que enfatiza las actitudes, valores y percepciones sobre seguridad en un momento temporal determinado (Cheyne et al., 1998). El Clima de Seguridad, desde distintas aproximaciones y estructuras, ha resultado más operativo que el de cultura (ver Coyle et al., 1995; Donald, 1995; Mearns y Flin, 1996; Zohar, 1980, 2000). Aun existiendo acuerdo sobre la importancia de estos aspectos psicosociales, se requiere un esfuerzo hasta alcanzar un consenso sobre su arquitectura, un modelo que articule de forma operativa el papel de la interacción entre el individuo y su organización sobre su propia seguridad.

Paralelamente, en informes recientes de la Agencia Europea para la Seguridad y Salud en el trabajo (2000) se explicita la necesidad de desarrollar un sistema metodológico para el control y monitorización de los accidentes laborales en la Unión Europea. Este tipo de informes, en tanto que recopilan información de los Estados miembros, constituyen una fuente útil de información para aquellos profesionales que desarrollan su actividad en la Psicosociología del trabajo. Según este mismo informe (p. 27), se debe avanzar en tres aspectos claves de la evaluación: 1) metodología utilizada; 2) fiabilidad de los indicadores; y 3) valor añadido de los informes nacionales. La revisión de la literatura evidencia cómo desde diferentes grupos de investigación europeos se realizan aportaciones en varios de estos tres frentes prioritarios y en otros relacionados.

En cuanto al primero de los aspectos clave, y empezando por los intentos para homogeneizar las definiciones de aspectos básicos como los accidentes, cada vez se está más atento en revistas profesionales y académicas sobre seguridad y salud laboral a los aspectos metodológicos de los diseños de investigación y los análisis realizados. Así, a modo de ejemplo, se emplean cada vez más modelos lineales generalizados y/o transformaciones de variables para analizar los accidentes laborales. Efectivamente, varios trabajos analizan las relaciones entre factores organizacionales y psicosociales y la ocurrencia de accidentes (por ejemplo: Hofman and Stetzer, 1996; Mearns et al., 2001; Oliver et al., 2002; Rundmo 1994; Tomás et al., 2001; Zohar, 2000), constatando que la predicción de la siniestralidad conlleva una problemática especial.

El tipo de variable criterio registrada en los estudios sobre accidentabilidad laboral es, generalmente, una variable de recuento, definida como el número de sucesos o eventos que ocurren en un intervalo temporal o espacial definido (Lindsey, 1998). Las variables de recuento son tratadas a menudo como variables continuas y, en consecuencia, el efecto de un conjunto de variables explicativas sobre dichas variables se analiza mediante un Modelo de Regresión Lineal (MRL) (p. e.: Dong, 2002; Goldenhar et al., 2003; Iverson y Erwin, 1997; Murray et al., 1997). Otra alternativa analítica ante este tipo de variable de respuesta, aunque menos utilizada que la anterior, consiste en dicotomizarla y aplicar el modelo de regresión logística, con la consiguiente pérdida de información y consecuencias negativas sobre la potencia estadística (Gardner et al., 1995).

El tratamiento de las variables de recuento mediante el MRL, a pesar de ser una práctica extendida, es problemática por diferentes motivos, entre ellos: el incumplimiento de los supuestos distributivos de normalidad y homocedasticidad, las predicciones fuera del rango de los posibles valores de un recuento, así como la ausencia de linealidad (Gardner et al., 1995). Por estos motivos, el uso del MRL para modelar variables de respuesta de recuento suele proporcionar estimaciones sesgadas, ineficientes e inconsistentes (Long, 1997).

La adecuación del MRL para modelar variables de recuento depende fundamentalmente del valor esperado de la distribución de estas variables. Será más adecuado cuando el valor de dicho parámetro aumente, dada la aproximación de la distribución de Poisson a la Normal (Cameron y Trivedi, 1998). Ante el incumplimiento de los supuestos de homocedasticidad o normalidad, suelen realizarse transformaciones del tipo raíz cuadrada sobre la variable criterio (Judd y McClelland, 1989). Esta práctica conlleva problemas: dificulta la interpretación de los coeficientes y cuando se incumplen diferentes supuestos simultáneamente resulta difícil encontrar la transformación óptima.

Una alternativa al MRL es el Modelo de Regresión de Poisson (Cameron y Trivedi, 1998), dado que una variable de recuento, siendo su naturaleza discreta, se ajustará a la distribución de Poisson bajo los supuestos de que los sucesos son independientes entre sí y de que la probabilidad de un suceso es constante durante el intervalo fijado. El modelo de regresión de Poisson (MRP) es un caso particular del Modelo Lineal Generalizado, con distribución de Poisson para el componente aleatorio y con función de enlace logarítmica (véase, p.e., Gill, 2001; McCullagh y Nelder, 1989).

Aunque el supuesto fundamental para la aplicación correcta del MRP es el de la «equidispersión», esto es, igualdad de media y varianza en las distribuciones condicionadas, habitualmente la varianza es superior a la media (Long, 1977), fenómeno denominado «sobredispersión». En presencia de sobredispersión, aunque la estimación de los parámetros es insesgada, se produce una infraestimación de los errores estándar de éstos y, en consecuencia, los valores *p* de los tests de significación son erróneamente más pequeños. Un diagnóstico sencillo de sobredispersión se obtiene comparando los valores de la media y la varianza de la variable criterio, de manera que si el valor de la varianza es más del doble del valor de la media, la sobredispersión permanecerá incluso después de la incorporación de regresores en el modelo (Cameron y Trivedi, 1998, p. 77). Ante la presencia de sobredispersión, una de las soluciones más sencillas consiste en corregir los errores estándar de los parámetros del MRP a partir del denominado «parámetro de dispersión» ϕ (un valor de este parámetro igual o superior a 1 indica, equidispersión y sobredispersión, respectivamente). Este parámetro puede estimarse, por ejemplo, mediante el método de cuasi-verosimilitud (McCullagh y Nelder, 1989), que proporciona también los errores estándar corregidos de los parámetros del modelo. Otras aproximaciones más complejas para abordar la sobredispersión pueden consultarse, entre otros, en Cameron y Trivedi (1998).

En cuanto al segundo aspecto, fiabilidad de los indicadores, se está realizando en Europa un esfuerzo por armonizar medidas y normativas relativas a seguridad y salud laboral. Tal es el caso de la generación de indicadores y medidas más fiables de aspectos implicados en el proceso de ocurrencia de accidentes de trabajo (Coyle et al., 1995; Mearns y Flin, 1996; Zohar, 2000).

En cuanto al último aspecto clave, el valor de los informes nacionales y de nivel europeo, cada vez son más numerosos los trabajos promovidos por la Agencia de Seguridad Europea, para la comparación de aspectos de seguridad en países miembros, que intentan favorecer la posibilidad de establecer comparaciones, y al mismo tiempo significar los rasgos distintivos (Agencia Europea para la Seguridad y Salud en el Trabajo, 2000). Son cada día más comunes las investigaciones transculturales en este área (Cheyne et al., 2003).

