



UNIVERSIDAD DE CANTABRIA

**DEPARTAMENTO DE TRANSPORTES Y TECNOLOGÍA DE PROYECTOS Y PROCESOS
GIDAI – SEGURIDAD CONTRA INCENDIOS – INVESTIGACIÓN Y TECNOLOGÍA**

TESIS DOCTORAL

**METODOLOGÍA PARA LA SELECCIÓN DE UN ENFOQUE
ESTOCÁSTICO O DETERMINISTA EN EL MODELADO Y
SIMULACIÓN COMPUTACIONAL DE EVACUACIÓN**

Doctorando: Virginia Alonso Gutiérrez

**Directores de Tesis: Dr. Daniel Alvear Portilla
Dr. Arturo Cuesta Jiménez**



Santander, Octubre de 2014

A mis padres Javi y Ana y a mi hermano Javier

*“El estudio y, en general, la búsqueda de la verdad y la belleza conforman un área donde
podemos seguir siendo niños toda la vida”*

Albert Einstein

AGRADECIMIENTOS

En primer lugar me gustaría expresar mi más sincero agradecimiento a todas aquellas personas, que de una u otra manera han hecho posible este Trabajo de Tesis.

Mi primer agradecimiento va dirigido a mis padres, Javi y Ana y a mi hermano Javier, cuyo cariño y apoyo incondicional durante toda mi vida, me han empujado a seguir siempre adelante, a superarme y a no ponerme límites. Gracias por ser la única constante real en mi vida y esa base que lo sustenta todo.

A mi abuela M^a Luisa, que aunque ya no esté conmigo, siempre ha formado y formará parte de todos mis logros. A mi cuñada Cris y mis sobrinas Sara y Daniela, quienes con su alegría contagiosa y su vitalidad, siempre consiguen arrancarme una sonrisa.

A Pepe, por su paciencia infinita en especial durante esta última etapa y por esa tranquilidad y positividad envidiable, que a pesar de la distancia y las dificultades, siempre trata de transmitirme. *“Porque tú lo haces fácil. Haces todo fluir. Consigues sin esfuerzo lo mejor de mí”*.

Por otro lado, agradecer a los Directores de mi Tesis Doctoral, el Dr. Daniel Alvear y el Dr. Arturo Cuesta, quienes han guiado cada uno de mis pasos a través de esta fase de formación y cuyo apoyo y confianza ha despertado en mí la necesidad de exigirme un poco más cada día.

Del mismo modo, quiero agradecer al Prof. Jorge A. Capote, por darme la oportunidad de formar parte del Grupo GIDAI y de involucrarme en este mundo de la ciencia, una parte ya insustituible en mi vida. También quiero dar las gracias al Dr. Orlando V. Abreu por su inestimable ayuda y por ser un referente científico del cual tengo la suerte de aprender día a día. Del mismo modo agradecer al resto de miembros del Grupo GIDAI que me han acompañado durante estos años, y que han demostrado ser un ejemplo de compañerismo.

Por último, agradecer a todos aquellos científicos e investigadores en el campo de la evacuación que me han servido de estímulo, en especial a dos mujeres que para mí son un claro referente, la Dra. Rita Fahy y la Dra. Erica Kuligowski, las cuales además me brindaron la oportunidad de colaborar y formar parte de sus grupos de investigación, durante mis estancias pre-doctorales en la National Fire Protection Association – NFPA – y el National Institute of Standard and Technology – NIST –.

TESIS DOCTORAL POR COMPENDIO DE ARTÍCULOS

Cumpliendo con los requisitos exigidos por el “Reglamento para la Elaboración de Tesis Doctorales por Compendio de Artículos Previamente Publicados” acordado en el Consejo de Gobierno de la Universidad de Cantabria (UC) en fecha 16 de febrero de 2007 y con la normativa propia establecida por el Departamento de Transportes y Tecnologías de Proyectos y Procesos, esta Tesis Doctoral se presenta por recopilación de 4 artículos con unidad temática común, publicados en revistas científicas indexadas, incluidas en la relación de revistas del *Journal of Citation Reports - Science Edition* (JCR-SCE). A continuación se recogen las referencias completas de los artículos incluidos en la presente Tesis:

1. D. Alvear, O. Abreu, A. Cuesta and V. Alonso, A new method for assessing the application of deterministic or stochastic modelling approach in evacuation scenarios, *Fire Safety Journal* (2014), Vol. 65, pp. 11-18.
DOI: 10.1016/j.firesaf.2014.02.005
2. J. Capote, D. Alvear, O. Abreu, A. Cuesta and V. Alonso, A Stochastic Approach for Simulating Human Behaviour During Evacuation Process in Passenger Trains, *Fire Technology* (2012), Vol.48, pp. 911-925.
DOI: 10.1007/s10694-012-0251-3
3. D. Alvear, O. Abreu, A. Cuesta and V. Alonso, A real-time stochastic evacuation model for road tunnels, *Safety Science* (2013), Vol. 52, pp. 73-80.
DOI: 10.1016/j.ssci.2012.02.006
4. J. Capote, D. Alvear, O. Abreu, A. Cuesta and V. Alonso, Decision support system for emergency management: Road tunnels, Tunnelling and Underground Space Technology (2013), Vol. 34, pp. 13-21.
DOI: 10.1016/j.tust.2012.10.005

Adicionalmente, la presente Tesis opta a la Mención Internacional, con ese fin y como uno de los requisitos exigidos para la obtención de dicho reconocimiento, parte del presente documento se ha redactado en inglés, en este caso el resumen y las conclusiones, además de los cuatro artículos que conforman el núcleo central de la Tesis.

SUMMARY

SUMMARY

The evacuation is a common life safety strategy. That is why it is important to provide reliable and accurate predictions of this process. From the last decades, the evacuation modelling has been widely used to study the egress calculations. These tools have advantages against the traditional approaches since they allow analysing the potential outcomes of evacuation during hypothetical emergencies. Furthermore, evacuation modelling has become an important part within the Performance Based Design to ensure the safe conditions for occupants in many environments.

The evacuation is a unique, complex and uncertain phenomenon, mainly due to the randomness of the human behaviours and the course of the emergency itself. That is why a stochastic modelling is the most suitable approach to simulate this process.

To date there are over 30 evacuation computer models. Some of these models have become more complex and sophisticated because they can simulate several human behavioural variables. However, most of these models use a deterministic approach for simulating this phenomenon, but is this approach correct?

To answer this question, this PhD Thesis presents a methodology for selecting a stochastic or deterministic approach in evacuation modelling. To do that, different stages are presented: 1) a methodology to analyse the uncertainty of the scenario and define if it is possible to use a deterministic approach, 2) the general basis to develop a stochastic evacuation model, and 3) two application cases: passenger trains and road tunnels. Furthermore, this work shows the capabilities of stochastic evacuation model beyond the traditional approaches.

As the first stage of the work, this Thesis presents a methodology, which consist of two methods:

1. Exact Method. It obtains the relative error of the main output variable, the total evacuation time by comparing the results from a deterministic and a stochastic modelling. In this work, an acceptance criterion is proposed for determining when the error is permissible and the scenario can be modelled by using a deterministic approach ($\delta(T_{evac}) \leq 0.15$).

2. A Priori Method. It estimates the uncertainty level of a scenario by analysing the randomness (coefficient of variance) of the input random variables. An acceptance criterion is proposed ($C_v(x_j) \leq 0.0388$). It should be noted that this method does not required the previous development of a stochastic model.

Two application scenarios are presented: passenger trains and road tunnels. Based on the proposed acceptance criterion, both methods agree about the necessity of using a stochastic approach for modelling these kind of scenarios.

For passenger trains, the a Priori Method was applied to the identified input variables (personal response time, delay times within the aisle, to collect the baggage and to negotiate the exit and the walking speed). Considering the acceptance criterion, this estimation showed that a deterministic approach should be rejected, with coefficients of variability from 0.27 to 1.36.

For the Exact Method, a total of 18 evacuation scenarios were simulated with the stochastic evacuation model EvacTrain. For all the cases, the Exact Method verified the conclusion obtained from the a Priori Method. The relative errors of using a deterministic approach in the evacuation modelling for passenger trains are greater than 17%.

In road tunnels, the a Priori Method obtained coefficients of variation for the pre-movement time and walking speed significantly greater than the acceptance criterion (0.0388). Thus, a deterministic approach for evacuation modelling is rejected. Moreover, the Exact Method confirmed this hypothesis by analysing different evacuation scenarios and obtaining relative errors even greater than 100% (between 0.76 and 1.21).

To validate the methodology (specially, to apply the Exact Method) and in general, for those scenarios that require a stochastic approach, as a second stage this Thesis defines the general basis for developing a stochastic evacuation model that permits simulating the egress process.

This work proposes some statistical techniques, which manage the distributions of random input and output variables. Different statistical tests are used for fitting the input and output data to a known probability distribution function (normal, lognormal or uniform). However, when this is not possible, the general approach suggests the use of histogram for estimating that probability distribution function. For stochastic modelling, this Thesis uses Monte Carlo methods for multiple simulation by introducing – in each iteration – the random values of input variables. This way, a wide range of possible evacuation scenarios are studied with its corresponding probability of occurrence. This work analyses different methods for generating random variables and its accuracy.

As a third stage, two application scenarios are presented: passenger trains and road tunnels. These cases permit validating the methodology, through the developed stochastic evacuation models that are required for the Exact Method. Furthermore, the general basis for obtaining a stochastic evacuation model, are used.

Both models represent the evacuation process in the corresponding scenarios; however, they employ a different modelling approach. EvacTrain - a stochastic evacuation model for passenger trains - simulates the individual behaviours during the evacuation process in a passenger train that could block the aisle and the continuous movement to the exit.

These specific behaviours include waiting for others, gathering the belongings located above the seats, taking the baggage from the luggage compartment or negotiating the exit. The physical scenario is represented with a fine grid and the movement is simulated through a discrete algorithm; Furthermore, this is an agent-based model.

For EvacTunnel - a stochastic evacuation model for road tunnels – the scenario is represented as a continuous space; therefore, the movement equation are continuous too with random pre-movement times and walking speeds. This continuous space contemplates two nodes, the first node or area 1 that considers the accident area (and vehicles involved) and the second node or area 2 that includes the in-tunnel congestion caused by the accident and the close of the tunnel.

People are randomly distributed into the area 1. Furthermore, the pre-movement times and walking speeds are adjusted to the physical characteristics of the people after the accident (injured and seriously injured).

In area 2, the persons trapped are uniformly distributed in the in-tunnel traffic congestion. In this case, it is assumed that people and their walking speeds and pre-movement times, are not affected by the accident.

As a final goal, this PhD Thesis shows the capabilities of the stochastic egress modelling. Apart from the traditional approach, the application of evacuation models can cover different fields such as the planning, design and management.

This last one is the most complicated because it requires a combination of model precision and computational cost. This Thesis presents the integration of the stochastic evacuation model EvacTunnel, into a decision support system for emergency management in road tunnels. Based on the real time egress simulations, the system proposes the appropriate decisions for dealing with an emergency.

ÍNDICE GENERAL

ÍNDICE GENERAL

Agradecimientos		i
Compendio de Artículos		ii
Summary		iii
Índice General		vii
Índice de Tablas y Figuras		xi
Capítulo 1: Introducción		1
1. Antecedentes		2
1.1. Análisis de la Evacuación		2
1.2. Modelos Computacionales de Evacuación		3
1.2.1. Clasificación de los MSCE		5
1.3. Limitaciones		5
2. Objetivos y Estructura de la Tesis		8
3. Línea de Investigación común de las publicaciones		9
Capítulo 2: Metodología para la Selección del Tipo de Enfoque de Modelado		11
1. Planteamiento general		12
2. Método Exacto		13
3. Método a Priori		16
4. Caso de aplicación I: Trenes de pasajeros		18
4.1. Aplicación del Método a Priori		19
4.2. Aplicación del Método Exacto		20
5. Caso de aplicación II: Túneles de carretera		22
5.1. Aplicación del Método a Priori		22
5.2. Aplicación del Método Exacto		23
Capítulo 3: Bases Generales para el Modelado Estocástico de Evacuación		25
1. El proceso de evacuación y su implementación en un modelo computacional		26
2. Datos de entrada y salida para los modelos de evacuación. Procesamiento de las muestras		27
2.1. Ajuste o estimación de las distribuciones		28
2.2. Métodos de ajuste de las distribuciones		30
2.2.1. Comprobación de la normalidad		30

2.2.2. Comprobación del carácter normal logarítmico de la muestra		31
2.2.3. Comprobación de la uniformidad de la muestra		32
2.3. Métodos de estimación de las distribuciones		32
2.3.1. Estimación mediante el histograma		32
2.4. Comprobación de los métodos		33
3. Simulación estocástica mediante los Métodos de Monte Carlo		36
3.1. Métodos de Monte Carlo		36
3.1.1. Números aleatorios vs. números pseudoaleatorios		36
3.2. Generación de variables aleatorias		37
3.2.1. Métodos paramétricos para la generación de números aleatorios		38
3.2.2. Métodos no paramétricos para la generación de números aleatorios		39
3.2.3. Comprobación de la precisión de los métodos de generación de números aleatorios		43
Capítulo 4: Casos de Aplicación		47
1. Trenes de pasajeros		48
1.1. Variables conductuales		48
1.1.1. Identificación de las variables conductuales		48
1.1.2. Recopilación de datos		50
1.1.3. Procesamiento estadístico		52
1.2. Modelo de Evacuación EvacTrain		52
1.2.1. Descripción del modelo		52
1.2.2. Validación de EvacTrain		53
2. Túneles de carretera		57
2.1. Descripción de EvacTunnel		57
2.1.1. Modelo de evacuación para el Área 1		57
2.1.2. Modelo de evacuación para el Área 2		60
2.2. Test de verificación: comparativa con otros modelos		61
2.2.1. El escenario de evacuación		62
2.2.2. Discusión		63
Capítulo 5: Aplicabilidad de los Modelos de Evacuación		65
1. Introducción		66
2. Sistema de apoyo a la toma de decisiones		66
2.1. Descripción del sistema		67
2.2. Modelo de incidentes		69
2.3. Modelo de evacuación		73
2.4. Modelo de decisiones		73
3. Aplicación del Sistema de Ayuda a la Toma de Decisiones		74

Capítulo 6: Conclusions		77
Capítulo 7: Futuras Líneas de Investigación		82
Capítulo 8: Publicaciones		85
1. Artículo I		86
2. Artículo II		94
3. Artículo III		109
4. Artículo IV		117
Referencias		126
Anexos		133
Anexo I: Resumen Artículo I		134
Anexo II: Resumen Artículo II		135
Anexo III: Resumen Artículo III		136
Anexo IV: Resumen Artículo IV		137

ÍNDICE DE TABLAS Y FIGURAS

INDICE DE TABLAS

<u>Tabla</u>		<u>Pág.</u>
Tabla 1	Diferentes niveles de aleatoriedad aceptables.	 18
Tabla 2	Criterios apriorísticos de aceptación del enfoque determinista.	 18
Tabla 3	Resultado del procesamiento estadístico de las variables independientes que definen la entrada a un modelo de evacuación de trenes.	 20
Tabla 4	Resultados del Método a Priori para el escenario de aplicación I.	 20
Tabla 5	Resultados del Método Exacto para el escenario de aplicación I.	 21
Tabla 6	Resultados del procesamiento estadístico de las variables independientes de entrada para el modelado de evacuación en túneles de carretera.	 22
Tabla 7	Resultados del Método a Priori para el caso de aplicación II.	 23
Tabla 8	Resultados del Método Exacto para el caso de aplicación II.	 23
Tabla 9	Valores críticos del estadístico K^2 de la prueba de normalidad de D'Agostino.	 31
Tabla 10	Valores críticos del estadístico A^{*2} de la prueba de normalidad de Anderson-Darling.	 31
Tabla 11	Valores críticos del estadístico A^2 de la prueba de uniformidad modificada de Anderson-Darling.	 32
Tabla 12	Ajuste o estimación de diferentes muestras generadas.	 34
Tabla 13	Resultados de ajuste o estimación de las muestras reales.	 35
Tabla 14	Resultados del histograma de la Prueba N°2.	 35
Tabla 15	Resultados del histograma de la Prueba N°3.	 35
Tabla 16	Valores de $F(x)$ para cada punto de la variable aleatoria x .	 40
Tabla 17	Muestras empleadas para analizar la precisión de los métodos propuestos para la generación de números aleatorios.	 44
Tabla 18	Resultados para los errores relativos y ponderados para cada método y muestra.	 45
Tabla 19	Resultado de los cálculos de los errores relativos ponderados por tipo de ley de distribución.	 46
Tabla 20	Distribuciones de las variables conductuales.	 52

Tabla 21	Comparativa de los tiempos estimados por EvacTrain y el simulacro de evacuación.		54
Tabla 22	Resultados para el test 1.		62
Tabla 23	Resultados del test 2.		63
Tabla 24	Comparativa de las posibilidades de los modelos.		64
Tabla 25	Datos de entrada al DSS.		69
Tabla 26	Datos de entrada de los casos considerados para la aplicación del sistema de ayuda a la toma de decisiones.		75
Tabla 27	Estimación de la gravedad de la emergencia.		75
Tabla 28	Resultados de evacuación para los casos de evacuación.		76
Tabla 29	Propuesta de decisiones para el Escenario 1.		76

INDICE DE FIGURAS

<u>Figura</u>		<u>Pág.</u>
Figura 1	Intervalos de tiempo de ASET vs RSET.	 2
Figura 2	Diagrama de la descripción de la metodología.	 13
Figura 3	Toma de datos durante experimentos en trenes desarrollados por el grupo GIDAI.	 19
Figura 4	Escenario A de evacuación de dos coches por una salida intermedia a andén.	 21
Figura 5	Escenario B de evacuación de dos coches a un tercer coche.	 21
Figura 6	Representación gráfica de la estimación mediante aproximación lineal por tramos de una variable X.	 40
Figura 7	Retardos identificados en la evacuación de trenes.	 49
Figura 8	Codificación del mallado de red fina y ubicación de los retardos potenciales que pueden ocurrir durante la evacuación de un coche de pasajeros.	 53
Figura 9	Escenario de evacuación simulado.	 55
Figura 10	Función de densidad acumulativa de los tiempos de evacuación.	 55
Figura 11	Esquema del área 1.	 59
Figura 12	Dependencia lineal de $t_{pmij}^{(1)}$ con la distancia al accidente.	 61
Figura 13	Esquema del sistema de apoyo a la toma de decisiones o DSS.	 68
Figura 14	Descripción espacial del túnel.	 70
Figura 15	Esquema del modelo de decisiones.	 73

INTRODUCCIÓN

CAPÍTULO 1:

INTRODUCCIÓN

1. ANTECEDENTES

1.1. Análisis de la Evacuación

Uno de los factores de mayor relevancia a la hora de mejorar las condiciones de seguridad de las personas en cualquier tipo de entorno, así como de enfrentarse a una situación de emergencia es comprender el fenómeno de la evacuación y sus características.

En muchas emergencias, especialmente en caso de incendio, alcanzar una evacuación de manera óptima y en el menor tiempo posible, resulta clave para la seguridad de las personas.

Para estudiar este fenómeno, el campo de la Ingeniería de Protección contra Incendios ha venido empleando dos conceptos: El tiempo requerido para la evacuación – RSET o *Required Safe Egress Time* y el tiempo disponible para la evacuación – ASET o *Available Safe Egress Time* [1-3].

Este enfoque tradicional, se basa en la comparativa de estos tiempos, buscando el cumplimiento de que $RSET < ASET$. Esta premisa, principalmente empleada para el diseño basado en prestaciones y aplicada a diferente tipo de edificaciones, generalmente se desglosa en intervalos de tiempo tal como muestra la figura 1.

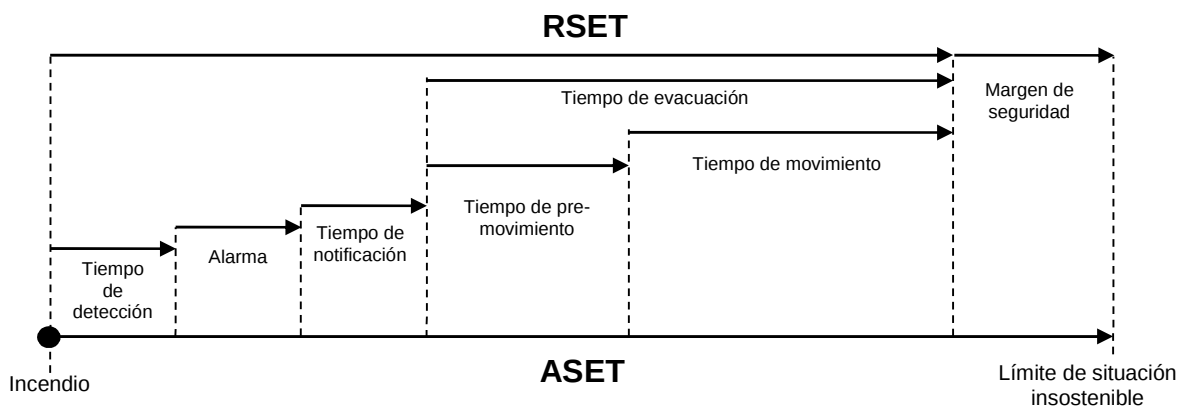


Figura 1. Intervalos de tiempo de ASET y RSET [1].

Es decir, el RSET consiste en la suma de diferentes intervalos de tiempo [4], los cuales conforman el tiempo total de evacuación. Por otro lado, el valor de ASET o tiempo disponible para evacuar el escenario, se basa en diferentes condiciones de sostenibilidad tales como la visibilidad, la altura de la capa de humos, el nivel de CO [5], etc. El cálculo del ASET es un fenómeno que ha sido analizando en diferentes entornos y situaciones, tal como puede constatarse a través de varios trabajos publicados en la actualidad [6 - 11].

Durante décadas, los ingenieros y expertos han empleados los cálculos hechos “*a mano*” para evaluar los niveles de seguridad y obtener el valor del RSET, este cálculo habitualmente ha seguido las ecuaciones recogidas en el “Emergency Movement Chapter of the Society of Fire Protection Engineers (SFPE) Handbook” [4]. Este enfoque tradicional se centra principalmente en los puntos de constricción que existen en los edificios (por ejemplo las puertas) y en el cálculo del tiempo de evacuación empleado por los ocupantes en atravesar dicho punto (alcanzar el exterior u otro espacio) [12 - 15].

Además de un fenómeno asociado al movimiento de personas, se ha constatado que la evacuación (y por lo tanto el RSET) es un proceso psicológico que viene altamente influenciado por las acciones y decisiones de los ocupantes. Actualmente, la literatura recoge varios trabajos de investigación que tratan de comprender los diversos comportamientos que pueden identificarse durante la evacuación [11] tales como los tiempos de pre-movimiento [16, 17], la selección de las rutas de emergencias [18, 19] o la respuesta social [20, 21].

1.2. Modelos Computacionales de Evacuación

Entre los años 80 y 90 se produjo un importante cambio que marcó un nuevo punto de referencia en los cálculos de evacuación.

Este cambio se tradujo en el paso de enfoques tradicionales basados en simples cálculos y métodos analíticos, al empleo de herramientas de Modelado y Simulación Computacional para el estudio del proceso de evacuación (MSCE). Estos presentaron una serie de ventajas:

- Son capaces de analizar y reproducir de manera computacional diferentes entornos y emergencias así como su desarrollo temporal.
- Pueden ser empleados para identificar posibles zonas conflictivas a efectos de la evacuación, como por ejemplo áreas de congestión o cuellos de botella.

- Tienen un coste considerablemente inferior frente a otros métodos tales como simulacros de evacuación o experimentos.
- Pueden analizar la efectividad de diferentes soluciones de seguridad para minimizar las consecuencias negativas de una situación de emergencia.

Al igual que ocurría con los cálculos analíticos de evacuación, los primeros modelos computacionales fueron empleados para evaluar las condiciones de seguridad para los ocupantes en diferentes tipologías de edificios (edificios públicos, oficinas, residenciales) [8, 22 - 25] y comprobar que dichas infraestructuras alcanzaban el nivel de seguridad requerido.

Del mismo modo, actualmente estas herramientas se han convertido en una parte fundamental en el *Performance Based Design* o Diseño basado en Prestaciones, a la hora de estimar el tiempo requerido en alcanzar un lugar seguro en caso de evacuación.

El uso de este tipo de herramientas se ha incrementado durante las últimas décadas debido a: 1) un aumento en la comprensión del fenómeno de la evacuación, especialmente en lo que se refiere al movimiento y conducta humana en caso de emergencia y 2) el rápido desarrollo computacional que ha permitido al usuario alcanzar un gran nivel de sofisticación en los modelos a la hora de simular este tipo de procesos.

Actualmente, existen decenas de modelos de evacuación cuya aplicación se ha ampliado a otro tipo de escenarios más allá de las edificaciones, como por ejemplo algunos medios de transporte como son los aviones o los barcos [26 - 28]. Por otro lado, tal como Gwynne y Kuligowski recogieron en [29], el incremento y mejora en las capacidades del modelado permite ampliar las posibilidades de aplicación de los MSCE a otro tipo de entornos y objetivos.

En general, este tipo de softwares pueden ser empleado con tres propósitos u objetivos diferentes: 1) diseño basado en prestaciones, tal y como se ha indicado el uso tradicional de estos modelos, 2) análisis forense o reconstrucción del proceso de evacuación ocurrido durante un evento pasado, con el fin de analizar posibles fallos e ineficiencias y 3) gestión de una situación de emergencia.

Esta última aplicación tiene la dificultad añadida de requerir una simulación en tiempo real con el objetivo de establecer de manera rápida y eficaz el procedimiento más apropiado durante un proceso de evacuación.

1.2.1. Clasificación de los MSCE

Todos los modelos computacionales de evacuación buscan como objetivo común analizar este fenómeno, sin embargo no siempre emplean la misma aproximación para alcanzarlo. En la actualidad no existe un consenso en la Comunidad Científica a la hora de clasificar las características y fundamentos de los MSCE.

La literatura recoge diferentes revisiones las cuales se basan en diferentes principios a la hora de clasificar los MSCE. Por ejemplo, Santos y Aguirre [30] clasifican los MSCE en base a los métodos de simulación más empleados: 1) basado en el flujo (flow-based), 2) autómatas celulares, 3) basado en agentes (agent-based) y 4) basado en actividades (activity-based). Por otro lado, Tabares [31] empleó una clasificación más generalizada para dividir los modelos en los siguientes tipos: 1) macroscópicos, 2) microscópicos o microsimulación y 3) basado en efectos (effect-based). Del mismo modo Gwynne en el Fire Safety Group de la University of Greenwich [32] clasificó los modelos en dos grandes grupos: 1) aquellos que solo consideraban el movimiento de las personas y 2) los modelos que trataban de relacionar el movimiento con el comportamiento humano.

Una de las revisiones más completas y recientes, fue la realizada por Erica Kuligowski en 2010 en el NIST (National Institute of Standard and Technology) con una actualización publicada en el año 2012 [33]. En esta revisión, se analizaron un total de 26 modelos de evacuación mediante un estudio cualitativo, partiendo inicialmente de la categorización según la disponibilidad de los modelos. Seguidamente, esta revisión clasifica los modelos según sus características o capacidades: método de modelado, objetivo, geometría, perspectiva modelo/ocupante, comportamiento, movimiento, capacidad para importar archivos CAD, visualización, validación y características especiales. Un problema adicional identificado por Kuligowski, es el rápido avance de los MSCE. Para tratar de resolver esta problemática, la web www.evacmod.net [34] tiene un directorio que permite a los desarrolladores publicar información actualizada sobre el estado de sus modelos de evacuación.

1.3. Limitaciones

Todos los estudios y trabajos de investigación tienen ciertas limitaciones y el modelado de evacuación no es una excepción. En esta sección se identifican los problemas actuales relacionados con las herramientas computacionales para el análisis del fenómeno de la evacuación, limitaciones las cuales han causado los trabajos recogidos en la presente Tesis Doctoral. Las dificultades que aquí se presentan están estrechamente relacionadas con las limitaciones en los modelos a la hora de representar el proceso de evacuación de una manera adecuada, además de las dificultades intrínsecas en el tipo de modelado.

La Comunidad Científica coincide sobre de la necesidad de emplear un enfoque estocástico en el modelado de evacuación debido al carácter esencialmente aleatorio de este tipo de procesos [35].

Los modelos actuales se enfrentan a este requerimiento considerando los parámetros de entrada como variables aleatorias, especialmente aquellas relacionados con la conducta y movimiento de los ocupantes. El empleo de variables de entrada aleatorias tiene una dificultad añadida. Para un modelado apropiado, es necesario obtener datos de entrada aleatorios adecuados, o lo que es lo mismo, muestras de datos significativas, a través de las cuales definir la Función de Densidad de Probabilidades correspondiente, además de los parámetros estadísticos que las caracterizan.

En algunos casos, estos datos de entrada pueden obtenerse a través de estudios y trabajos previos. El usuario debe prestar especial atención a las condiciones en las cuales se recogieron dichos datos, los métodos de adquisición empleados, el procesamiento estadístico realizado y los casos de aplicación concretos, a fin de verificar que estos valores son adecuados y pueden emplearse en su modelo de evacuación.

A pesar de que tal y como subrayó Gwynne [36], una estandarización de la metodología de recopilación de datos y el libre acceso a las muestras obtenidas, facilitaría su empleo por parte del resto de usuarios, hoy en día esto muy rara vez se cumple, de manera que existen limitaciones a la hora de usar datos pertenecientes a otros estudios realizados.

De manera adicional, es necesario destacar que las tomas de datos actuales se han centrado esencialmente en las edificaciones, y aunque también se han analizado otro tipo de entornos particulares como los trenes o los barcos, a día de hoy existe una carencia importante respecto a la recopilación de datos en otro tipo de escenarios singulares.

Una manera adecuada de asegurar que las variables de entrada se ajustan al escenario específico a analizar, es obtener estos valores a través de la recopilación de datos mediante simulacros de evacuación y/o experimentos. Ha de tenerse en cuenta que en muchas ocasiones, resulta difícil desarrollar este tipo de test debido a problemas de carácter legal, la complejidad del procedimiento o su coste económico.

Otra limitación en el MSCE, la cual ha dado origen a los trabajos de esta Tesis, viene dada por el tipo de enfoque de modelado a emplear. Los modelos actuales tratan de representar la aleatoriedad del fenómeno permitiendo al usuario implementar variables aleatorias, mediante la definición de los parámetros estadísticos de una serie de Funciones de Densidad de Probabilidades determinadas, sin embargo en la mayoría de los casos esta aleatoriedad no se ve representada con los resultados de los modelos.

A pesar de ser uno de los cinco grandes desafíos en el campo de la Ingeniería de Protección contra Incendios señalado por Jason Averill [35], el MSCE continúa empleando un modelado determinista esencialmente respecto a la variable de salida. La mayoría de los MSCE actuales obtienen una solución o resultado único a partir de una simulación independiente, en lugar de emplear una aproximación estocástica (múltiple simulación), que permita representar la aleatoriedad del fenómeno.

Del mismo modo, a pesar que algunos modelos tienen la capacidad de realizar múltiples iteraciones, en la mayoría de los casos los resultados se obtienen independientemente, generando un archivo de salida por cada realización.

Esto deriva en la necesidad de un posterior procesamiento en el cual se recojan y agrupen todos los resultados de manera manual, para su posterior procesamiento estadístico. Esta dificultad, la cual pone de manifiesto que estos modelos no han sido concebidos con un enfoque aleatorio, puede causar una demora importante al realizar las simulaciones y obtener los resultados.

Asimismo, el continuo desarrollo de los modelos de evacuación ha derivado en el aumento de sus capacidades y sofisticación a la hora de simular este proceso. Esto tiene sus pros y sus contras.

Resulta evidente que un mayor nivel de sofisticación conlleva a una mayor precisión de estos modelos a la hora de simular el proceso de evacuación. Del mismo modo, ha de tenerse en cuenta que sofisticación viene generalmente ligada a la mejora en las capacidades de visualización de los modelos, lo que permitirá al usuario disponer de una representación gráfica del fenómeno de la evacuación cada vez más realista.

Del mismo modo, la mejora en la representación gráfica del proceso de evacuación, generalmente aumenta de manera considerable el coste computacional requerido, o lo que es lo mismo, el tiempo de cómputo en cada una de las realizaciones.

Esto puede presentar un problema, especialmente desde el punto de vista estocástico a la hora de realizar varias simulaciones, debido a que este proceso puede demorarse minutos, horas e incluso días.

Este aumento en la sofisticación puede presentar una importante limitación en las capacidades de los modelos de evacuación, en especial para el uso definido por Gwynne y Kuligowski [37] como análisis en tiempo real, donde se requiere que el MSCE realice simulaciones con rapidez y precisión suficientes como para ofrecer resultados adecuados y en tiempo real.

2. OBJETIVOS Y ESTRUCTURA DE LA TESIS

En base a la problemática y limitaciones actuales en el campo del Modelado y Simulación Computacional de Evacuación, esta Tesis Doctoral tiene como objetivo principal definir una serie de fundamentos científicos para seleccionar el tipo de enfoque de modelado (determinista o aleatorio) a la hora de analizar un determinado escenario. Para cumplir con este propósito, se alcanzarán los siguientes objetivos específicos:

1. Identificar los problemas y retos actuales respecto al Modelado y Simulación Computacional de Evacuación, especialmente aquellos relacionados con el tipo de enfoque a emplear (determinista o aleatorio).
2. Obtener un método que permita cuantificar de forma precisa el error inducido al emplear un enfoque determinista frente a un modelado estocástico de evacuación.
3. Obtener un método para estimar el error que provocaría calcular el proceso de evacuación de manera determinista.
4. Establecer un criterio que permita definir cuándo es aceptable analizar un escenario de evacuación mediante un enfoque determinista en lugar de estocástico.
5. Establecer las bases generales para el desarrollo de modelos estocásticos de evacuación.
6. Aplicar y verificar la metodología propuesta para dos escenarios concretos: trenes de pasajeros y túneles de carretera.
7. Aplicar las bases generales propuestas para el desarrollo de modelos de evacuación estocásticos a ambos escenarios.
8. Analizar las capacidades del modelado estocástico de evacuación para su transferencia a otro tipo de aplicaciones.

En base a los objetivos específicos y las normativas establecidas para el desarrollo de una Tesis Doctoral mediante compilación de artículos, el presente documento se divide en 8 capítulos. El último capítulo recoge los artículos publicados en revistas de alto impacto científico o JCR, y que conformar el núcleo de la presente Tesis Doctoral. Cada artículo analiza diferentes partes de este trabajo, el cual se resume a través del resto de capítulos: el problema, la metodología para afrontar el problema, los casos de aplicación, y por último las ventajas del empleo de dicha metodología.

El capítulo 1 (Introducción) describe el problema actual respecto al MSCE, haciendo especial hincapié en los objetivos de la investigación, así como de las razones que han llevado al desarrollo de este trabajo. Asimismo, este capítulo incluye la descripción de la estructura de la presente Tesis así como las publicaciones que conforman el núcleo de la misma y su relación.

El capítulo 2 (metodología para la selección del enfoque en el modelado) describe la metodología mediante la cual se analiza la aleatoriedad del fenómeno en un escenario concreto, con el fin de establecer la posibilidad de emplear un enfoque determinista en lugar del estocástico (artículo I) en el modelado de evacuación.

El capítulo 3 (Bases generales para el modelado estocástico de evacuación) recoge las bases principales para el desarrollo de modelos de evacuación estocásticos, mediante las siguientes fases: 1) identificación y obtención de los datos de entrada aleatorios y 2) definición e implementación de los modelos estocásticos y 3) múltiple simulación y obtención de resultados.

Capítulo 4 (Casos de aplicación). Este capítulo recoge los trabajos de investigación realizados para el desarrollo de los modelos estocásticos de evacuación para trenes de pasajeros y túneles de carretera (este capítulo resume los artículos II y III).

El desarrollo de estos modelos específicos permite aplicar y verificar la metodología expuesta en el capítulo 2, además de emplear las bases generales para el desarrollo de modelos estocásticos de evacuación, definidas en el capítulo 3 de la presente Tesis Doctoral

Capítulo 5 (Aplicabilidad del modelado estocástico de evacuación). Este capítulo muestra las capacidades del modelado estocástico de evacuación para su uso y transferencia a otros campos de aplicación más allá del enfoque tradicional. Este capítulo resume los trabajos que se presentan en el artículo IV para la integración y empleo de un modelo de evacuación estocástico en un sistema de apoyo a la toma de decisiones de emergencia en tiempo real para túneles de carretera.

Los capítulos 6 y 7 (Conclusiones y Futuros trabajos de investigación). Estos capítulos recogen de manera global las conclusiones de la presente Tesis Doctoral, además de las futuras líneas de investigación que se derivan de estos trabajos.

Capítulo 8 (Publicaciones). Este capítulo final incluye una copia de los artículos originales JCR que conforman el núcleo de esta Tesis Doctoral. Los anexos de la presente Tesis recogen los resúmenes extendidos en español de estas publicaciones.

3. LÍNEA DE INVESTIGACIÓN COMÚN DE LAS PUBLICACIONES

Los cuatro (4) artículos presentados como el núcleo del presente trabajo, mantienen como línea de investigación común, el análisis y desarrollo de modelos computacionales de evacuación capaces de representar el carácter aleatorio del fenómeno de una manera realista.

A través del primer artículo “A new method for assessing the application of deterministic or stochastic modelling approach in evacuation scenarios” se responde la pregunta principal expuesta en esta Tesis Doctoral. Esta publicación establece una metodología para analizar cuando un determinado escenario puede ser tratado mediante un enfoque determinista o cuando esta opción se rechaza debido al previsible error que puede obtener en los resultados. Como casos de aplicación, esta metodología se aplica a dos escenarios concretos: trenes de pasajeros y túneles de carretera.

Los artículos II y III “A Stochastic Approach for Simulating Human Behaviour during Evacuation Process in Passenger Trains” y “A real-time stochastic evacuation model for road tunnels” muestran el desarrollo de dos modelos estocásticos de evacuación siguiendo las bases generales que se explican en la presente Tesis. Estos modelos son requeridos para la aplicación y verificación de la metodología inicial.

Finalmente, esta Tesis busca dar un paso más allá en el Modelado y Simulación Computacional de Evacuación, mostrando las capacidades de este tipo de modelos en otros campos de aplicación más allá del empleo tradicional centrado en el Performance Based Design y en análisis forenses. Para ello, el artículo IV “Decision support system for emergency management: Road Tunnels” muestra la posibilidad de integrar un modelo estocástico de evacuación, para su uso en la gestión de emergencias en tiempo real en túneles de carretera.

METODOLOGÍA PARA LA SELECCIÓN DEL TIPO DE ENFOQUE DE MODELADO

CAPÍTULO 2:

METODOLOGÍA PARA LA SELECCIÓN DEL TIPO DE ENFOQUE DE MODELADO

1. PLANTEAMIENTO GENERAL

Al igual que la mayoría de los fenómenos en la naturaleza [38], la evacuación es un proceso caracterizado por un alto nivel de incertidumbre. Esto se debe principalmente a dos razones (1) la aleatoriedad intrínseca de la conducta de las personas y (2) el desconocimiento sobre la evolución en la situación que rodea a la evacuación [35].

Sabiendo que el objetivo que persigue un modelo [39] de simulación computacional de evacuación, es representar el fenómeno de la manera más realista posible, resulta lógico concluir que un enfoque estocástico [40, 41] en el análisis de este tipo de procesos, obtendrá resultados más precisos que una aproximación determinista; por otro lado, no hay que perder de vista que el este tipo de simulación, acompleja de manera considerable en el análisis de la evacuación.

Por esta razón es necesario analizar los pros y contras de cada una de estas aproximaciones y determinar cuál resultará más conveniente en función del caso concreto y los objetivos que se persiguen.

Para definir este aspecto, es necesario estudiar el escenario y analizar si la aleatoriedad de la evacuación permite emplear un enfoque determinista en lugar del estocástico, sin causar un error significativo en los resultados. Este análisis se basará en:

- 1) **Objetivo del modelado.** El tipo de modelo depende del objetivo que se pretenda alcanzar a la hora de estudiar el escenario y el proceso de evacuación. Es decir, la comprensión y *matematización* del fenómeno no será la misma en aquellos casos que se pretenda analizar de manera individualizada las distintas acciones y decisiones de un ocupante, que aquellos que busquen estudiar el fenómeno de manera global tan solo prestando atención a los parámetros que resulten determinantes y de impacto [42] en el resultado de la evacuación.
- 2) **Características del modelado.** En base a la clasificación empleada por Kuligowski en [33], la aleatoriedad del escenario también vendrá definida por las características del modelo, como por ejemplo el tipo de mallado empleado para caracterizar la geometría o el enfoque empleado para definir a los ocupantes (individual o colectivo).

En este capítulo se presenta una metodología que incluye dos métodos a través de los cuales se analizará el impacto de emplear un enfoque determinista en lugar de estocástico en el modelado de evacuación (ver Figura 2).

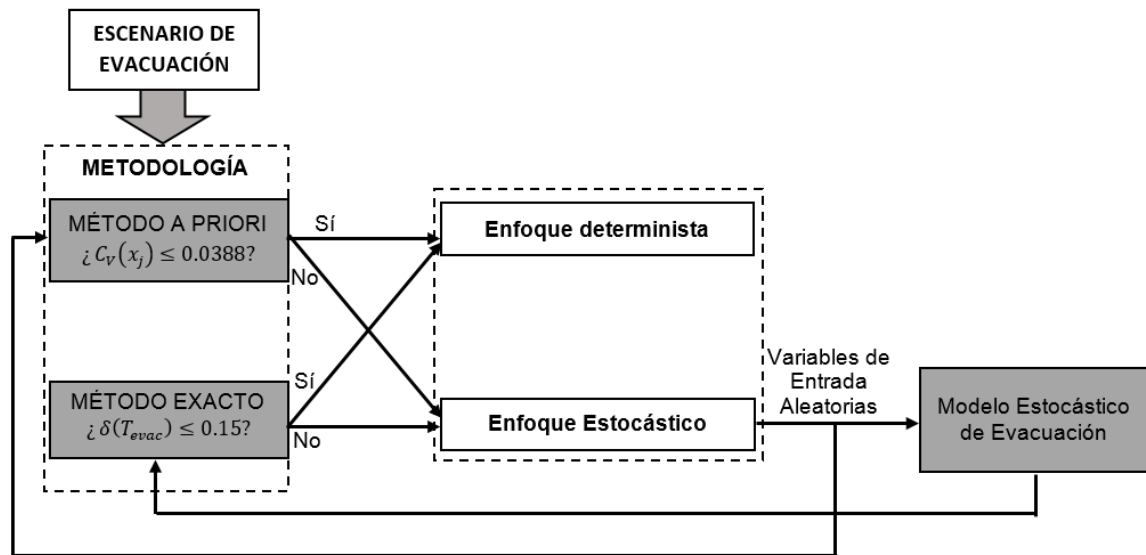


Figura 2. Diagrama de la descripción de la metodología.

El *Método Exacto* analiza cuantitativamente el error asociado a la variable principal de salida, el tiempo de evacuación, al asumir un enfoque determinista en lugar de estocástico. Por otro lado, el *Método a Priori* permite estimar el error en base al estudio de los parámetros aleatorios de entrada.

Para ambos métodos, esta Tesis plantean unos criterios de aceptación para la selección del tipo de enfoque en el modelado de evacuación. Finalmente, se presentan dos casos de aplicación a través de los cuales se verifica el empleo de la metodología propuesta.

2. MÉTODO EXACTO

La mayoría de los fenómenos de la naturaleza pueden considerarse aleatorios y por lo tanto, en general pueden caracterizarse por la siguiente ecuación:

$$Y = \{\bar{y}_i + \varepsilon_i\} | i = 1, n \quad (1)$$

Donde:

$\bar{y}_i$ - valor medio de la variable y_i ;

ε_i - incertidumbre aleatoria de la variable y_i ;

n - total de variables que caracterizan el fenómeno o proceso.

Aplicando este concepto al modelado de evacuación, se puede asociar la variable Y al tiempo de evacuación T_{evac} , es decir a la principal variable de salida de un modelo de evacuación (hay que tener en cuenta que este fenómeno puede caracterizarse por otro tipo de resultados además del tiempo de evacuación [43, 44]). El proceso de evacuación y por tanto el T_{evac} se puede expresar de manera general a través de la siguiente ecuación.

$$T_{evac_k} = t_{pe_k} + \frac{d_k}{v_k} \quad (2)$$

Donde

T_{evac_k} – tiempo de evacuación de la persona k ;

t_{pe_k} – tiempo de pre-evacuación de la persona k ;

d_k – distancia de recorrido de evacuación para la persona k ;

v_k – velocidad de desplazamiento de la persona k .

A efectos prácticos, asumir un enfoque determinista es lo mismo que definir el fenómeno por un único valor, habitualmente el promedio o valor medio de las variables que lo caracterizan, lo que provocaría un error cuyo valor relativo es δ :

$$[\delta] = \{\delta_i\} = \left\{ \frac{|\varepsilon_i|}{\bar{y}_i} \right\} \mid i = 1, n \quad (3)$$

Debido a las implicaciones que conlleva simplificar el fenómeno de la evacuación a un análisis determinista, será el propio usuario del modelo quien en base a sus propios criterios, deberá aceptar o rechazar el error que puede provocar este tipo de asunciones. Por otro lado, este error δ , depende del error individual de cada una de las variables que lo caracterizan. En este caso se asumirá que todas las variables tienen un mismo error, de manera que para aceptar el enfoque determinista, este valor no debe superar al error permisible $\tilde{\delta}$. Sin embargo estas variables ε_i son aleatorias, por lo no puede perderse de vista que su cumplimiento tiene carácter casual, es decir una probabilidad de ocurrencia, tal como muestra la ecuación 4.

$$Pr[\forall \delta_i \rightarrow \delta_i \leq \tilde{\delta}] = p_0 \mid i = 1, n \quad (4)$$

Donde:

p_0 - probabilidad de ocurrencia, que se asume debe ser suficientemente alta (0.9, 0.95, 0.99,...).

Asimismo, de las dos ecuaciones anteriores (3) y (4) se obtiene la condición de cumplimiento del error permisible que se indica a continuación.

$$Pr[\delta_i \leq \tilde{\delta}] = Pr\left[\frac{|\varepsilon_i|}{\bar{y}_i} \leq \tilde{\delta}\right] = p_0 \Rightarrow \frac{\max_{p_0} |\varepsilon_i|}{\bar{y}_i} \leq \tilde{\delta} \quad (5)$$

Donde:

$\max_{p_0} |x|$ - valor máximo con probabilidad p_0 de x .

Pero el valor máximo de la fluctuación aleatoria ε_i puede ser representado como:

$$\max_{p_0} |\varepsilon_i| = \begin{cases} \mathcal{P}_{p_0}(y_i) - \bar{y}_i & \text{si } \varepsilon_{i_{crit}} > 0 \\ \bar{y}_i - \mathcal{P}_{1-p_0}(y_i) & \text{si } \varepsilon_{i_{crit}} < 0 \end{cases} \quad (6)$$

Donde:

$\mathcal{P}_p(x)$ - percentil p de la variable aleatoria x ;

$\varepsilon_{i_{crit}}$ - valor crítico de la fluctuación aleatoria de la variable y_i . Este valor crítico depende del sentido práctico de la variable para los fines de la efectividad del fenómeno analizado, si cuanto mayor peor o, viceversa, si cuanto menor peor.

Entonces, de las ecuaciones (5) y (6) se obtiene que la aceptación de un enfoque determinista en el modelado de un fenómeno cualquiera, depende del cumplimiento de la expresión:

$$\left. \begin{aligned} \frac{\mathcal{P}_{p_0}(y_i) - \bar{y}_i}{\bar{y}_i} &\leq \tilde{\delta} & \text{si } \varepsilon_{i_{crit}} > 0 \\ \frac{\bar{y}_i - \mathcal{P}_{1-p_0}(y_i)}{\bar{y}_i} &\leq \tilde{\delta} & \text{si } \varepsilon_{i_{crit}} < 0 \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

O lo que es lo mismo para el caso de la evacuación:

$$\delta(T_{evac}) = \frac{\mathcal{P}_{p_0}(T_{evac}) - \bar{T}_{evac}}{\bar{T}_{evac}} \leq \tilde{\delta} \quad (8)$$

Donde:

$\bar{T}_{evac}$ - valor medio del tiempo de evacuación;

$\mathcal{P}_{p_0}(T_{evac})$ - percentil p_0 del tiempo de evacuación.

Para establecer el umbral en el cual se puede emplear un modelado determinista y en cuál no sería posible, a efectos de esta metodología bastaría con asumir para el error relativo permisible ($\tilde{\delta}$), valores aceptados comúnmente en la práctica ingenieril: 0.05, 0.10 o 0.15, además de definir el valor medio del tiempo de evacuación y su percentil p_0 (por ejemplo 0.99). Pero resulta que estos valores no pueden obtenerse fácilmente.

Como puede verse, para la aplicación del Método Exacto es necesario tener previamente desarrollado el modelo estocástico correspondiente, con todas las dificultades que esto conlleva. Para ello se requiere obtener todas las dependencias matemáticas y computacionales:

$$T_{evac} = f(x_j) | j = 1, m \quad (9)$$

La aleatoriedad de las variables independientes x_j son las que definen la aleatoriedad de T_{evac} . Por lo tanto si es posible conocer y cuantificar la incertidumbre de cada una de ellas, podría juzgarse la conveniencia de emplear el enfoque determinista, sin la necesidad de desarrollar el modelo estocástico que se ha descrito en este apartado.

3. MÉTODO A PRIORI

Este método trata de analizar la incertidumbre de cada variable independiente de un hipotético modelo de evacuación aún por desarrollar. Este análisis permitirá inferir si resulta conveniente emplear un enfoque determinista o de lo contrario será necesario el uso de un modelado estocástico. Ha de tenerse en cuenta que este método no es, ni puede resultar concluyente.

La aleatoriedad de las variables independientes influye en la incertidumbre de la variable dependiente, sin embargo hay otros factores a tener en cuenta, como la correlación entre estas variables independientes o las compensaciones funcionales entre ellas.

Pese a no ser un método irrefutable, puede ofrecer una valoración preliminar de la conveniencia del enfoque en el modelado. El nivel de aleatoriedad de una variable independiente puede ser medido a través del grado de dispersión de dicha variable en relación a su media o esperanza matemática. Esta puede expresarse como una magnitud relativa de la siguiente manera:

$$\xi_{x_j} = \frac{|x_j - \bar{x}_j|}{\bar{x}_j} \quad (10)$$

Donde:

ξ_{x_j} – nivel de aleatoriedad de la variable independiente x_j ;

$\bar{x}_j$ – valor medio (esperanza matemática) de la variable independiente x_j .

De nuevo, debe tenerse en cuenta que al tratarse de variables aleatorias, no puede perderse de vista el carácter casual (probabilidad) de las mismas.

$$Pr \left[\frac{|x_j - \bar{x}_j|}{\bar{x}_j} < \xi_{x_j} \right] = p_0 \quad (11)$$

Tal como puede verse, la ecuación (11) tiene similitud con la desigualdad de Chebyshev [40, 45], que es válida para cualquier ley de distribución de la variable independiente x_j . No obstante, teniendo en cuenta que en la práctica y en función del teorema central del límite [46, 47], es frecuente la asunción de normalidad de las leyes de distribución de variables en la que influyen múltiples factores independientes, para la metodología que aquí se presenta se asume la comparación de la ecuación 11 con la siguiente expresión, válida para la ley de distribución normal:

$$Pr \left[\frac{|x_j - \bar{x}_j|}{\bar{x}_j} < k C_v(x_j) \right] = erf \left(\frac{k}{\sqrt{2}} \right) \quad (12)$$

Donde:

$C_v(x_j) = \frac{\sigma_{x_j}}{\bar{x}_j}$ – coeficiente de variación de x_j ;

σ_{x_j} –desviación estándar de x_j ;

k – número positivo;

$erf(x)$ – función error.

Comparando las ecuaciones (11) y (12) se obtiene como p_0 :

$$p_0 = erf \left(\frac{k}{\sqrt{2}} \right) \quad (13)$$

Del mismo modo, asumiendo un valor de $p_0 = 0.99$, o lo que es lo mismo un percentil 99, se obtiene como valor de k :

$$k = 2.576 \quad (14)$$

Comparando nuevamente (11) y (12), considerando (14) y extrapolando la desigualdad implícita en (11), finalmente se obtiene:

$$C_v(x_j) \leq 0.388 \cdot \xi_{x_j} \quad (15)$$

Establecer un nivel de aleatoriedad aceptable para una variable, es una tarea complicada y discutible. Al igual que ocurría con el Método Exacto, será el mismo usuario quien finalmente decida si acepta o no, en base a los resultados obtenidos, el empleo de un enfoque determinista en el modelado de evacuación.

En cualquier caso, en esta Tesis se proponen un rango de valores, sobre todo con el fin de probar el método a casos de aplicación concretos (ver tabla 1).

Aceptabilidad	Valor de ξ_{x_j}	Significado
Aceptable	0.1	La variable fluctúa no más del 10% de su valor medio con una probabilidad de 0.99
Imprecisa	]0.1, 0.25[	La variable fluctúa entre un 10 y un 25% de su valor medio con probabilidad 0.99
No aceptable	0.25	La variable fluctúa no menos del 25% de su valor medio con probabilidad 0.99

Tabla 1. Diferentes niveles de aleatoriedad aceptables.

Los valores mostrados en la Tabla 1, permiten establecer los criterios de aceptación a priori, para la selección del enfoque en el modelado de evacuación (ver tabla 2).

Aceptación del enfoque determinista	Condición
Se acepta	$\forall x_j j = 1, m \rightarrow C_v(x_j) \leq 0.0388$
Aceptación incierta	$\forall x_j j = 1, m \rightarrow 0.0388 < C_v(x_j) < 0.097$
Se rechaza	$\forall x_j j = 1, m \rightarrow C_v(x_j) \geq 0.097$

Tabla 2. Criterios apriorísticos de aceptación del enfoque determinista.

El Método Exacto y el Método a Priori, así como los criterios propuestos conforman la metodología a través de la cual se analizará cualquier escenario, para determinar el tipo de modelado a emplear. Con el fin de verificar esta metodología, se seleccionaron dos escenarios de aplicación: un tren de viajeros y un túnel de carretera. La aplicación de esta metodología se expone a continuación, sin embargo la descripción detallada de los modelos de evacuación estocástica requeridos, se explican en el capítulo 4 de la presente Tesis Doctoral.

4. CASO DE APLICACIÓN I: TRENES DE PASAJEROS

Como primer caso de aplicación se seleccionó el escenario de un tren de pasajeros, con su respectivo modelo estocástico de evacuación EvacTrain [48, 49], un modelo de red fina, basado en agentes o *agent based*, cuyo objetivo es analizar el proceso de evacuación identificando y estudiando las conductas individuales de los pasajeros.

EvacTrain busca calcular el tiempo máximo en el cual los pasajeros abandonarán el tren, por esta razón el modelado se centra en los escenarios más desfavorables o que requerirán mayor tiempo de evacuación, considerando la condición en la cual todas las salidas están disponibles.

Es decir se estudiarán los siguientes escenarios: (1) dos coches contiguos a andén por una salida intermedia y (2) el procedimiento habitual de recolocación de pasajeros en caso de incendio en un coche, a través de la simulación de la evacuación de dos coches contiguos hacia un tercero. El modelo contempla simular los diferentes coches para tres tipos de trenes empleados por Renfe en la red ferroviaria española: S-102, S-130 y Talgo VI.

4.1 Aplicación del Método a Priori

A través de una campaña de toma de datos y la realización de experimentos (ver Figura 3), que se explicará con más detalle en el capítulo 4 (artículo II), se identificaron las siguientes variables independientes que definen el proceso de evacuación en este tipo de escenarios.

Figura 3. Toma de datos durante experimentos en trenes desarrollados por el grupo GIDAI.

- 1) Tiempo personal de espera (τ_{PE}). Esta variable se define como el tiempo empleado por cada uno de los pasajeros desde que recibe el aviso de la necesidad de evacuar el tren, hasta que se encuentra de pie delante de su asiento y está listo para moverse hacia el pasillo del coche.
- 2) Tiempo de retardo al salir al pasillo (τ_1). Tiempo transcurrido desde que el viajero sale al pasillo del coche hasta que está dispuesto a comenzar el movimiento por éste.
- 3) Tiempo de retardo en la recogida de maletas (τ_2). Tiempo empleado por los pasajeros en recoger el equipaje del maletero ubicado en uno de los extremos del coche.
- 4) Tiempo de retardo en la salida del coche (τ_3). Este retardo consiste en el tiempo que transcurre desde el momento en que el viajero alcanza la puerta de salida al exterior del coche hasta que se encuentra totalmente fuera de éste.
- 5) Velocidad de desplazamiento libre del viajero (v_D). Esta variable independiente representa la velocidad de desplazamiento sin obstáculos de cada viajero por el pasillo del coche.

A continuación, en la tabla 3 se recoge de manera resumida los principales datos que definen las variables aleatorias descritas.

Variable Parámetro	τ_{PE}	τ_1	τ_2	τ_3	v_D
n	79	65	48	89	74
Tipo de distribución	LN	U	LN	LN	N
m	11.9170	12.0403	4.3765	2.2666	0.9981
σ	16.2530	7.6782	2.1492	1.2639	0.2710
Donde m – esperanza matemática o media, σ – desviación estándar, N – Ley normal, LN – Ley lognormal, U – Ley Uniforme					

Tabla 3. Resultado del procesamiento estadístico de las variables independientes que definen la entrada a un modelo de evacuación de trenes.

Variable	$C_v(x_j)$	Aceptación del enfoque determinista
τ_{PE}	1.3638	Se rechaza
τ_{R1}	0.6377	Se rechaza
τ_{R2}	0.4911	Se rechaza
τ_{R3}	0.5576	Se rechaza
v_D	0.2715	Se rechaza

Tabla 4. Resultado del Método a Priori para el escenario de aplicación I.

A partir del cálculo de los coeficientes de variabilidad y aplicando los criterios establecidos por el Método a Priori (tabla 2), la tabla 4 recoge los resultados e infiere la posibilidad de aceptar o rechazar el método determinista para cada una de las variables independientes para el modelado de evacuación en trenes de pasajeros.

Tal como muestra la tabla 4, basándose en la aleatoriedad de cada una de las variables independientes, el Método a Priori presenta la necesidad de afrontar el análisis en este tipo de escenarios con un modelado de carácter aleatorio.

4.2. Aplicación del Método Exacto

A fin de cuantificar el error provocado por la asunción del enfoque determinista en el modelado de evacuación de trenes de pasajeros, así como de confirmar el pronóstico del Método a Priori, se aplicó el Método Exacto, en base a los resultados del modelo estocástico EvacTrain. Para este análisis, se seleccionaron los siguientes escenarios de evacuación (Figura 4 y 5):

- Escenario A. Evacuación de dos coches turista por una salida intermedia a andén
- Escenario B. Evacuación de dos coches turista a un tercer coche contiguo

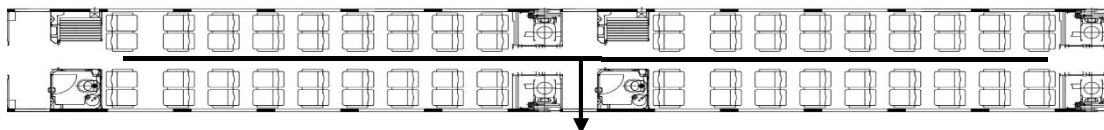


Figura 4. Escenario A de evacuación de dos coches por una salida intermedia a andén.

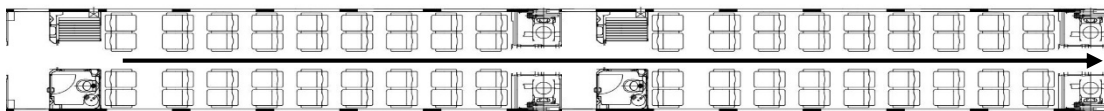


Figura 5. Escenario B de evacuación de dos coches a un tercer coche.

Para tratar de recoger diferentes condiciones de uso, se analizaron diferentes niveles de ocupación del tren – 60 %, 80 % y 100 % - para cada una de las tipologías de trenes que contempla EvacTrain (AVE S-102, AVE S-130 y Talgo VI.). La tabla 5 recoge los resultados (en segundos) obtenidos para cada uno de los casos, una vez aplicado el Método Exacto.

Tipo de tren	Escenario	k_{ocup}	$\bar{T}_{evac}$	$\mathcal{P}_{p_0}(T_{evac})$	$\delta(T_{evac})$
S-102	A	0.6	83.35	108.48	0.301
		0.8	108.98	168.22	0.544
		1	139.33	203.09	0.458
	B	0.6	193.03	240.93	0.248
		0.8	251.81	305.09	0.212
		1	334.13	393.22	0.177
S-130	A	0.6	82.94	108.38	0.307
		0.8	110.02	167.74	0.525
		1	139.80	205.15	0.467
	B	0.6	188.68	235.06	0.246
		0.8	254.59	309.69	0.216
		1	334.70	394.52	0.179
Talgo VI	A	0.6	83.59	109.42	0.309
		0.8	110.18	169.23	0.536
		1	140.63	204.57	0.455
	B	0.6	188.15	234.88	0.248
		0.8	248.74	300.63	0.209
		1	333.49	393.19	0.179

Tabla 5. Resultados del Método Exacto para el escenario de aplicación I.

En base a estos resultados, y asumiendo errores máximos permisibles de hasta el 15% ($\delta(T_{evac}) \leq 0.15$), el Método Exacto rechaza el enfoque determinista para el modelado de evacuación en trenes de viajeros en todos los casos analizados. Se confirma de esta manera la hipótesis planteada por el Método a Priori.

Por otro lado, para el escenario B puede observarse que el nivel de aleatoriedad disminuye a medida que aumenta la ocupación del tren, sin embargo esta tendencia no se cumple en el escenario A. Esto demuestra la complejidad de los factores que influyen en la aleatoriedad del proceso de evacuación, así como la necesidad de continuar analizando la aceptación del enfoque determinista en el modelado de evacuación.

5. CASO DE APLICACIÓN II: TÚNELES DE CARRETERA

Como escenario de aplicación II se consideró un túnel de carretera, a través del empleo del modelo estocástico EvacTunnel, el cual aparece de manera detallada en el artículo III.

EvacTunnel es un modelo de red gruesa, que emplea un enfoque individual a la hora de analizar a los ocupantes del túnel.

El objetivo de este modelo es obtener el tiempo total de evacuación o tiempo en el que el último ocupantes atrapado en el túnel, abandona el escenario y/o alcanza un lugar seguro. Asimismo contempla el número de personas por vehículo, como una variable aleatoria entre un rango: 1-5 ocupantes para coches, 1-2 ocupantes para camiones y 20-30 ocupantes para autocares.

5.1 Aplicación del Método a Priori

El proceso de evacuación en un túnel de carretera se caracteriza por los siguientes parámetros independientes:

- Tiempo de pre-movimiento τ_m . Tiempo desde que el usuario recibe el aviso (sistema de megafonía u otros usuarios, de la necesidad de evacuar hasta que abandona su vehículo.
- Velocidad de desplazamiento v_d . de cada usuario.

La tabla 6 muestra las variables aleatorias de entrada al modelo, caracterizadas por su tipo de Función de Densidad de Probabilidades y los parámetros estadísticos de las mismas.

Variable Parámetro	τ_m (s)	v_d (m/s)
Tipo de distribución	Normal	Normal
Valor medio m	67.5	1.37
Desviación estándar σ	17.5	0.55

Tabla 6. Resultados del procesamiento estadístico de las variables independientes de entrada para el modelado de evacuación en túneles de carretera.

En base a los criterios establecidos para el Método a Priori, la tabla 7 recoge los resultados de los coeficientes de variabilidad de cada una de las variables aleatorias, indicando la posibilidad de emplear un enfoque determinista para el modelado de evacuación.

Variable	$C_v(x_j)$	Aceptación del enfoque determinista
τ_{pm}	0.259	Se rechaza
v_d	0.401	Se rechaza

Tabla 7. Resultados del Método a Priori para el caso de aplicación II.

Tal como muestra la tabla 7, el coeficiente de variabilidad para ambos parámetros indica que el enfoque que ha de aplicarse al análisis de la evacuación en túneles de carretera es de tipo estocástico. Por lo cual un modelado determinista podría conllevar a un error significativo en los resultados.

5.2 Aplicación del Método Exacto

Se aplicó el Método Exacto para confirmar la hipótesis planteada en el punto anterior sobre el rechazo del enfoque determinista para este segundo escenario.

Se analizaron diferentes casos con el fin de considerar un amplio rango de posibles situaciones:

- Caso A: 125 coches y 8 camiones atrapados en el interior del túnel.
- Caso B: 49 coches y 5 camiones atrapados en el interior del túnel.
- Caso C: 30 coches y 2 camiones atrapados en el interior del túnel.

Caso	Tipo de aviso	$\bar{T}_{evac}$	$\mathcal{P}_{p_0}(T_{evac})$	$\delta(T_{evac})$
A	Escalonado	19.98	39.14	0.96
B	Escalonado	12.35	25.31	1.05
C	Escalonado	6.09	11.61	0.91
A	Simultáneo	18.79	41.45	1.21
B	Simultáneo	10.72	21.45	1
C	Simultáneo	5.13	10.06	0.76

Tabla 8. Resultados del Método Exacto para el caso de aplicación II.

Se realizaron 1000 simulaciones para cada caso de evacuación. Asimismo, se consideraron los dos tipos de aviso que contempla EvacTunnel 1) escalonado y 2) simultáneo. Los datos de la tabla 6 fueron usados como variables de entrada a EvacTunnel. Finalmente la Tabla 8 muestra los resultados obtenidos respecto la aplicación del Método Exacto.

Tal como se esperaba, debido a la aplicación del primer método, para todos los casos analizados, el error obtenido al emplear un enfoque determinista supera el criterio establecido para su asunción, por lo cual el modelo de evacuación para túneles de carretera deberá realizarse mediante un enfoque estocástico. Por otro lado, tal como podemos ver, los errores obtenidos para este segundo caso de aplicación son superiores a los trenes de pasajeros, lo que cabía esperar debido a que los coeficientes de variabilidad de los parámetros (tabla 7) son significativamente superiores en los túneles de carretera.

**BASES GENERALES PARA EL MODELADO
ESTOCÁSTICO DE EVACUACIÓN**

CAPÍTULO 3:

BASES GENERALES PARA EL MODELADO ESTOCÁSTICO DE EVACUACIÓN

1. EL PROCESO DE EVACUACIÓN Y SU IMPLEMENTACIÓN EN UN MODELO COMPUTACIONAL

Tal y como se ha indicado con anterioridad, la presente Tesis Doctoral parte de la base de que a pesar de que la mayoría de los modelos computacionales asumen un enfoque determinista (especialmente en los resultados) a la hora de representar el fenómeno de la evacuación, resulta evidente y reconocido el carácter esencialmente aleatorio de este proceso. Por esta razón, a la hora de acometer el modelado, la manera más adecuada será a través de un enfoque estocástico que permita representar la incertidumbre intrínseca del fenómeno.

En términos generales, el fenómeno de la evacuación viene definido por la variable Tiempo de Evacuación o el tiempo en el que una o varias personas abandonan el área de peligro o área afectada.

Actualmente muchos de los modelos existentes están preparados para obtener como resultados otras variables tales como la densidad de ocupación en distintos puntos de la edificación o el análisis del flujo de personas por diferentes zonas de pasos, ya que tal como se ha indicado previamente, el objetivo inicial de estas herramientas es el *performance based design*. A efectos de esta Tesis y del desarrollo de las bases para la obtención de modelos estocásticos de evacuación, la caracterización del fenómeno se centrará en el cálculo de la variable tiempo total de evacuación (T_{evac}).

La incertidumbre del fenómeno de la evacuación está motivado esencialmente, por la aleatoriedad de cada uno de los parámetros que intervienen en el mismo, o lo que es lo mismo a efectos del modelado, a las variables de entrada del modelo (distribución y características psicomotoras de los evacuados, tiempos de pre-movimiento, velocidades de desplazamiento, etc.).

Esta aleatoriedad en los modelos computacionales se debe representar, y de hecho muchos de ellos así trabajan, con variables de entrada aleatorias caracterizadas por su Función de Densidad de Probabilidades (FDP) y las características estadísticas de la misma (valor medio, desviación estándar, asimetría y exceso).

Por otro lado el carácter casual en este tipo de fenómenos, no solo se representa con los datos de entrada aleatorios, sino también con los resultados. Un modelo estocástico debe obtener resultados estocásticos, de manera que tras un procesamiento de la muestra final, el MSCE ofrecerá información con un nivel de confianza determinado.

La base propuesta para realizar este tipo de modelado computacional, es lo que se conoce como método o métodos de Monte Carlo [50, 51], o lo que es lo mismo, la repetición del fenómeno de evacuación un número determinado de veces, introduciendo en cada iteración de manera aleatoria, las distintas variables de entrada ajustadas a su Función de Distribución de Probabilidades. De esta manera y a través del procesamiento estadístico de dicha muestra de resultados, se podrán obtener valores con un determinado nivel de confianza (los habituales en este tipo de procesos son los percentiles 90, 95 o 99%).

A continuación se describen las partes que han de tomarse en consideración para la obtención de un modelo estocástico de evacuación: (1) el procesamiento estadístico de las muestras para la obtención de las variables de entrada y salida aleatorias y (2) la simulación estocástica mediante los métodos de Monte Carlo.

2.DATOS DE ENTRADA Y SALIDA PARA LOS MODELOS DE EVACUACIÓN. PROCESAMIENTO DE LAS MUESTRAS

En cualquier proceso de evacuación y su correspondiente modelado, existen una serie de variables de entrada que serán las que definan el resultado o resultados finales del fenómeno.

La mayoría de los modelos de evacuación existentes emplean como datos de entrada, variables tales como el tiempo de respuesta de los ocupantes, la velocidad de desplazamiento, el número de personas en el recinto, etc. Asimismo, tal como puede verse en el siguiente capítulo de la presente Tesis con los casos de aplicación, las características del escenario (tanto físico como humano) y la situación concreta a analizar, serán las que definan las variables a implementar en el modelo.

Desde el punto de vista de la investigación, el estudio de la evacuación se divide en: 1) una fase de observación y experimentación y 2) una fase de análisis que incluye el estudio de los datos, la comprensión, la representación, la validación y verificación. El modelado se encuentra ubicado en esta segunda fase.

Dentro de la fase de observación y experimentación, se incluyen todas las acciones llevadas a cabo para la identificación y obtención de variables a implementar en el modelo, así como las posibles relaciones funcionales que pueden definir el fenómeno de la evacuación.

Existen diferentes fuentes a partir de las cuales identificar y obtener datos tales como el análisis de simulacros, la realización de experimentos o mediante el análisis de eventos reales. Por otro lado, existen diversos métodos a través de los cuales recopilar datos sobre las variables objeto del estudio como son la realización de cuestionarios, entrevistas y/o las video-grabaciones.

Estos métodos de análisis y recopilación de datos, permitirán además de identificar las variables aleatorias de entrada a los modelos, lograr muestras estadísticamente significativas, que faciliten la definición de la Función de Distribución de Probabilidades que las caracteriza.

Por otro lado y tal como se ha indicado en la introducción del presente capítulo, un modelado totalmente estocástico incluye la realización de múltiples simulaciones, con el fin de obtener una muestra de resultados posibles con su probabilidad de ocurrencia, de esta manera se pretende soslayar la incertidumbre que presenta el pronóstico del fenómeno de la evacuación.

En resumen, tanto las variables de entrada como para las variables de salida de un modelo computacional de evacuación, serán de tipo aleatorio y requerirán de una muestra de datos significativa. Con el fin de obtener conclusiones de dichas muestras, será necesario realizar un análisis estadístico de las mismas para de esa manera definir la Función de Densidad de Probabilidad (y sus características estadísticas principales). A continuación se recogen una serie de métodos de procesamiento estadístico, propuestos para el modelado de evacuación.

2.1 Ajuste o estimación de las distribuciones

Una vez obtenida la muestra que se corresponde con la variable de entrada y/o salida aleatoria, se proponen los siguientes métodos para la obtención de la Función de Densidad de Probabilidad FDP (o la Función de Distribución Acumulada) correspondiente y sus parámetros estadísticos [52]:

- Ajuste de los datos a una función de densidad de probabilidades conocida,
- Estimación de la función de densidad de probabilidades.