Así, el objetivo se centra más en el ámbito del primero de los aspectos reseñados por la Agencia Europea, la metodología a emplear. En concreto se pretende explorar ventajas e inconvenientes

de los modelos de regresión lineal y no lineal habitualmente empleados para explicar y/o predecir la siniestralidad laboral. En concreto, en un contexto de investigación aplicada, se compara el ajuste del Modelo de Regresión Lineal (sin y con transformación de la variable criterio) con el del Modelo de Regresión de Poisson. El objetivo último es profundizar en la problemática de análisis de algunas de las variables en que la Psicología concreta su acercamiento a la investigación en seguridad y salud laboral.

Método

Sujetos

La muestra la componían 483 trabajadores con edad media de 37,56 años y desviación típica de 10,94, de los cuales el 76,8% eran varones. Por nivel jerárquico, un 80% eran empleados, y similar porcentaje de los otros dos niveles: 10,4% mandos intermedios y un 9,5% directivos. Las empresas a las que pertenecían los encuestados, en su gran mayoría pequeñas o medianas, eran de diferentes sectores: químicas (4,1%), industrias del metal (36,2%), comercio y turismo (3,1%), servicios de educación y salud (12,2%), administración o banca (10,3%), construcción (6,7%), otras industrias manufactureras (4,3%) y otros servicios (22,9%). En cuanto a los departamentos, la mayoría trabajaba en producción (42,5%), mientras en oficinas trabajaba un 23,7%, en mantenimiento y limpieza un 5,9%, en ventas y promoción un 5,6% y un 17,9% en otros sectores.

Procedimiento

Los datos, recogidos entre enero y diciembre del 2000, corresponden a trabajadores que cumplimentaron los cuestionarios en las instalaciones de un Gabinete de Seguridad e Higiene en el Trabajo que en la provincia de Valencia atiende principalmente a trabajadores de pequeñas y medianas empresas sin servicio médico en la misma empresa. Se garantizó en todo momento la confidencialidad del trabajador y de su empresa.

El diseño de investigación empleado fue correlacional y transversal. La gran cantidad de variables medidas, la generalidad de la muestra a analizar y la necesidad de mantener la confidencialidad de empresas y trabajadores fueron determinantes del diseño de investigación.

Medidas

Además de las variables demográficas y descriptivas del puesto de trabajo y de la organización, diversas secciones conforman el cuestionario de autoinforme. Éstas han sido desarrolladas en su mayoría por un equipo multidisciplinar de las universidades de Valencia y de Loughborough (Reino Unido) y han sido validadas en investigaciones anteriores:

1. Siniestralidad. Se aborda mediante cuatro indicadores de accidentes que son: medida de casi-accidentes o incidentes (CA); accidentes leves sin baja laboral (AL); accidentes de hasta tres días de baja (A3); y accidentes graves (AG), ocurridos al encuestado en el puesto de trabajo en los dos últimos años. Se excluyen los accidentes *in itinere*.
2. Condiciones ambientales. Se trata de una escala tipo Likert de 5 puntos (desde muy en desacuerdo a muy de acuerdo) que pregunta en qué medida está de acuerdo o le parece

adecuada la iluminación, humedad, ventilación y espacio para su tarea en su puesto de trabajo.

3. Medida de frecuencia, gravedad y control de cada uno de los riesgos tipificados. Así, como indicador complejo, contamos con un agregado de riesgos químicos, eléctricos y físicos en el puesto de trabajo.
4. Una medida de Clima de Seguridad previamente validada en muestras del Reino Unido y Francia (Cheyne et al., 1998) con 5 dimensiones: Metas y objetivos de seguridad, Gestión de la seguridad, Comunicación, Implicación personal y Responsabilidad individual en la seguridad.

Análisis

Los modelos estadísticos considerados fueron lineales y no lineales. Entre los primeros: correlación, regresión múltiple y modelos de ecuaciones estructurales, en concreto, Análisis Factorial Confirmatorio (AFC). Con esta última técnica se puso a prueba la adecuación de una estructura del Clima de Seguridad compuesta de 5 dimensiones (Cheyne et al., 1998) cuyo ajuste en muestras españolas puede consultarse en Tomás et al. (2001). El AFC es una metodología multivariante que pone a prueba uno o varios modelos estructurales hipotéticos, para determinar en qué grado son consistentes con los datos. El método de estimación empleado fue máxima verosimilitud, que ofrece estimaciones de los parámetros adecuadas incluso ante condiciones teóricamente desaconsejables como no normalidad o medida ordinal de las variables. Además, no requiere el elevado tamaño muestral necesario en métodos de estimación alternativos (Chou y Bentler, 1995; Coenders et al., 1997; Hoyle y Panter, 1995). Es por todo ello el método empleado en este trabajo, si bien los análisis se complementaron con Mínimos Cuadrados Ponderados, etiquetados como Arbitrary Distribution Methods en EQS. Aunque estos métodos de distribución libre no están basados en supuestos tan restrictivos, por ofrecer resultados casi idénticos, obviamos su inclusión.

Para evaluar el ajuste del modelo, aspecto que confiere a los modelos de ecuaciones estructurales su carácter confirmatorio, no es suficiente un solo índice (Marsh et al., 1988), y la elección de los criterios en los que se basará cada evaluación es compleja (Oliver y Tomás, 1995). Además del estadístico *ji-cuadrado*, se han considerado otros valores como el índice incremental CFI (Bentler y Bonett, 1980), o el índice absoluto GFI (Jöreskog y Sörbom, 1984), análogo a R^2 y que funciona mejor que cualquier otro índice de tipo absoluto (Hoyle y Panter, 1995). Valores iguales a 0.9 o superiores en los índices CFI y GFI indican un ajuste adecuado del modelo. Por otra parte, el índice *Root Mean Square Error of Approximation* (RMSEA) informa de la parsimonia del modelo (Loehlin, 1998) y cuando alcanza su valor mínimo (0) indica un ajuste perfecto; hasta 0.05 un ajuste muy bueno, 0.08 indica un ajuste razonable y 0.1 o superior un mal ajuste (Browne y Cudeck, 1993).

Por lo que respecta a los modelos de regresión se compararon para cada una de las 4 variables criterio (CA, AL, A3 y AG) el ajuste del MRL (sin y con transformación de la variable criterio) y el MRP. Otra solución multivariada alternativa es utilizar Modelos de Ecuaciones Estructurales (MEE) con variables latentes, introduciendo simultáneamente las cuatro medidas de accidentes, tal como ha sido implementado en Oliver et al. (2002). Dado que los datos mostraban sobredispersión se procedió a corregir el error estándar de los coeficientes estimando el MRP mediante el método de cuasi-verosimilitud (MRP-Q en adelante).