Definiendo una variable aleatoria X (de entrada o salida) compuesta por n valores:

$$X = x_1, x_2, \dots, x_n \quad (16)$$

Para *ajustar* dicha muestra de datos a una FDP conocida, se propone emplear alguna de las pruebas existentes de bondad de ajuste [52]. Para ello se asume la verificación de la hipótesis estadística H_0 , la cual afirma que la muestra no contradice la ley de distribución analizada o hipótesis nula. Evidentemente, para este análisis se requiere previamente asumir una función de densidad de probabilidad conocida concreta.

Cada prueba de bondad de ajuste acepta el cálculo de un estadístico $\mathfrak{S}$ que dependerá del volumen de la muestra n , de sus valores x_i y de la FDP concreta a que se quiera ajustar la muestra. Se acepta H_0 , cuando el estadístico $\mathfrak{S}$ no supera un valor umbral $\mathfrak{S}_{crit}$.

$$\mathfrak{S} \leq \mathfrak{S}_{crit}(\alpha) \quad (17)$$

Donde:

$\mathfrak{S}_{crit}(\alpha)$ – valor crítico del estadístico para un nivel de significación α .

En la práctica el nivel de significación α se elige igual a 0.1, 0.05 o 0.01 lo que equivale a un nivel de confianza $1 - \alpha = 0.9, 0.95$ o 0.99, respectivamente.

Existen pruebas de bondad de ajuste generales para cualquier tipo de densidad de distribución conocida. Las más empleadas son las pruebas Chi Cuadrado de Pearson [53], Kolmagorov-Smirnov [54] y el criterio de Cramér-von-Mises [55]. También existen pruebas de bondad de ajuste específicas para un tipo de densidad de distribución dada. Las más comunes son las pruebas de normalidad, las cuales verifican la hipótesis nula de que los datos analizados no contradicen la ley de distribución normal tales como las recogidas en [56 - 62]. Normalmente estas pruebas para distribuciones específicas son más potentes que las generales para cualquier tipo de distribución.

La estimación de la FDP agrupa diversos métodos destinados a presentar la densidad de probabilidad empírica, dependiente solo de los datos muestrales concretos [63]. La forma más simple de estimación es mediante el histograma. Sin embargo esta forma presenta algunas carencias o limitaciones como que la densidad obtenida es escalonada (no alisada) y que muestra una fuerte dependencia tanto del ancho, como de los puntos de inicio y fin de los intervalos muestrales.

Por esta razón, existen otros métodos de estimación que alisan la densidad y la independizan de los puntos de inicio y fin de los intervalos, quedando solo dependiente del ancho de los intervalos muestrales. Entre los métodos de estimación más empleados se encuentran la estimación de la densidad por núcleos (método de las ventanas de Parzen).

A efectos del modelado de evacuación y dada la aplicación de los métodos de Monte Carlo para la simulación múltiple, se propone aplicar en primer lugar los métodos de ajuste a una FDP conocida, para en el caso de no ser posible ajustarlo, emplear métodos de estimación de la misma.

Actualmente muchos modelos de evacuación permiten al usuario implementar las variables de entrada aleatorias, las cuales se ajustan usualmente a las siguientes leyes de distribución: la normal, la normal logarítmica y la uniforme. Dado que estas FDP son las habituales en los modelos de evacuación actuales, se proponen los métodos para el ajuste a dichas leyes de distribución, tanto en los datos de entrada como en los resultados obtenidos.

A continuación se recogen los métodos propuestos para el ajuste de los datos a las tres leyes de distribución consideradas, para seguidamente mostrar la estimación mediante histograma, de la distribución en el caso de que no se correspondan a ninguna de estas FDP.

2.2 Métodos de ajuste de las distribuciones

Se considerarán los métodos de ajuste para tres funciones específicas: la distribución normal, la normal logarítmica y la uniforme.

2.2.1 Comprobación de la normalidad

Para analizar la normalidad de una muestra de datos, se propone emplear la prueba específica de K^2 de D'Agostino para muestras de un volumen n superior a 25 datos, y la prueba de Anderson-Darling en el caso de que $n \leq 25$.

La prueba K^2 de D'Agostino [64] consiste en calcular el estadístico especial K^2 , en función de los valores muestrales de la asimetría y el exceso, tal como se indica a continuación.

$$K^2 = Z_1^2 + Z_2^2 \quad (18)$$

Donde

Z_1 – valor de la asimetría de la muestra;

Z_2 – valor del exceso de la muestra.

De manera que se asumirá que no se contradice la normalidad si se cumple la siguiente condición:

$$K^2 \leq K_{\text{crit}}^2(\alpha) \quad (19)$$

Donde:

$K_{\text{crit}}^2(\alpha)$ - valores críticos del estadístico K^2 para un nivel de significación α o un nivel de confianza equivalente de $1 - \alpha$.

En la Tabla 9 se muestran estos valores críticos para los niveles de significación más empleados.

α	0.1	0.05	0.025	0.01
$K_{\text{crit}}^2(\alpha)$	4.605	5.991	7.378	9.210

Tabla 9. Valores críticos del estadístico K^2 de la prueba de normalidad de D'Agostino.

Para el caso de muestras con volumen igual o inferior a 25 datos, se aplicará la prueba de normalidad de Anderson-Darling [65], donde tras calcular el estadístico correspondiente A^{*2} no se contradice la normalidad, si se cumple que:

$$A^{*2} \leq A_{\text{crit}}^{*2}(\alpha) \quad (20)$$

Donde:

$A_{\text{crit}}^{*2}(\alpha)$ - valores críticos del estadístico para un nivel de significación α . Estos valores se muestran en la Tabla 2.

α	0.1	0.05	0.025	0.01
$A_{\text{crit}}^{*2}(\alpha)$	0.632	0.751	0.870	1.029

Tabla 10. Valores críticos del estadístico A^{*2} de la prueba de normalidad de Anderson-Darling.

2.2.2 Comprobación del carácter normal logarítmico de la muestra

El carácter normal logarítmico de la muestra se puede comprobar con las mismas pruebas propuestas para verificación de la normalidad, teniendo en cuenta que si una muestra se ajusta a la distribución normal logarítmica, la transformación:

$$y_i = \ln(x_i) \quad (21)$$

provoca que y_i se someta a la ley normal.

Por ello, si aplicando las pruebas K^2 de D'Agostino o de Anderson-Darling, según corresponda por el volumen de la muestra ($n > 25$ o $n \leq 25$), no se contradice la normalidad de la misma, se podrá afirmar que la muestra original x_i no contradice la distribución normal logarítmica.

2.2.3 Comprobación de la uniformidad de la muestra

Para la comprobación de la uniformidad se empleará la prueba modificada de Anderson-Darling, a través de la cual se obtiene el siguiente criterio de aceptación para el cumplimiento del estadístico A^2 .

$$A^2 \leq A_{\text{crit}}^2(\alpha) \quad (22)$$

Donde los valores críticos de este estadístico se muestran en la tabla 11.

α	0.1	0.05	0.025	0.01
$A_{\text{crit}}^2(\alpha)$	1.933	2.492	3.070	3.880

Tabla 11. Valores críticos del estadístico A^2 de la prueba de uniformidad modificada de Anderson-Darling.

2.3 Métodos de estimación de las distribuciones

Si los datos de las muestras de variables aleatorias de entrada y/o salida de los modelos de evacuación no pueden ajustarse a ninguna de las funciones de distribución propuestas, se procederá a la estimación de la misma. A fin de obtener fórmulas que faciliten su empleo en los métodos de Monte Carlo, se proponer emplear el histograma de la Función de Distribución Acumulativa.

2.3.1 Estimación mediante el histograma

A partir de la muestra original X se obtiene una muestra ordenada de menor a mayor:

$$Y = y_1, y_2, \dots, y_n \quad (23)$$

Donde:

$y_{\min} = y_1$ - valor mínimo de la muestra;

$y_{\max} = y_n$ - valor máximo de la muestra;

$R_n = y_{\max} - y_{\min}$ - rango de la muestra.

A continuación se determina el ancho adecuado del intervalo muestral h , mediante la regla de Freedman y Diaconis:

$$h = \frac{2(IQR)}{\sqrt[3]{n}} \quad (24)$$

Donde:

$IQR = y_{l2} - y_{l1}$ – rango intercuartil;

$l1 = [0.25n]$ – cuartil inferior;

$l2 = [0.75n]$ – cuartil superior;

$[R]$ – función techo.

Seguidamente se definen la cantidad de intervalos muestrales N y el valor inicial del primer intervalo muestral y_{Hmin} :

$$N = \left\lceil \frac{R_n}{h} \right\rceil \quad (25)$$

$$y_{Hmin} = y_{min} - \frac{Nh - R_n}{2} \quad (26)$$

Se determina la cantidad de muestras que cae en cada intervalo muestral k_i :

$$k_i = Count[\forall y_i : y_{Hmin} + (i - 1)h \leq y_i < y_{Hmin} + ih] \quad (27)$$

Donde:

$i = [1, N]$

$Count[L]$ – cantidad de elementos en el conjunto L .

Y por último se define la altura del histograma para cada intervalo muestral H_i :

$$H_i = \frac{k_i}{nh} \quad (28)$$

2.4 Comprobación de los métodos

Para la comprobación y posterior aplicación de los métodos de ajuste y estimación que se proponen, se desarrolló un programa en Microsoft Visual mediante el lenguaje de programación orientada a objetos C#. Este programa recibe como entrada, los datos de la muestra a partir de un archivo de texto (*.txt) donde dichos valores están relacionados en columna.

A partir de la muestra de origen y una vez el usuario selecciona el nivel de significación deseado del ajuste ($\alpha = 0.1, 0.05, 0.025, 0.01$), se determina si la muestra se ajusta a las distribuciones normal, normal logarítmica, uniforme o a ninguna de ellas.

En este último caso se realiza la estimación de la distribución mediante su histograma. Además de determinar la FDP, el programa computacional brinda los valores muestrales de la esperanza matemática, la desviación estándar, el exceso y la asimetría.

En el caso que la muestra se ajuste a la distribución normal logarítmica se brindarán adicionalmente los valores de la esperanza matemática y la desviación estándar de la distribución normal generatriz. Si la muestra no contradice la distribución uniforme se brindarán además los valores extremos (inferior y superior) de dicha distribución.

Cuando la muestra requiera ser estimada el programa ofrecerá además, la cantidad de intervalos muestrales del histograma, su ancho, el valor mínimo del primer intervalo muestral y la cantidad de valores de la muestra que corresponden a cada intervalo muestral.

Para la verificación y validación del programa elaborado se generaron previamente por el método de Monte Carlo, 16 muestras de diferentes volúmenes correspondientes a las funciones de distribución normal, normal logarítmica, uniforme y exponencial.

Esta última se empleó para constatar la necesidad de estimación, al tratarse de un tipo de ley radicalmente diferente de las tres primeras. En la Tabla 12 se muestran los resultados obtenidos.

Muestra	Volumen	Normal		Log normal		Uniforme		Estimación	
		$\alpha=0.05$	$\alpha=0.1$	$\alpha=0.05$	$\alpha=0.1$	$\alpha=.05$	$\alpha=0.1$	$\alpha=0.05$	$\alpha=0.1$
Normal	15	x	x	x	x	x			
	25	x	x	x	x	x			
	100	x	x	x	x				
	300	x	x						
Lognormal	15			x	x				
	25			x	x				
	100			x	x				
	300			x	x				
Uniforme	15	x	x	x	x	x	x		
	25			x		x	x		
	100					x	x		
	300					x	x		
Exponencial	15			x	x				
	25							x	x
	100							x	x
	300							x	x

Tabla 12. Ajuste o estimación de diferentes muestras generadas.

Tal como se observa en la tabla 12, para muestras pequeñas ($n \leq 25$) puede darse el caso que ésta no contradiga más de una distribución. También se pone en evidencia que para estas muestras de pequeño volumen es mejor emplear el nivel de significación más alto (0.1). Teniendo en cuenta estos resultados, los cuales resultan lógicos cuando se trabaja con muestras pequeñas, en el programa se contempla que cuando se satisfaga el ajuste de varias distribuciones y entre ellas esté la distribución normal, se asumirá ésta como válida. Si se cumpliera el ajuste conjunto de la distribución uniforme y la normal logarítmica, se asumirá la primera.

El programa fue adicionalmente aplicado a las muestras reales de pruebas de tiempos de pre-movimiento reflejados en el Appendix D: Raw Data Collected From Primary Trials de [66]. Los resultados del programa computacional se muestran en las Tablas 13, 14 y 15.

Las Tablas 14 y 15 contienen la información correspondiente a la estimación por histograma de las pruebas 2 y 3. Los resultados obtenidos, tanto con muestras generadas como con muestras reales, posibilitan confirmar la adecuación de los métodos propuestos y computacionalmente instrumentados.

Número de prueba	1	2	3	4	5	6	7
Volumen	72	153	348	15	10	33	40
Nivel de Significación	0.05	0.05	0.05	0.1	0.1	0.05	0.05
Distribución	LN.	Estim.	Estim.	Normal	Normal	Normal	Normal
Esper. Matemática	141.2917	101.3660	101.5920	52.2	15.7	60.7879	39.2250
Desviación estándar	63.5945	57.9848	50.4871	18.8545	9.4979	22.2544	15.6229
Asimetría	1.5758	1.1213	0.8841	0.3432	0.1463	0.3416	0.5417
Exceso	7.2065	4.0546	4.3162	2.2468	1.8314	2.0893	4.2950
Esperan. Matemát. de la normal generatriz	4.8586						
Desviación estándar de normal generatriz	0.4295						
Cantidad de intervalos muestrales		12	17				
Inicio del histograma		-3.3256	6.5656				
Ancho del intervalo muestral		25.0543	19.0511				

Tabla 13. Resultados del ajuste o estimación de diferentes muestras reales.

Número del intervalo	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Cantidad de valores	1	22	29	29	33	9	12	9	0	2	5	2

Tabla 14. Resultados del histograma de la Prueba N° 2.

Número del intervalo	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Cantidad de valores	14	21	43	75	46	44	28	32	20	12	6	0
	13	14	15	16	17							
	3	3	0	0	1							

Tabla 15. Resultados del histograma de la Prueba N° 3.

3. SIMULACIÓN ESTOCÁSTICA MEDIANTE LOS MÉTODOS DE MONTE CARLO

3.1 Métodos de Monte Carlo

A efectos de la simulación estocástica del proceso de evacuación, se optó por el empleo de los métodos de Monte Carlo.

Estos métodos se basan en la repetición del fenómeno, con el fin de obtener una distribución de resultados bajo una determinada probabilidad de ocurrencia. En general los métodos de Monte Carlo siguen el siguiente patrón:

1. Definición del dominio en el cual se define cada una de las variables aleatorias que se pretende simular.
2. Generación de cada variable aleatoria a partir de la Función de Distribución de Probabilidad correspondiente.
3. Simulación del proceso de evacuación, a partir de las variables generadas en el paso anterior y obtención del resultado del mismo.
4. Repetición de los pasos 2 y 3 un número n de veces, obteniendo así una muestra n de resultados.

3.1.1 Número aleatorios vs. números pseudoaleatorios

Para introducir las variables de entrada a los modelos de evacuación, las cuales respondan a una determinada Función de Densidad de Probabilidades, los métodos de Monte Carlo emplean una serie de algoritmos computacionales capaces de generar números aleatorios.

Como es bien sabido, la obtención de números aleatorios es un campo complejo el cual mantiene abierto un amplio debate acerca del carácter realmente estocástico de estos datos, especialmente cuando la generación se hace de manera computacional [67].

Para el caso de los modelos de evacuación, los métodos propuestos para la generación y su posterior implementación computacional, se basarán en números que se conocen como pseudoaleatorios [68, 69], es decir se emplearán algoritmos computacionales para la generación de largas secuencias de resultados aparentemente aleatorios, pero que realmente dependerán del valor de la semilla “seed” empleada.

Dada esta afirmación, es necesario definir las condiciones en las cuales se propone trabajar para la obtención de un modelo estocástico de evacuación.

Para esto hay que tener en cuenta que todo el desarrollo computacional presentando en esta Tesis, se ha llevado a cabo con el lenguaje de programación orientada a objetos C#, mediante la herramienta de desarrollo Microsoft Visual Studio [70], para un entorno de trabajo Windows.

Este programa contiene una clase propia que se llama *Random()* [70] la cual representa un generador de números pseudoaleatorios que cumplen determinados requisitos estáticos de aleatoriedad.

Esta clase permite al usuario especificar la semilla a emplear para la obtención de números aleatorios, de esta manera el número aleatorio generado pertenecerá a una secuencia fija de datos. Sin embargo con el fin de que al realizar una simulación múltiple, cada iteración obtenga una semilla diferente y por lo tanto pertenezca a una secuencia distinta, para los modelos desarrollados se propone que al definir un objeto de la clase *Random()*, no se especifique ninguna semilla, dejando dicho campo vacío.

Esta opción hará que se tome como la semilla, un número de longitud igual a un entero de 64 bits y cuyo valor se corresponde con el del reloj del sistema (*system clock*) [70], un reloj cuyo conteo se inició a las 00:00 horas del 01 de enero del año 1, y que va cambiando con un intervalo de 100 nanosegundos (10^{-7} sg), de manera que para que se genere una misma secuencia de datos, las simulaciones deben ejecutarse en un intervalo de tiempo menor de estos 100 nanosegundos.

La implementación y por tanto el funcionamiento del algoritmo de la clase *Random()*, se basa en el generador de números aleatorios sustractivos de Knuth [68], donde el periodo de repetición de la secuencia será cada 72 mil billones de números.

3.2 Generación de variables aleatorias

Teniendo en cuenta que la generación de números aleatorios es la base para el empleo de los métodos de Monte Carlo en la simulación estocástica del proceso de evacuación, en esta sección se presentan una serie de métodos a través de los cuales, se permite generar valores ajustados a la Función de Distribución de Probabilidad (FDP) de la variable de entrada aleatoria correspondiente. Los métodos se agrupan en dos tipos: 1) métodos paramétricos y 2) métodos no paramétricos.

3.2.1 Métodos paramétricos para la generación de números aleatorios

Las variables de entrada que son habitualmente empleadas en el modelado de evacuación, se ajustan a una serie de Funciones de Distribución de Probabilidades conocidas como son la ley normal, la ley normal logarítmica y la ley uniforme. Por esta razón, como primera opción se propone una generación mediante métodos de tipo paramétrico, es decir ajustados a FDP conocidas. Por ello, a continuación se describe el método de Box-Muller, aplicado a los modelos computacionales de evacuación, un algoritmo empleado de manera general para la funciones de distribución normal.

Generación de un número aleatorio perteneciente a una ley de distribución normal

El método paramétrico de Box-Muller [71] es capaz de generar números aleatorios pertenecientes a una ley de distribución normal estandarizada, o lo que es lo mismo con esperanza matemática 0 y desviación estándar 1. La ecuación que describe el método de Box-Muller para generar una única variable es la siguiente:

$$z = \sqrt{-2\ln(R_1)} \cdot \cos(2\pi R_2) \quad (29)$$

Donde:

z – número aleatorio normalmente distribuido (media 0 y desviación estándar 1);

R_1 – número aleatorio uniformemente distribuido entre 0 y 1 (algoritmo por defecto [70]);

R_2 – número aleatorio uniformemente distribuido entre 0 y 1 (algoritmo por defecto [70]);

Para definir un valor aleatorio correspondiente a una ley de distribución normal con media m y desviación estándar s , se empleará la siguiente transformación:

$$y = s \cdot z + m \quad (30)$$

Donde:

y – número aleatorio normalmente distribuido con media m y desviación s .

Generación de un número aleatorio perteneciente a una ley de distribución normal logarítmica

Del mismo modo, dada la relación entre las leyes normal y normal logarítmica, es posible emplear el método de Box-Muller para la generación de números aleatorios pertenecientes a una ley log normal, empleando la ecuación anterior, con el valor medio y la desviación estándar de la ley normal generatriz.

Esto quiere decir que si se pretende generar un número aleatorio perteneciente a una ley normal logarítmica de valor medio μ y desviación estándar σ , se deberán emplear los valores de la normal generatriz obtenidos a través de la siguiente transformación:

$$m = \ln \mu - \frac{1}{2 \ln \left(1 + \frac{\sigma^2}{\mu^2} \right)} \quad (31)$$

$$s = \sqrt{\ln \left(1 + \frac{\sigma^2}{\mu^2} \right)} \quad (32)$$

De manera que aplicando las ecuaciones 31 y 32 con los valores obtenidos para m y s , se obtendrá un valor aleatorio y de la ley normal logarítmica definida.

Generación de un número aleatorio perteneciente a una ley de distribución uniforme

Para la generación de un número aleatorio uniformemente distribuido entre dos valores a y b , tan solo será necesario generar a través del algoritmo computacional por defecto (basado en el generador de números aleatorios sustractivos de Knuth [68, 70]), un número aleatorio R entre 0 y 1.

Con el fin de que el número generado y se encuentre uniformemente distribuido entre un valor mínimo a y máximo b , se realizará la siguiente transformación:

$$y = R \cdot (b - a) + a \quad (33)$$

3.2.2 Métodos no paramétricos para la generación de números aleatorios

A pesar de que en los casos que se presentan en esta Tesis, las variables de entrada se ajustan a leyes de distribución conocidas, pueden darse situaciones en las que esto no se cumpla, por esta razón es necesario explorar otro tipo de métodos que no dependan del tipo concreto de ley, sino de la estimación de la misma.

Esta tipología de métodos los cuales no dependen de la FDP concreta, son definidos como métodos no paramétricos.

A efectos de la generación de números aleatorios, se analizarán tres métodos no paramétricos, habitualmente empleados con este fin: (1) Aproximación lineal por tramos o *piece wise linear* [72], (2) Kernel – Gauss y (3) Kernel – Epanechnikov [63, 73].

Generación de un número aleatorio mediante la aproximación lineal por tramos (piece wise linear)

Partiendo de una variable aleatoria x , formada por una muestra de datos de volumen n , tal que:

$$x = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_{n-1}\}$$

Donde x está ordenada de menor a mayor. Para la generación de números aleatorios empleando la aproximación lineal, en primer lugar será necesario estimar la Función de Densidad de Probabilidad de la variable aleatoria x . La figura 6 muestra de una manera gráfica, como se realiza la estimación de la función.

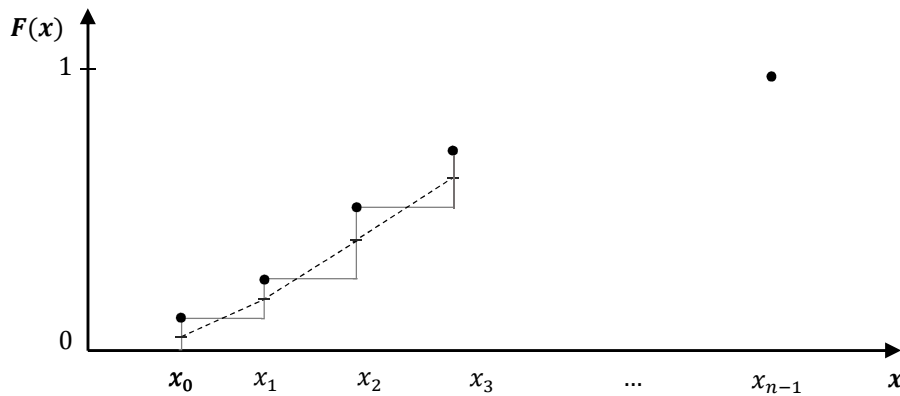


Figura 6. Representación gráfica de la estimación mediante aproximación lineal por tramos de una variable X .

Dada la variable x aleatoria, para cada uno de los puntos de la muestra tendremos los siguientes valores de $F(x)$ (ver tabla 16).

x	x_0	x_1	x_2	x_3	...	x_i	...	x_{n-1}
$F(x)$	$\frac{0.5}{n}$	$\frac{1.5}{n}$	$\frac{2.5}{n}$	$\frac{3.5}{n}$	...	$\frac{i + 0.5}{n}$	...	$\frac{n - 1 + 0.5}{n}$

Tabla 16. Valores de $F(x)$ para cada punto de la variable aleatoria x .

En base a cada par de valores $(x, F(x))$ es posible obtener la ecuación de cada tramo de recta que une dos puntos consecutivos. Para el primer tramo de recta que une el punto x_0 y x_1 , se obtendrá la siguiente ecuación:

$$x = x_0 + (x_1 - x_0)(nF - 0.5) \quad \text{para } 0 \leq F \leq F(x_1) \quad (34)$$

En la primera expresión ha de tenerse en cuenta que la recta se alarga hasta el valor de $x=0$. De la misma manera, la ecuación de la recta entre los puntos $(i-1, i)$, será la siguiente:

$$x = x_{i-1} + (x_i - x_{i-1})(nF - i + 0.5) \quad \text{para } F(x_{i-1}) \leq F \leq F(x_i) \quad (35)$$

A partir de la ecuación general de la recta, se puede concluir que la generación de un número aleatorio y_i mediante la estimación por aproximación lineal por tramos, responderá a:

$$y_i = x_{j-1} + (x_j - x_{j-1})(nR_i + j + 0.5) \quad (36)$$

Donde:

R_i – número aleatorio uniformemente distribuido entre 0 y 1.

Generación de un número aleatorio mediante la estimación por Kernel

Para la generación de números aleatorios a partir de una estimación por Kernel, se tendrá en cuenta la siguiente función definida como función de Kernel.

$$\hat{f}_n(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K_h(x - x_i) \quad (37)$$

Donde:

n – volumen de la muestra de datos cuyo FDP se quiere estimar;

$X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$ – muestra de datos inicial;

K_h – función Kernel;

h – *bandwidth* o ventana.

Asimismo:

$$K_h(x - x_i) = \frac{1}{h} K\left(\frac{x - x_i}{h}\right) \quad (38)$$

Es decir que la función Kernel general quedará como:

$$\hat{f}_n(x) = \frac{1}{nh} K\left(\frac{x - x_i}{h}\right) \quad (39)$$

Dentro de las funciones de Kernel, a efectos de la generación de números aleatorios para modelos de evacuación, se propone emplear dos de las usadas habitualmente, las cuales se indican a continuación.

1. Gauss:

$$K(U) = \frac{1}{2\pi} e^{\left(-\frac{u^2}{2}\right)} \quad (40)$$

2. Epanechnikov.

$$K(U) = \frac{3}{4} (1 - U^2) \cdot 1_{(|U| \leq 1)} \quad (41)$$

Para generar número aleatorios a partir de la estimación por Kernel, se empleará la siguiente metodología:

- 1- Se generará un número aleatorio entero “j” uniformemente distribuido entre [1, n].
- 2- Se generará un número aleatorio correspondiente al tipo de función de Kernel (Gauss o Epanechnikov), centrado en x_j . Para esto, se ejecutarán los siguientes pasos:

a) Se obtendrá el valor del *bandwith* de Kernel:

$$h = 1.06 \frac{s}{n^{0.2}} \text{ en el caso de Kernel – Gauss}$$

$$h = 2.34 \frac{s}{n^{0.2}} \text{ en el caso de Kernel – Epanechnikov}$$

Donde:

s – desviación estándar de la muestra;

b) Se generará la variable aleatoria y_i del Kernel correspondiente

- Gauss

$$y_i = hN_i + x_j \quad (42)$$

Donde:

N_i – es una variable aleatoria normalmente distribuida de media 0 y desviación estándar 1 (generada por el método de Box-Muller explicado previamente).

- Epanechnikov

Ha de tenerse en cuenta que:

$$K(U) = K\left(\frac{x-x_i}{h}\right) = \frac{3}{4h} \left(1 - \frac{(x-x_i)^2}{h^2}\right) \quad (43)$$

Para $\left| \frac{x-x_j}{h} \right| \leq 1$ o lo que es lo mismo $(x_j - h) \leq x \leq (x_j + h)$

Por esta razón, para calcular la Función de Distribución Acumulativa, será necesario resolver la siguiente integral definida:

$$F(x) = \int_{x_j-h}^x \frac{3}{4h} \left(1 - \frac{(x-x_j)^2}{h^2} \right) dx \quad (44)$$

De manera que para el caso de Kernel-Epanechnikov, finalmente se obtiene:

$$y_i = hE_i + x_j \quad (45)$$

Donde

$$E_i = 2 \sin \left[\frac{1}{3} \arcsin(2R_{1i} - 1) \right]; \quad (46)$$

R_{1i} – número aleatorio uniformemente distribuido entre 0 y 1.

3.2.3 Comprobación de la precisión de los métodos de generación de números aleatorios

La descripción de diferentes métodos para la generación de números aleatorios, presenta la duda acerca de cuál resultará más preciso a la hora de emplear los métodos de Monte Carlo. Con este objetivo, se desarrolló un modelo computacional con Microsoft Visual Studio en el lenguaje C#, donde se implementaron los algoritmos de los distintos métodos:

- Box-Muller
- Aproximación lineal por tramos (*Piece wise linear*)
- Kernel-Gauss
- Kernel-Epanechnikov

Este programa computacional en primer lugar procesa estadísticamente una muestra de datos de entrada con el fin de obtener la Función de Densidad de Probabilidad a la cual se ajusta dicha ley, además de los parámetros estadísticos de la misma: valor medio o esperanza matemática, desviación estándar, asimetría y exceso.

En base a estos datos de entrada, el programa genera una muestra de n valores (1000 datos por defecto) mediante los 4 métodos propuestos.

A través de la comparativa de los datos generados con la muestra original, el programa obtiene los errores relativos de cada uno de los parámetros estadísticos.

Para el análisis de la precisión de los métodos de generación a través del programa desarrollado, se emplearon 8 muestras de datos de diferentes volúmenes y tipos. La tabla 17, muestra la FDP y parámetros estadísticos que caracterizan estas muestras.

	Volumen	Tipo de ley	Valor medio	Des. Estándar	Asimetría	Exceso
Muestra 1	29	Normal	5.274	1.268	0.389	-0.227
Muestra 2	74	Normal	0.998	0.271	0.207	-0.603
Muestra 3	104	Normal	1.007	0.193	0.378	-0.557
Muestra 4	79	Log Normal	11.914	16.251	2.742	8.080
Muestra 5	48	Log Normal	4.376	2.149	1.322	1.983
Muestra 6	88	Log Normal	2.272	1.270	1.460	2.481
Muestra 7	25	Uniforme	26.440	7.630	-0.147	-0.513
Muestra 8	25	Uniforme	26.519	10.723	-0.141	-1.600

Tabla 17. Muestras empleadas para analizar la precisión de los métodos propuestos para la generación de números aleatorios.

Para cada una de los casos, se generaron muestras de 1000 valores empleando los 4 métodos descritos. Estas muestras fueron posteriormente procesadas estadísticamente.

Para analizar la precisión de cada método, en primer lugar se calculó el error relativo de cada uno de los parámetros estadísticos (media, desviación estándar, asimetría y exceso) según la siguiente ecuación:

$$E_{rel_x}|_m = \frac{x_r - x_g}{x_r} \Big|_m \quad (47)$$

Donde:

E_{rel_x} – valor del error relativo del parámetro x analizado;

x_r – valor del parámetro analizado a partir de la muestra real;

x_g – valor del parámetro analizado a partir de la muestra generada;

m – método empleado para la generación (Box-Muller, Piece wise linear, Kernel-Gauss, Kernel-Epanechnikov).

x – parámetro analizado (valor medio M , desviación estándar S , asimetría A o exceso E).

	Método	E_{rel_M}	E_{rel_S}	E_{rel_A}	E_{rel_E}	$E_{rel.ponderado}$
Muestra 1	0	0.000125	0.000770	0.997978	0.991879	0.299910
	1	0.039376	0.048933	1.058163	1.217950	0.363858
	2	0.000183	0.000000	0.466726	0.525238	0.214088
	3	0.000387	0.219777	0.451000	0.147869	0.171075
Muestra 2	0	0.000486	0.001134	1.005468	0.996086	0.301237
	1	0.002026	0.549658	0.180168	0.314891	0.233230
	2	0.000120	0.006367	0.025560	0.031878	0.010258
	3	0.000250	0.007232	0.036735	0.023664	0.011983
Muestra 3	0	0.000249	0.000560	0.999362	0.996827	0.299823
	1	0.005821	0.355268	0.333625	0.893978	0.265032
	2	0.000114	0.002839	0.004334	0.016906	0.003454
	3	0.000317	0.002758	0.000822	0.014777	0.002596
Muestra 4	0	0.001784	0.007746	0.869889	5.206281	0.697643
	1	0.015389	0.592164	0.084536	0.075033	0.208215
	2	0.007155	6.345837	0.996646	1.000866	2.206029
	3	0.004739	6.245548	0.996614	1.101368	2.185020
Muestra 5	0	0.000963	0.000360	0.188464	1.324785	0.170665
	1	0.003162	0.585072	0.526755	0.276494	0.309787
	2	0.000494	0.465455	0.686908	0.792301	0.356445
	3	0.000937	0.454161	0.680390	0.903323	0.363033
Muestra 6	0	0.000252	0.001261	0.247656	1.516528	0.201663
	1	0.007180	0.643470	0.007450	0.506394	0.248042
	2	0.000729	0.143248	0.338149	0.428815	0.153777
	3	0.000495	0.138440	0.333132	0.439169	0.152273
Muestra 7	0	0.000039	0.000760	0.995742	1.332461	0.332639
	1	0.013244	0.667979	2.433372	0.209322	0.713298
	2	0.002129	3.539753	1.005719	0.975139	1.361435
	3	0.002167	3.477313	0.970593	0.511218	1.289301
Muestra 8	0	0.000084	0.001622	1.000349	0.252871	0.225877
	1	0.011727	0.357697	2.699825	0.432273	0.695192
	2	0.001707	5.298498	1.002360	0.999016	1.890606
	3	0.000604	5.220186	0.991279	0.490524	1.813606

Donde método 0=Box-Muller, 1=Piece wise linear, 2=Kernel-Gauss y 3= Kernel-Epanechnikov

Tabla 18. Resultados para los errores relativos y ponderados para cada método y muestra.

Una vez analizado el error relativo de cada uno de los parámetros x , para cada método de generación m , se obtendrá el error relativo ponderado mediante la siguiente ecuación:

$$E_{rel.ponderado}|_m = \frac{4 \cdot E_{rel_M} + 3 \cdot E_{rel_S} + 2 \cdot E_{rel_A} + E_{rel_E}}{10} |_m \quad (48)$$

Donde:

$E_{rel.ponderado}$ – Error relativo ponderado para el método m ;

E_{rel_M} – error relativo del valor medio para el método m ;

E_{rel_S} – error relativo de la desviación estándar para el método m ;

E_{rel_A} – error relativo de la asimetría para el método m ;

E_{rel_E} – error relativo del exceso para el método m .

La tabla 18 muestra los resultados de los errores relativos y ponderados para cada una de las muestras analizadas y consecutivamente generadas a través de los distintos métodos.

Método	Ley Normal	Ley Log Normal	Ley Uniforme	Total
0	0.300041	0.356657	0.279258	0.316076
1	0.287373	0.255348	0.704245	0.379582
2	0.075933	0.905417	1.626021	0.774512
3	0.061884	0.900109	1.551453	0.748611

Tabla 19. Resultado de los cálculos de los errores relativos ponderados medios por tipo de ley de distribución.

Asimismo, a partir del análisis detallado en la tabla 18, se obtuvieron los resultados del error relativo ponderado medio por método y por tipo de ley de distribución (ley normal, normal logarítmica y uniforme), tal como muestra la tabla 19.

Las columna 2, recoge por método empleado m , el valor medio de los errores ponderados para las 3 leyes de distribución normal analizadas, al igual que lo hacen las columnas 3 y 4 para las 3 muestras normal logarítmica y 2 uniformes respectivamente. La última columna muestra los resultados de los errores ponderados por método empleado.

Tal como puede verse, a excepción de la ley normal, en la que la generación por aproximación lineal de tramos da ligeramente más precisa, el método de Box-Muller es el más aproximado a la hora de generar muestras ajustadas a un determinado Ley de Distribución. En cualquier caso, si la muestra a partir de la cual se quieren generar los números aleatorios, no se corresponde con ninguna de las leyes consideradas para el ajuste (normal, normal logarítmica o uniforme), la generación por aproximación lineal de tramos, dará resultados más precisos que los métodos de Kernel – Gauss o Kernel – Epanechnikov.

CASOS DE APLICACIÓN

CAPÍTULO 4:

CASOS DE APLICACIÓN

Con el fin de verificar por un lado la metodología expuesta en el capítulo 2 respecto a la selección del tipo de enfoque en el modelado de evacuación, y por otro las bases establecidas en el capítulo 3 para la obtención de modelos estocásticos de evacuación, el presente capítulo muestra dos casos de aplicación que conforman escenarios particulares en caso de emergencia: los trenes de pasajeros y los túneles de carretera.

1. TRENES DE PASAJEROS

1.1 Variables conductuales

La conducta de las personas tiene especial relevancia en el proceso de evacuación en un tren de pasajeros, donde el espacio es limitado. En general para este escenario, una vez que los pasajeros han sido notificados acerca de la ocurrencia de la emergencia, sus acciones antes y durante el movimiento de evacuación, tales como prepararse, buscar información, esperar a otros pasajeros, etc. pueden causar un bloqueo en el pasillo de salida, provocando la interrupción del movimiento continuo.

Para afrontar esto, muchos modelos asumen un único tiempo de pre-movimiento o tiempo que empleará cada viajero en comenzar el movimiento de evacuación, otros modelos asignan una serie de acciones prefijadas por el usuario del modelo.

No han sido muchos los trabajos publicados sobre la evacuación en este tipo de entornos de los cuales cabe destacar [74, 75, 76]. En cualquier caso, el desarrollo de un modelo estocástico de evacuación aplicado a los trenes de pasajeros requerirá en primer lugar la definición de las variables aleatorias que caracterizan las acciones y decisiones de los pasajeros y que servirán de entrada al modelo.

1.1.1 Identificación de las variables conductuales

Se han identificado diferentes acciones de los pasajeros a bordo de un tren [48, 49] durante el proceso de evacuación las cuales pueden afectar al resto de ocupantes. A continuación se describen estas acciones de manera más detallada (ver figura 7).

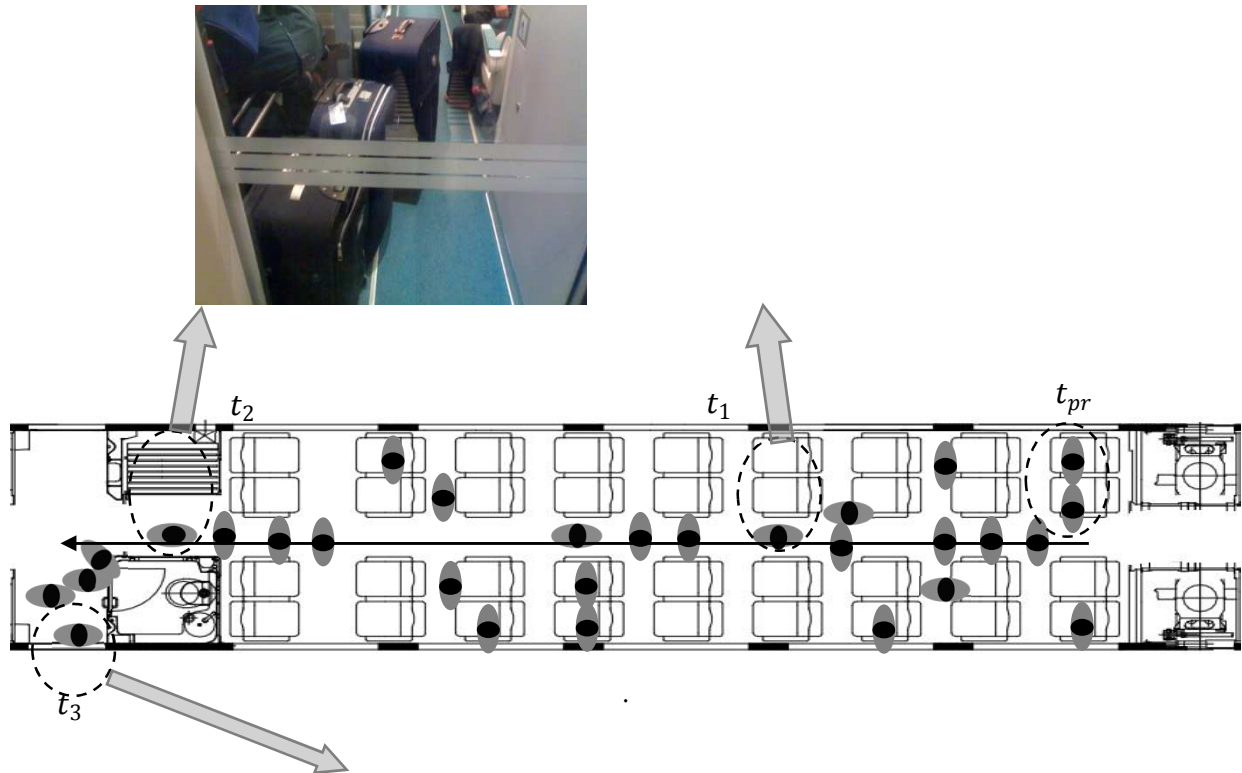


Figura 7. Retardos identificados en la evacuación de trenes.

Tiempo de respuesta personal (t_{pr}).- El tiempo empleado por cada pasajero en levantarse de su asiento una vez ha recibido la notificación de emergencia por parte de los miembros de la tripulación, o través del sistema de megafonía del tren. Ha de tenerse en cuenta que este retardo en los pasajeros ubicados en el asiento del lado del pasillo puede afectar a los que se encuentran a su izquierda impidiéndoles comenzar el proceso de evacuación, pese a que su respuesta sea más rápida.

Tiempo de retardo en el pasillo (t_1).- Tiempo transcurrido desde el t_{pr} hasta que el pasajero se decide a moverse hacia la salida. Esta variable es considerada como parte del tiempo de pre-movimiento, durante este periodo de tiempo, los pasajeros puede llevar a cabo diferentes acciones tales como la recogida de pertenencias, colocarse la ropa de abrigo, comprobar sus asientos, esperar, etc. Estas actividades pueden ser acometidas en el pasillo, interrumpiendo el movimiento continuo. Asimismo no todos los pasajeros sufren este retardo en el pasillo, por esta razón se define P_{t1} , como la probabilidad de que un pasajero requiera un tiempo de retardo en el pasillo.

Tiempo de retardo en la recogida de maletas (t_2).- El tiempo empleado por algunos pasajeros en recoger sus maletas del compartimento ubicado en el pasillo del tren. Ha de tenerse en cuenta que no todos los pasajeros se detendrán a recoger sus maletas, por esta razón esta probabilidad es definida por la variable P_{t2} o probabilidad de ocurrencia del tiempo de retardo en la recogida de maleta.

Tiempo de retardo en la salida (t_3).- Esta variable es el tiempo empleado por cada pasajero en atravesar la puerta de salida del tren. Asimismo depende de las características propias del pasajero, el diseño de la salida y como éste se comporten a la hora de atravesar dicha salida [6]. Por ejemplo, la evacuación a andén, plataforma, el uso de escaleras de emergencia o rampas, puede producir diferentes valores de t_3 .

Velocidad de desplazamiento (W_s).- Esta variable representa la velocidad de desplazamiento libre de cada pasajero a través del pasillo.

1.1.2 Recopilación de datos

La obtención de datos para las variables aleatorias se realizó mediante el análisis de: 1) simulacros de evacuación y 2) experimentos.

Simulacros de evacuación

La recopilación de datos se llevó a cabo a través de dos simulacros de evacuación realizados por RENFE Operadora. Información más detallada acerca de los experimentos puede encontrarse en [48, 49].

El *primer simulacro* se realizó en un tren de alta velocidad de la serie S 103, de 200 metros de longitud y con una composición de 8 coches de viajeros con una capacidad máxima de 316 ocupantes. Durante el simulacro se contó con la participación de 83 trabajadores de RENFE Operadora, parte de los individuos llevaron consigo abrigo y bolsas de mano, por otro lado ningún participante llevaba maleta.

El procedimiento consistió en una evacuación controlada de tres coches a andén a través de una salida, una vez el coche se hubo detenido. El simulacro fue grabado con una video cámara siguiendo al personal de la tripulación a cargo de la intervención durante el proceso de evacuación. El procesamiento estadístico posterior (a través del análisis de las imágenes fotograma a fotograma) permitió recoger datos acerca de las variables t_{pr} y t_1 .

El *segundo simulacro*, tuvo lugar en un tren de alta velocidad de la serie S 130 (198 m. de longitud). El simulacro contó con 218 participantes, los cuales no llevaron consigo ninguna maleta pero si abrigos y bolsas de mano en algunos casos.

Se trató de un simulacro no anunciado, en el cual se simuló el incendio en uno de los coches, con la recolocación de pasajeros coche por coche antes de que el tren se detuviera en el interior de un túnel ferroviario. Asimismo, una vez detenido, las puertas se abrieron de manera automática para la evacuación. El simulacro fue grabado mediante dos cámaras fijas, una de las cuales se ubicó en el interior de un coche de viajeros y la otra frente a la salida. El posterior procesamiento estadístico tras el análisis de las imágenes, permitió obtener la velocidad de desplazamiento (W_s) durante el proceso de recolocación y el tiempo de retardo en la salida (t_3).

De manera adicional, se obtuvo una muestra de datos de velocidades de desplazamiento por el pasillo, mediante la realización de 8 viajes en condiciones normales de operatividad en un tren de alta velocidad de la serie S 130. El tiempo empleado por cada uno de los pasajeros caminando a través del pasillo del tren, fue recopilado de manera manual, obtenido así una muestra total de 74 datos.

Experimentos

Con el fin de incrementar el volumen de las muestras de variables conductuales recopiladas, se desarrollaron una serie de experimentos individuales en el laboratorio del Grupo GIDAI, en la Universidad de Cantabria. Para estos experimentos se contó con un total de 22 participantes (12 hombres y 10 mujeres) con edades comprendidas entre 20 y 70 años. Los participantes no fueron informados sobre el desarrollo de los experimentos. Cada individuo fue expuesto al siguiente mensaje de voz pregrabado: “Atención por favor, Atención por favor, esto es una emergencia, abandone el tren por la salida más cercana”. La duración de este mensaje fue de 7 s.

Parte de los individuos se encontraban realizando diferentes actividades antes de escuchar el mensaje, tales como usando sus portátiles, leyendo o escuchando música con dispositivos propios. Se observó que dependiendo de las actividades realizadas, los participantes empleaban un tiempo en prepararse para la evacuación, como por ejemplo, en apagar el ordenador portátil (cerrar aplicaciones), lo cual incrementaba de manera significativa el tiempo de respuesta. Asimismo, se midieron los tiempos empleados en realizar las siguientes actividades:

- Tiempo de retardo en el pasillo (t_1): (1) ponerse el abrigo y (2) recoger la bolsa de mano del compartimento superior.
- Tiempo de retardo en el compartimento de maletas (t_2): (1) recoger una maleta de grandes dimensiones y (2) recoger una maleta de pequeñas dimensiones.

- Tiempo de retardo en la salida (t_3): (1) en condiciones normales, (2) cargando una maleta de grandes dimensiones o (3) cargando una maleta de pequeñas dimensiones.

1.1.3 Procesamiento estadístico

En base al procesamiento estadístico descrito en el capítulo 3 de la presente Tesis, y una vez confirmada de manera estadística, la hipótesis de la posibilidad de combinar las muestras provenientes de los simulacros y de los experimentos (a través del test de Mann-Whitney), se trató de ajustar (o estimar) cada variable a una Función de Distribución de Probabilidad entre las más comúnmente empleadas para los parámetros conductuales (ley normal, ley log-normal y uniforme), además de obtener los parámetros estadísticos correspondientes. Por otro lado, los valores de P_{t1} y P_{t2} se desarrollaron lo que se conoce como ensayos de Bernoulli en base a observaciones reales. La tabla 20 resume los resultados obtenidos para cada una de las variables.

	t_{pr} (s)	P_{t1}	t_1 (s)	P_{t2}	t_2 (s)	t_3 (s)	W_s (m/s)
n	79	39	65	37	48	89	74
FDP*	LN		U		LN	LN	N
μ	11.92		12.04		4.38	2.27	0.99
σ	16.25		7.98		2.15	1.26	0.27
p		0.84		0.16			
pmin		0.70		0.076			
pmax		0.93		0.31			
a			1.48				
b			26.06				

FDP = Función Densidad Probabilidades; LN (log-normal); U (uniforme); N (normal); n =volumen muestra; μ = media; σ = desviación estándar; p = probabilidad; pmin = Valor mínimo de la probabilidad; pmax = valor máximo de la probabilidad; a = valor mínimo; b = valor máximo;

Tabla 20. Distribuciones de las variables conductuales.

1.2 Modelo de Evacuación EvacTrain

EvacTrain emplea los métodos de Monte Carlo con el objetivo de simular las acciones y decisiones de los pasajeros de manera aleatoria.

1.2.1 Descripción de modelo

Con el fin de analizar las distintas conductas de los pasajeros en el interior del tren, para el desarrollo del modelo se optó por la representación del escenario a través de un mallado de red fina, donde cada viajero se mueve a lo largo del tren, pasando de una celda a la siguiente (celdas de 0.5 x 0.5 m). Los pasajeros se dirigen desde su asiento hacia la salida, siempre que la siguiente celda sea accesible y no se encuentre ocupada.

Tal y como muestra la figura 8, la codificación empleada indica el tipo de celda a la cual accede el individuo y por lo tanto los posibles retardos que puede sufrir.

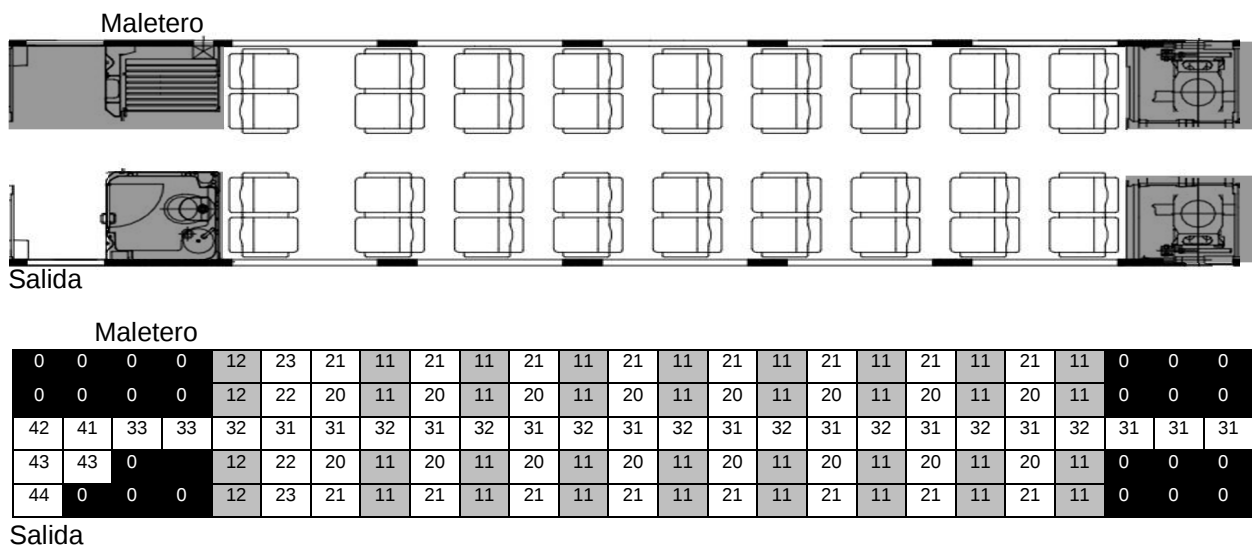


Figura 8. Codificación del mallado de red fina y ubicación de los retardos potenciales que pueden ocurrir durante la evacuación de un coche de pasajeros.

Las celdas 11 y 12 se corresponden con los asientos del tren, las celdas 0 no son accesibles y la celda 44 es la salida del tren. El resto son celdas accesibles, algunas de ellas donde puede ocurrir un retardo, como la celda 32 (t_2), celda 33(t_3) o la celda 44 (t_3). El tiempo empleado por cada pasajero en desarrollar cada acción (en el pasillo) es asignado de manera aleatoria por el modelo, de acuerdo a las leyes de distribución previamente definidas. Los métodos de Monte Carlo son empleados para asignar los parámetros estocásticos a cada individuo.

El método de modelado emplea un enfoque microscópico que incorpora la probabilidad de que un pasajero realice acciones adicionales al movimiento hacia la salida. El modelo permite tratar estadísticamente la muestra de tiempos totales de evacuación y ajustar estos datos a una ley de distribución de probabilidades conocida (en el caso de ser posible). En caso contrario, se estimará. El principal parámetro de salida es el percentil del tiempo total de evacuación (0.90, 0.95 y 0.99). El modelo también obtiene otros parámetros estadísticos como la media, varianza, y valores máximo y mínimo. EvacTrain es un modelo rápido y fácil de implementar capaz de realizar cientos de simulaciones en unos pocos segundos.

1.2.2 Validación de EvacTrain

Como primera fase de validación de EvacTrain, se compararon los resultados del modelo con los obtenidos mediante: 1) un simulacro de evacuación y 2) aplicación de otros modelos de evacuación.

Simulacro

Los resultados obtenidos por el modelo estocástico fueron comparados con los recogidos durante un simulacro de incendio en un tren de pasajeros a cargo de RENFE. Se simuló un incendio en el coche cafetería mientras el tren se encontraba en movimiento. Los pasajeros fueron alertados sobre la emergencia antes de que el tren se detuviera en el interior del túnel ferroviario. En este simulacro no se consideró el uso de maletas. Para la recogida de datos, se emplearon dos cámaras fijas, grabando así la salida de 40 pasajeros por una de las salidas. Los datos de entrada introducidos al modelo fueron el número de pasajeros atravesando la salida, el flujo por dicha salida (0.58 per/s) y el tiempo de apertura de las puertas (53 s). La tabla 21 muestra la comparación de los resultados de 100 simulaciones empleando el modelo estocástico y considerando diferentes flujos de salida y probabilidades de P_{t1} .

	Media(s)	Desviación Estandar(s)	Min. (s)	Max. (s)	Percentil 95% (s)
Simulacro de evacuación	121	-	-	-	-
Simulación $P_{t1}=0.3-0.5$; Flujo=0.58per/s	120	13	104	170	152
Por defecto $P_{t1}=0.3-0.5$; Flujo=0.44per/s	137	13	117	178	171
Por defecto: $P_{t1}=0.7-0.9$; Flow=0.44per/s	169	23	123	274	224

Tabla 21. Comparativa de los tiempos estimados por EvacTrain y el simulacro de evacuación.

Debido a que no se consideró el uso de maletas, los participantes tan solo llevaban consigo abrigos y bolsas de mano. Por esta razón, fue necesario calibrar las probabilidades de ocurrencia P_{t1} desde 0.7 – 0.9 a 0.3 – 0.5 y el flujo a través de la salida desde 0.44 per/s a 0.58 per/s. con el fin de simular las mismas condiciones del simulacro de evacuación.

En este caso el tiempo de evacuación estimado por EvacTrain y el tiempo de evacuación registrado en el simulacro están muy cercanos (primera y segunda fila en la tabla 21). Asimismo, los resultados obtenidos del modelo (tercera y cuarta fila) sugieren que, en el caso de considerar maletas, los tiempos estimados de evacuación aumentarían de un 12% a un 28% (tercera y cuarta fila) en comparación con el simulacro de evacuación.

Comparativa con los resultados de otros Modelos (STEPS, FDS+Evac y PathFinder)

A fin de analizar el efecto de las acciones de los pasajeros en los tiempos de evacuación, se realizó una comparativa de la conducta empleando tres modelos computacionales: STEPS [77], FDS+Evac [78] y PathFinder [79]. El primer problema que se presentó en la comparativa, es cómo introducir los mismos datos de entrada en estos modelos.

Ninguno de los tres modelos (STEPS, PathFinder y FDS+Evac) considera retardos durante el movimiento de los pasajeros hacia la salida tal como lo hace EvacTrain. Estos modelos tan solo consideran una única variable: el tiempo de pre-movimiento, es decir el tiempo el cual los pasajeros esperarán en su posición inicial antes de comenzar el movimiento de evacuación.

Para solventar este problema, se desarrolló un programa propio el cual realiza 1.000 simulaciones obteniendo diferentes valores para t_{pr} , t_1 y t_2 tomando en cuenta los valores para el P_{r1} y P_{r2} . El programa entonces suma todos los valores y los ajusta a una distribución conocida. Los resultados se ajustaron a una ley de distribución log-normal con una media de 53 s. y una desviación estándar de 47 s. Este tiempo de pre-movimiento y la velocidad de desplazamiento empleada por defecto en EvacTrain, se implementaron en STEPS, FDS+Evac y PathFinder. La comparativa se realizó para la evacuación de dos coches con una ocupación de 50 pasajeros a través de una salida tal como puede verse en la figura 9. Se realizaron 100 simulaciones para cada uno de los modelos con el fin de estimar el tiempo máximo de evacuación así como el tiempo medio.

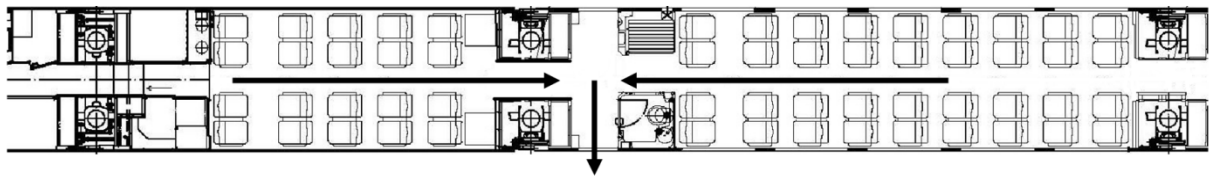


Figura 9. Escenario de evacuación simulado.

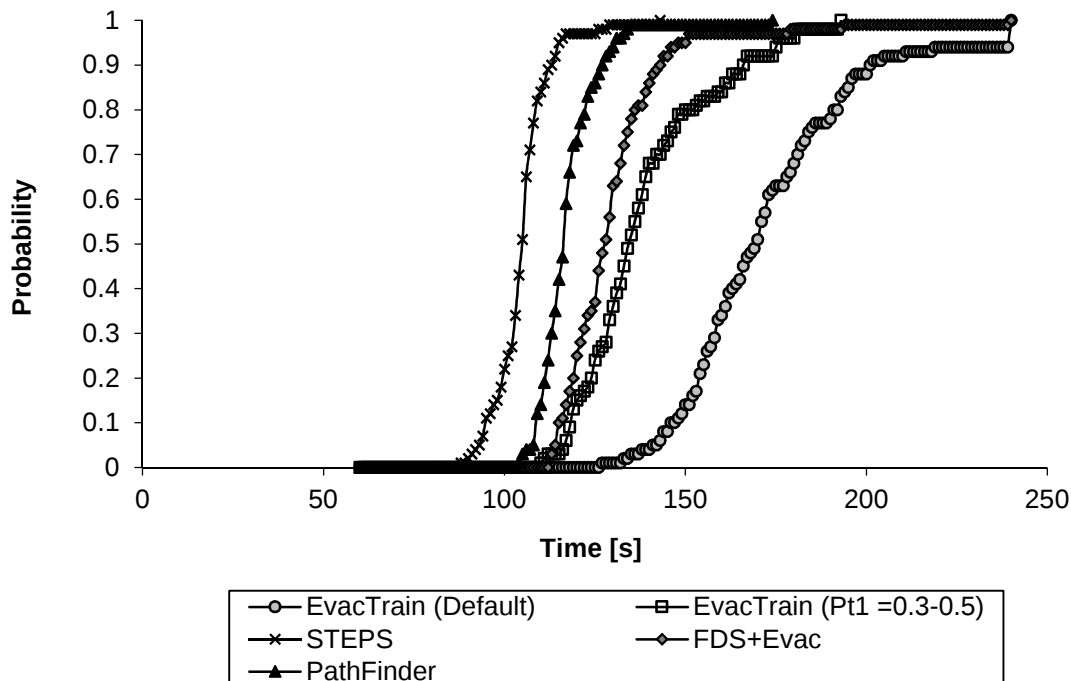


Figura 10. Función de densidad acumulativa de los tiempos de evacuación.

La figura 10 muestra las funciones de densidad acumulativas de los tiempos de evacuación. Los tiempos de evacuación estimados varían para cada modelo. Tal como puede verse, los resultados de STEPS, FDS+Evac y PathFinder son inferiores a los obtenidos por EvacTrain. Los tiempos de evacuación de STEPS y PathFinder tienen una menor variabilidad con una media de 105.25 s. y una desviación estándar de 7.69 s y una media de 117.74 s con una desviación estándar de 8.62 s respectivamente. Los tiempos de evacuación obtenidos por FDS+Evac son mayores y tienen una variabilidad superior, con un valor medio de 130.40 s y una desviación estándar de 17.52 s.

Para EvacTrain, los tiempos de evacuación dependen fuertemente de las actividades de cada individuo cuyas acciones detienen el movimiento continuo de pasajeros por el pasillo. Este fenómeno, el cual no puede ser representado por el resto de modelos, ocasiona tiempos de evacuación mayores. Los resultados de EvacTrain muestran un amplio rango de posibles tiempos de evacuación. Esto era de esperar debido a la incertidumbre intrínseca en este tipo de sistemas tan complejos. En el caso simulado con una probabilidad P_{t1} entre 0.3 y 0.5, el tiempo estimado de evacuación es de 140.53 s con una desviación estándar de 26.03 s.

En este caso el tiempo estimado es similar a los resultados obtenidos por FDS+Evac. Esto sugiere que el algoritmo de “social force” puede representar las interacciones entre pasajeros y sus efectos en espacios estrechos. Cuando dos pasajeros tratan de acceder al pasillo al mismo tiempo, hay un conflicto que produce la interrupción del movimiento continuo dentro del pasillo, incrementando así el tiempo de evacuación. Para el caso con probabilidad ($P_{t1} = 0.7-0.9$), los tiempos de evacuación estimados a partir del modelo de evacuación son superiores, con una media de 177.74 s. y una desviación estándar de 38.10 s. que cuando se emplean valores por defecto. En este caso, el modelo estocástico simula el caso más desfavorable donde la probabilidad de cada pasajero bloqueando el pasillo (P_{t1}), está entre 0.7 y 0.9.

A parte de aquellas acciones que pueden interrumpir el movimiento continuo dentro del pasillo, se identificó otro parámetro dominante. Esta variable es el flujo a través de los pasos del tren. Los modelos actuales asignan una determinada capacidad a las puertas en base a los datos conductuales observados y las normativas existentes para edificios. Sin embargo, los valores empleados por defecto para el flujo en el modelo EvacTrain son inferiores.

De todas maneras, el modelo considera el flujo como una variable aleatoria, simulando el tiempo de cada pasajero en atravesar la salida del tren, con un valor medio de 2.27 s. y una desviación estándar de 1.26 s. (flujo medio de 0.44 per/s). Para esto se asumió este valor como una variable aleatoria, más que como un dato basado en la relación de densidad. Los resultados de la comparativa sugieren que actualmente los modelos de evacuación, particularmente aquellos que principalmente fueron diseñados para edificios, pueden simplificar el comportamiento de los pasajeros y tienen a producir resultados inexactos en el análisis de la evacuación en trenes.

2. TÚNELES DE CARRETERA

2.1 Descripción de EvacTunnel

EvacTunnel es un modelo estocástico de evacuación desarrollado bajo el marco de trabajo Microsoft Visual Studio en el lenguaje de programación C# (artículo III). Tal y como se explica en el próximo capítulo de esta Tesis, el modelo fue desarrollado para su integración en un Sistema de Apoyo a la Toma de Decisiones en tiempo real.

Esta primera versión de EvacTunnel emplea un mallado de red gruesa, que identifica dos nodos cada uno de los cuales representa dos áreas: área 1 y área 2. El modelado de evacuación se realizará de manera independiente en cada una de estas áreas.

El área 1 es aquella que incluye a los vehículos y personas directamente involucradas en el accidente. Asimismo, área 2 se corresponde con la zona donde se encuentran los vehículos y personas atrapadas en el interior del túnel, pero las cuales no están directamente afectadas por el accidente. Del mismo modo, la ubicación inicial de los usuarios y sus distancias de recorrido usuarios se consideran como variables aleatorias.

EvacTunnel está enfocado a trabajar a tiempo real, por esta razón tiene la capacidad de emplear un enfoque estocástico, realizando simulaciones múltiples en menos de 5 s, obteniendo de esta manera una muestra significativa de tiempos totales de evacuación. Asimismo, ese tiempo de cómputo incluye el procesamiento de la muestra, ajustándola a una Función de Distribución de Probabilidades conocida en el caso de ser posible o ajustándola mediante histograma.

El principal parámetro de salida de EvacTunnel para cada uno de los escenarios, es el percentil de los tiempos de evacuación – 0.9, 0.95 y 0.99 -, además de otros parámetros estadísticos como la media o la desviación estándar.

2.1.1 Modelo de evacuación para el Área 1

Los datos de entrada básicos del modelo de evacuación para el área 1 son los siguientes:

d'_{11} - distancia desde la salida del túnel hasta el inicio del área 1;

d'_{12} - distancia desde la salida (boca del túnel o galería de emergencia) al final del área 1;

n'_{1T} - número total estimado de ocupantes en el área 1;

n'_{INM} - número de ocupantes con una movilidad normal;

n'_{IRM} - número de ocupantes con una movilidad reducida;

n'_{IAM} - número de ocupantes que requieren ser asistidos debido a que no pueden evacuar por su propio pie.

En caso de requerirse la evacuación, no es posible conocer a priori la ubicación de las personas en el interior de un túnel. Para enfrentarse a este problema, EvacTunnel considera la ubicación y por lo tanto la distancia de recorrido hacia la salida como una variable aleatoria uniformemente distribuida entre una distancia máxima y mínima. Estos valores máximo y mínimo se obtienen de la siguiente manera:

1. El área 1 es definida como un área rectangular que incluye a los vehículos directamente involucrados en el accidente, tal y como muestra la figura 11.
2. Se obtiene el rango de valores a través de la siguientes expresiones:

$$d_{mov\ max} = d_{SI} + \frac{l_{SI}}{2} - d'_{I1} + \frac{B_T}{2} \quad (49)$$

$$d_{mov\ min} = d_{SI} - \frac{l_{SI}}{2} - d'_{I1} \quad (50)$$

Donde:

$d_{mov\ max}$ - distancia máxima a la salida del área 1;

$d_{mov\ min}$ - distancia mínima a la salida del área 1;

d_{SI} – distancia desde el portal o salida del túnel hasta el área del incidente;

B_T – ancho del túnel;

l_{SI} – largo del área de colisión considerando los vehículos involucrados en el accidente.

$$l'_{SI} = n_{HVDI} \cdot \bar{l}_{HV} + n_{BDI} \cdot \bar{l}_{BV} \quad (51)$$

$$l''_{SI} = \frac{n_{LVDI} \cdot \bar{l}_{LV}}{m_{max}} \quad (52)$$

Donde:

n_{LVDI} , n_{HVDI} , n_{BDI} – número de vehículos ligeros, pesados y autocares directamente involucrados en el accidente;

$\bar{l}_{LV}$, $\bar{l}_{HV}$, $\bar{l}_{BV}$ – distancia media por tipo de vehículo en base al CETU [80];

m_{max} – número máximo de carriles.

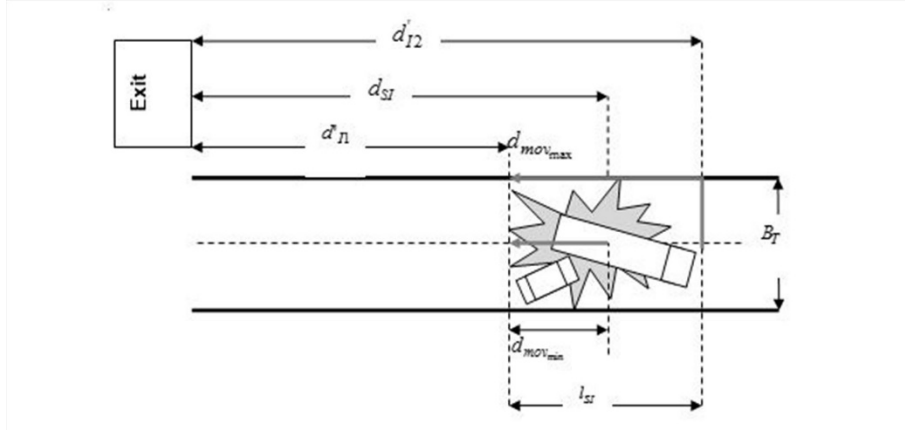


Figura 11. Esquema del área 1.

En base a esto se obtiene que:

$$l_{SI} = \begin{cases} \max(l'_{SI}, l''_{SI}) & \text{si } n_{HVDI} \neq 0 \vee n_{BVDI} \neq 0 \\ \frac{n_{LVDI} \cdot l_{LV}}{m_{max}} & \text{si } n_{HVDI} = 0 \vee n_{BVDI} = 0 \end{cases} \quad (53)$$

El tiempo de evacuación de cada individuo involucrado dependerá de su tiempo de pre-movimiento, la velocidad de desplazamiento y la distancia hacia la salida. Por lo tanto el tiempo de evacuación viene dado por la siguiente ecuación.

$$t_{E_i} = t_{pm_i} + \frac{d_{mov_i}}{v_{mov_i}} \quad (54)$$

Donde:

t_{E_i} – tiempo de evacuación para i-ésima persona;

t_{pm_i} – tiempo de pre-movimiento para la i-ésima persona;

d_{mov_i} – distancia de recorrido hacia la salida de la i-ésima persona;

v_{mov_i} – velocidad de desplazamiento para la i-ésima persona.

Tal y como se ha indicado, en el área 1 se consideran tres tipologías de ocupantes en función de su movilidad tras el accidente: movilidad normal, movilidad reducida o movilidad asistida. Como es lógico concluir, cada una de las variables expuestas en la ecuación anterior - tiempo de pre-movimiento y velocidad de desplazamiento - variará en función del grado de afectación del ocupante concreto. En el caso de la movilidad asistida intervendrán otros factores como el tiempo de llegada de los medios de rescate y el tiempo empleado en examinar, preparar y evacuar al usuario afectado por el accidente. El objetivo del modelo es obtener el tiempo total de evacuación es decir el tiempo en el que el último ocupante abandonará el túnel, de manera que generalmente este tiempo vendrá definido por las personas con movilidad asistida o reducida.

2.1.2 Modelo de evacuación para el Área 2

Al igual que el área 1, el tiempo de evacuación en el área 2 se puede expresar con la ecuación 54. Asimismo, el modelo registra el tiempo de evacuación de cada uno de los ocupantes atrapados en el túnel, considerando como tiempo total de evacuación, el tiempo en el que el último ocupante abandona el túnel o accede a un lugar seguro (galería de evacuación).

Esta primera versión del modelo requiere como dato de entrada, que el usuario defina el número de vehículos que a causa del accidente, quedan atrapados en la congestión provocada en el túnel (área 2). Sin embargo, el cálculo del número de personas atrapadas, se realizará de manera aleatoria, considerando la ocupación por vehículo como un valor aleatorio uniformemente distribuido, entre un máximo y un mínimo: vehículos ligeros (1-5), vehículos pesados (1-2) y autocares (20-40). Asimismo, estos valores por vehículos varían en cada una de las simulaciones. Tal y como se ha indicado, se asume que en la situación de congestión existente en el interior del túnel, los vehículos se encontrarán “en cola”. Por esta razón, el modelo considera a los ocupantes distribuidos de manera uniforme a lo largo del área 2 de la siguiente forma:

$$d_{movij} = i \cdot \frac{d'_{II}}{q_j} \Big|_{i=1, q_j} \quad (55)$$

Donde:

d_{movij} – distancia hasta la salida del i -ésimo ocupante en la j -ésima simulación;

d'_{II} – distancia desde la boca de entrada hasta el final del área 2;

q_j – número total de ocupantes a evacuar en la j -ésima iteración.

Diferentes estudios sobre la conducta de los ocupantes en caso de requerirse la evacuación pedestre en un túnel [81, 82], han permitido concluir que el tiempo de pre-movimiento de cada individuo puede dividirse en dos fases:

1. Tiempo de reconocimiento $t_{pmij}^{(1)}$ o tiempo requerido por cada individuo en percatarse de la necesidad de evacuar.
2. Tiempo de respuesta $t_{pmij}^{(2)}$ o tiempo empleado por cada individuo desde $t_{pmij}^{(1)}$ hasta que comienza el movimiento de evacuación hacia la salida.