Se utilizaron los programas estadísticos SPSS 10 para cálculos de correlación y regresión y EQS 5.7 (Bentler, 1995) para la puesta a prueba del modelo confirmatorio. Para el ajuste de los modelos de regresión no lineal se utilizó el programa S-Plus 6 (Insightful, 2001), programa donde también es posible realizar los cálculos básicos aquí obtenidos con SPSS.

Resultados

El análisis factorial confirmatorio realizado sobre el cuestionario de Clima de Seguridad pone a prueba la estructura de cinco factores hallada en investigaciones anteriores en muestras del Reino Unido y Francia. En cuanto al ajuste global, o evaluación del modelo, el valor del estadístico χ^2 -cuadrado es 838.441 con 314 grados de libertad ($p<0.001$), y el de la χ^2 -cuadrado normativa (χ^2 -cuadrado dividido por los grados de libertad) es 2.67. El valor de los índices CFI y GFI es 0.89 y 0.824, respectivamente, y, por último, el valor del índice RMSEA es 0.074. A partir del valor de los índices anteriores podemos concluir que el modelo de 5 factores es adecuado (excepto para el GFI cuyo valor es inferior a 0.9). El índice CFI está muy próximo a 0.9 y el RMSEA, por debajo de 0.08, indicando ambos un razonable error de aproximación y ajuste adecuado. El valor inferior a 3 de χ^2 -cuadrado dividido por sus grados de libertad,

corrobora la valoración positiva del ajuste global del modelo. La información referente al ajuste global se complementa con la relativa al ajuste analítico, que puede consultarse en la Tabla 1.

Todos los ítems saturan alta y significativamente ($p<0.001$) en sus factores teóricos. Las saturaciones estandarizadas de los ítems en sus correspondientes factores y las correlaciones entre los factores se presentan en la Tabla 1. *Comunicación* es el factor que con saturaciones entre 0.742 y 0.873 muestra los indicadores más fiables. Con saturaciones entre 0.485 y 0.598, el factor de *Metas y objetivos de seguridad* es el de menores saturaciones. Las relaciones entre estas cinco dimensiones del clima de seguridad se mostraron acorde a las hipótesis y estudios empíricos anteriores: *Gestión de seguridad* e *Implicación personal* son los factores que correlacionan más alto con el resto de factores. Por el contrario, el factor *Metas y objetivos de seguridad* muestra solo una relación moderada con los cuatro factores restantes.

Una vez determinados los 5 componentes del Clima de Seguridad, éstos pasaron a formar parte, junto a las variables *Riesgos* y *Condiciones ambientales*, del grupo de predictores que se analizaron en su capacidad explicativa y predictiva de la siniestralidad, para cada una de las 4 variables criterio (CA, AL, A3 y AG), y bajo tres modelos de regresión: MRL, MRL con transformación raíz cuadrada de la variable criterio (MRL+T, en adelante) y MRP (sin y con corrección de la sobredispersión).

Tabla 1
Saturaciones y correlaciones entre factores del análisis factorial confirmatorio del cuestionario de Clima de Seguridad

(Nota: todas las saturaciones y correlaciones entre factores son estadísticamente significativas, $p<0.05$)

Resumen contenido del ítem	Factores				
	MOS	GS	IP	C	RI
Mientras no haya accidentes se toleran conductas inseguras	0.598				
A veces son necesarios ataques inseguros para acabar el trabajo	0.601				
Accidentes menores, sin importancia, se toleran como parte del trabajo	0.485				
Salud y seguridad tienen prioridad alta en mi empresa		0.843			
El trabajo específico de seguridad siempre se hace		0.808			
Mi supervisor me escucha si le hablo sobre seguridad		0.621			
La empresa hace un esfuerzo para prevenir accidentes		0.825			
La dirección está preparada para disciplinar a empleados inseguros		0.655			
Los niveles de seguridad han mejorado en los últimos dos años en la empresa		0.723			
La formación en seguridad tiene prioridad alta		0.755			
Existe un proceso de mejora continua de la seguridad		0.801			
La dirección lleva el peso de la seguridad		0.579			
Se aprende de los accidentes y se usa para mejorar formación en seguridad		0.488			
Donde yo trabajo hemos definido objetivos de seguridad a mejorar		0.647			
Los supervisores apoyan activamente la seguridad		0.798			
En la empresa todos tenemos papel activo en la seguridad			0.774		
Donde yo trabajo la gente quiere conseguir niveles más altos de seguridad			0.567		
Entre los compañeros nos ayudamos para trabajar seguros			0.574		
Siempre se hace informe de accidentes y casi-accidentes			0.564		
La seguridad se incluye como punto en las reuniones				0.833	
Me han mostrado cómo hacer mi trabajo de forma segura				0.816	
Cuestiones de seguridad que pueden afectarme se comunican				0.876	
Cuestiones salud y seguridad relevantes se comunican				0.752	
Me informan de resultados reuniones de seguridad y salud				0.742	
Estoy atento a la seguridad de mis compañeros					0.533
Puedo influir en seguridad y salud en mi empresa					0.541
Trabajar de forma segura es condición de mi empleo					0.647
<i>Metas y objetivos de seguridad (MOS)</i>	—				
<i>Gestión de seguridad (GS)</i>	0.280	—			
<i>Implicación personal (IP)</i>	0.337	0.912	—		
<i>Comunicación (C)</i>	0.232	0.948	0.909	—	
<i>Responsabilidad individual (RI)</i>	0.181	0.854	0.903	0.836	—

A partir de los estadísticos descriptivos para cada una de las 4 variables criterio (Tabla 2) y de los correspondientes diagramas de barras (Figura 1) podemos formular la hipótesis de que el MRL mostrará un mal ajuste a los datos, dada la marcada asimetría positiva de la distribución de las 4 variables criterio, fundamentalmente de las variables A3 y AG.

El resumen del ajuste de los modelos de regresión a los datos de la muestra para cada variable criterio se ofrece en la Tabla 3. En

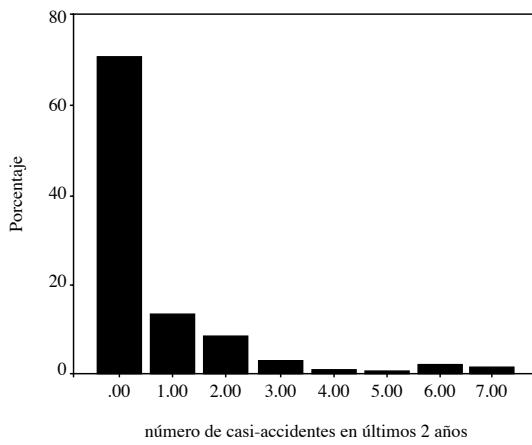
ella se presenta el valor del logaritmo de la verosimilitud (Log L) para cada modelo ajustado, así como los valores de los índices de bondad de ajuste «Akaike Information Criterion» (AIC) (Akaike, 1987) y «Bayesian Information Criterion» (BIC) (Schwarz, 1978). Ambos índices se obtienen a partir del valor (Log L) como:

$$\text{AIC} = -2 \log L + 2 n\text{par},$$

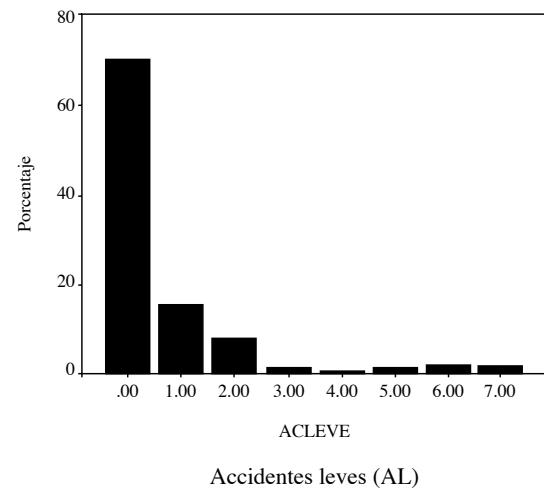
$$\text{BIC} = -2 \log L + (\log N) n\text{par}$$