Para la implementación del $t_{pmij}^{(1)}$ el modelo asume un aviso escalonado, el cual se inicia por la primera persona que responde a la ocurrencia del accidente y a la necesidad de evacuar (asumiendo que será la más cercana al accidente).

Asimismo se asume que este tiempo será linealmente dependiente con la distancia respecto a la zona del accidente, tal como indica la siguiente ecuación (ver figura 12).

$$t_{pm_{ij}}^{(1)} = t_{pm_q} + \frac{d'_{II} - v_{mov_q}}{d_{mov_q}} \quad (56)$$

Donde:

t_{pm_q} – tiempo de pre-movimiento del primer ocupante en responder a la emergencia (valor constante)

v_{mov_q} – velocidad de desplazamiento del primer ocupante en responder a la emergencia (constante).

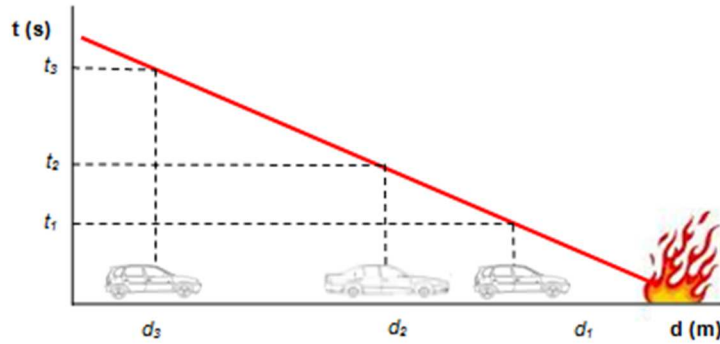


Figura 12. Dependencia lineal de $t_{pm_{ij}}^{(1)}$ con la distancia al accidente.

La distribución para $t_{pm_{ij}}^{(2)}$ se obtuvo mediante una serie de experimentos realizados en la Universidad de Cantabria en los cuales se analizó el tiempo empleado por 32 participantes en abandonar sus vehículos. El rango obtenido fue de entre 15 s y 120 s. El análisis de la muestra mostró una distribución normal de media 67.5 s. y desviación estándar de 17.5 s. Las velocidades de desplazamiento se asignaron a partir de una distribución normal teórica de media 1.25 m/s y desviación estándar 0.32 m/s, valores derivados de [83].

2.2 Test de verificación: comparativa con otros modelos

Todos los modelos requieren un proceso de verificación. En este epígrafe se recoge los resultados de la primera fase de validación de EvacTunnel para el área 2, frente a otros modelos de evacuación: GridFlow [84], STEPS [77] y Pathfinder [79].

Se realizaron dos test, el primero no se implementó ninguna conducta para analizar el correcto funcionamiento del modelo de movimiento de EvacTunnel. Para el segundo test, se consideró los parámetros de conducta con el fin de comprobar como es la precisión del modelo a la hora de representar las acciones y decisiones de los usuarios.

2.2.1 El escenario de evacuación

Como caso de estudio se tomó el Túnel de Lantueno (Autovía A-67, Cantabria – La Meseta). Este túnel tiene una longitud aproximada de 670 m, dispone de dos carriles unidireccionales con aceras a ambos lados del túnel de 2.5 m. Como escenario de evacuación, se consideró un accidente en el centro del túnel, el cual provocó una situación de congestión con 54 vehículos atrapados en el interior (49 coches y 5 camiones). Se asumió además, una ocupación de 1 persona para los camiones y 2.32 personas para los coches, con un total de 119 personas para las simulaciones (ha de tenerse en cuenta que los modelos empleados para la comparativa requieren definir el número de usuarios de manera determinista).

Test 1

Tal como se ha indicado en el apartado anterior, este primer test trató de analizar el modelo de movimiento de EvacTunnel por lo que no se implementaron valores de conducta. Es decir, se asumió un tiempo de pre-movimiento igual a 0 s, además de una velocidad de desplazamiento de todos los usuarios atrapados de 1 m/s. La tabla 22 muestra los resultados obtenidos para este test.

	Tiempo de evacuación (s)
Pathfinder	260
STEPS	257
GridFlow	258
EvacTunnel®	262

Tabla 22. Resultados para el test 1.

Tal como puede verse en la tabla 22, los resultados son similares, la diferencia que se aprecia se debe a la distribución aleatoria de los ocupantes que emplea EvacTunnel.

Test 2

El segundo test permitió validar de manera parcial el modelo frente a otros modelos de evacuación empleados en la actualidad. Ha de tenerse en cuenta que los tiempos de pre-movimiento en EvacTunnel se implementan de manera diferente al resto de modelos (GridFlow, STEPS y PathFinder), ofreciendo una respuesta escalonada.

Para representar este fenómeno y así verificar el modelo, el túnel se ha dividido en 13 secciones de 20 m cada una (*Zones* en GridFlow, *Location* en STEPS y *rectangular rooms* para PathFinder). En la primera sección se implementó una distribución normal de media 170 s y desviación estándar de 17.5 s, seguidamente se incrementó 13 s por zona, tratando de representar el “efecto dominó” del anuncio escalonado que contempla este tipo de escenarios.

Asimismo, se empleó una velocidad de desplazamiento de una ley de distribución normal con media 1.20 m/s y desviación estándar 0.20 m/s [84]. Tras realizar 100 simulaciones, los resultados se recogen en la tabla 23.

La tabla 23 muestra una comparativa de los valores medio, máximo y mínimo, además del percentil 95 del tiempo total de evacuación. Los resultados son altamente coincidentes en todos los modelos.

	Pathfinder	STEPS	GridFlow	EvacTunnel
Media	497	496	495	491
Desviación estándar	31	50	42	44
Máximo	624	742	670	671
Mínimo	429	434	419	434
Percentil 95	554	580	570	587

Tabla 23. Resultados del test 2.

Los tiempos de evacuación no varían significativamente para cada modelo. El tiempo de evacuación medio estimado obtenido por los modelos rondó los 496 s (8 min y 16 s) mientras que el modelo propuesto ofrece un valor medio ligeramente inferior de 491 s. Por otro lado, el percentil 95 es superior en EvacTunnel en comparación con el resto de modelos.

2.2.2 Discusión

La comparativa sugiere que la complejidad adicional de otros modelos puede no impactar de manera significativa en los resultados. En base a los resultados, se puede concluir que EvacTunnel ofrece resultados consistentes y razonables.

La diferencia principal es que el modelo puede ofrecer resultados en tiempo real mientras que el tiempo de cómputo y de procesamiento del resto de modelos es superior. La tabla 24 muestra una comparación sobre los tiempos de simulación y las capacidades entre los modelos de evacuación empleados para este estudio.

	Batch Run?	Tiempo de Batch Run	Tiempo de cómputo por simulación	Registra los datos	Procesamiento estadístico
GridFlow	SI	403 s	4.03s	SI	NO
STEPS	SI	400 s	4 s	NO	NO
PathFinder	No	-	84.3 s	NO	NO
EvacTunnel	SI	<5 s	<0.05 s	SI	SI

Tabla 24. Comparativa de las posibilidades de los modelos.

El *Batch run* es la capacidad de cada modelo a la hora de realizar múltiples simulaciones. PathFinder no tiene esta capacidad, lo que incrementará el tiempo de simulación.

A partir de la tabla 24 es posible ver que el modelo empleado necesita menos de 5 s para simular 100 iteraciones mientras que STEPS y Gridflow emplearán alrededor de 400 s.

Asimismo, el modelo aquí propuesto tiene la capacidad de procesar los resultados ofreciendo la media, desviación estándar, percentil, etc. en menos de 5 s. En base a los resultados que muestra la tabla 24, se puede concluir que EvacTunnel es una herramienta adecuada para el análisis de la evacuación en túneles de carretera, que puede trabajar en tiempo real y que puede ser incorporada para otro tipo de aplicaciones como la definición de planes de emergencia y estrategias de evacuación.

APLICABILIDAD DE LOS MODELOS DE EVACUACIÓN

CAPÍTULO 5:

APLICABILIDAD DE LOS MODELOS DE EVACUACIÓN

1. INTRODUCCIÓN

Desde la obtención de los primeros modelos de evacuación hasta la actualidad, la comprensión del fenómeno de la evacuación, en especial en lo relativo a la conducta humana, y el rápido desarrollo de las capacidades computacionales, ha llevado a que estos modelos se hayan aplicado con otras finalidades más allá del *Performance Based Design*, como por ejemplo, el uso para análisis forense o el apoyo en el desarrollo de planes de auto contingencias. Asimismo, el rango de posibles escenarios donde pueden aplicarse este tipo de modelos también ha aumentado de manera considerable.

A parte de estas aplicaciones (diseño, planificación o estudios forenses), cabe destacar el empleo de los modelos de evacuación para la gestión en tiempo real de edificaciones y otro tipo de infraestructuras. Esta última aplicación, es el caso de mayor complejidad debido a la necesidad de precisión y bajo coste computacional para la ejecución del modelo en tiempo real.

La base metodológica expuesta en el capítulo 3 de la presente Tesis Doctoral, así como los casos de aplicación que se recogen en el capítulo 4, ponen de manifiesto las posibilidades reales que tienen en la actualidad los modelos computacionales de evacuación para realizar un *análisis en tiempo real* con una precisión adecuada, aplicando un enfoque estocástico. Estas capacidades permiten la transferencia de los Modelos de Simulación Computacional de Evacuación al ámbito de la gestión de emergencias en tiempo real.

Por esta razón, el artículo IV muestra la aplicación de este tipo de enfoque, a través de la integración del modelado estocástico de simulación computacional, en un sistema de apoyo a la toma de decisiones en tiempo real para túneles de carretera [85, 86]. A continuación se resume los trabajos descritos en dicho artículo.

2. SISTEMA DE APOYO A LA TOMA DE DECISIONES

Actualmente la seguridad en los túneles de carretera depende de tres factores principales: (1) diseño del túnel, (2) gestión del túnel y (3) respuesta frente a una emergencia. Sin embargo, se encuentra limitada a una aproximación tradicional, enfocada en el diseño del túnel y sus instalaciones, análisis de riesgos y planes de contingencias.

La prevención resulta un factor clave pero no resuelve el problema una vez que el accidente ha ocurrido. Establecer un plan de gestión de emergencias apropiado y aumentar la velocidad y efectividad en la respuesta del responsable de la seguridad [87], permite minimizar el riesgo de heridos y muertos en este tipo de entornos [87].

El operador del túnel es la persona encargada de afrontar una situación de emergencia, además de establecer comunicación tanto con los ocupantes como su supervisor y los servicios de emergencias [88]. En muchos casos, las decisiones del operador se basan en protocolos fijos que no cubren todas las posibles situaciones que pueden darse durante el desarrollo de una emergencia. Asimismo, algunas decisiones críticas como la evacuación, pueden depender no solo del operador sino de otras autoridades.

Por estas razones, la información inicial debe ser tan clara y completa cómo es posible. Actualmente, la tecnología puede ser clave para mejorar la efectividad en la gestión de emergencias y la seguridad de las personas en los túneles de carretera. La ventaja de emplear un Sistema de Apoyo a la toma de Decisiones (DSS) para la gestión de emergencias en situaciones complejas es conocida.

El DSS que aquí se presenta, analiza una situación que está ocurriendo y guía el curso de acciones para enfrentarse a dicha emergencia. Asimismo, el sistema ofrece estimaciones en tiempo real sobre la gravedad de la emergencia, el tiempo requerido para la evacuación (RSET) y los tiempos de rescate.

2.1 Descripción del sistema

Los túneles de carretera cuentan con unas instalaciones tales como el Sistema de Detección Automática de incidentes (DAI), el CCTV u otros como los postes SOS o sistemas de detección de incendios, los cuales ofrecerán al operador del centro de control, el aviso automático sobre la ocurrencia de una emergencia.

En esta primera versión del DSS o Sistema de Apoyo a la Toma de Decisiones será el operador el encargado de introducir de manera manual la información requerida acerca del accidente: la ocurrencia de incendio o vertido, personas heridas y la cantidad de vehículos involucrados y atrapados. Ha de tenerse en cuenta que versiones posteriores del DSS incluirán una mayor automatización, en la que esta información vendrá dada directamente por los sistemas instalados en el túnel.

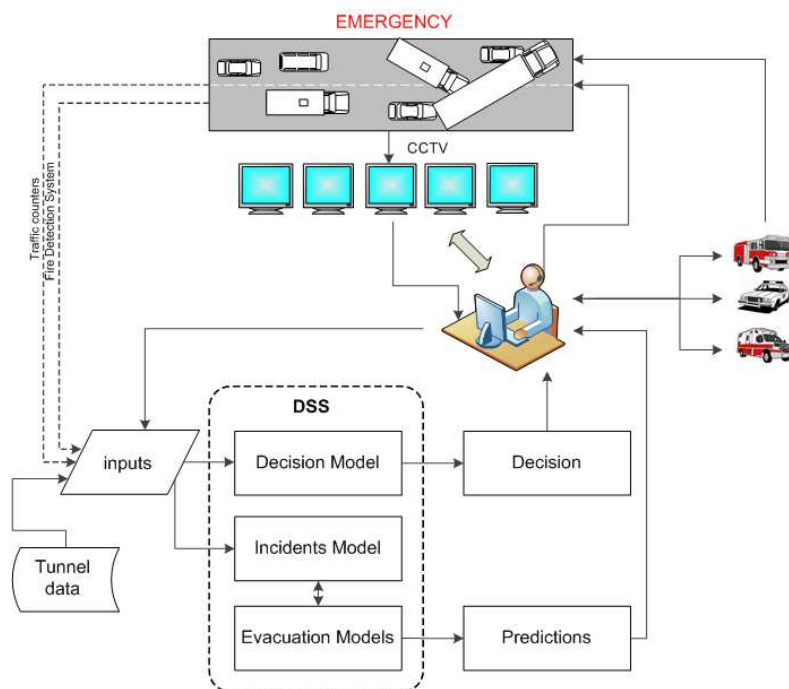


Figura 13. Esquema del sistema de apoyo a la toma de decisiones o DSS.

Inicialmente, el sistema ofrece la propuesta de decisiones adecuadas a la emergencia, de acuerdo con el plan de autoprotección del propio túnel. Asimismo, el DSS ofrece información adicional sobre: 1) la estimación de la gravedad del accidente a través del número de personas involucradas y el número de heridos o gravemente heridos y 2) los tiempos de evacuación para las personas involucradas y atrapadas en el túnel, cuando ésta decisión esté incluida en la propuesta. Esta información resulta de gran interés durante la comunicación entre el operador y los servicios de emergencia.

Tal como muestra la figura 13, el DSS está integrado por tres modelos 1) modelo de incidentes, 2) modelo de evacuación y 3) modelo de decisiones, estos tres modelos se encuentran conectados. Los resultados del módulo de incidentes son datos de entrada a los modelos de evacuación y decisiones. Estos resultados se dividen en: 1) estimaciones sobre los usuarios, y 2) ubicación del accidente.

El modelo de decisiones procesa la información y muestra las acciones a acometer, tales como cerrar el túnel, informar y/o activar a los medios propios del túnel y/o los medios de intervención e informar a los usuarios del túnel. Si la evacuación es requerida, entonces el modelo de evacuación simula los procesos de auto-rescate y rescate, ofreciendo información sobre los posibles resultados en tiempo real. Asimismo, el sistema permite la retroalimentación. Esto significa que el operador podrá recibir nueva información a medida que las características del accidente cambien. El DSS permite analizar posibles situaciones y escenarios en cuestión de unos pocos segundos. La figura 13 muestra el esquema del DSS.

El DSS emplea un determinado grupo de datos de entrada de acuerdo con el túnel específico el cual se incluye dentro de un archivo de extensión *.ds1 (datos del túnel). Este archivo contiene dos tipos de datos:

1. Características del túnel. Número de carriles, número de cámaras de seguridad, largo y ancho del túnel, distancia a la primera cámara y entre cámaras, altura y ángulos focal y visual, número de salidas de emergencia, distancia a la primera salida de emergencia y distancia entre salidas de emergencia.
2. Datos de probabilidad. Probabilidad de personas heridas, gravemente heridas y fallecidos y probabilidad de personas heridas en un accidente no grave. El archivo emplea valores por defecto obtenidos del procesamiento de bases de datos de accidentalidad en túneles a nivel internacional. Sin embargo, sería posible mejorar la precisión de los valores de probabilidad incluyendo una base de datos más amplia de los accidentes o considerando los accidentes en el túnel de aplicación o área geográfica. Asimismo, este archivo incluye datos sobre la ocupación de los vehículos (vehículos ligeros, vehículos pesados y autocares). Los datos de probabilidades son datos de entrada en el programa auxiliar *paramSI.exe* y puede ser modificado en cualquier momento por el usuario.

A continuación se explica de manera resumida el funcionamiento de cada uno de los modelos que integran el DSS.

2.2 Modelo de incidentes

El modelo de incidentes se basa en el álgebra booleana, la teoría de la probabilidad y el modelo de caja negra [89]. La tabla 25 resume los datos de entrada que requiere el modelo de incidentes y por lo tanto el DSS.

Variables booleanas	Variables numéricas	
¿existe un incidente?	Nº de carriles cortados	Nº de autocares involucrados
¿ha ocurrido un incendio?	Nº de cámaras de seguridad	Nº coches involucrados
¿hay heridos?	Nº vehículos involucrados	Nº vehículos atrapados
¿se trata de un incidente grave?	Nº de camiones involucrados	Tiempo de detección

Tabla 25. Datos de entrada al DSS.

El túnel de carretera se puede dividir en dos áreas (ver figura 14): área 1, que incluye a todos los vehículos involucrados en el accidente y área 2 o zona donde se encuentran atrapados el resto de vehículos en el interior del túnel, sin afectación directa por el accidente.

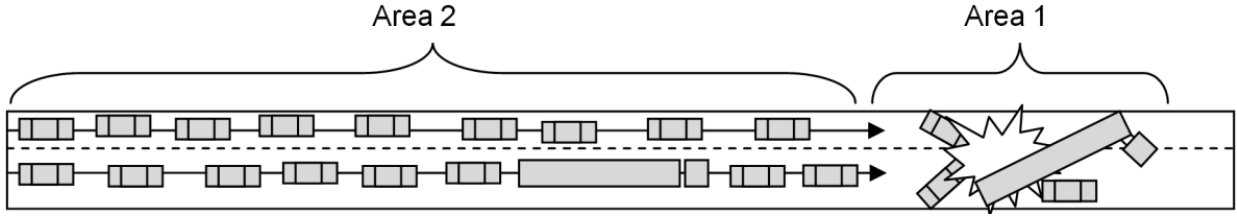


Figura 14. Descripción espacial del túnel.

En base a la sectorización del espacio, las ecuaciones lógico matemáticas que definen el modelo de incidentes son las siguientes:

1) Ubicación del incidente

- Distancia desde la boca de entrada hasta el inicio del área 1 (d'_{I1}):

$$d'_{I1} = \begin{cases} d_{GAL_i} & \text{si } A_G = (i \geq 1) \wedge [(d_{SI} - d_{GAL_i}) < (d_{SI} - d_{GAL_j})] \wedge (j < i) \\ 0 & \text{si } \overline{A_G} \end{cases} \quad (57)$$

Donde:

d_{SI} – distancia desde la boca de entrada hasta el lugar del incidente;

d_{GAL_i} – distancia desde la boca de entrada hasta la galería de emergencia i ;

j – número de cada galería de emergencia en el interior del túnel.

La ecuación 57 muestra que la distancia d'_{I1} es la distancia hasta la galería de evacuación ubicada justo antes del accidente si dispone de ella, en caso contrario esta distancia es cero. La distancia hasta cualquiera de las galerías de evacuación se calcula de la siguiente manera:

$$d_{GAL_j} = d_{GAL_1} + j \cdot \Delta_{GAL} \quad \text{for } 0 \leq j \leq m_{GAL} \quad (58)$$

Donde

d_{GAL_1} – distancia hasta la primera galería de evacuación;

Δ_{GAL} – distancia entre galerías;

m_{GAL} – número total de galerías.

- Distancia desde la boca de entrada hasta el final del área 1 (d'_{I2}).

$$d'_{I2} = \begin{cases} d_{GAL_K} & \text{if } A_{G1} \wedge a'_{BIDIREC} \\ L_T & \text{if } A_{G1} \wedge a'_{BIDIREC} \\ d_{SI} + \frac{\Delta_{CAM}}{3} & \text{if } A_{G1} \wedge a'_{BIDIREC} \end{cases} \quad (59)$$

Donde

$$A_{G1} = (k \geq 1) \wedge [(d_{GAL_k} - d_{SI}) < (d_{GAL_j} - d_{SI})] \wedge (j < k) \quad (60)$$

d_{GAL_K} – distancia desde la boca de entrada del túnel hasta la k-ésima galería;

L_T – longitud del túnel

Cuando la bidireccionalidad es posibles, la ecuación 59 muestra que d'_{I2} es la distancia hasta la galería inmediata al área del accidente (d_{GAL_K}) o la longitud del túnel (L_T) en el caso de no existir galerías de evacuación. Si la evacuación tan solo es posible en una dirección, d'_{I2} se asume como la distancia hasta el accidente más una tercera parte de la distancia entre cámaras de seguridad.

- La distancia desde la boca de entrada hasta el final del área 2 (d'_{II}) se asume como las distancia hasta la cámara de vigilancia que ha detectado el accidente.

$$d'_{II} = d_{CAM} (n_{CCTV}) \quad (61)$$

2) Estimación de la gravedad de la emergencia

- Número de personas a evacuar del área 1 (n'_{IT}). Esta variable depende del número y tipología de vehículos directamente implicados en el accidente y la ocupación de cada uno de ellos.

$$n'_{IT} = k_{LV} \cdot n_{LVDI} + k_{HV} \cdot n_{HVDI} + k_{BV} \cdot n_{BVDI} \quad (62)$$

Donde:

k_{LV} , k_{HV} , k_{BV} - coeficiente de ocupación para vehículos ligeros, pesados y autocares.

Estos coeficientes vienen definidos por el usuario en el programa auxiliar *ParamSI.exe*.

n_{LVDI} , n_{HVDI} , n_{BVDI} - número de vehículos ligeros, pesados y autocares directamente involucrados en el accidente. Estos valores son introducidos por el usuario del Sistema.

- Número de personas afectadas por el accidente – movilidad normal (n'_{INM}), movilidad reducida (n'_{IRM}), y movilidad asistida (n'_{IAM}).

Estos valores dependen del número y tipología de vehículos directamente involucrados en el accidente. Se obtiene en términos de probabilidad de ocurrencia ($P(NM|A_{GSI})$, $P(RM|A_{GSI})$, $P(AM|A_{GSI})$), estas probabilidades se basan en un análisis estadístico de la base de datos de accidentes de túneles. Asimismo, estos valores pueden modificarse fácilmente desde el programa auxiliar *ParamSI.exe*.

$$\begin{aligned} n'_{INM} &= P(NM|A_{GSI}) \cdot n'_{IT} \\ n'_{IRM} &= P(RM|A_{GSI}) \cdot n'_{IT} \\ n'_{IAM} &= P(AM|A_{GSI}) \cdot n'_{IT} \end{aligned} \quad (63)$$

- Número de personas atrapadas en el área 2 (n'_{IIV}).

$$n'_{IIV} = k_{LV} \cdot n_{LV} + k_{HV} \cdot n_{HV} + k_{BV} \cdot n_{BV} \quad (64)$$

Donde:

k_{LV} , k_{HV} , k_{BV} - coeficiente de ocupación para vehículos ligeros, vehículos pesados y autocares. Estos coeficientes se consideran parámetros aleatorios uniformemente distribuidos [1, 5] para vehículos ligeros, [1, 2] para vehículos pesados y [20, 40] para autocares.

n_{LV} , n_{HV} , n_{BV} - número de vehículos de cada tipología (vehículos ligeros, pesados y autocares) atrapados en el área 2. Estos valores se introducen actualmente al sistema de manera manual por el usuario, sin embargo futuros desarrollos del software permitirá introducir estos valores de manera automática a través de los datos obtenidos de los aforadores instalados en el túnel.

Por lo tanto, el modelo de incidentes ofrece al operador la información acerca de la ubicación del accidente, además de una estimación sobre la gravedad de la situación mediante el pronóstico del número de heridos leves y graves.

Tal como se ha indicado anteriormente, el DSS está integrado por tres modelos diferentes, donde los datos de entrada y salida de cada modelo están relacionados de algún modo. Asimismo, los resultados obtenidos por el modelo de incidentes, permite al operador del túnel obtener una visión sobre las posibles consecuencias del accidente con una probabilidad dada.

2.3 Modelo de evacuación

El desarrollo de este modelo, así como su validación con otros modelos computacionales de evacuación, se recoge en el capítulo 4 de la presente tesis. En base a los resultados obtenidos por el modelo de incidentes acerca del número de personas atrapadas en el área 1 (movilidad normal, reducida y asistida) y en el área 2, EvacTunnel calculará en cada una de las áreas, el tiempo total de evacuación empleando un enfoque estocástico, a través de los métodos de Monte Carlo.

2.4 Modelo de Decisiones

Para el desarrollo del modelo de decisiones se aplicó la metodología de Sistemas Expertos. Este modelo procesa la información recibida por parte de los modelos de incidentes y evacuación y muestra por pantalla una propuesta de acciones para afrontar la situación de emergencia de una manera apropiada.

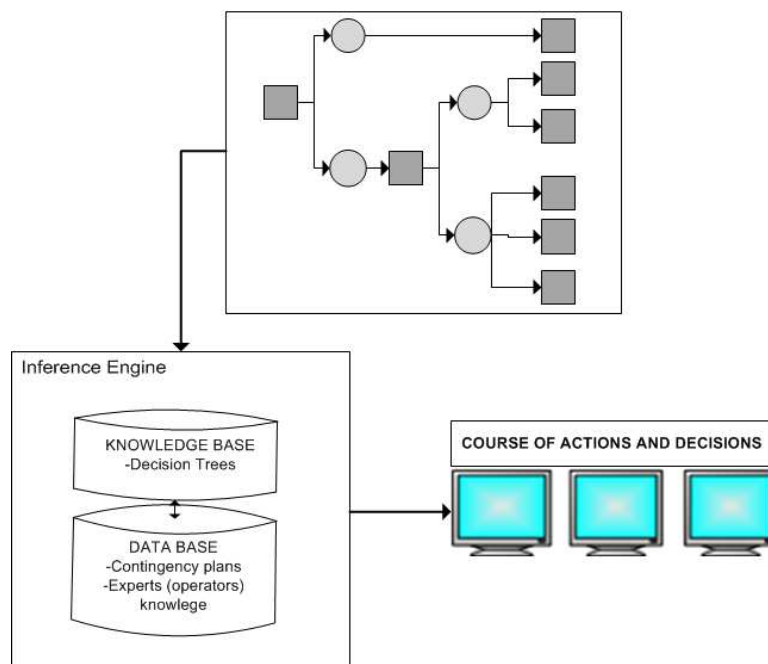


Figura 15. Esquema del modelo de decisiones.

Esta función permite al sistema ir más allá de la toma de decisiones tradicional incluyendo las decisiones de informar a los usuarios del túnel y a los servicios de emergencias acerca de la evacuación.

En base al plan de auto contingencias y al conocimiento de los expertos (operadores de túneles), el modelo analiza situaciones reales a través de árboles de decisiones y muestra las acciones y decisiones propuestas (base de conocimiento, base de datos y motor de inferencia) para afrontar una emergencia de la manera más adecuada. La figura 15 muestra el esquema del modelo de decisiones, el cual considera las siguientes acciones y decisiones:

- Activar los servicios de explotación del túnel
- Informar a los servicios de emergencia
- Activar a los servicios de emergencia
- Cerrar el túnel
- Informar a los usuarios del túnel
- Activar la iluminación máxima
- Evacuación
- Bidireccionalidad de área 1
- Cantidad de carriles obstruidos

Debe tenerse en cuenta que esta toma de decisiones está basada en los planes de auto contingencias de los túneles españoles (Dirección General de Carreteras, 2011) [90]. Futuros desarrollos del sistema incluirán casos de aplicación más complejos respecto a los túneles y a las situaciones de emergencia (p.e. activación de la ventilación, señalización de las rutas de evacuación adecuadas, etc.) y un rango de decisiones más amplio como por ejemplo diferentes mensajes de voz para distintas zonas del túnel, etc.

3. APLICACIÓN DEL SISTEMA DE AYUDA A LA TOMA DE DECISIONES

El DSS se aplicó a diferentes situaciones de emergencia hipotéticas en el túnel de Lantueno (Cantabria – La Meseta), considerando los siguientes escenarios:

- Escenario 1. Accidente cerca de la entrada del túnel (Cámara 1, Zona 3). 24 vehículos (21 vehículos ligeros y 3 pesados)
- Escenario 2. Accidente en el centro del túnel (Cámara 1, Zona 3). 64 vehículos (56 vehículos ligeros y 8 vehículos pesados).
- Escenario 3. Cerca de la salida del túnel (Cámara 5, zona 2). 136 vehículos (120 vehículos ligeros y 16 vehículos pesados).

La tabla 26 recoge los diferentes casos o situaciones de emergencia considerada, así como el número de vehículos involucrados en el accidente para cada uno de los escenarios.

Caso	Incendio	Heridos	Serio	Carriles bloqueados	Vehículos ligeros	Vehículos pesados	Bus
1				1	1	0	0
2				2	0	1	0
3		x	x	1	2	0	0
4		x	x	2	3	1	0
5	x	x	x	1	1	1	0
6	x	x	x	2	4	2	0

Tabla 26. Datos de entrada de los casos considerados para la aplicación del sistema de ayuda a la toma de decisiones.

Tal como se ha indicado, los resultados del DSS se pueden agrupar en:

- Información del incidente
- Resultados de evacuación
- Resultados sobre las decisiones

El DSS ofrece una estimación sobre la gravedad del accidente (número de personas con movilidad normal, movilidad reducida y movilidad asistida). Esta información está basada en el número y tipología de vehículos involucrados en el accidente. A modo de ejemplo, la tabla 27 muestra los resultados obtenidos para el escenario 2.

Movilidad	Caso 1	Caso 2	Caso 3	Caso 4	Caso 5	Caso 6
Normal	2	1	1	2	1	3
Reducida	1	1	2	3	2	4
Asistida	0	0	3	4	2	5
Total	3	2	6	9	5	12

Tabla 27. Estimación de la gravedad de la emergencia.

En el caso 6 donde se encuentra el mayor número de vehículos involucrados, el sistema detecta el mayor número de personas afectadas por el accidente. Sin embargo, en el caso 1 (3 personas) y caso 2 (2 personas) muestra que las personas afectadas son asimismo influenciadas por el tipo de vehículo (un vehículo ligero frente a un vehículo pesado). Los casos 3, 4, 5 y 6 muestran como la estimación del número de personas asistidas (calificados como heridos graves) depende de la detección de un incidente considerado serio.

Con respecto a la evacuación del túnel, esta se decretará en el caso de detectarse un incendio (caso 5 y caso 6). La evacuación es analizada en el caso 6 para los escenarios 1, 2 y 3. Se realizaron 1000 simulaciones para cada uno de los escenarios. La tabla 28 muestra los resultados para cada una de las áreas en los escenarios 1, 2 y 3.

			Escenario 1	Escenario 2	Escenario 3
AREA 1	Normal	Media (s)	210	465	368
		Percentile 95 (s)	263	675	514
	Reducida	Media (s)	348	870	671
		Percentile 95 (s)	548	1635	1233
	Asistida	Media (s)	1773	2034	1932
		Percentile 95 (s)	1845	2451	2305
	Tiempo Total de Evacuación	Media (s)	1777	2094	1968
		Percentile 95 (s)	2105	2489	2331
AREA 2	Tiempo Total de Evacuación	Media (s)	138	609	2217
		Percentile 95 (s)	155	680	3021

Tabla 28. Resultados de evacuación para los casos de evacuación.

El tiempo de evacuación para las personas con movilidad normal es mayor en el Escenario 2 (centro del túnel). El tiempo de evacuación para las personas con movilidad normal es mayor en el Escenario 2 debido a que las salidas en el escenario 2 y 3 están cerca de la salida y la entrada el túnel respectivamente, de manera que las distancias de evacuación, y por lo tanto los tiempos de evacuación, son menores,

A continuación, la tabla 29, muestra las decisiones ofrecidas por el sistema para el Escenario 1 (similar al Escenario 2 y Escenario 3).

	Casos					
	1	2	3	4	5	6
Activar los servicios de explotación	x	x	x	x	x	x
Informar a los servicios de emergencia	x					
Activar a los servicios de emergencia		x	x	x	x	x
Cierre del túnel		x		x	x	x
Maximo nivel de iluminación					x	x
Informar a los usuarios	x	x	x	x	x	x
Bidireccionalidad	x		x		x	
Evacuación					x	x

Tabla 29. Propuesta de decisiones para el Escenario 1.

Tal como muestra la tabla 29, las decisiones coinciden con los planes de auto contingencias con el cual trabaja el operador del túnel. Así por ejemplo en todos los casos, los servicios de explotación del túnel alertados de la situación, al igual que se informa a los usuarios del túnel. En aquellos casos donde se detecta incendio, ocurrencia de heridos o cierre del túnel, los servicios de emergencia son activados (Casos 2, 3, 4, 5, 6 y 7) en caso contrario tan solo se les informa de la situación. Asimismo en caso de incendio, el nivel de iluminación se aumenta al máximo y se decreta evacuación (caso 5 y 6).

CONCLUSIONS

CAPÍTULO 6:

CONCLUSIONS

This chapter summarizes the principal conclusions reached during this PhD Thesis. The main objective of the present work was to establish a methodology for selecting a deterministic instead of a stochastic approach in computer evacuation modelling. To do this, chapter 2 (paper I) presented two methods: Exact Method and a Priori Method, to analyze the uncertainty of an evacuation scenario and to quantify the error that a deterministic approach can cause in the evacuation modelling of that environment.

The Exact Method allows quantifying the relative error of the main output - the evacuation time - when using a deterministic approach. This method proposes an acceptance criterion that defines if this relative error is acceptable ($\delta(T_{eva}) \leq 0.15$). However, this method requires the use of a stochastic evacuation model. In the other hand, the a Priori Method defines when it is possible to use a deterministic approach based on the uncertainty of the random input parameters ($C_v(x_j) \leq 0.0388$). It should be noted that this Thesis establishes a defined level of acceptance for both methods; however, the final user will be responsible for accepting or rejecting the deterministic approach.

Both methods were applied to two scenarios: a passenger train and a road tunnel. As table 4 showed, when the a Priori Method is applied to a passenger train, the coefficient of variation of each independent variable suggests to reject the deterministic approach for evacuation modelling, with values bigger than 25%.

This suggestion is verified when the Exact Method is used, through the stochastic evacuation model EvacTrain. A total of 18 cases were analyzed, table 5 shows that the relative error for all the cases exceed the proposed level of acceptance 15%.

For road tunnels, the a Priori Method rejected the deterministic approach with coefficients of variation greater than 25% (0.259 for the variable τ_{pm} and 0.401 for variable v_d). Furthermore, the application of the Exact Method for the evacuation model EvacTunnel shows that the rejection is justified, and the use of a deterministic approach in evacuation modelling can cause an error greater than 100 %.

The application of a Priori and Exact Methods showed that the high level of uncertainty in the analyzed scenarios – passenger trains and road tunnels – requires a stochastic evacuation model. Otherwise, significant errors can be found in the egress calculations.

Another objective of this PhD Thesis was to establish the general basis for developing stochastic evacuation models. Two aspects were presented 1) statistical process of input and output variables and 2) stochastic simulations through Monte Carlo methods.

The first part proposed a number of statistical methods that enable fitting the Probability Distribution Function of the input and output variables to a known law (normal, log normal or uniform) or estimating it through the histogram.

To test the fitting and estimation methods, a computational program was obtained. This software introduces a sample from a *.txt* file and fit it to a normal, log normal or uniform distribution. Otherwise, it estimates the probability distribution function through the histogram. The program used the proposed methods for analyzing sixteen previously generated samples: four normal, four lognormal, four uniform and four exponential probability distributions (the last type of distribution was used to test the estimation through histogram). Moreover, the computational program was used for analyzing seven real samples of pre-movement times.