Tabla 2
Estadísticos descriptivos de las cuatro variables criterio

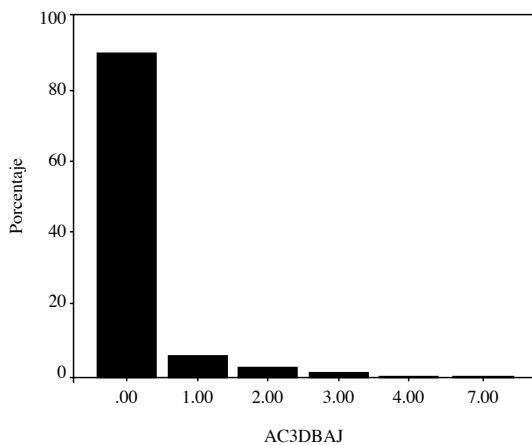
Variable	Media	Varianza	Asimetría	N	Varianza/Media
CA	0,67	1,93	2,75	466	2,88
AL	0,69	2,14	2,85	458	3,1
A3	0,19	0,5	5,64	451	2,63
AG	0,3	0,91	4,87	453	3,03



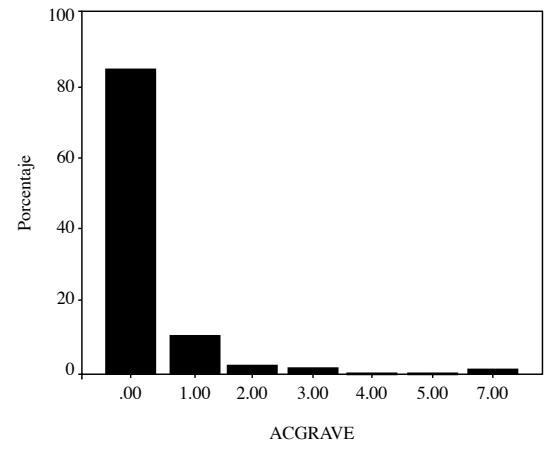
Casi-accidentes (CA)



Accidentes leves (AL)



Accidentes hasta 3 días baja (A3)



Accidentes graves (AG)

Figura 1. Diagramas de barras de las variables criterio

donde $npar$ es el número de parámetros estimados por el modelo y N es el tamaño de la muestra. De entre los modelos estimados son preferibles aquellos con un valor mayor del Log L y un menor valor en los índices AIC y BIC. Para los datos de la muestra, y de acuerdo a estos índices, el MRL ofrece un ajuste peor para cada una de las variables criterio que el MRL+T o el MRP, no habiendo diferencias notables en los valores de ajuste de estos dos modelos.

Otra medida de bondad de ajuste del MRP, en el marco del MLG, es la denominada «Discrepancia», que en el MRL, bajo el supuesto de normalidad, es igual a la Suma de Cuadrados Residual

$$\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{\mu}_i)^2$$
 y, para el MRP adopta la forma (Cameron y Trivedi, 1998):

$$D = \sum_{i=1}^n \left\{ y_i \ln \left(\frac{y_i}{\hat{\mu}_i} \right) - \left(y_i - \hat{\mu}_i \right) \right\}$$

Aunque no hay una definición universal de una medida R^2 para los modelos no lineales se han propuesto algunas aproximaciones, denominadas «Pseudo- R^2 ». Cameron y Windmeijer (1996, 1997) proponen una pseudo- R^2 basada en la descomposición de la Discrepancia que mide la reducción en Discrepancia debida a la inclusión de los regresores:

$$R^2 = 1 - \frac{D(MA)}{D(MN)}$$

donde $D(MA)$ es la Discrepancia del Modelo ajustado y $D(MN)$ es la Discrepancia de un modelo que solo incluye un término constante. Obsérvese en la Tabla 3 que los valores de R^2 obtenidos con los 3 modelos ajustados son muy similares entre sí para las variables criterio CA y AL; sin embargo, los valores R^2 obtenidos con el MRP doblan el valor de los obtenidos en el caso del MRL o MRL+T para las variables criterio A3 y AG. Nótese que las distribuciones de estas dos variables son más asimétricas que las distribuciones de las variables CA y AL (véase tabla 2), motivo que explicaría el mejor ajuste del MRP para estas variables.

A los resultados anteriores acerca del ajuste de los modelos hay que añadir dos aspectos referentes a los supuestos de aplicación del MRL. En primer lugar, la aplicación del MRL produce valores predichos imposibles para una variable de recuento, esto es, valores negativos. Así pues, el 1,7 % de los valores predichos por el MRL para las variables CA y AL, y el 7,2% y 8,5% para las variables A3 y AG, respectivamente, son valores inferiores a 0. En segundo lugar, hay un problema de heterocedasticidad al ajustar el MRL que se constata a partir de las correlaciones estadísticamente significativas entre los valores predichos por este modelo y los residuales en valor absoluto para cada una de las variables criterio (CA: $r = 0.352$, $n = 290$, $p < 0.01$; AL: $r = 0.330$, $n = 284$, $p < 0.01$; A3: $r = 0.407$, $n = 281$, $p < 0.01$; AG: $r = 0.366$, $n = 280$, $p < 0.01$).

En cuanto a los supuestos de aplicación del Modelo de Regresión de Poisson, los datos revelan el incumplimiento del supuesto de equidispersión, dado que para cada una de las 4 variables criterio el valor de la varianza muestral es más del doble del valor de la respectiva media (véase Tabla 2). En consecuencia, se procedió

Tabla 3
Valores de ajuste de los modelos MRL, MRL+T y MRP para las cuatro variables criterio

Ajuste	MRL				MRL+T				MRP			
	CA	AL	A3	AG	CA	AL	A3	AG	CA	AL	A3	AG
Log L	-507	-524.2	-207.9	-304.23	-301.01	-311.58	-131.08	-165.25	-375	-403.2	-134.9	-168.53
AIC	1032	1066.5	433.8	626.47	620.03	641.17	280.15	348.5	766	822.4	285.8	353.06
BIC	1065	1099	466.5	659.18	653.06	674.01	312.89	381.21	795	851.6	314.9	382.139
D(MA)	560.39	667.20	72.255	144.03	135.36	149.21	41.82	53.37	525.22	571.46	190.45	241.85
D(MN)	622.81	719.32	77.744	154.97	152.49	161.26	44.89	57.869	598.42	629.71	220.52	282.47
R^2	0.10	0.072	0.071	0.071	0.112	0.075	0.068	0.078	0.122	0.093	0.136	0.144

Tabla 4
Coeficientes de regresión, errores estándar y significación estadística para el MRP y el MRP-Q

Predictores	CA				AL				A3				AG			
	MRP		MRP-Q $\hat{\phi} = 2.7869$		MRP		MRP-Q $\hat{\phi} = 3.066$		MRP		MRP-Q $\hat{\phi} = 1.4579$		MRP		MRP-Q $\hat{\phi} = 1.8285$	
	b	EE	b	EE	b	EE	b	EE	b	EE	b	EE	b	EE	b	EE
Gestión de seguridad	-.08	0.18	-.08	0.30	.33#	0.18	.33	0.32	1.46**	0.40	1.46**	0.49	1.32**	0.34	1.32**	0.45
Metas y objetivos seg.	-.21*	0.08	-.21	0.13	-.29**	0.08	-.29*	0.14	-.57**	0.18	-.57**	0.21	-.44**	0.15	-.44*	0.21
Comunicación	-.10	0.13	-.10	0.22	-.16	0.13	-.16	0.23	-.53#	0.27	-.53	0.33	-.86**	0.23	-.86**	0.31
Resp. individual	.16	0.11	.16	0.19	.23*	0.11	.23	0.20	-.03	0.23	-.03	0.28	.20	0.20	.20	0.26
Implic. personal	.00	0.13	.00	0.22	-.23#	0.13	-.23	0.24	-.63*	0.29	-.63#	0.35	-.14	0.24	-.14	0.32
Riesgos	.01**	0.00	.01**	0.00	.01**	0.00	.01**	0.00	.00	0.00	.00	0.00	.00	0.00	.00	0.01
Cond. ambientales	-.27 **	0.09	-.27#	0.15	-.05	0.09	-.05	0.16	-.26	0.18	-.26	0.22	-.42**	0.15	-.42*	0.21

Nota: CA (Casi-accidentes, $n = 290$); AL (Accidentes leves, $n = 284$); A3 (Accidentes hasta tres días de baja, $n = 281$); AG (Accidentes graves, $n = 280$).
Codificación de la significación: ** ($p < 0.01$), * ($p < 0.05$), # ($0.05 > p > 0.1$).

a la corrección de los errores estándar de los coeficientes del modelo de regresión de Poisson a partir de la estimación del parámetro de dispersión mediante el método de quasi-verosimilitud. Los valores del parámetro de sobredispersión estimado (ϕ) para cada una de las variables criterio son 2.7869, 3.066, 1.4578 y 1.8285 (véase Tabla 4). Estos valores corroboran la conclusión acerca de la existencia de sobredispersión obtenida al comparar la media y varianza de cada distribución, ya que el valor de (ϕ) es superior al valor 1 en todos los casos.

En la Tabla 4 se presentan los coeficientes, los errores estándar y el nivel de significación de los predictores de acuerdo al MRP y al MRP-Q para las 4 variables criterio. Los errores estándar corregidos se obtienen multiplicando los errores estándar originales por la raíz cuadrada del parámetro de dispersión. Así, por ejemplo, en el caso de la variable criterio Casi-accidentes (CA), el error estándar corregido del coeficiente correspondiente a la variable *Metas y objetivos de seguridad* se obtiene como $0.08 \times \sqrt{2.7869} = 0.13$. Obsérvese en la Tabla 4 que, aunque la corrección efectuada no afecta al valor de los coeficientes, ésta tiene el efecto de disminuir la significación estadística de los mismos. Así, por ejemplo, el efecto de la variable *Metas y objetivos de seguridad* ($b = -0.21$), que es estadísticamente significativo en la explicación de CA de acuerdo al MRP ($p < 0.05$), deja de serlo cuando se considera la sobredispersión en el MRP-Q.

A continuación, y con el objetivo de comparar los resultados obtenidos al ajustar los distintos modelos de regresión se presentan en la Tabla 5 los coeficientes de regresión y su significación estadística para cada una de las cuatro variables criterio de acuerdo a los modelos MRL, MRL+T y MRP-Q.

Al comparar la significación estadística de los efectos de acuerdo al MRL, MRL+T y al MRP-Q se obtienen resultados similares, esto es, en general son las mismas variables las que tienen un efecto estadísticamente significativo en la explicación de cada una de las variables criterio al ajustar un modelo u otro. Así, para el caso de la variable criterio casi-accidentes (CA), los 3 modelos evalúan la variable *Riesgos* como predictor estadísticamente significativo. La regresión lineal con transformaciones evalúa además como predictor significativo las *Condiciones ambientales*. Por lo que respecta a los accidentes leves (AL), de nuevo los 3 modelos evalúan como predictores estadísticamente significativos a las variables *Riesgos* y *Metas y objetivos de seguridad*, salvo la regresión con transformaciones en el criterio, que no alcanza la significación estadística para este último predictor. Las variables estadísticamente significativas en el caso de los accidentes hasta tres días de baja (A3) son *Gestión*

de la seguridad y *Metas y objetivos de seguridad*. Este patrón de resultados se mantiene para todos los modelos de regresión empleados. Por último, en el caso de los accidentes graves (AG) son siempre cuatro las variables estadísticamente significativas, sin importar el modelo de regresión empleado: *Gestión de la seguridad*, *Metas y objetivos de seguridad*, *Comunicación* y *Condiciones ambientales*.

Es importante puntualizar que, aunque en términos de significación estadística se obtengan resultados similares para el MRL y el MRP, los valores de los coeficientes son marcadamente diferentes en algunos casos y, en cualquier caso, no tiene sentido una comparación directa de los valores de estos coeficientes puesto que la interpretación de dichos efectos es bien diferente en función de que el modelo de regresión sea lineal o no lo sea. Así, por ejemplo, el valor del coeficiente correspondiente a *Metas y objetivos de seguridad* para la variable criterio AL es -0.23 en el MRL y -0.29 en el MRP (véase Tabla 5). El valor -0.23 en la regresión lineal indica que el valor esperado de accidentes leves disminuye en 0.23 por cada incremento unitario de la variable *Metas y objetivos de seguridad*. El valor -0.29 en la regresión de Poisson indica que el valor esperado de accidentes leves se multiplica por $\exp(-0.29) = 0.75$ por cada incremento unitario de la variable *Metas y objetivos de seguridad*, manteniendo las demás variables constantes. La interpretación en términos de porcentaje de cambio (Long, 1997) es que el valor esperado de accidentes leves disminuye un 25,17% ($(\exp(-0.29) - 1) \times 100$) por cada incremento unitario de la variable *Metas y objetivos de seguridad*.