The analysis of both, the generated and the real samples, confirmed that the proposed methods work adequately and can be used for the statistical treatment of inputs and outputs variables in evacuation modelling

In the other hand, this Thesis proposed the use of Monte Carlo methods for stochastic simulations. The monte Carlo methods perform a multiple simulation by generating and introducing the random values of input variables. Different algorithms (parametric and non-parametric) for generating random variables were used: Box-Muller, piece wise linear, Kernel – Gauss and Kernel - Epanechnikov.

The efficiency of each method was studied by analyzing the weighted relative error of the statistical parameters: mean, standard deviation, skewness and kurtosis. To do this, a computational program was developed. From an input sample of data, the software generates a sample and calculates the relative error of each statistical parameter by comparing the input and generated samples.

Eight samples were analyzed (three normal, three log normal and two uniform). As table 19 showed, Box-Muller presented the smallest weighted relative error ($E_{rel,ponderado} = 0.3160$). However, it should be noted that this method requires that the sample belong to a known probability distribution function.

In order to obtain a general methodology for generating random variables from a known or unknown distribution, the non-parametric methods were more appropriate.

For this reason, looking at the results from table 19, it was possible to conclude that the *piece wise linear method* obtains the most accurate generation of variables ($E_{rel.ponderado} = 0.38$).

As application cases for (1) the methodology of selecting a stochastic or determinist approach and (2) the use of the basis for the stochastic modelling, this PhD Thesis presented two evacuation models: EvacTrain and EvacTunnel (papers II and III).

For the first evacuation model EvacTrain, the specific behavioral input variables were studied through the analysis of drills and experiments. This analysis suggested that current evacuation models underestimate the human behaviors in passenger trains.

The evacuation process in this kind of scenarios is more complex than buildings and passenger's movement depends on the physical conditions (narrow spaces) and other individual's response. Furthermore, the analysis of drills and experiments showed that passengers could perform different actions during the evacuation (waiting for others, taking belongings from their seats or taking the baggage from the luggage compartment) that can block the aisle and the continuous evacuation movement.

The basis for stochastic evacuation modelling proposed in this PhD Thesis were employed for obtaining the model EvacTrain. After introducing the random variables – previously treated with the proposed statistic methods - Monte Carlo methods were employed for obtaining the sample of total evacuation times, which was statistically treated.

EvacTrain was partially validated against a drill and other evacuation models (STEPS, FDS+Evac and PathFinder). Results showed that the other models hardly represent the specific behaviors in this kind of scenarios. Those models permit the user to input a sole pre-movement time as a random variable; however, they do not represent any other stop during the egress movement as EvacTrain does.

As the second application case, the general basis was used for developing EvacTunnel, a stochastic evacuation model for a road tunnels. EvacTunnel considers the tunnel as a continuous space in which the movement equations are also continuous and it depends on the pre-movement times and the walking speeds.

EvacTunnel was partially validated against the models STEPS, PathFinder and Gridflow. Results showed that the model works correctly by obtaining similar results (the mean evacuation times differs less than 7 s and the percentile 95 differs less than 34 s.), but in less than 5 s.

The final goal of the present work was to show the capabilities of stochastic evacuation modelling for its further transfer. From the different application fields such as planning, design and the real – time management, the last one presents the most complexity due to it requires a high efficiency and a low computational cost. The paper IV, presents the applicability of stochastic models for decision support in real time for emergency management in road tunnels.

This paper presented a system that provides real time decisions to manage an emergency in a road tunnel. The DSS - decision support system - is integrated by three models: 1) incidents model, 2) evacuation model and 3) decisions model. The incident model estimates the number of injured and trapped people inside the tunnel.

This information obtained by the incidents model (location of the accident and the estimation of injured and trapped people) will be useful for the tunnel operator and the emergency services for forecasting the consequences of the emergency. Furthermore, if the evacuation is necessary, the system performs egress calculations in real time from the specific stochastic evacuation model EvacTunnel, by considering the current situation - number of injured, seriously injured and trapped people, location of the emergency, etc.

This information will be critical because declaring the evacuation is a complicated decision that currently does not only depends on the tunnel operator but the external authorities, which are not directly involved in the development of the emergency, and they require more information about the event.

An application tunnel was implemented into the system in order to show that the DSS works correctly for several hypothetical emergencies (the obtained decisions corresponded with those established in the emergency protocols). Furthermore, the system works in real time and provides information about the possible consequences of the emergency and the evacuation processes.

In general, it is shown the viability of the proposed methodology for selecting a deterministic or stochastic modelling in egress calculation, the general basis for the development of stochastic evacuation models and the applicability of this approach in other fields apart from the performance based design such as the real time emergency management. This permits the future research lines to be established in the following chapter.

FUTURAS LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN

CAPÍTULO 7:

FUTURAS LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN

Los resultados de la presente Tesis Doctoral han plasmado un punto y seguido en el estudio del fenómeno de la evacuación y el empleo de herramientas computacionales para su simulación y su mayor comprensión. Esta profundización en el fenómeno abre las puertas a continuar trabajando en diferentes líneas de investigación.

Resulta evidente la utilidad a la hora de aplicar la metodología propuesta a otro tipo de escenarios que por sus características, la falta de datos experimentales y de trabajos de investigación, han quedado fuera de esta Tesis Doctoral y requieren un análisis específico posterior.

Dada la sensibilidad de los mismos, resulta de especial interés el estudio del proceso de evacuación de personas vulnerables donde el tradicional enfoque de auto-rescate no resulta válido, como son los recintos con niños, las áreas hospitalarias o en general las zonas que albergan personas con algún tipo de discapacidad - temporal o permanente - ya sea física o mental, la cual imposibilita una evacuación de manera independiente y requiere de la actuación y/o apoyo de otras personas para acometerla.

Por otro lado, la temática que presenta la Tesis Doctoral presenta un dilema debido a las implicaciones que pueden conllevar aplicar un enfoque determinista en el análisis del proceso de evacuación. Por esta razón, resulta de especial importancia continuar ahondando en los criterios de aceptación a la hora de seleccionar el tipo de enfoque dentro del modelado y simulación computacional de evacuación.

Debido al impacto en los resultados, con respecto a las bases generales expuestas en el capítulo 3, es necesario continuar analizando métodos estadísticos que permitan ajustar las muestras de datos de entrada y salida a otro tipo de Funciones de Distribución de Probabilidad, así como métodos para su estimación, de manera que todas estas variables (de entrada y salida), queden caracterizadas de la manera más precisa posible. A partir de esta selección de métodos, será necesario trabajar en el desarrollo computacional de los mismos y su implementación, tanto en los casos estudiados en esta Tesis (EvacTunnel y EvacTrain), como en futuros modelos estocásticos de evacuación.

Del mismo modo, posteriores versiones de los modelos computacionales de evacuación, incluirán además del método de Box-Muller con el cual actualmente trabajan, los métodos computacionales de generación de piece-wise linear.

Respecto a los escenarios concretos de aplicación que se presentan en esta Tesis Doctoral, los trenes de viajeros y los túneles de carretera, resulta necesario incrementar el conocimiento en especial a lo relativo a la conducta humana en ambos entornos.

En este aspecto se debe continuar los trabajos de recogida de datos que permitan ampliar el número de escenarios y situaciones que representan estos modelos estocásticos de evacuación, además de continuar con las labores de validación para este tipo de escenarios.

Finalmente, la flexibilidad que ofrece este tipo de modelado apoyado por una programación modular orientada a objetos, abre la posibilidad de continuar trabajando en otro tipo de aplicaciones para este tipo de herramientas computacionales, como por ejemplo su adaptación para la metodología de análisis de riesgos en túneles de carretera de España.

PUBLICACIONES



A new method for assessing the application of deterministic or stochastic modelling approach in evacuation scenarios



D. Alvear*, O. Abreu, A. Cuesta, V. Alonso

GIDAI Group – Fire Safety – Research and Technology, University of Cantabria, Ave. Los Castros, s/n, 39005 Santander, Spain

ARTICLE INFO

Article history:

Received 25 June 2013

Received in revised form

28 January 2014

Accepted 22 February 2014

Available online 15 March 2014

Keywords:

Computer and simulation modelling

Evacuation

Deterministic approach

Stochastic approach

Passenger trains

Road tunnels

ABSTRACT

The utilisation and importance of evacuation simulation models have grown due to their capabilities in the prevention, management and subsequent analysis of emergencies, and their contribution to protecting human life. Although several evacuation models for different types of scenarios exist in the field of fire safety engineering, it should be noted that most of these employ a deterministic approach. However, the evacuation process is a highly random phenomenon that is subject to the variability of human behaviours and other risk factors pertaining to an emergency.

This paper studies the effect of using a deterministic instead of a stochastic approach in evacuation modelling. In this sense, two methods are proposed: (1) an exact method, which analyses the relative error when a deterministic approach is used and also offers acceptance or rejection criteria and (2) an a priori method, which predicts when a deterministic approach can be accepted or rejected by considering the independent variable characteristics of the corresponding model. Both methods are applied to two evacuation scenarios: 1) passenger trains and 2) road tunnels. These application cases show the usefulness of these two methods. Furthermore, this paper shows the necessity of continuing to study the influence of diverse factors in deterministic or stochastic modelling for evacuation analysis.

© 2014 Elsevier Ltd. All rights reserved.

1. Introduction

During the last decades, the use of egress models for managing emergency situations in different situations and scenarios has grown [1–4]. These models overcome the difficulties or impossibility [5,6] of performing realistic and expensive evacuation drills for different environments (building types, facilities, transport types, etc.) that would allow preventive and management strategies for human safety to be obtained. Evacuation modelling allows different scenarios to be simulated by considering the physical characteristics of the scenario, people involved and emergency conditions. These models have been applied [7] mainly for the following purposes.

Performance-based analysis: this is applied mainly for new and existing buildings in order to evaluate the design and evacuation procedures [8,9].

Forensic analysis: this allows an evacuation process that occurred in the past to be reconstructed in order to analyse possible failures and inefficiencies.

Management: this use of models allows real-time simulations in order to establish rapid and efficient management during evacuation procedures.

The literature includes a few evacuation model reviews [1,3,4]. These reviews show that, apart from their use in the field of transportation (ships, aircraft, and trains) [10,11], most egress models have been employed mainly for application to buildings and they have also been used (adapted) for other kinds of scenarios.

The evacuation is a highly random phenomenon, due to the uncertainty of both human behaviour and the development of the emergency itself [12]. In some cases the uncertainty can be associated with the early stage of the experimental research as well. Models use distribution laws to treat the randomness of human actions and decision inputs; however, they essentially use a deterministic approach for outputs, since they produce only one sample of possible results.

The importance of a stochastic approach in evacuation analysis was expressed by Jason Averill in [12]. However, it is clear that this approach is more complex than deterministic modelling in terms of data collection and processing, computational sophistication and run times, output processing, etc.

The purpose of this study is to investigate how a deterministic and a stochastic approach each affect one of the main results in evacuation modelling (total evacuation time or the time in which the last person reaches a safe area).

* Corresponding author. Tel.: +34 942201826, fax: +34 942202276.

E-mail addresses: alveard@unican.es (D. Alvear), abreu@unican.es (O. Abreu), cuestaar@unican.es (A. Cuesta), alonsovir@unican.es (V. Alonso).

A priori and exact methods are presented to analyse the impact of using a deterministic instead of a stochastic approach. Furthermore, criteria for selecting the appropriate approach for application scenarios are proposed. Finally, the application of these methods to two stochastic models, EvacTrain 1.0 and EvacTunnel 2.0, is studied. The challenge is to obtain equilibrium between the accuracy of the results and the efficiency of the model.

2. Determinism or randomness: exact method

All the processes of nature are essentially random [13], because they are based on a set of unpredictable factors that cause the results to vary according to chance. However, in some cases this influence can be minor or even imperceptible. We can obtain the mathematical representation of this circumstance. Let us consider the phenomenon's result as a set of variables:

$$Y = \{\bar{y}_i + \varepsilon_i\} | i = 1, n \quad (1)$$

where $\bar{y}_i$ is the mean value of variable y_i , ε_i the random fluctuation of variable y_i and n the total number of variables that characterise the phenomenon or process.

For practical purposes, if we assume a deterministic approach, the phenomenon would be defined by average characteristic variables. Therefore, a relative error $\tilde{\delta}$ would be assumed:

$$\tilde{\delta} = \{\delta_i\} = |\varepsilon_i|/\bar{y}_i | i = 1, n \quad (2)$$

In order to assume a deterministic approach, we should consider an acceptable relative error $\tilde{\delta}$. It should be noted that the acceptable $\tilde{\delta}$ can be different for each of the parameters that characterise an evacuation process.

However, we assume the same acceptable $\tilde{\delta}$ for all these variables. It should be noted that the acceptable error is strongly influenced by the type of analysis and the application scenario. Therefore, the deterministic approach is accepted if

$$\forall \delta_i \rightarrow \delta_i \leq \tilde{\delta} | i = 1, n \quad (3)$$

Nevertheless, we cannot ignore that ε_i is a random parameter. This implies that the inequality (3) has a casual character and its probability of occurrence should be considered:

$$Pr[\forall \delta_i \rightarrow \delta_i \leq \tilde{\delta}] = p_o | i = 1, n \quad (4)$$

where p_o is the probability of occurrence (a high probability is assumed like 0.9, 0.95, 0.99, ...).

By considering the deterministic character of $\bar{y}_i$ and $\tilde{\delta}$, Eqs. (2) and (4), we can obtain that

$$Pr[\delta_i \leq \tilde{\delta}] = Pr\left[\frac{|\varepsilon_i|}{\bar{y}_i} \leq \tilde{\delta}\right] = p_o \Rightarrow \frac{\max_{p_o} |\varepsilon_i|}{\bar{y}_i} \leq \tilde{\delta} \quad (5)$$

where $\max_{p_o} |x|$ is the maximum value with probability p_o of x .

The maximum value of ε_i may be represented by

$$\max_{p_o} |\varepsilon_i| = \begin{cases} P_{p_o}(y_i) - \bar{y}_i & \text{if } \varepsilon_{i_{crit}} > 0 \\ \bar{y}_i - P_{1-p_o}(y_i) & \text{if } \varepsilon_{i_{crit}} < 0 \end{cases} \quad (6)$$

where P_p is the percentile of random variable x and $\varepsilon_{i_{crit}}$ the critical value for random fluctuation of variable y_i . Based on the variable application, the effectiveness of the phenomenon is improved when $\varepsilon_{i_{crit}}$ increases, or vice versa.

Eqs. (5) and (6) indicate that the acceptance of a deterministic approach depends on the equation compliance.

$$\begin{aligned} \frac{P_{p_o}(y_i) - \bar{y}_i}{\bar{y}_i} &\leq \tilde{\delta} \text{ if } \varepsilon_{i_{crit}} > 0 \\ \frac{\bar{y}_i - P_{1-p_o}(y_i)}{\bar{y}_i} &\leq \tilde{\delta} \text{ if } \varepsilon_{i_{crit}} < 0 \end{aligned} \quad (7)$$

In evacuation modelling, one of the output variables that characterise the evacuation process and modelling result is the total evacuation time T_{evac} [14] or the time when the last person reaches a safe area.

This variable permits us to define whether people are able to leave the area safely in a reasonable time in a specified scenario and hazard situation. The acceptance or rejection of a deterministic approach in this kind of process has critical consequences for the saving of lives. From the previous equations and by considering that for this modelling purpose, if T_{evac} increases, the situation is more unfavourable (condition $\varepsilon_{i_{crit}} > 0$). We assume that a deterministic approach can be acceptable if

$$\delta(T_{evac}) = \frac{P_{p_o}(T_{evac}) - \bar{T}_{evac}}{\bar{T}_{evac}} \leq \tilde{\delta} \quad (8)$$

where $\bar{T}_{evac}$ is the mean value of evacuation time and $P_{p_o}(T_{evac})$ the p_o percentile of evacuation time.

Eq. (8) permits us to define whether or not a deterministic approach can be used for a specific evacuation model in a particular scenario. In order to use Eq. (8), $\tilde{\delta}$ should be defined; however, this acceptable error is commonly assumed to be 0.05, 0.10 or 0.15 for engineering applications. Furthermore, the mean and p_o (i.e. 0.99) percentile values of evacuation time should be obtained.

Several evacuation drills should be performed in order to obtain $\bar{T}_{evac}$ and $P_{p_o}(T_{evac})$ experimentally. Furthermore, these evacuation drills will obtain uncertain results, since it is unlikely that the real conditions of an emergency are represented. A stochastic model for the application scenario should be developed (or used) in order to obtain the mean and percentile of evacuation time. This requires mathematical and computational modelling of the dependency

$$\bar{T}_{evac} = f(x_j) | j = 1, m \quad (9)$$

There are different types of independent variables x_j in an evacuation model, depending on the selected modelling features (type of network, movement representation, behavioural characteristics, etc.), application scenarios and modelling purpose. The randomness of the variables x_j will define the randomness of dependent variable T_{evac} .

Eq. (9) allows one to obtain a stochastic evacuation model. The probability distribution laws of x_j (and its statistical characteristics) allow one to obtain a sample of evacuation times using Monte Carlo methods [15,16].

The statistical treatment of the results of the sample enables one to obtain its probability distribution law and statistical parameters (mean and percentile). Finally, Eq. (8) analyses the convenience of using a deterministic instead of a stochastic approach.

It should be noted that a stochastic model can be used as a deterministic model by considering the dispersion (variance of standard deviation) of independent variables near zero.

The hypothesis that the greater the randomness of independent variables x_j , the greater the randomness of dependent variable T_{evac} that can be assumed, and a stochastic approach should be considered for evacuation modelling.

Therefore, if we can evaluate the level of randomness of independent variables x_j , we will be able to define a priori the convenience of using a stochastic approach without obtaining the complete mathematical and computational models. This is explained in the following point.

3. Determinism or randomness: a priori method

The a priori method analyses the level of randomness of independent variables for a hypothetical evacuation model. This

allows the convenience of using a stochastic approach to be inferred. It should be noted that this method yields an estimated but not a conclusive result.

The impact of the independent variables' randomness on dependent variable randomness (see Eq. (9)) is determined by the individually sensitive correlation between independent variables and the functional compensation between them. However, this could offer a priori assessment of the convenience of a stochastic modelling. The level of randomness of an independent variable may be analysed by measuring the dispersion of this variable in relation to its mean value. This can be achieved by using relative magnitudes:

$$\xi_{x_j} = \frac{x_j - \bar{x}_j}{\bar{x}_j} \quad (10)$$

where ξ_{x_j} is the level of randomness of variable x_j and $\bar{x}_j$ the mean value of x_j .

It should be noted that ξ_{x_j} is a function of the random variable x_j , and therefore, similar to Eq. (4), the probability of its occurrence is

$$Pr \left[\frac{x_j - \bar{x}_j}{\bar{x}_j} < \tilde{\xi}_{x_j} \right] = p_o \quad (11)$$

where $\tilde{\xi}_{x_j}$ is the acceptable level of randomness for variable x_j .

Eq. (11) is similar to Chebyshev's inequality [17], which is accepted for any distribution law of independent variable x_j . By considering the central limit theorem (CLT) [18], which states that, given certain conditions, the mean of a sufficiently large number of independent random variables will have an approximately normal distribution, Eq. (11) can be compared with the equation

$$Pr \left[\frac{x_j - \bar{x}_j}{\bar{x}_j} < k C_v(x_j) \right] = \text{erf} \left(\frac{k}{\sqrt{2}} \right) \quad (12)$$

and

$$C_v(x_j) = \frac{\sigma_{x_j}}{\bar{x}_j} \quad (13)$$

where $C_v(x_j)$ is the coefficient of variation for x_j , σ_{x_j} the standard deviation of x_j , k is a positive number and $\text{erf}(x)$ is the error function.

Comparing Eqs. (11) and (12) gives

$$p_o = \text{erf} \left(\frac{k}{\sqrt{2}} \right) \quad (14)$$

Furthermore, by assuming $p_o = 0.99$ in Eq. (14)

$$k = 2.576 \quad (15)$$

Comparing Eqs. (11) and (12), considering Eq. (15), and extrapolating the inequality in Eq. (11):

$$C_v(x_j) \leq 0.388 \tilde{\xi}_{x_j} \quad (16)$$

The definition of a level of randomness is a highly refutable task and depends on several factors; however, we assume (in particular, in order to prove the proposed method in application cases) the value ranges shown in Table 1.

The levels of randomness defined in Table 1 and Expression (16) establish acceptance criteria (estimation) for using a deterministic approach in evacuation modelling (see Table 2). In order to accept (or reject) a deterministic approach, all the independent variables should satisfy (or not) the conditions established in Table 2.

4. Proposed methods

The stochastic approach can be realistic for modelling the evacuation phenomenon. Therefore, the use of a deterministic approach for evacuation modelling is based on an acceptable error

Table 1
Acceptable levels of randomness.

Acceptance	ξ_{x_j}	Meaning
Acceptable	0.1	The variance varies no more than 10% of its mean value with a probability of 0.99
Imprecise	]0.1,0.25[	The variance varies between 10% and 25% of its mean value with a probability of 0.99
Non-acceptable	0.25	The variance varies no less than 25% of its mean value with a probability of 0.99

Table 2
A priori acceptance criteria for a deterministic approach.

Acceptance of a deterministic approach	Condition
Acceptable	$\forall x_j j = 1, m \rightarrow C_v(x_j) \leq 0.0388$
Imprecise	$\forall x_j j = 1, m \rightarrow 0.0388 < C_v(x_j) < 0.097$
Non-acceptable	$\forall x_j j = 1, m \rightarrow C_v(x_j) \geq 0.097$

Table 3
Comparison between a priori and exact methods.

	Exact method	A priori method
Independent variables are required?	Yes	Yes
Dependent variables are required?	Yes	No
Input	x_j	T_{evac}
Assumed acceptance criterion for a deterministic approach	$C_v(x_j) \leq 0.0388$	$\delta(T_{evac}) \leq 0.15$

that is strongly influenced by the type of the analysis and the application scenario.

Two different methods have been proposed in order to analyse the convenience of using a stochastic or deterministic approach in evacuation modelling: the exact method and the a priori method.

The exact method requires the collection of dependent variables and their statistical treatment in order to be applied. While other methods have recently studied the full occupant-evacuation curves [19,20], this method is focused on the analysis of the total evacuation time as a dependent variable.

The a priori method analyses the randomness of independent variables adopted by a specific evacuation model without requiring the collection and processing of the dependent variables.

The definition of a level of randomness for each independent variable is based on an acceptance criterion that allows defining whether or not a deterministic approach can be used for modelling a specific evacuation scenario. Table 3 compares both methods.

The use of small samples leads to an increase of the inaccuracy in the proposed methods. This is usual in stochastic modelling and statistical analysis. Therefore, samples of at least 20–30 values for the input variables in both the model and the aprioristic method is recommended.

The exact method can be applied by checking Eq. (8) and the a priori method is based on the acceptance criteria presented in Table 2. In the next sections, two application cases are presented in order to verify the proposed methods.

5. Application case 1: EvacTrain 1.0

5.1. EvacTrain overview

EvacTrain 1.0 is a stochastic model that allows the individual characteristics of passengers during a train evacuation in normal

conditions to be simulated [21–23] (train and passengers' characteristics are not affected by the emergency).

The model has the capability of performing several simulations in a few seconds using the Monte Carlo methods. In each simulation, the model randomly assigns the behavioural parameters for each passenger and obtains the total evacuation time. This allows a wide range of possible scenarios to be analysed. Furthermore, the model statistically treats the sample of total evacuation times and fits it to a known distribution (if possible). Otherwise, density estimation is given. The main output parameter is a percentile of egress times (0.90, 0.95 and 0.99). The model also provides other statistical characteristics such as mean and variance as well as maximum and minimum values. This model focuses on specific scenarios: three types of passenger train used by the Spanish Train Operator, RENFE Operadora (AVE S 102, Alvia S 130 and TALGO VI), and two evacuation procedures, the first of which is an evacuation through one exit from two passenger coaches to the platform, and the second an evacuation from two passenger coaches to an adjacent coach within the train, from which the passengers then exit (see Figs. 1 and 2).

A detailed analysis of the evacuation process in this type of environment allows the following independent variables to be defined (Fig. 3).

Personal response time: τ_{PE} (s) is the time spent by a passenger in standing up in front of his/her seat and preparing to move into the aisle. This time depends on the passenger characteristics and pre-evacuation activities (reading, listening to music on ear-phones, using laptop, etc.).

Time to prepare: τ_{R1} (s) is the time spent by a passenger in blocking the aisle. This time includes the activities performed

when the passenger has reached the aisle (putting on jacket or collecting a handbag from the overhead baggage rack).

Time to pick up baggage: τ_{R2} (s) is the time spent by a passenger blocking the aisle in front of a luggage compartment to collect his/her large or small suitcase.

Personal exit flow: τ_{R3} (s) is the time spent by each passenger to negotiate the exit steps. This time depends on passenger characteristics, his/her belongings and the evacuation destination characteristics (platform, low platform, track level, etc.).

Unimpeded walking speed: w_s (m/s) this variable depends on the passenger characteristics.

5.2. A priori method application

In order to apply the a priori method, the independent variables (Fig. 3) of EvacTrain 1.0 were extracted from two evacuation drills in high speed trains and an experiment [21–23].

- Evacuation drills: data was obtained from two evacuation drills conducted by RENFE Operadora (The Spanish Train Operator). The first evacuation drill involved 83 workers from the company.
- The drill was unannounced and consisted of a managed evacuation from three coaches to the platform through one exit once the vehicle had stopped. The second evacuation drill involved 218 participants and it was previously announced. A fire in one of the coaches was simulated and the relocation procedure was performed coach by coach along the length of the train before the train stopped inside a rail tunnel. Once the

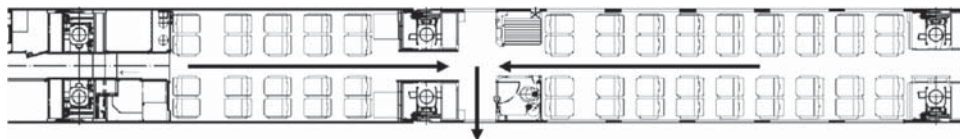


Fig. 1. Scenario A: evacuation through one exit from two passenger coaches to the platform.

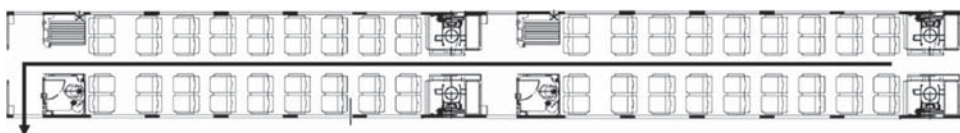


Fig. 2. Scenario B: evacuation from two passenger coaches to an adjacent coach within the train.

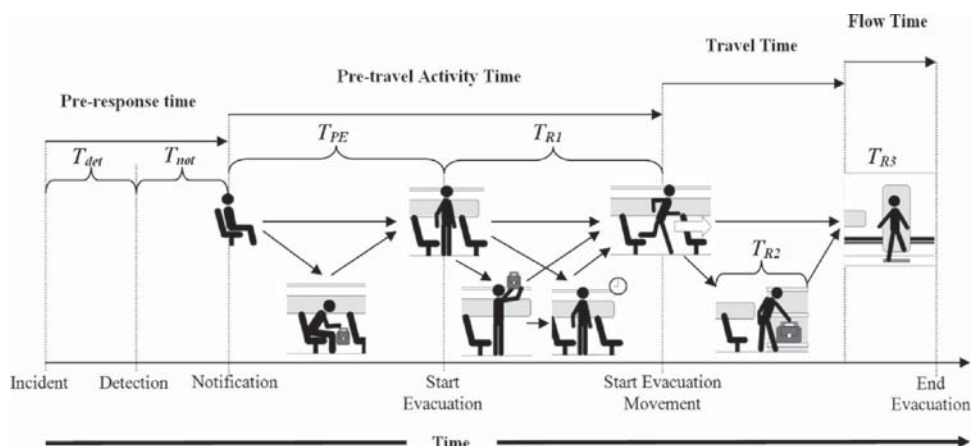


Fig. 3. Behavioural parameters to be analysed.

train had stopped the doors were automatically open and passengers evacuated the train.

- Experiments: additionally, individual experiments were performed to increase the samples of identified behavioural variables. A total of 22 participants were recruited. In order to measure the personal response the participants were exposed to a warning message while they were performing different actions.

The statistical treatment of these samples allowed the random parameters (probability distribution laws and its statistical parameters) to be obtained. Table 4 shows the main statistical characteristics, where

n	sample size
LN	lognormal distribution
U	uniform distribution
N	normal distribution
m	mean value
σ	standard deviation
$\sqrt{b_1}$	skewness
b_2	kurtosis
m_n	geometric mean of lognormal distribution
σ_n	geometric standard deviation of lognormal distribution
a	maximum value in a uniform distribution
b	minimum value in a uniform distribution.

Based on the a priori method, Table 5 shows the coefficients of variation for each independent variable. Furthermore, the acceptance or rejection of a deterministic approach is shown in the third column. It should be noted that this is based on the criteria presented in Table 2.

As Table 5 shows, the level of randomness of the independent variables advises against using the deterministic approach. Therefore, the a priori method shows that the particular modelling approximation and the scenarios require a stochastic approach to simulate the evacuation process.

Table 4
Statistical characteristics for the behavioural inputs.

	τ_{PE}	τ_{R1}	τ_{R2}	τ_{R3}	W_s
n	79	65	48	89	74
Distribution law	LN	U	LN	LN	N
m	11.9170	12.0403	4.3765	2.2666	0.9981
σ	16.2530	7.6782	2.1492	1.2639	0.2710
$\sqrt{b_1}$	2.7405	0.3809	1.3217	1.4765	0.2068
b_2	11.0726	1.8451	4.9826	5.5514	2.3972
m_n	1.9525		1.3682	0.6829	
σ_n	1.0251		0.4648	0.5203	
a		1.48			
b		26.06			

Table 5
A priori method application.

Variable	$C_v(x_j)$	Acceptance of a deterministic approach
τ_{PE}	1.3638	Rejected
τ_{R1}	0.6377	Rejected
τ_{R2}	0.4911	Rejected
τ_{R3}	0.5576	Rejected
W_s	0.2715	Rejected

5.3. Exact method

In order to verify the acceptance or rejection of a deterministic approach by using the exact method in the application case, the EvacTrain model was used for scenarios A (Fig. 1) and B (Fig. 2). The model was applied for different types of trains and occupation loads (k_{ocup} as a fraction of the full load value between 0 and 1). Table 6 shows the mean value and 0.99 percentile of total evacuation time. Furthermore, the last column presents the relative error of total evacuation times (exact method).

As we can see in Table 6, even if we assume an acceptable relative error of 0.15, the exact method (Eq. (8)) shows that the deterministic approach is rejected for all the cases.

It should be noted that relative errors in Scenario B decrease when the occupancy level increases for the different types of train; however, Scenario A does not follow this tendency.

This shows the complexity of the factors' influence on relative errors and the necessity of continuing to study the acceptance (or not) of a deterministic approach in evacuation modelling.

6. Application case 2: EvacTunnel 2.0

6.1. EvacTunnel overview

EvacTunnel 2.0 [24,25] is a stochastic evacuation model for emergency situations in a road tunnel that allows the evacuation process of users who are trapped inside a tunnel and not directly affected by the accident and its consequences to be simulated (Fig. 4). Though the current version of the model can simulate conditions with smoke, this has not been considered in this application case.

The model considers the number of people inside the vehicles as a random variable between maximum and minimum values (i.e. 1–5 occupants/car, 1–2 occupants/truck and 20–40 occupants/bus), which varies for each simulation. However, it should be noted that the number of vehicles that are trapped inside the tunnel is a known value. This value is (automatically or manually) implemented in the model. Furthermore, the vehicles are uniformly distributed inside the tunnel area. This model considers the following main independent variables.

- Pre-movement time: the time spent by the user getting out of his/her vehicle.
- Walking speed: the evacuation velocity of each user.

Table 6
Results for the exact method.

Train	Scenario	k_{ocup}	$\bar{T}_{evac}$	$P_{99}(T_{evac})$	$\delta(T_{evac})$
S-102	A	0.6	83.35	108.48	0.301
		0.8	108.98	168.22	0.544
		1	139.33	203.09	0.458
	B	0.6	193.03	240.93	0.248
		0.8	251.81	305.09	0.212
		1	334.13	393.22	0.177
S-130	A	0.6	82.94	108.38	0.307
		0.8	110.02	167.74	0.525
		1	139.80	205.15	0.467
	B	0.6	188.68	235.06	0.246
		0.8	254.59	309.69	0.216
		1	334.70	394.52	0.179
TalگوVI	A	0.6	83.59	109.42	0.309
		0.8	110.18	169.23	0.536
		1	140.63	204.57	0.455
	B	0.6	188.15	234.88	0.248
		0.8	248.74	300.63	0.209
		1	333.49	393.19	0.179

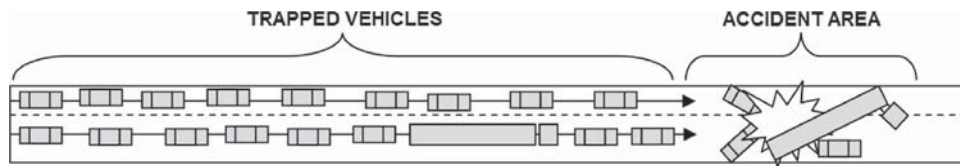


Fig. 4. Tunnel scenario.

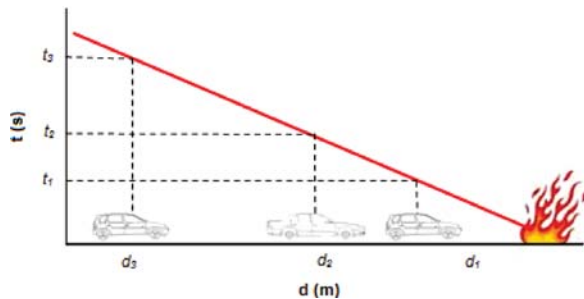
Fig. 5. Phased evacuation (distance d in metres versus time t in seconds).

Table 7
Random variables for EvacTunnel 2.0.

Distribution law	t_{pm} (s)	w_s (m/s)
	Normal	Normal
m	67.5	1.37
σ	17.5	0.55

Table 8
Results of a priori method.

Variable	$C_v(x_j)$	Acceptance of a deterministic approach
t_{pm} (s)	0.259	Rejected
w_s (m/s)	0.401	Rejected

It should be noted that the pre-movement time of each passenger depends on his own risk recognition and perception. For the road tunnel model, two different types of emergency recognition have been observed and simulated [26,27].

- Phased recognition: people next to the accident are more likely to have a direct perception and interpretation of the danger. In most cases, the people closest to the accident start to evacuate even before the tunnel operator decides to activate the evacuation sequence (see Fig. 5). This implies a phased evacuation for the rest of the occupants.
- Simultaneous recognition: the tunnel operator activates the evacuation sequence (he/she informs the users, closes the tunnel, informs the emergency services, etc.). The users receive the notification at the same time and evacuate the tunnel.

Based on the Monte Carlo method, the stochastic model is capable of running multiple simulations in a few seconds by considering a wide range of possible scenarios. For each simulation, random values for the behavioural independent variables (walking speed and pre-movement times) are provided. Therefore, EvacTunnel obtains a sample of total evacuation times; furthermore, it statistically treats this sample and fits it to a known distribution (if possible). Otherwise, density estimation is given. The main output parameter is a percentile of evacuation times

Table 9
Application of exact method

Case	Type of recogn.	$\bar{T}_{evac}$	$P_{p_0}(T_{evac})$	$\delta(T_{evac})$
A	Phased	19.98	39.14	0.96
B	Phased	12.35	25.31	1.05
C	Phased	6.09	11.61	0.91
A	Simult.	18.79	41.45	1.21
B	Simult.	10.72	21.45	1
C	Simult.	5.13	10.06	0.76

(0.90, 0.95 and 0.99). The model also provides other statistical characteristics: mean, variance and minimum values.

6.2. A priori method

As we have seen, EvacTunnel 2.0 considers the following random independent variables:

- pre-movement time (t_{pm}),
- walking speed (w_s).