A los resultados anteriores hay que añadir que la transformación efectuada sobre las variables criterio no es suficiente para eliminar la problemática del incumplimiento de los supuestos de aplicación del MRL señalada anteriormente. Así, hay un problema de heterocedasticidad al ajustar el MRL+T que se constata a partir de las correlaciones estadísticamente significativas entre los valores esperados y los residuales en valor absoluto al ajustar este modelo para cada una de las variables criterio (CA: $r = 0.357$, $n = 290$, $p < 0.01$; AL: $r = 0.234$, $n = 284$, $p < 0.01$; A3: $r = 0.427$, $n = 281$, $p < 0.01$; AG: $r = 0.420$, $n = 280$, $p < 0.01$).

Por último, y con el objetivo de obtener el Modelo de Regresión de Poisson óptimo para cada una de las variables criterio, a partir del cual valorar e interpretar el efecto de las variables explicativas, se realizó un proceso «backward» de selección tomando como punto de partida para cada variable criterio el MRP con corrección de la sobredispersión presentado en la Tabla 5 que incluye todas las variables explicativas. Los modelos de regresión finales seleccionados para cada una de las variables criterio son:

Tabla 5
Coeficientes de regresión y significación estadística para el MRL, el MRL+T y el MRP-Q

Predictores	MRL				MRL+T				MRP-Q			
	CA	AL	A3	AG	CA	AL	A3	AG	CA	AL	A3	AG
Gestión de seguridad	-.07	.24	.26**	.33**	.03	.18	.18**	.21**	-.08	.33	1.46**	1.32**
Metas y objetivos seg.	-.16	-.23*	-.09*	-.11*	-.08	-.07	-.08**	-.08*	-.21	-.29 *	-.57 **	-.44 *
Comunicación	-.09	-.13	-.11#	-.24**	-.11	-.10	-.08#	-.12*	-.10	-.17	-.53	-.86 **
Resp. individual	.14	.20	.03	.09	.08	.05	.02	.06	.16	.23	-.03	.20
Implic. personal	.01	-.19	-.11#	-.05	.02	-.03	-.07	-.04	.00	-.23	-.63 #	-.14
Riesgos	.01**	.01**	.00	.00	.005**	.005**	.000	.000	.01**	.01**	.00	.00
Cond. ambientales	-.21	-.05	-.05	-.12*	-.12*	-.03	-.04	-.08*	-.27 #	-.05	-.26	-.42*

Nota: CA (Casi-accidentes, $n = 290$); AL (Accidentes leves, $n = 284$); A3 (Accidentes hasta tres días de baja $n = 281$); AG (Accidentes graves, $n = 280$).
Codificación de la significatividad: ** ($p < 0.01$), * ($p < 0.05$), # ($0.05 > p < 1.0$).

Predictores	CA				AL				A3				AG			
	b	EE	t	p	b	EE	t	p	b	EE	t	p	b	EE	t	p
Gestión de seguridad																
Metas y objetivos seg.	-0.26	0.13	-1.90	0.057	-0.33	0.14	-2.45	0.015	-0.51	0.21	-2.38	0.018	-0.50	0.19	-2.59	0.01
Comunicación																
Resp. individual																
Implic. personal																
Riesgos	0.01	0.00	2.9	0.004	0.01	0.00	2.99	0.003								
Cond. ambientales	-0.32	0.12	-2.6	0.009												

$$\hat{CA} = \exp (1.27 - 0.26 \times \text{Metas y obj. seg.} + 0.01 \times \text{Riesgos} - 0.32 \times \text{Cond. Ambientales})$$

$$\hat{AL} = \exp (0.56 - 0.33 \times \text{Metas y obj. seg.} + 0.01 \times \text{Riesgos})$$

$$\hat{A3} = \exp (-0.09 + 0.91 \times \text{Gest. seguridad} - 0.51 \times \text{Metas y obj. seg.} - 0.99 \times \text{Imp. personal})$$

$$\hat{AG} = \exp (-0.23 + 1.40 \times \text{Gest. seguridad} - 0.50 \times \text{Metas y obj. seg.} - 0.91 \times \text{Comunicación} - 0.46 \times \text{Cond. Ambientales})$$

La Tabla 6 presenta la información completa referente a la estimación de los parámetros del modelo final para cada variable criterio. Al comparar los resultados obtenidos para las 4 variables criterio las conclusiones más relevantes que se extraen son:

1. La variable *Metas y Objetivos de Seguridad* es significativa para las variables AL, A3 y AG y se acerca a la significación estadística para la variable CA ($p=0.057$). La *Gestión de seguridad* no es significativa cuando se trata de accidentes de poca gravedad (CA y AL), pero sí para los accidentes con baja, y especialmente en el caso de los accidentes graves donde $\exp (1.40)=4.05$, es decir, el número esperado de accidentes graves se multiplica aproximadamente por 4 por cada incremento de 1 unidad en gestión de seguridad (valores más altos en la variable *Gestión de seguridad* indican un menor esfuerzo en gestión de seguridad por parte de la empresa).
2. Los aspectos del clima más asociados al individuo (*Responsabilidad individual* e *Implicación personal*) tienen poco efecto. La primera variable no es significativa en ningún caso, mientras que la segunda lo es solo en el caso de los accidentes hasta 3 días de baja (A3). La variable *Comunicación* solo es significativa en el caso de accidentes graves, posiblemente como consecuencia de la necesidad de elaborar partes y comunicaciones derivadas del accidente.
3. La variable *Riesgos* es significativa únicamente para los accidentes sin baja (CA y AL), mientras que las *Condiciones ambientales* resultan significativas solo en dos tipos de accidentes muy diferenciados: los más leves o casi-accidentes y los graves.

Discusión

Los apartados más relevantes de esta discusión giran sobre dos ejes. El primero, los aspectos sustantivos que emergen a la luz de

los resultados empíricos. El segundo, las consideraciones metodológicas sobre los modelos lineales y no lineales aquí aplicados.

Con respecto a los aspectos sustantivos, cabe, en primer lugar, y desde el punto puramente de la validez factorial, constatar que la estructura factorial de Clima de Seguridad encontrada repetidas veces en muestras de distintos sectores industriales, en diferentes localizaciones geográficas, puede generalizarse a muestras como la empleada aquí. Éste es un resultado que implica cierta estabilidad en la estructura del Clima de Seguridad a través de empresas, sectores y nacionalidades, contrariamente a la especificidad de las estructuras apuntadas por algunos autores (Furnham, 1997; Klein et al., 1995; Ott, 1989). No solamente emergen las mismas variables latentes, sino que las relaciones entre éstas son idénticas en dirección y comparables en cuantía a las halladas en muestras de otras poblaciones.

En segundo lugar, emergen las cuestiones referentes a la explicación y/o predicción de los accidentes a partir de los factores que conforman el Clima de Seguridad. Una primera evidencia de carácter general es que, efectivamente, estos factores se encuentran relacionados empíricamente con los accidentes laborales. Ello abre la posibilidad inmediata de intervenir sobre la seguridad de las empresas a partir de la mejora de los aspectos que conforman el Clima de Seguridad. Una segunda evidencia es que los factores que emergen como estadísticamente significativos en la explicación de accidentes varían en función de la variable criterio considerada. Evidentemente, los indicadores de accidentes graves presentan una menor variabilidad y un mayor sesgo. Así, al comparar los accidentes de menor gravedad (casi-accidentes y accidentes leves) con los accidentes de mayor gravedad (aquellos que cursan baja laboral), se obtiene que los primeros son predichos básicamente por variables físicas (riesgos y condiciones ambientales presentes en el lugar habitual de trabajo), mientras que los segundos son predichos en mayor medida por factores organizacionales y sociales.

Con respecto a las conclusiones de tipo metodológico, resulta conveniente resaltar algunas de ellas. En primer lugar, al comparar el efecto de las variables explicativas consideradas de acuerdo a los diferentes modelos de regresión lineal y no lineal, se obtienen resultados similares en términos de significación estadística, esto es, en general son las mismas variables las que tienen un efecto estadísticamente significativo en la explicación de los accidentes al ajustar un modelo u otro. Sin embargo, esto no implica que el efecto de estas variables sea idéntico, ya que la interpretación de sus coeficientes en términos de efectos lineales o no lineales varía sustancialmente las conclusiones acerca de la relevancia de cada una de ellas.

En segundo lugar, y por lo que respecta a la bondad de ajuste de los modelos de regresión comparados, el Modelo de Regresión Lineal con transformación de la variable criterio tiene un mejor

comportamiento que el Modelo de Regresión Lineal sin realizar dicha transformación. Sin embargo, para los datos que nos ocupan, la aplicación de transformaciones sobre las variables criterio no soluciona en ningún caso el incumplimiento del supuesto de homocedasticidad. Dada la naturaleza de la variable de respuesta, el modelo estructuralmente más idóneo para su análisis es el Modelo de Regresión de Poisson, fundamentalmente en los casos en que la variable criterio tiene una media inferior y presenta una mayor asimetría.

Por último, aunque los porcentajes de varianza explicados parecen relativamente pequeños, la importancia práctica que supone cualquier pequeño cambio en términos de ocurrencia de accidentes nos ubica en una situación de efecto estadístico pequeño, pero efecto social grande. Adicionalmente hay que considerar que los porcentajes de predicción de accidentes en este tipo de trabajos son tradicionalmente muy bajos, especialmente si se consideran accidentes al nivel individual, no al nivel colectivo.

En cuanto a futuras vías de desarrollo y mejora de la presente investigación merece la pena detenerse en algunos aspectos. Por una parte, considerando el uso generalizado que se hace en la literatura sobre siniestralidad laboral del Modelo de Regresión Lineal, sería interesante profundizar en la comparación entre modelos lineales y no lineales mediante técnicas de computación intensiva evaluando la validez predictiva de estos modelos para diferentes grados de incumplimiento de los supuestos del Modelo de Regresión Lineal (Losilla, 2002).

Por otra parte, centrándonos en el Modelo de Regresión de Poisson, y dado lo restrictivo del supuesto de equidispersión, sería deseable evaluar las ventajas e inconvenientes de otras aproximaciones más complejas al tratamiento de la sobredispersión considerando las particularidades de la investigación en el ámbito de la

siniestralidad laboral, p.e. Regresión binomial negativa, Modelo ZIP (Zero Inflated Poisson) o Regresión de clase latente, en la línea del interesante trabajo realizado por Gardner y cols. (1995) en el ámbito de la psicología. Respecto del uso de estos modelos hay que considerar también aspectos como la dificultad de implementación y disponibilidad de software estadístico para su ajuste. Así, mientras que el Modelo de Regresión de Poisson está basado en un modelo de probabilidad simple y puede calcularse en numerosos programas estadísticos de carácter general, otros modelos como el de Regresión binomial negativa, Modelo ZIP o Regresión de clase latente requieren la utilización de software especializado.

Por último, los avances metodológicos que pueden ser incorporados a la investigación en seguridad y salud laboral no se agotan aquí. Así, por ejemplo, sería interesante estudiar las peculiaridades de la aplicación en este ámbito de otros desarrollos metodológicos, como los diseños multinivel (Zohar, 2000), o las matrices multirrasgo-multimétodo para detectar efectos de método en medidas relevantes de seguridad (Tomás et al., 2001), que han mostrado su utilidad en otros ámbitos de estudio propios de las ciencias del comportamiento.

Agradecimientos

Este trabajo se inscribe en el proyecto BSO 2001-2904 del PSPGC (MEC). Agradecemos a participantes en la investigación y profesionales del Gabinete de Seguridad e Higiene en el Trabajo de Valencia (Generalitat Valenciana) su colaboración. Nuestra gratitud a Josep María Losilla (Universidad Autónoma de Barcelona), Eusebio Rial (Agencia Europea de la Seguridad y Salud en el Trabajo) y a un revisor anónimo por los comentarios y sugerencias a la versión anterior.