The random behavioural variables t_{pm} and w_s were extracted from experiments and the scientific literature respectively. The experiments were conducted at the University of Cantabria in a small tunnel at night. The time spent by 32 participants to leave their cars was measured. Participants were not informed about the purpose of the experiments. Each test was performed individually. The participant was instructed to drive and stop in a specific location on the road. Then, he/she was encouraged to leave the car by the following pre-recorded notification message. "This is an emergency. Please, leave the car and evacuate the tunnel". It is worth saying that the mean value of the pre-movement times obtained in the experiments is very close to the one obtained from the experiments conducted by Norén and Winer [28] when both variables "time to leave the car" and "hesitation time" are included.

The horizontal walking speed is one of the most studied parameters. There are a lot of data regarding this parameter in the scientific literature. In this case, we used the walking speed derived from [28].

There are other independent variables such as the length of the tunnel. This independent variable is considered as a known value instead of a random value and, therefore, it is not considered in the present analysis.

Table 7 shows the main statistical parameters, the pre-movement time and walking speed.

The a priori method was used to analyse the randomness of each independent variable. As can be seen in Table 8, both pre-movement time and walking speed variables reject a deterministic approach for evacuation modelling in the road tunnel scenario.

The coefficients of variance are clearly higher than the values defined as acceptable (Table 2). These two values suggest a high level of uncertainty in this scenario, and therefore, a stochastic approach should be used.

6.3. Exact method

The final acceptance or rejection of a deterministic approach was defined by the exact method. The EvacTunnel model was used for different cases in order to consider a wide range of possible situations in which a deterministic or stochastic approach should be used.

- Case A: there are 125 cars and 8 trucks trapped inside the tunnel;
- Case B: there are 49 cars and 5 trucks trapped inside the tunnel;
- Case C: there are 30 cars and 2 trucks trapped inside the tunnel.

1000 simulations were performed for each evacuation case. Furthermore, the two different types of emergency recognition were considered for each case: 1) phased recognition; and 2) simultaneous recognition. The behavioural parameters shown in Table 6 were used in the EvacTunnel model.

Table 9 presents the mean and 0.99 percentile of the total evacuation time for the different cases. In addition, the last column shows the relative error defined for the exact method.

As can be seen in Table 9, the exact method confirms the results of the a priori method. This is a highly random evacuation process. Therefore, a deterministic approach for evacuation modelling can entail errors bigger than 100%. For this reason, the modelling method requires a stochastic approach for evacuation analysis in road tunnels.

7. Conclusions

In this paper, we presented an analysis of using a stochastic or deterministic approach in evacuation modelling. Most of the current models use a deterministic approach, despite the fact that evacuation is a highly stochastic process. It is therefore important to quantify the error that could be obtained in evacuation modelling by using the deterministic instead of the stochastic approach.

In this paper, two methods to establish when it is possible to use a deterministic approach in evacuation modelling were proposed: 1) an exact method and 2) an a priori method. In an application case, the exact method allowed the relative error when using the deterministic approach to be quantified.

This method defines whether or not this relative error is acceptable and therefore the deterministic approach can be used. However, it should be noted that the exact method requires the development or the use of a current stochastic model for the application scenario.

Based on the level of randomness of independent input variables, the a priori method allows an estimation of whether the deterministic approach can be applied.

Both methods were applied to two application cases: an evacuation model for passenger trains, EvacTrain 1.0; and an evacuation model for road tunnels, EvacTunnel 2.0. For EvacTrain 1.0, the coefficient of variation of each independent variable did not satisfy the criteria for a deterministic approach. As seen in Table 5, even the lowest coefficient of variation, 0.2715 (w_s) was clearly greater than the acceptable criterion $C_v(x_j) \leq 0.0388$. Therefore the stochastic approach should be employed for this kind of scenario.

The application of the exact method to EvacTrain 1.0 verified the results of the a priori method. As Table 6 shows, all the application scenarios rejected the deterministic approach; $\delta(T_{evac})$ was greater than 15% for all the cases. It should be noted that for Scenario B the error decreased when the occupancy level increased for the different types of trains; however, Scenario A

did not follow this tendency. This shows that it is difficult to analyse the factors that influence the evacuation process.

For EvacTunnel 2.0, the a priori method rejected the deterministic approach. The independent variables considered in this evacuation model (t_{pm} and w_s) had a coefficient of variation (level of randomness) greater than 25%. This shows the high randomness of this type of scenario and the necessity of using a stochastic approach for evacuation modelling. Finally, the exact method confirmed that the deterministic approach should be rejected.

The deterministic approach for evacuation modelling in a road tunnel may lead to a large error in the results (total evacuation time); the coefficient of variation showed that for some scenarios the error may be greater than 100%.

It should be noted that the application cases were based on two stochastic evacuation models. Different studies have shown the highly random character of evacuation processes in this type of scenario. Therefore, it is clear that both the a priori method and the exact method should verify the necessity of the stochastic approach for evacuation modelling.

This paper presented a critical aspect of evacuation modelling: it is necessary to continue studying this phenomenon in order to clarify and establish the acceptance of using the deterministic instead of stochastic approach for evacuation modelling.

Acknowledgements

The author would like to thank to the Spanish Ministry of Economy and Competitiveness for the EVACTRAIN Project Grant Ref.: BIA2011-26738, co financed by FEDER funds.

References

- [1] E.D. Kuligowski, R.D. Peacock, B.L. Hoskins, *A Review of Building Evacuation Models*, Technical Note 1680, 2nd edition, NIST, Gaithersburg, 2010.
- [2] C.J.E. Castle, *Guidelines for Assessing Pedestrian Evacuation Software Applications*, Centre for Advanced Spatial Analysis University College London, London, 2007 (Paper 115).
- [3] G. Santos, B.E. Aguirre, A critical review of emergency evacuation simulation models, in: *Proceedings of the NIST Workshop on Building Occupant Movement during Fire Emergencies*, Gaithersburg, 2004, pp. 25–50.
- [4] S.M.V. Gwynne, E.R. Galea, M. Owen, P.J. Lawrence, L. Filippidis, *Review of modelling methodologies used in the simulation of evacuation*, *J. Build. Environ.* 34 (1999) 441–449.
- [5] S.M.V. Gwynne, *Conventions in the Collection and Use of Human Performance Data*, Technical Note 10-928, NIST, Gaithersburg, 2009.
- [6] E.D. Kuligowski, S.M.V. Gwynne, What a user should know about selecting an evacuation model, *Fire Prot. Eng. Mag.* (2005) ([Human Behavior in Fire Issue, 4th quarter]), <http://magazine.sfpe.org/occupants-and-egress/what-user-should-know-when-selecting-evacuation-model>.
- [7] S.M.V. Gwynne, E.D. Kuligowski, Application modes of egress simulation, in: *Proceedings of the Pedestrian and Evacuation Dynamics*, Wuppertal, 2008.
- [8] V. Babrauskas, J.M. Fleming, B.D. Russel, RSET/ASET, a flawed concept for fire safety assessment, *Fire Mater.* 34 (7) (2010) 341–355.
- [9] J.D. Averill, P.A. Reneke, R.D. Peacock, Required safe egress time: data and modelling, in: *Proceedings of the 7th International Conference on Performance-Based Codes and Fire Safety Design Methods*, Society of Fire Protection Engineers, Bethesda, 2008, pp. 301–311.
- [10] M.S.C. Circ. 1248, *Interim Guidelines for Evacuation Analyses for New and Existing Passenger Ships*, International Maritime Organization, 2002.
- [11] R.W. Bukowski, R.D. Peacock, W.W. Jones, Sensitivity examination of the airEXODUS aircraft evacuation simulation model, in: *Proceedings of the International Aircraft Fire Cabin Research Conference*, Atlantic City, USA, 1998, pp. 16–20.
- [12] J.D. Averill, Five grand challenges in pedestrian and evacuation dynamics, in: *Proceedings of the 5th Conference on Pedestrian and Evacuation Dynamics*, Gaithersburg, 2010.
- [13] C. Gardiner, *Handbook of Stochastic Methods: for Physics, Chemistry and the Natural Sciences*, 3rd edition, Springer, New York, 2004.
- [14] H.E. Nelson, F.W. Mowrer, *Emergency movement*, *SFPE Handbook of Fire Protection Engineering*, third edition, Society of Fire Protection Engineers, Bethesda (2002) 3-367–3-380 ([Section 3, Chapter 14]).
- [15] I.M. Sobol, *Método de Monte Carlo*, Mir, Russia, 1983.
- [16] G.C. Canavos, *Probabilidad y Estadística: Aplicaciones y Métodos*, McGraw Hill, Mexico, 1988.

- [17] A. Papoulis, Probability, Random Variables, and Stochastic Processes, 3rd ed., McGraw-Hill, United Kingdom, 1991.
- [18] C.M. Grinstead, J.L. Snell, Introduction to Probability, 2nd edition, AMS Bookstore, USA, 1997.
- [19] E. R. Galea, L. Filippidis, S. Deere, R. Brown, I. Nicholls, Y. Hifi, B. Besnard, The SAFEGUARD validation data-set and recommendations to IMO to update, MSC/Circ. 1238, IMO Information Paper, in: Proceedings of the Safeguard Passenger Evacuation Seminar, London, 2012.
- [20] E. Ronchi, P.A. Reneke, R.D. Peacock, A method for the analysis of behavioural uncertainty in evacuation modelling, Fire Technol. (2013), <http://dx.doi.org/10.1007/s10694-013-0352-7>.
- [21] J.A. Capote, D. Alvear, A. Abreu, A. Cuesta, V. Alonso, A stochastic approach for simulation human behavior during evacuation process in passenger trains, Fire Technol. 44 (4) (2012) 911–925.
- [22] J.A. Capote, D. Alvear, A. Abreu, A. Cuesta, Analysis of evacuation procedures in high speed trains fire, Fire Saf. J. 49 (2012) 35–46.
- [23] J.A. Capote, D. Alvear, O. Abreu, M. Lázaro, A. Cuesta, An evacuation model for high speed trains, in: Proceedings of the 5th International Conference on Pedestrian and Evacuation Dynamics, Gaithersburg, 2010.
- [24] J.A. Capote, D. Alvear, O. Abreu, A. Cuesta, V. Alonso, A real-time stochastic evacuation model for road tunnels, Saf. Sci. 52 (2013) 73–80.
- [25] D. Alvear, O. Abreu, A. Cuesta, V. Alonso, Decision support system for emergency management: road tunnels, Tunn. Undergr. Space Technol. 34 (2013) 13–21.
- [26] H. Frantzich, D. Nilsson, Evacuation experiments in a smoke filled tunnel, in: Proceedings of the Third International Symposium on Human Behaviour in Fire, 2004, pp. 229–238.
- [27] L.C. Boer, Behavior of drivers during tunnel evacuation, (Re) Claiming the Underground Space, Balkema, Lisse (2003) 213–217.
- [28] A. Norén, J. Winér, Modelling Crowd Evacuations from Road and TrainTunnels—Data and Design for Faster Evacuations, Lund University, 2003 (Department of Fire Safety Engineering report 5127).

Capote, J.A., Alvear, D., Abreu, O., Cuesta, A. and Alonso, V. *A Stochastic Approach for Simulating Human Behaviour During Evacuation Process in Passenger Trains*

Fire Technol (2012) 48: 911-925

[doi:10.1007/s10694-012-0251-3](https://doi.org/10.1007/s10694-012-0251-3)



A real-time stochastic evacuation model for road tunnels

Jorge A. Capote, Daniel Alvear*, Orlando Abreu, Arturo Cuesta, Virginia Alonso

GIDAI Group, Dpto. de Transportes y Tecnología de Proyectos y Procesos, Universidad de Cantabria, Avda. Los Castros, s/n. 39005 Santander, Spain

ARTICLE INFO

Article history:

Available online 24 March 2012

Keywords:

Evacuation Egress Modelling
Road tunnels
Stochastic approach
Real-time
Emergency management

ABSTRACT

Traditionally most of egress models have been mainly used for performance-base assessment and forensic analyses. But their use has been extended to other applications such as real-time mode. In this paper we present EvacTunnel® a real-time model integrated in a Decision Support System (DSS) for emergency management in road tunnel. The proposed model is based on the idea that, in some scenarios such as road tunnels, egress calculations can be performed by addressing a small set of random parameters that have a great impact on outcomes. These parameters are identified as pre-movement times (recognition and response time), travel distances and unimpeded walking speeds. Based on Monte Carlo methods, the model has the capability to perform multiple simulations by changing random variables. As a first stage of verification process, the proposed model is compared with other validated evacuation models. The results are essentially coincident in all models. Based on this analysis it can be argued that the model provides consistent and reasonable results. But the main difference is that the proposed model can provide results faster than real-time (less than 5 s) while the run time of the other models is really higher.

© 2012 Elsevier Ltd. All rights reserved.

1. Introduction

Recent history has shown that tunnels constitute dangerous environments in case of emergency. Over the past few decades, seven important accidents in tunnels (1987–2008) have caused over 400 deaths (Carvel and Marlin, 2004). Disasters such as the Mont Blanc Tunnel fire (Italy–France, 1999) and the St. Gotthard Tunnel fire (Swiss Alps, 2001) have shown the need for an effective emergency response. The tunnel safety is dependent on three main factors: (1) tunnel design, (2) tunnel management and (3) emergency response (Burns, 2004). However, current road tunnel safety is limited by the traditional approach focused on the tunnel design and facilities, risk analysis and contingency plans. Prevention is a key factor but it does not solve the problem once the accident has occurred. Given an incident or accident inside a road tunnel, the operator is the first person to handle the situation. Therefore he/she is a key figure in communication with occupants with his/her supervisor and the emergency services (Tesson, 2009). But, during the first stages of the incident or accident, the information may be sparse, incomplete and inaccurate and the tunnel operator will be required to make right decisions.

In this context, the GIDAI Group at University of Cantabria has carried out a research project – funded by the Spanish Ministry of Transport – that aimed to develop a Decision Support System (DSS) for emergency management in road tunnels. The DSS is intended to improve the emergency management in road tunnels.

It is integrated by the following models: (1) incidents model, (2) evacuation model (EvacTunnel®) and (3) decision model. The system provides the operator the course of actions to deal with the emergency, such as close the tunnel, active the emergency services, declare the evacuation, and maximum levels of illumination (Capote et al., 2010, 2011). Furthermore, the system provides to the operator a real-time estimation about (1) the severity of the accident (number of fatalities, number of injured people) and (2) the total evacuation time (self-rescue and rescue processes).

It is well known that egress models have been used as a tool for analyzing occupants' safety conditions in case of emergency. These models have been mainly used for performance-base assessment and forensic analyses. But their use has been extended to other scenarios and applications such as real-time mode (Gwynne and Kuligowski, 2008; Capote et al., 2012; Wenxuan Ding, 2011). The real-time mode allows the operator to acquire feedback from the model during an actual situation. This requires a direct observation from the real situation (i.e. through CCTV) and then provides this information directly to the egress model which should provide a run time significantly faster than real-time (Gwynne and Kuligowski, 2008) to obtain results even before the evacuation process has begun. However, most current egress models are getting more and more sophisticated. But these models have two problems for real-time applications: (1) they run slower than real-time and (2) their sophistication may obscure the key aspects and the accuracy in which they are treated (Purser and Gwynne, 2007).

Some evacuation models can run in real-time mode (Kisko and Francis, 1985; Bukowski et al., 2002; Yamashita et al., 2011). These models are mainly developed for buildings. The real-time

* Corresponding author. Tel.: +34 942 201826; fax: +34 942 201873.
E-mail address: alveard@unican.es (D. Alvear).

evacuation models are likely to be less sophisticated and therefore produce limited information due to time constraints (Gandit et al., 2008). This is especially important in complex environments (multi-enclosure buildings) where occupants have various options or ways to evacuate. The proposed model is based on the idea that, in some scenarios such as road tunnels, egress calculations can be performed by addressing a small set of random parameters that have a great impact on outcomes. These parameters are identified as), pre-movement times (recognition and response time), travel distances and unimpeded walking speeds.

The challenge was to obtain equilibrium between run times (faster than real-time) and the efficiency of the model to provide accurate results. It is well known that occupants' actions and decisions can have a great impact in evacuation process (i.e. people may remain passive inside their vehicles) (Proulx, 2002; Centre d'Études des Tunnels, 2003). These actions and decisions are unknown prior to an event. To address this, Monte Carlo methods can be used varying the random parameters in order to capture all the possible situations in which the road tunnel might be evacuated. The real-time applications require processing the output information quickly enough and analytical tools are needed to assist the model user (the tunnel operator) in this process. Therefore, the information provided need to be easy to interpret. For instance, given a scenario, the main output parameter may be the percentile (90, 95 and 99th) of total evacuation time. In this paper we present a real-time evacuation model for road tunnels which operates in the manner described above.

2. The Decision Support System (DSS)

Fig. 1 shows the Decision Support System (DSS) schema. When an incident or accident occurs, the tunnel operator detects the emergency through the Automatic Incident Detection (AID) and/or CCTV or by other ways such as SOS or fire detection systems in case of fire. Then the tunnel operator set up input variables in the Incidents Model. Table 1 shows the Boolean and Numerical input variables.

Outputs from Incidents Model are used as inputs for the Evacuation and Decision Models. These outputs are divided into two parts: (1) possible decisions to deal the emergency for the Decision Model and (2) estimations about the occupants (people with normal, reduced and assisted mobility) and the evacuation distances for the evacuation model. The Decision Model processes the information and displays the actions such as close the tunnel, active the emergency services, and order evacuation. If the evacuation is required, then the model simulates the process and predicts the Required Safe Egress Time (RSET).

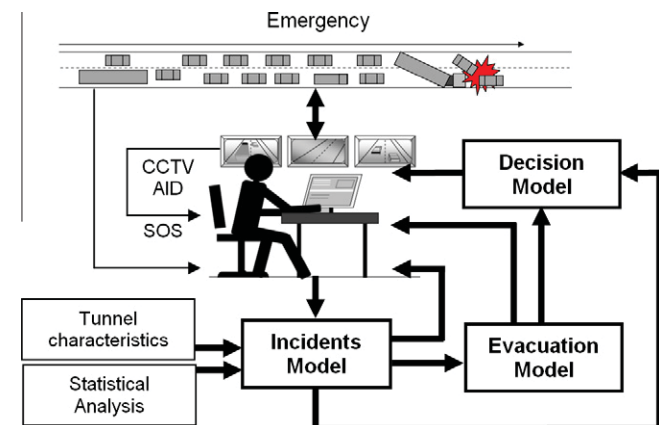


Fig. 1. Decision Support System (DSS) for emergency management in road tunnels.

Table 1
Inputs used in the Incidents Model.

Boolean variables	Numerical variables	
Is there an accident?	Number of lanes blocked	N° of cars involved
Is there a fire?	N° of surveillance-camera	N° of vehicles trapped
Is there a spillage?	N° of vehicles involved	Detection time
Is there any injured person?	N° of heavy vehicles involved	
Is there a serious incident?	N° of buses involved	

3. EvacTunnel overview

This is an object-oriented evacuation model, programmed in Microsoft Visual C# 2008. The model is integrated in the DSS for emergency management in road tunnels and it can run on any PC. The set up is easy and the model can perform multiple simulations in real-time. As Fig. 2 shows, the model considers two areas: Area 1 and Area 2. The Area 1 includes the vehicles and the people directly involved in the accident. The Area 2 includes the vehicles and people trapped inside the tunnel not directly affected by the accident. Each area is a node where each occupant is taken into account and his/her behaviour is represented by the following random parameters (pre-movement time and walking speed). Furthermore, the initial location of each occupant and their travel distances are considered as a random variable too. At the moment the current version of the model does not include smoke and toxic influences on evacuation process.

The presented model allows performing several simulations within a few seconds obtaining a sample of total evacuation times. The model statistically treats the sample of total evacuation times and fit it to a known distribution (if possible). Otherwise, density estimation is given using histogram. The main output parameter is a percentile of evacuation times (0.90, 0.95 and 0.99). The model also provides other statistical characteristics: mean, variance, maximum and minimum values. It should be noted that each of these areas (Area 1 and Area 2) are different scenarios with different characteristics. In the Area 1 it is likely to find injured people who cannot evacuate by themselves (rescue process), people from Area 2 can leave the tunnel by foot (self-evacuation process). For this reason the proposed model calculates both scenarios separately. In fact, we can talk about two different evacuation models: evacuation model of Area 1 and evacuation model of Area 2.

3.1. Evacuation model of Area 1

The basic inputs for the evacuation model of Area 1 obtained from Incidents Model are following:

- $a'_{BIDIREC}$ – True when people can evacuate in both directions from the accident.
- d'_{I1} – Distance from the portal to the beginning of Area 1.
- d'_{I2} – Distance from the exit (portal or cross passage) to the end of Area 1.
- n'_{IT} – Estimated number of occupants in the Area 1.
- Estimated number of occupants with:
- n'_{INM} – Normal mobility – Number of people none affected by the accident.
- n'_{IRM} – Reduced mobility – Number of people affected by the accident who can evacuate by themselves.
- n'_{IAM} – Assisted mobility – Number of people affected by the accident who cannot evacuate by themselves and need to be rescued.

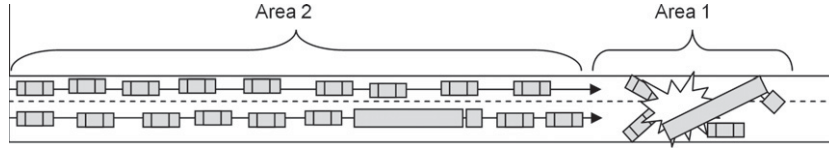


Fig. 2. Areas inside the tunnel considered in the model.

During the first stages of the emergency, there is a high level of uncertainty about the evacuation scenario in the Area 1. The distribution of people involved in the accident and the geometry (evacuation paths, and travel distances) are unknown. In each simulation, the model establishes a random distance to the exit for each occupant. The travel distances fit to a uniform distribution between the maximum and minimum distances. This is obtained as follows:

- (1) A rectangular area is defined which includes the vehicles involved in the accident (Fig. 3).
- (2) A range of values for the distances to the exit is obtained from the expressions:

$$d_{mov\max} = d_{SI} + \frac{l_{SI}}{2} - d'_{I1} + \frac{B_T}{2} \quad (1)$$

$$d_{mov\min} = d_{SI} - \frac{l_{SI}}{2} - d'_{I1} \quad (2)$$

where $d_{mov\max}$ – maximum distance to the exit of Area 1, $d_{mov\min}$ – minimum distance to the exit of Area 1, d_{SI} – distance from the portal or exit of the tunnel to the centre of the incident area, B_T – tunnel wide, l_{SI} – length of the collision area considering the vehicles involved in the accident:

$$L'_{SI} = n_{HVDI} \cdot \bar{l}_{HV} + n_{BVDI} \cdot \bar{l}_{BV} \quad (3)$$

And:

$$L''_{SI} = \frac{n_{LVDI} \cdot \bar{l}_{LV}}{m_{\max}} \quad (4)$$

where n_{LVDI} , n_{HVDI} , n_{BVDI} – number of light and heavy vehicles and buses directly involved in the accident, $\bar{l}_{LV}$, $\bar{l}_{HV}$, $\bar{l}_{BV}$ – average length of vehicles based on CETU (Centre d'Études des Tunnels, 2003) (buses and heavy vehicles = 12 m; light vehicles = 4.5 m), $m_{\max}$ – total number of lanes.

Then:

$$l_{SI} = \begin{cases} \max(l'_{SI}, l''_{SI}) & \text{if } n_{HVDI} \neq 0 \vee n_{BVDI} \neq 0 \\ \frac{n_{LVDI} \cdot \bar{l}_{LV}}{m_{\max}} & \text{if } n_{HVDI} = 0 \wedge n_{BVDI} = 0 \end{cases} \quad (5)$$

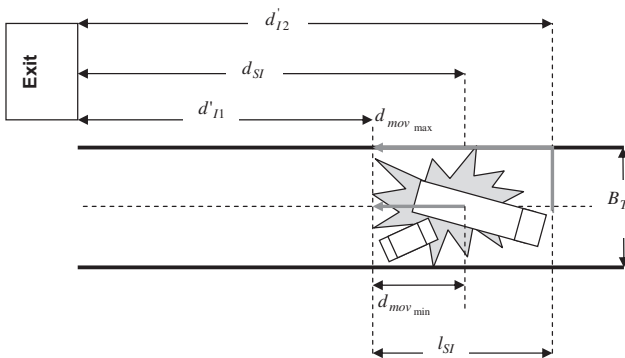


Fig. 3. Travel distances from Area 1.

The evacuation time of each occupant involved in the accident (normal and reduced mobility) depends upon his/her pre-movement time, his/her unrestricted walking speed and the distance through the escape routes. Therefore, the evacuation time is given by:

$$t_{E1_i} = t_{pm_i} + \frac{d_{mov_i}}{v_{mov_i}} \quad (6)$$

where t_{E1_i} – evacuation time for the i th person, t_{pm_i} – pre-movement time for the i th person, d_{mov_i} – distance to the exit of Area 1 for the i th person, v_{mov_i} – walking speed for the i th person.

For occupants involved in the accident (injured or trapped people in their vehicles) who cannot evacuate by themselves (assisted mobility) the pre-movement time t_{pm_i} is dependent on the time spent by emergency services to arrive to the “scene” and prepare them for evacuation:

$$t_{pm}^{(MA)} = t_{inf\,orm} + t_{react} + t_{mov} + t_{exam} \quad (7)$$

where $t_{inf\,orm}$ – delay time to inform the emergency services, t_{react} – reaction time of emergency services, t_{mov} – time to arrive to “the scene”, t_{exam} – time employed by the emergency services to examine and prepare the users affected by the accident.

Pre-movement time and walking speed distributions can be specified in the model by introducing the mean and standard deviation. The flexibility of the model allows the user to change these values. Therefore, it is recommended as a good practice the use of reliable data from trials and/or evacuation drills in the tunnel where the system is going to be implemented.

In the proposed model, the total evacuation time of Area 1 is defined as the time when the last person leaves the tunnel by:

$$T_{TE1_j} = \max \left\{ t_{E1_{ij}}^{(NM)} \Big|_{i=1, n'_{INM}}, t_{E1_{ij}}^{(RM)} \Big|_{i=1, n'_{IRM}}, t_{E1_{ij}}^{(AM)} \Big|_{i=1, n'_{IAM}} \right\} \Big|_{j=1, n_{iter}} \quad (8)$$

where T_{TE1_j} – total evacuation time for j th simulation, $t_{E1_{ij}}^{(NM), (RM), (AM)}$ – evacuation time for i th person (normal, reduced or assisted mobility) in j th simulation, $\max \{ \dots \}$ – the longest value for each mobility group.

3.2. Evacuation model of Area 2

Similar to Area 1, the evacuation time of Area 2 is the sum of a pre-movement time and the travel time expressed in Eq. (6). Inside a road tunnel it is likely to be interactions between the distributions of pre-movement and travel times. Each occupant has their own individual evacuation times. In each simulation, the model registers the evacuation time for all occupants trapped in Area 2 and considers the time when the last occupant leaves the tunnel or access to a safe place (i.e. cross passage) as the total evacuation time.

The real-time mode requires a direct observation from the real situation (i.e. through CCTV) and then provides this information directly to the evacuation model. However, during the first stages of the emergency, there is a high level of uncertainty regarding the number of vehicles and the number and distribution of occupants. In this first version of the model, the tunnel operator introduces an estimation of the number of vehicles in Area 2. Otherwise, this information can be obtained from the traffic counters in the tunnel.

The model considers the number of people inside the vehicles as a random variable between a maximum and minimum values (i.e. 1–5 occupants/car, 1–2 occupants/truck and 20–40 occupants/bus). Therefore, the number of occupants varies on each simulation. The number of persons to evacuate in j th simulation is defined as:

$$q_j = k_{LV_j} \cdot n_{ILV} + k_{HV_j} \cdot n_{IHV} + k_{BV_j} \cdot n_{IBV} \quad (9)$$

where $k_{LV_j}, k_{HV_j}, k_{BV_j}$ – coefficient of occupancy for each vehicle (light, heavy and bus vehicles) for j th simulation. This value changes on each simulation, $n'_{ILV}, n'_{IHV}, n'_{IBV}$ – number of light, heavy and bus vehicles. This is a constant value introduced by model user.

In Area 2, the vehicles are in queue inside the tunnel. The model considers that occupants are distributed uniformly inside the tunnel:

$$d_{mov_{ij}} = i \cdot \frac{d'_{II}}{q_j} \quad (10)$$

where $d_{mov_{ij}}$ – distance to the exit for i th occupant on j th simulation, d'_{II} – distance from the portal to the end of Area 2, q_j – the number of occupants to evacuate in j th iteration.

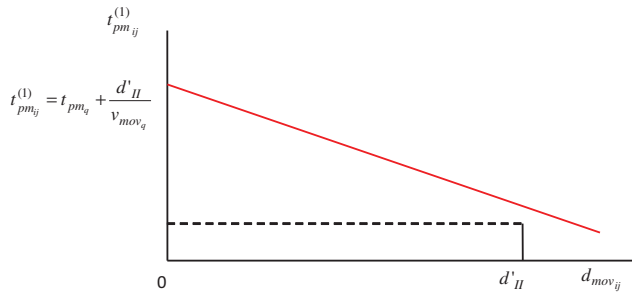


Fig. 4. Linearly dependence of $t_{pm_{ij}}^{(1)}$ with the distance.

In case of an accident in the tunnel, the occupants have to understand what is going on. However, during the first stages of the emergency, they may only have the information from what they see around them (Martens, 2006) (i.e. a vehicle in front). The lack of information can lead to behaviours such as vehicle affiliation (people remain seated inside their vehicles) (Gandit et al., 2008). People involved in or nearby the accident are more likely to have direct perception and interpretation of the danger. This is especially important when there is a fire. On the other hand, different studies about human behaviour during evacuation process in tunnels have shown that occupants are strongly influenced by the actions of others (i.e. to decide to get out of the vehicle or choose an exit) (Frantzich and Nilsson, 2004; Boer, 2003). The pre-evacuation time of each occupant is divided into two phases:

- (1) Recognition ($t_{pm_{ij}}^{(1)}$) – the time required to understand what has happened.
- (2) Response ($t_{pm_{ij}}^{(2)}$) – the time spent to leave the vehicle and start evacuation movement.

The model implements the recognition by using the criterion of distance from the accident. Fig. 4 shows the recognition $t_{pm_{ij}}^{(1)}$ as linearly dependent with the distance respect to the accident zone. The model calculates the recognition considering the time needed by the persons next to the accident area to reach different locations during his/her movement away from the accident. This is calculated by:

$$t_{pm_{ij}}^{(1)} = t_{pm_q} + \frac{d'_{II} - d_{mov_{ij}}}{v_{mov_q}} \quad (11)$$

where t_{pm_q} – pre-movement time of the first occupant to respond near to the accident (constant value), d'_{II} – distance from the portal to the end of Area 2, $d_{mov_{ij}}$ – travelling distance to each occupant,

SIMULATION PARAMETERS					
Iterations	100	Confidence Level	0.05	Percentile	0.95

INPUTS FOR AREA I					
M [tpm NM](s)	103.37	M [tpm RM](s)	137.32	M [tpm AM](s)	1399
Sigma [tpm NM](s)	25.36	Sigma [tpm RM](s)	37.17	Sigma [tpm AM](s)	243.7
M [vmov NM](m/s)	1.21	M [vmov RM](m/s)	0.88	M [vmov AM](m/s)	1.12
Sigma [vmov NM](m/s)	0.28	Sigma [vmov RM](m/s)	0.30	Sigma [vmov AM](m/s)	0.30

INPUTS FOR AREA II					
M [tpm] (s)	67.5	tpm0 (s)	30	kHV max	2
Sigma [tpm] (s)	17.5	vmov0 (m/s)	1.55	kHV min	1
M [vmov](m/s)	1.25	kLVmax	5	kBV max	40
Sigma [vmov](m/s)	0.32	kLV min	1	kBV min	20
				P(B HVB)	0

Continue

Fig. 5. Simulation set up.

v_{mov_q} – unimpeded walking speed of the first occupant to respond near the accident.

The theoretical distribution for the response $t_{pmij}^{(2)}$ is derived from an experiment performed at University of Cantabria. The time spent by 32 participants to leave their vehicles was measured. The participants spent between 15 s and 120 s to leave their vehicles. The distribution has a mean of 67.5 s and a standard deviation of 17.5 s. Default walking speeds are assigned from a theoretical normal distribution with a mean of 1.25 m/s and a standard deviation of 0.32 m/s. These values derived from (Boyce et al., 1999).

It should be noted, that the user can change default values. Fig. 5 shows the dialogue box for the simulation set up.

Taking into account that all the variables listed above for Area 1 and Area 2, are random variables, their generation using Monte Carlo methods can be represented analytically by using the inverse transformation method (Smirnov transform) (Rubinstein and Kroese, 2008).

Although in particular cases, other algorithms can be used, such as the Box–Muller for normal and lognormal distributions, or the numerical integration method for estimating the distribution function by a histogram.

4. Verification tests: comparison with other models

All models require a verification process. Here we describe a detailed comparison between EvacTunnel® (evacuation model of Area 2) and the following evacuation models: GridFlow (Bensilum and Purser, 2003), STEPS (unpublished) and Pathfinder (2009).

The comparison is divided into two tests. In Test 1, no behaviour is performed in order to check that the simulation of movement is working satisfactorily. In this test only one simulation is performed with each model. In Test 2 a behaviour comparison is performed. In this test the scenario has been run 100 times by each evacuation model to capture stochastic variations in the results. The purpose of these tests is to demonstrate that the outputs from the proposed model are consistent and reasonable.

4.1. The evacuation models used

4.1.1. GridFlow

GridFlow was developed by David Purser at BRE (UK). The model is mainly designed for buildings. The movement method is a

continuous space system that uses a grid of 0.5×0.5 m that represents the distance mapping to determine the movement toward the exit. GridFlow represents each individual with his own properties: pre-movement times, unimpeded walking speeds implemented through distribution laws.

4.1.2. STEPS

STEPS have been developed by the Simulation Group of Mott MacDonald. The purpose of the model is to simulate occupants in normal or emergency situations in different scenarios. It is a fine network system made up of a series of grid cells (0.50×0.50 m); one occupant can occupy each cell. The movement of the occupants depends on the availability of the next grid cell and its value toward the targets (exits). It considers individual characteristics such as walking speed and pre-movement times implemented through distribution laws.

4.1.3. Pathfinder

PathFinder is an evacuation model developed by Thunderhead Engineering. Its purpose is to provide an analytical evacuation tool that could be coupled with an external fire model to form portion of hazard analysis. The occupants are represented as circles moving in a continuous space. It uses two different ways to model the evacuation process (1) based on the method of Mowrer and Nelson (flow model) (Nelson and Mowrer, 2002) or (2) an agent-based model (steering). The model considers individual profiles (walking speed and pre-movement times) implemented through distribution laws.

4.2. The evacuation scenario

The case-study is the Lantueno Tunnel (a two-bore road tunnel with an emergency link tunnel between the two bores). The tunnel is located in the Cantabria-La Meseta Highway (A-67), between Pesquera and Reinosa (Spain). It is a two-bore uni-directional road tunnel.

Its length is about 670 m. Each bore has two lanes with sidewalks 2.50 m wide. (see Fig. 6). The tunnel has a cross passage linking the two tubes located approximately 390 m from the portals.

Fig. 7 shows the layout of the evacuation scenario for the simulations. It consists on an accident in the centre of the tube obstructing the access to the cross passage. It is assumed a total of 54

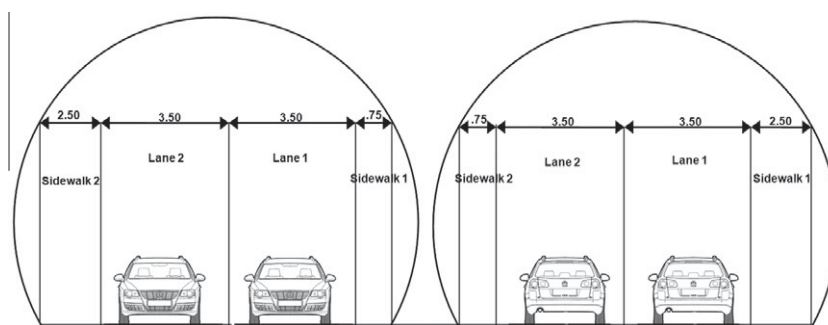


Fig. 6. Cross section of the two bores of the case study, the Lantueno Tunnel.