Referencias

- Agencia Europea de la Seguridad y Salud en el Trabajo (2000). *El Estado de la Seguridad y la Salud en el Trabajo en la Unión Europea: estudio piloto*. Luxemburgo: Oficina de Publicaciones Oficiales de las Comunidades Europeas.
- Akaike, H. (1987). Factor análisis and AIC. *Psychometrika*, 52, 317-332.
- Bentler, P.M. (1995). *EQS Structural equations program manual*. Encino, CA: Multivariate software, Inc.
- Bentler, P.M. y Bonett, D.G. (1980). Significance tests and goodness-of-fit in the analysis of covariance structures. *Psychological Bulletin*, 88, 588-606.
- Browne, M.W. y Cudeck, R. (1993). Alternative ways of assessing model fit. In K.A. Bollen y J.S. Long (Eds.): *Testing structural equation models*. Newbury Park, CA: Sage.
- Cameron, A.C. y Trivedi, P.K. (1998). *Regression analysis of count data*. Cambridge: University Press.
- Cameron, A.C. y Windmeijer, F.A.G. (1996). R-squared measures for count data regression models with applications to health care utilization. *Journal of Business and Economics Statistics*, 14, 209-220.
- Cameron, A.C. y Windmeijer, F.A.G. (1997). An R-squared measure of goodness of fit for some common nonlinear regression models. *Journal of Econometrics*, 77, 329-342.
- Cheyne, A., Cox, S., Oliver, A. y Tomás, J.M. (1998). Modelling safety climate in the prediction of levels of safety activity. *Work and Stress*, 12, 255-271.
- Cheyne, A., Tomás, J.M., Cox, S. y Oliver, A. (2003). Perceptions of safety climate at different employment levels. *Work and Stress*, 17, 21-37.
- Chou, C.P. y Bentler, P.M. (1995). En R.H. Hoyle (Ed.): *Structural equation modeling: concepts, issues and applications*. Thousand Oaks, CA: Sage.
- Coenders, G., Satorra, A. y Saris, W.E. (1997). Alternative approaches to structural equation modeling of ordinal data: A Monte Carlo study. *Structural Equation Modeling*, 4, 261-282.
- Cox, S.J. y Cox, T.R. (1996). *Safety, systems and people*. Oxford: Butterworth-Heinemann.
- Coyle, I.R., Sleeman, S.D. y Adams, N. (1995). Safety climate. *Journal of Safety Research*, 26, 247-254.
- Donald, I. (1995). *Safety attitudes as a basis for promoting safety culture: an example of an intervention*. Work & Wellbeing: an agenda for Europe Conference, Nottingham, 7-9 december.
- Dong, S. (2002). Work scheduling, overtime and work related injuries in construction. *12th Annual Construction Safety Conference*. Chicago, IL.
- Furnham, A. (1997). *The psychology of behaviour at work: The individual in the organisation*. Brighton: Psychology Press.
- García-Layunta, M., Oliver, A., Tomás, J.M., Verdú, F. y Zaragoza, G. (2001). *Archivos de Prevención de Riesgos Laborales*, 5 (1), 4-10.
- Gardner, W., Mulvey, E.P. y Shaw, E.C. (1995). Regression analysis of counts and rates: Poisson, Overdispersed Poisson and Negative Binomial Models. *Psychological Bulletin*, 118, 392-404.
- Gill, J. (2001). *Generalized linear models: a unified approach*. Sage University Paper Series on Quantitative Applications in the Social Sciences, 07-134. Thousand Oaks, CA: Sage.
- Goldenhar, L.M., Hecker, S., Moir, S. y Rosecrance, J. (2003). The «Goldilocks models» of overtime in construction: not too much, not too little, but just right. *Journal of Safety Research*, en prensa.
- Hofman, D.A. y Stetzer, A. (1996). A cross-level investigation of factors influencing unsafe behaviours and accidents. *Personnel Psychology*, 49, 307-339.

- Hoyle, R.H. y Panter, A.T. (1995). Writing about structural equation models. En R.H. Hoyle (Ed.): *Structural equation modeling: concepts, issues and applications*. Thousand Oaks, CA: Sage.
- Insightful (2001). *S-Plus 6 for windows. Guide to Statistics, Vol. 1*. Seattle, WA: Insightful Corporation.
- Iverson, R.D. y Erwin, P.J. (1997) Predicting occupational injury: the role of affectivity. *Journal of Occupational and Organizational Psychology*, 70, 113-128.
- Jöreskog, K.G. y Sörbom, D. (1984). *LISREL VI user's guide* (3rd ed.). Mooresville, IN: Scientific Software.
- Judd, C.M. y McClelland, G.H. (1989). *Data analysis: a model comparison approach*. San Diego, CA: Harcourt Brace Jovanovich.
- Klein, R.L., Bigley, G.A. y Roberts, K.H. (1995). Organisational culture in high reliability organisations: an extension. *Human Relations*, 48, 771-793.
- Lindsey, J.K. (1997). *Applying generalized linear models*. NY: Springer-Verlag.
- Lindsey, J.K. (1998). Counts and times to events. *Statistics in Medicine*, 17, 1.745-1.751.
- Loehlin, J.C. (1998). *Latent variable models*. New Jersey: LEA.
- Long, J.S. (1997). *Regression models for categorical and limited dependent variables*. Thousand Oaks, CA: Sage Publications.
- Losilla, J.M. (2002). Computación intensiva para el análisis de datos en el siglo XXI. *Metodología de las Ciencias del Comportamiento*, 4, 201-221.
- Marsh, H.W., Balla, J.R. y McDonald, R.P. (1988). Goodness-of-fit indices in confirmatory factor analysis: the effect of sample size. *Psychological Bulletin*, 102, 391-410.
- McCullagh, P. y Nelder, J.A. (1989). *Generalized linear models* (2.ª ed.). New York: Chapman and Hall.
- Mearns, K. y Flin, R. (1996). Perception of risk in organisational settings. *Risk at Organisational Settings Conference*. ESRC Risk and Human Behaviour Programme.
- Mearns, K., Flin, R., Gordon, R. y Fleming, M. (2001). Human and organizational factors in offshore safety. *Work & Stress*, 15, 144-160.
- Murray, M., Fitzpatrick, D. y O'Connell, C. (1997). Fishermen's blue: factors related to accidents and safety among Newfoundland fishermen. *Work & Stress*, 11 (3), 292-297.
- Oliver, A., Cheyne, A., Tomás, J.M. y Cox, S. (2002). The effects of organisational and individual factors on occupational accidents. *Journal of Occupational and Organisational Psychology*, 75, 473-488.
- Oliver, A. y Tomás, J.M. (1995). Índices de ajuste absolutos e incrementales: comportamiento en análisis factorial confirmatorio en muestras pequeñas. *Psicológica*, 16, 49-64.
- Ott, J.S. (1989). *The organizational culture perspective*. Chicago: Dorsey Press.
- Rundmon, T. (1994). Assessment of the risk of accidents amongst offshore personnel. Report prepared for the Norwegian Petroleum Directorate. Allforsk. Centre for Society Research. Dragvoll. Norway.
- Saarela, K.L. (1989). A poster campaign for improving safety on shipyard scaffolds. *Journal of Safety Research*, 20, 177-185.
- Schwarz, G. (1978). Estimating the dimensions of a model. *Annals of Statistics*, 6, 461-464.
- Sheehy, N.P. y Chapman, A.J. (1987). Industrial accidents. En C.L. Cooper y T. Robertson (Eds.): *International review of industrial and organizational psychology*, 201-227. Chichester: Wiley.
- SPSS 10 (2001). *Base system*; Chicago, IL: SPSS, Inc.
- Tomás, J.M., Cox, S.J., Cheyne, A. y Oliver, A. (2001). Links between safety climate and Work-Place Accidents: preliminary results. *Proceedings of the third European conference of the European Academy of Occupational Health Psychology*, Barcelona, 176-180.
- Tomás, J.M., Cox, S., Cheyne, A. y Oliver, A. (2001). Links between safety climate and work place accidents. *EAOPH Conference*, Barcelona, Centro Nacional de Condiciones de Trabajo.
- Turner, B.A., Pidgeon, N.F., Blockley, D.I. y Toft, B. (1989). Safety culture: its position in future risk management. Paper to the *Second World Bank Workshop on Safety Control and Risk Management*, Karlstad, Sweden.
- Zohar, D. (1980). Safety climate in industrial organisations: theoretical and applied implications. *Journal of Applied Psychology*, 65, 96-102.
- Zohar, D. (2000). A group level model of safety climate: testing the effect of group climate on micro-accidents in manufacturing jobs. *Journal of Applied Psychology*, 85 (4), 587-596.