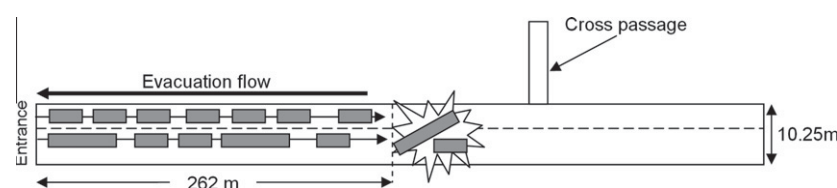


Fig. 7. Layout of the evacuation scenario considered for simulations.

vehicles trapped in the tunnel (49 light vehicles and 5 heavy vehicles). The occupation load is assumed to be one person per heavy vehicle. For light vehicles a load factor of 2.32 is considered. Therefore, 119 occupants are considered for the simulations.

The evacuation is modelled considering the moment in which the vehicles are stopped, queuing behind the vehicles involved in the accident. Figs. 8–10 show the same geometry implemented in the comparison models. The tunnel has been divided in 13 zones of 20 m in which people are added near the vehicles.

4.3. Test 1

As mentioned above, no behaviour is performed in this test. No pre-movement is considered and a fixed unimpeded walking speed of 1 m/s is assigned to all of the occupants (discrete value). Table 2 displays the evacuation times obtained in a single simulation by the evacuation models. The evacuation times are very similar between the models. A small difference is found due to the random distribution of the occupants who are further from the tunnel portal (their start position). Results from Test 1 show that basic movement components of the proposed model work adequately.

4.4. Test 2

Test 2 provides an opportunity to partially validate the proposed model against other evacuation models. In this test the scenario has been run 100 times by the evacuation models to capture stochastic variations in the results. The implementation of pre-evacuation times in GridFlow, STEPS and Pathfinder models has been done using the criterion of distance from the accident as it is considered by the proposed model. In this way a phased response of the occupants has been considered. In order to implement this, the tube was divided into 13 zones (20 m length) with different population groups and pre-movement time distributions. In GridFlow these zones were implemented by different *spaces* connected by links (inlet and outlet). In STEPS this was done by using *locations* on the plane. In Pathfinder *rectangular rooms* were used.

The pre-movement times have been assigned using normal distribution laws. In Zone 1 it was assumed a pre-movement time dis-

Table 2

Results of Test 1 (s).

	Evacuation time (s)
Pathfinder	260
STEPS	257
GridFlow	258
EvacTunnel®	262

tribution with a mean of 170 s and a standard deviation of 17.5 s. Then, the mean value has been increased by 13 s per zone in order to reproduce the same “domino effect” applied by the proposed model. The same unimpeded walking speed distribution has been assigned for all occupants in all models. This is a normal distribution with a mean value of 1.20 m/s and a standard deviation of 0.20 m/s (Bensilum and Purser, 2003).

Table 3 displays a comparison of the mean, maximum, minimum and 95th percentile of total evacuation times obtained by the models. The results are essentially coincident in all models. Fig. 11 shows the probability distribution functions (CDFs) of evacuation times.

The predicted evacuation times do not vary significantly among each model and their curves are very similar. In this case the evacuation time was driven by the pre-movement time and the travel distributions and not by exits flow capacity. The predicted average evacuation time obtained by the models is around 496 s (8 min and 16 s) while the proposed model provides a quite lower average value of 491 s. On the other hand the 95th percentile is higher in the proposed model when compared with the other models.

Table 3

Results of Test 2 (s).

	Pathfinder	STEPS	GridFlow	EvacTunnel®
Mean	497	496	495	491
Standard deviation	31	50	42	44
Maximum	624	742	670	671
Minimum	429	434	419	434
95th Percentile	554	580	570	587



Fig. 8. Geometry implemented in GridFlow.



Fig. 9. Geometry implemented in STEPS.



Fig. 10. Geometry implemented in Pathfinder.

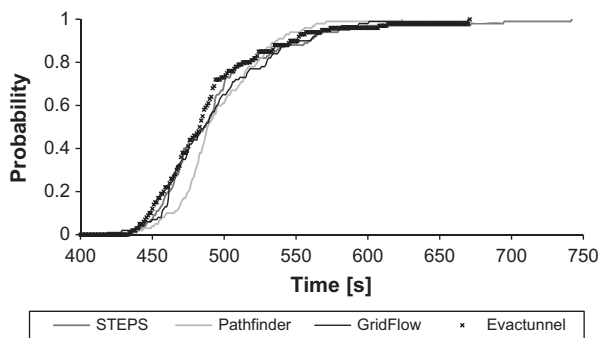


Fig. 11. Cumulative distribution functions of evacuation times.

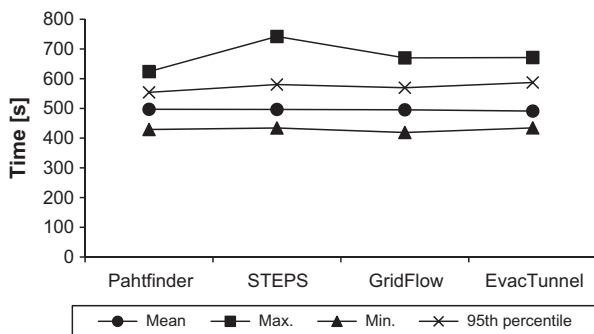


Fig. 12. Comparison of mean, maximum, minimum and 95th percentile of total evacuation times.

From Fig. 12 it is possible to see that the maximum value from STEPS (742 s) is quite higher than the ones obtained by the rest of the models. This model has a higher degree of dispersion, and slightly higher mean evacuation time is obtained. This is expected for a stochastic analysis.

5. Discussion

The proposed model cannot simulate the presence of obstacles and barriers (i.e. vehicles). This model calculates the movement based on the travel distances between the initial position of each agent and the exits. For this reason the proposed model can only work in scenarios when the expected evacuation paths are not complex. This is the case analysed here. It should be noted that occupants are forced to leave the tunnel through the portal and the occupants walked on a sidewalk 2.50 m wide and there can be enough space between vehicles. In these conditions, the evacuation process depends upon the last few occupants to decide to leave and the time required for them to travel to the tunnel portal. The density is low and the walking speed is essentially unimpeded and there is not queuing at the exits.

The comparison suggests that the additional complexity of the comparison models (GridFlow, STEPS and Pathfinder) may not yield significantly different results than EvacTunnel®. Based on the figures presented above, it can be argued that the proposed model provides consistent and reasonable results. But the main difference is that this model can provide results faster than real time while the run time and output data processing of the other models takes longer. Table 4 shows a comparison about the simulation times and capabilities between the evacuation models used for this study. It should be noted that the information displayed on this table (Table 4) is based on our experiences and estimations for 100 simulations, once the scenario has been implemented (geometry, number of cars and people trapped inside the tunnel).

Table 4

Comparison of simulation times and capabilities.

	Batch run?	Batch run time (s)	Run time for one simulation (s)	Plotting data?	Statistical processing?
GridFlow	Y	403	4.03	Y	N
STEPS	Y	400	4	N	N
PathFinder	N	–	84.3	N	N
EvacTunnel®	Y	<5	<0.05	Y	Y

In Table 4, Batch run is the capacity of each evacuation model to run several simulations by itself. Pathfinder has not this capability thus increasing the simulation time. The Batch run time is the time spent by each evacuation model to run several simulations. From Table 4 it is possible to see that the proposed model took less than 5 s to run 100 simulations while STEPS and GridFlow took around 400 s. Furthermore, the proposed model has the capability to process the results statistically by itself providing the mean, standard deviation, percentile, etc. within these 5 s.

On the other hand, EvacTunnel® enables the user to explore easily other scenario conditions by changing numerical values of the main input parameters: (1) population properties (walking speed and pre-movement times), (2) the number of vehicles trapped and (3) the location of the accident inside the tunnel. This process can take less than 1 min.

Based on the results displayed on Table 4, it can be conclude that EvacTunnel® is a suitable tool for the evacuation analysis in real time and can be also incorporated by tunnel operators when defining emergency plans and evacuation strategies.

6. Conclusions

An evacuation model for road tunnels has been presented in this paper. This model is integrated in a Decision Support System (DSS) for emergency management in road tunnels. The model is based on the idea that, in road tunnels, egress calculations can be performed by addressing a small set of random parameters that have a great impact on outcomes. The aim in developing EvacTunnel® has been to obtain equilibrium between run times (faster than real-time) and the efficiency of the model to provide reasonable results.

By using Monte Carlo methods, the model has the capability to input random variables such as pre-movement times, unimpeded walking speeds and starting position of occupants. The proposed model (evacuation model of Area 2) has been partially validated against other evacuation models. Results from Test 1 showed that the basic components of the model work adequately. Results from Test 2 showed that the evacuation model provides consistent and reasonable results in real-time.

References

- Bensilum, M., Purser, D., 2003. GridFlow: an object-oriented building evacuation model combining pre-movement and movement behaviours for performance-based design. In: Proceedings of the Seventh International Symposium. International Association for Fire, Safety Science, pp. 941–952.
- Boer, L.C., 2003. Behavior of Drivers during Tunnel Evacuation. (Re) Claiming the Underground Space. J. Saveur, Lisse, pp. 213–217.
- Boyce, K.E., Shields, T.J., Silcock, G.W.H., 1999. Toward the characterization of building occupancies for fire safety engineering: prevalence, type, and mobility of disabled people. Fire Technology 35 (1), 35–50.
- Bukowski, R.W., 2002. Fire Hazard Assessment for Transportation Vehicles, third ed. SFPE Handbook of Fire Protection Engineering, Section 5, pp. 227–233 (Chapter 15).
- Burns, D., 2004. Emergency procedures in road tunnels: current practice and future ideas. The Handbook of Tunnel Fire Safety 21, 437–450.
- Capote, J., Alvear, D., Abreu, A., Cuesta, A., Alonso, V., 2010. Infrequent events model for road tunnel. In: 4th International Symposium on Tunnel Safety and Security, Frankfurt am Main, Germany, pp. 565–568.

- Capote, J., Alvear, D., Abreu, A., Cuesta, A., Alonso, V., 2011. Modelo de sucesos infrecuentes en túneles de carretera. *Revista Internacional de Métodos Numéricos para Cálculo y Diseño en Ingeniería* 27, 43–57.
- Capote, A., Alvear, D., Abreu, O., Cuesta, A., Alonso, V., 2012. A stochastic approach for simulation human behaviour during evacuation process in passenger trains. *Fire Technology*, <http://dx.doi.org/10.1007/s10694-012-0251-3>.
- Carvel, R., Marlin, G., 2004. A history of fire incidents in tunnels. *The Handbook of Tunnel Fire Safety* 1, 3–37.
- Centre d'Études des Tunnels. 2003. Guide to Road Tunnel Safety Documentation. Safety Documentation Objectives.
- Frantzich, H., Nilsson, D., 2004. Evacuation experiments in a smoke filled tunnel. Department of Fire Safety Engineering, Lund University, human behaviour in fire. In: *Proceedings of the Third International Symposium*, pp. 229–238.
- Gandit, M., Kouabenan, D.R., Caroly, S., 2008. Road-tunnel fires: risk perception and management strategies among users. *Safety Science* 47, 105–114.
- Gwynne, S., Kuligowski, E., 2008. Application modes of egress simulation. *Pedestrian and Evacuation Dynamics*, 397–409.
- Kisko, T.M., Francis, R.L., 1985. Evacnet+: a computer program to determine optimal evacuation plans. *Fire Safety Journal* 9, 211–220.
- Martens, M.H., 2006. Human behaviour in tunnel accidents. In: *Second International Symposium Safe & Reliable Tunnels. Innovative European Achievements*.
- Nelson, H., Mowrer, F., 2002. Emergency Movement. In: DiNenno, P. (Ed.), *SFPE Handbook of Fire Protection Engineering*, . . ., third ed. .. NFPA, Quincy, MA.
- Thunderhead Engineering. Pathfinder 2009 (2009.2 Version). Technical Reference.
- Proulx, G., 2002. Movement of People: The Evacuation Timing. *The SFPE Handbook of Fire Protection, Engineering*, pp. 3-342–3-366.
- Purser, D., Gwynne, S., 2007. Identifying critical evacuation factors and the application of egress models. In: *Proceedings of the 11th international interflam conference*, pp. 203–214.
- Rubinstein, R.Y., Kroese, D.P., 2008. Random Number, Random Variable and Stochastic Process Generation. *Simulation and Monte Carlo Method*. Wiley-Interscience, pp. 49–80.
- STEPS Simulation of Transient and Pedestrian movements: User Manual, unpublished, available with egress model from Mott MacDonald. <<http://www.mottmac.com>>.
- Tesson, M., 2009. Adapting the road tunnel safety devices to the users. In: *4th Symposium on Human Behaviour in Fire*, pp. 375–386.
- Wenxuan Ding, A., 2011. Implementing real-time grouping for fast egress in emergency. *Safety Science* 49 (10), 1404–1411.
- Yamashita, T., Soeda, S., Onishi, M., Noda, I., 2011. Exhaustive testing plan with high-speed evacuation simulator. In: *proceedings of International Scientific Conference Emergency Evacuation of People from, Buildings*, pp. 357–363.



Contents lists available at SciVerse ScienceDirect

Tunnelling and Underground Space Technology

journal homepage: www.elsevier.com/locate/tust

Decision support system for emergency management: Road tunnels

Daniel Alvear*, Orlando Abreu, Arturo Cuesta, Virginia Alonso

GIDAI Group, Dpto. de Transportes y Tecnología de Proyectos y Procesos, Universidad de Cantabria, Ave. Los Castros, s/n, 39005 Santander, Spain

ARTICLE INFO

Article history:

Received 26 June 2012

Received in revised form 19 September 2012

Accepted 30 October 2012

Available online 20 December 2012

Keywords:

Decision support system

Emergency management

Road tunnels

Real-time

ABSTRACT

Recent disasters have shown that road tunnels are especially complex environments for decision making. A fast and effective response to emergencies in road tunnels is a key factor for life safety. This paper presents a decision support system (DSS) for emergency management in road tunnels. Based on a specific methodology, the system provides the operator with decision recommendations to deal with the emergency in real time. Furthermore, the system uses predictive tools to estimate the severity of the accident or incident, as well as rescue and evacuation times. This information is very useful during the first stages of an emergency when information is scarce, incomplete and inaccurate, yet the tunnel operator is required to make the right decisions under a high level of stress. The DSS reduces the decision circle and allows the operator to make critical decisions based on dynamic alternatives. The system has been tested in various hypothetical emergency cases based on the Tunnel of Lantueno in the A-67 Highway, Spain. The application cases show that the DSS provides reasonable and consistent results.

© 2012 Elsevier Ltd. All rights reserved.

1. Introduction

Accidents in road tunnels can and do occur. A fast and effective response by the tunnel operator can mean the difference between life and death, especially when a fire occurs. Recent history has shown that tunnels constitute dangerous environments in case of emergency. In the last few decades (1987–2008), just seven tunnel accidents have caused over 400 deaths (Carvel and Marlin, 2004). Disasters such as the Mont Blanc Tunnel fire (Italy–France, 1999) and the St Gotthard Tunnel fire (Swiss Alps, 2001) have caused many deaths and serious injuries. The most recent is the bus crash in the Sierre Tunnel in Switzerland with 28 deaths, 22 of them children. These tragedies have shown the need for an effective emergency response and the tragic consequences of incorrect or delayed decision making (Burns, 2004). Tunnel safety is dependent on three main factors: (1) tunnel design, (2) tunnel management, and (3) emergency response. However, current road tunnel safety is limited by the traditional approach, which is focused on tunnel design and facilities, risk analysis and contingency plans.

Prevention is a key factor in tunnel safety, but does not solve the problem once the emergency occurs. Instituting a proper emergency management plan is a critical way to minimise the risk of injury and death by maximising the speed and effectiveness of a response.

The tunnel operator is the first person to deal with the emergency and inform the tunnel users, supervisor and emergency ser-

vices regarding the situation (Tesson, 2009). In many cases, the decisions of the tunnel operator are based on fixed protocols that may not cover all possible situations during the continuous development of an emergency. Furthermore, some critical decisions, such as evacuation, may depend not on the tunnel operator but upon other authorities. For this reason, the initial information should be as clear and complete as possible. Nowadays, technology can be a key tool to improve the effectiveness of emergency management and human safety in road tunnels. The advantage of using decision support systems (DSSs) for emergency management in complex situations is well known (Yoon et al., 2008; Yu, 2011). In this domain, the GIDAI Group (University of Cantabria, Spain) has finished a research project – funded by the Spanish Ministry of Transport – whose aim was to produce a DSS for emergencies in road tunnels. The DSS analyses the current situation and guides the course of decisions to deal with the emergency (Capote et al., 2011, 2012a, 2012b, 2012c). Furthermore, the system provides real-time estimation of the severity of the accident, required safe egress time (RSET) and rescue times.

This paper is divided in two parts. The first part describes the three models integrated in the DSS: (1) Incidents model, (2) Evacuation model, and (3) Decision model. The second part shows the application cases for different hypothetical emergencies in a double-bored, unidirectional, 670 m road tunnel located along the A-67 Highway in Spain.

2. Decision support system overview

When an accident occurs, the tunnel operator detects the emergency mainly through the Automatic Incident Detection (AID)

* Corresponding author. Tel.: +34 942 201826; fax: +34 942 201873.

E-mail addresses: alveard@unican.es (D. Alvear), abreu@unican.es (O. Abreu), cuestaar@unican.es (A. Cuesta), alonsovir@unican.es (V. Alonso).

Fig. 2. Inputs window of the DSS.

Table 1
Inputs used in the DSS.

Boolean variables	Numerical variables	
Incident?	Number of lanes blocked	No. of buses involved
Fire?	No. of surveillance cameras	No. of cars involved
Injured person?	No. of vehicles involved	No. of vehicles trapped
Serious incident?	No. of heavy vehicles involved	Detection time

According to the system, two different areas are defined in a tunnel accident: Area 1 and Area 2 (see Fig. 3). Area 1 includes the vehicles and the people directly involved in the accident. Area 2 includes the vehicles and people trapped inside the tunnel not directly affected by the accident.

In agreement with the tunnel discretisation, the Incidents model's results can be divided into:

- (1) Location of the incident.
 - Distance from the portal to the beginning of Area 1 (d'_{I1}) is calculated as follows:

$$d'_{I1} = \begin{cases} d_{GAL_i} & \text{si } A_G = (i \geq 1) \wedge [(d_{SI} - d_{GAL_i}) < (d_{SI} - d_{GAL_j})] \wedge (j < i) \\ 0 & \text{si } \overline{A_G} \end{cases} \quad (1)$$

where d_{SI} is the distance from the portal to the accident; d_{GAL_i} the distance from the portal to the i th cross-passage; and j is the number of any other cross-passage inside the tunnel.

Eq. (1) shows that d'_{I1} is the distance to the cross-passage locates before the accident if this exist, otherwise d'_{I1} is zero (tunnel portal). The distance to any cross-passages can be calculated as:

$$d_{GAL_j} = d_{GAL_1} + j \cdot \Delta_{GAL} \quad \text{for } 0 \leq j \leq m_{GAL} \quad (2)$$

where d_{GAL_1} is the distance to the first cross-passage; Δ_{GAL} the distance between cross-passages; and m_{GAL} is the total number of cross-passages.

- Distance from the portal to the end of Area 1 (d'_{I2})

$$d'_{I2} = \begin{cases} d_{GAL_k} & \text{if } A_{G1} \wedge a'_{BIDIREC} \\ L_T & \text{if } A_{G1} \wedge a'_{BIDIREC} \\ d_{SI} + \frac{\Delta_{CAM}}{3} & \text{if } A_{G1} \wedge a'_{BIDIREC} \end{cases} \quad (3)$$

where

$$A_{G1} = (k \geq 1) \wedge [(d_{GAL_k} - d_{SI}) < (d_{GAL_j} - d_{SI})] \wedge (j < k) \quad (4)$$

d_{GAL_k} is the distance from the portal to the k th cross-passage and L_T is the tunnel length.

When the bidireccionalidad is possible, Eq. (3) shows that d'_{I2} is the distance to the cross-passage next to the accident area (d_{GAL_k}) or the tunnel length (L_T) if there is not any cross-passage. If the evacuation is possible only in one direction d'_{I2} is assumed as the distance to the accident plus a third part of the distance between surveillance cameras.

- Distance from the portal to the end of Area 2 (d'_{II}) is assumed as the distances to the surveillance camera which has detected the accident.

$$d'_{II} = d_{CAM}(n_{CCTV}) \quad (5)$$

- (2) Estimation of the accident severity.

- Number of people to evacuate from Area 1 (n'_{IT}). This depends on the type and number of vehicles directly involved in the accident and the occupancy of each vehicle.

$$n'_{IT} = k_{LV} \cdot n_{LVDI} + k_{HV} \cdot n_{HVDI} + k_{BV} \cdot n_{BVDI} \quad (6)$$

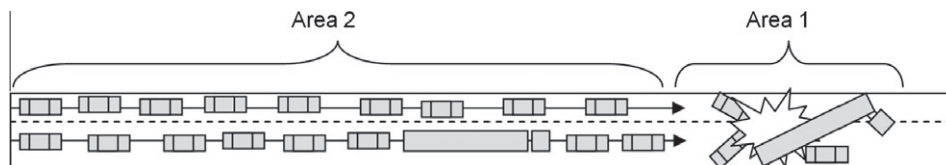


Fig. 3. Tunnel discretisation.

where k_{LV} , k_{HV} , k_{BV} are the occupancy coefficient for light vehicles, heavy vehicles and buses. These coefficients are defined by the user in the auxiliary software *ParamSI.exe* and n_{LVDI} , n_{HVDI} , n_{BVDI} are the number of light vehicles, heavy vehicles and buses directly involved in the accident. These values are input by the System's user.

- Number of people affected by the accident – normal mobility (n'_{INM}), reduced mobility (n'_{IRM}), and assisted mobility (n'_{IAM}). This depends on the number and type of vehicles involved. It is calculated in terms of the probabilities of occurrence given an accident ($P(NM|A_{CSI})$, $P(RM|A_{CSI})$, $P(AM|A_{CSI})$), which are based on the statistical analysis of a database of tunnel accidents. These values may be easily changed by the user in the auxiliary programme *ParamSI.exe*.

$$\begin{aligned} n'_{INM} &= P(NM|A_{CSI}) \cdot n'_{IT} \\ n'_{IRM} &= P(RM|A_{CSI}) \cdot n'_{IT} \\ n'_{IAM} &= P(AM|A_{CSI}) \cdot n'_{IT} \end{aligned} \quad (7)$$

- Number of persons trapped in Area 2 (n'_{IIV}).

$$n'_{IIV} = k_{LV} \cdot n_{LV} + k_{HV} \cdot n_{HV} + k_{BV} \cdot n_{BV} \quad (8)$$

where k_{LV} , k_{HV} , k_{BV} are the coefficient of occupancy for light vehicles, heavy vehicles and buses. These are random variables which are uniformly distributed between [1,5] for light vehicles, [1,2] for heavy vehicles and [20,40] for buses and n_{LV} , n_{HV} , n_{BV} are the number of vehicles for each type (light vehicles, heavy vehicles and buses) trapped in Area 2. These values are currently introduced by the user however further development of the System would permit to input automatically from traffic counters.

The Incident Models offers to the tunnel operator information about the location of the accident and an estimation of the situation's severity by estimating the number of injured and seriously injured people.

The three models are integrated into the system. Furthermore, the inputs and outputs are linked. However, results from the Incidents model provide the tunnel operator an overview of the accident consequences with a probabilistic and scientific base.

4. Evacuation model

If evacuation is required, the system will provide results in real time of total evacuation times – considering self-rescue and rescue processes by using the Evacuation model EvacTunnel® (Capote et al., 2012b). EvacTunnel® is a specific model that obtains results in real time, overcoming some limitations from other models (Ronchi et al., 2012). According to EvacTunnel®, two areas (models) should be considered independently: the accident zone (Area 1) and the zone with trapped vehicles (Area 2).

EvacTunnel® provides the percentile of total evacuation time – i.e. time when the last user leaves the area – and other statistical parameters (mean, standard deviation, etc.). The stochastic approach of EvacTunnel® enables decision-makers to overcome the high level of uncertainty (number, individual characteristics, and initial locations of people involved in the accident and trapped in the tunnel), especially during the first stages of the emergency, by considering multiple situations and their potential outcomes (sample of results). The model is based on the idea that, in some scenarios such as road tunnels, egress calculation can be performed by addressing a small set of parameters that have a great impact on outcomes (pre-movement time, walking speed and travelling distances). The current version considers default values for the behavioural variables based on experiments, interviews and experiences.

However, these values can be easily changed at any time through the user interface. It should be noted that it would be good practice to perform drills and experiments in the application tunnels in order to obtain more realistic data.

Based on Monte Carlo methods, the model can perform multiple simulations by randomly changing the inputs associated with tunnel users, such as pre-movement times, walking speeds and initial location. Furthermore, the proposed model considers the configuration and characteristics of evacuation scenarios as random variables.

The model obtains and statistically evaluates the sample of results (evacuation times). If possible, it fits the results to a known distribution. Otherwise, density estimation is given using a histogram. The main output parameter is the percentile of evacuation times (0.90, 0.95 and 0.99). The model also provides other statistical characteristics: mean, variance, maximum, and minimum values. The current version does not consider smoke and toxic effects.

4.1. Area 1

As previously defined, the Incidents model provides the number and status of the people involved in the accident (injured and/or seriously injured). EvacTunnel® considers these values in order to obtain the evacuation times by including self-rescue and rescue processes.

The evacuation time of each tunnel user depends on his/her pre-movement time, his/her unrestricted walking speed and the distance through the escape routes, as follows:

$$t_{E1ij} = t_{pmij}^{(NM/RM/AM)} + \frac{d_{movij}}{v_{movij}^{(NM/RM/AM)}} \quad (9)$$

where t_{E1ij} is the random evacuation time for the i th person in the j th iteration. This is defined by its distribution function; $t_{pmij}^{(NM/RM/AM)}$ the random pre-movement time for the i th person with normal, reduced, or assisted mobility (Area 1) in the j th iteration; $v_{movij}^{(NM/RM/AM)}$ the random walking speed for the i th person with normal, reduced, or assisted mobility in the j th iteration; and d_{movij} is the Random distance to the exit for the i th person in the j th iteration.

Since the current tunnel facilities do not provide the initial position of people involved in the accident, EvacTunnel® considers a random distribution through Area 1.

Users are uniformly distributed between the minimum and maximum distances from the exit of Area 1. These distances are defined from the Incidents models. Walking speeds are assumed to be normally distributed, and they are based on values from the Society of Fire Protection Engineers (SFPE) Handbook (Proulx, 2002) multiplied by a random factor.

People from Area 1 can be affected by the accident (injured or seriously injured). The model considers the affected and non-affected mobilities (normal, reduced and assisted) by obtaining samples of evacuation time for each level of mobility and its statistical characteristics. As a main result, the model obtains a sample of total evacuation time (and its statistical characteristics) by considering the time when the last person leaves the tunnel. The pre-movement times distributions are modelled as a normal distribution with different statistical parameters (mean and standard deviation) for the different mobilities. It should be noted that assisted mobility is dependent on the emergency services as follows:

$$t_{pm}^{(AM)} = t_{deployES} + t_{responseES} + t_{movES} + t_{recog,extrES} \quad (10)$$

The pre-movement time specified in the above equation is the combination of deployment, response and movement times of the emergency services and the recognition and extraction of the users by the emergency services. A range of times is defined for each term in order to obtain a maximum and minimum pre-movement time. Finally, the pre-movement time for assisted mobility is fit to a normal distribution.

4.2. Evacuation model of Area 2

In Area 2 (self-rescue), the model considers the evacuation time of the last tunnel user to leave the tunnel or gain access to a safe place (i.e. cross passage) as the total evacuation time. In each simulation, the number and type of vehicles trapped is already known, but the occupation load is varied by considering the number of people inside the vehicles as a random variable between a maximum and minimum value that can be predefined by the user. The evacuation time in Area 2 also depends on the pre-movement time, walking speed and travelling distance:

$$t_{Eij} = t_{pmij}^{(1)} + t_{pmij}^{(2)} + \frac{d_{movij}}{v_{movij}} = t_{pmq} + \frac{d'_{ll}}{v_{movq}} + t_{pmij}^{(2)} + \frac{d_{movij}}{v_{movij}} \quad (11)$$

t_{pmq} is the defined pre-movement time for the person next to the accident. It is assumed that this is the first person to start the evacuation and warn others (alarm announcer). d_{movij} the random distance to the exit for the i th person in the j th iteration. v_{movij} the random walking speed for the i th person in the j th iteration. v_{movq} the defined walking speed for the alarm announcer. d'_{ll} is the distance from the entrance (portal) of the tunnel to the end of Area 2.

In Area 2, the vehicles are in queue inside the tunnel. The model assumes that tunnel users are distributed uniformly inside Area 2.

The pre-movement time for each tunnel user can be divided into recognition time ($t_{pmij}^{(1)}$) and response time ($t_{pmij}^{(2)}$). Recognition time mainly depends on the user's interpretation of the danger (Martens, 2006; Gandit et al., 2008; CETU, 2003; Frantzich and Nilsson, 2004) based on the distance to the accident and/or information from other users. The perception of danger is influenced by position with respect to the fire, and persons near the accident will react faster. Furthermore, people are strongly influenced by others (Boer, 2003) so it is likely that users will decide to leave their vehicles (warned by others) even before the operator announcement.

As the following equation shows, the model implements the pre-movement time by considering that $t_{pmij}^{(1)}$ is linearly dependent on the travelling distance (d_{movi}) to each occupant.

$$t_{pmij}^{(1)} = t_{pmq} + \frac{d'_{ll} - d_{movij}}{v_{movq}} \quad (12)$$

The model calculates $t_{pmij}^{(1)}$ considering the time needed by the persons next to the accident area to reach different locations during their movement towards the exit with a speed of 1.55 m/s (v_{movq}) and pre-movement time of 30 s (t_{pmq}). The response time $t_{pmij}^{(2)}$ is assumed as a normal distribution with a mean of 67.5 s and a standard deviation of 17.5 s. The unimpeded walking speed fits a normal distribution with a mean of 1.25 m/s and a standard deviation of 0.32 m/s.

4.3. Comparison with other models

All models require verification and validation processes. We performed a comparative analysis of the Evacuation model of Area 2 with the results of three evacuation models: GridFlow (Bensilum

and Purser, 2003) STEPS (Mott MacDonald, 2010) and PathFinder (Thunderhead, 2009).

The application case is the Lantueno Tunnel, a two-bore tunnel with an emergency link tunnel between the two bores. The tunnel is located in the Cantabria – La Meseta Highway (A-67), Spain. Its length is about 670 m. Each bore has two lanes with 2.5 m-wide sidewalks. The tunnel has a cross passage linking the two tubes, located approximately 390 m from the portals. The evacuation scenarios consist of an accident in the centre of the tube obstructing the access to the cross passage. A total of 54 vehicles are assumed to be trapped in the tunnel: 49 light vehicles and 5 heavy vehicles. For the comparison models a total of 119 trapped tunnels users were assumed.

The comparison is divided into two tests. In Test 1, no behaviour is performed in order to check that the simulation of movement is working satisfactorily. No pre-movement is considered and a fixed unimpeded walking speed of 1 m/s is assigned to all of the tunnel users. In Test 2, behavioural parameters were implemented. In this test, the scenario was run 100 times by the evacuation models to capture stochastic variations in the results. GridFlow, STEPS and PathFinder do not represent the “domino effect” of the pre-movement time used in EvacTunnel. In order to implement the same evacuation characteristics closely, the pre-movement time was assigned in these models by increasing the mean and standard deviation every 20 m (the tunnel is divided into 13 zones). The same unimpeded walking speed distribution has been assigned for all tunnels users in all models. This is a normal distribution with a mean value of 1.20 m/s and a standard deviation of 0.20 m/s (Dirección General de Carreteras, 2008).

Table 2 shows that the basic movement components of the proposed model work adequately, producing similar results to the comparison models. Results for Test 2 from Table 2 and Fig. 4 show that the evacuation times do not vary significantly.

This comparative analysis shows that EvacTunnel® provides adequate results by considering the specific characteristics of road tunnels and users while achieving significant decreases in run times (hundreds of simulations in less than 5 s) and the complexity of model implementation (Capote et al., 2012b).

5. Decision model

Expert systems methodology was applied to the Decision model. The Decision model processes the information from the Incidents and Evacuation models – constituting a link between models – and displays the course of actions to deal with the emergency situation in an optimised manner. This function may have even wider scope than the traditional decision making of the tunnel operator by including the decision to inform the tunnel users and emergency services of evacuation.

Based on the contingency plan and experts' knowledge (tunnel operators), the model analyzes real emergency situations through decision trees and displays proposed actions and decisions (*knowledge base, database and inference engine*) to deal with the emergency in an optimised manner. Fig. 5 shows the Decision model overview.

Table 2
Comparative results for Test 1 and Test 2.

Models	TEST 1	TEST 2				
	Evacuation time (s)	M (s)	SD (s)	Max. (s)	Min. (s)	95th Percentile
Pathfinder	260	497	31	624	429	554
STEPS	257	496	50	742	434	580
GridFlow	258	495	42	670	419	434
EvacTunnel®	262	491	44	671	434	587

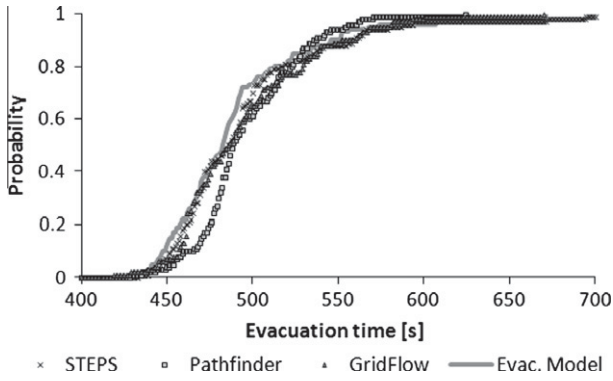


Fig. 4. Comparative distribution of evacuation times.

The decision trees consist of decision nodes (square) and chance nodes (circles). When the chance node is true, the expected value (or expected utility) is 1; otherwise it is zero.

The model analyses all the possible decisions – through decision trees – by considering the accident characteristics. For example in case of an accident with fire and one lane blocked the decision of *tunnel evacuation* is defined by the Eq. (13) and Fig. 6.

$$a_{\text{evac}} = a_{\text{FIRE}} \quad (13)$$

Otherwise the decision of *deployment of emergency services* is defined by Eq. (14) and Fig. 7.

$$a'_{\text{ASE}} = (m_{\text{car}} = m_{\text{max}}) \vee (a_{\text{FIRE}}) \vee (n_{\text{HER}} \neq 0) \quad (14)$$

As Fig. 7 shows, in case of an accident with fire and one lane blocked the decision of deployment of emergency services is true.

The Decision model considers the following actions and decisions:

- Deploy mobile patrol.
- Inform the emergency services.
- Deploy the emergency services.
- Close the tunnel.
- Inform the tunnel users.
- Maximum lighting.
- Evacuation.
- Bi-directionality of Area 1.
- Number of lanes blocked.

It should be noted that this decision making is mainly based on the current contingency plans for Spanish tunnels (Dirección General de Carreteras, 2008). Future developments of the system will encompass application to more complex tunnels and situations (e.g. ventilation, indications of evacuation routes) and include a wider range of possible decisions (e.g. different voice messages by tunnel zone, etc.).

6. Application of the decision support system

The DSS was applied to different emergency situations in Lantueno Tunnel (Cantabria – La Meseta Highway (A-67), Spain). Three incident locations were considered:

- *Scenario 1.* Near the entrance of the tunnel (Camera 1, Zone 3). 24 vehicles trapped inside the tunnel (21 light vehicles and 3 heavy vehicles).
- *Scenario 2.* Centre of the tunnel (Camera 3, Zone 2). 64 vehicles trapped inside the tunnel (56 light vehicles and 8 heavy vehicles). The accident is obstructing the access to the cross passage.
- *Scenario 3.* Near the exit of the tunnel (Camera 5, Zone 2). 136 vehicles trapped inside the tunnel (120 light vehicles and 16 heavy vehicles).

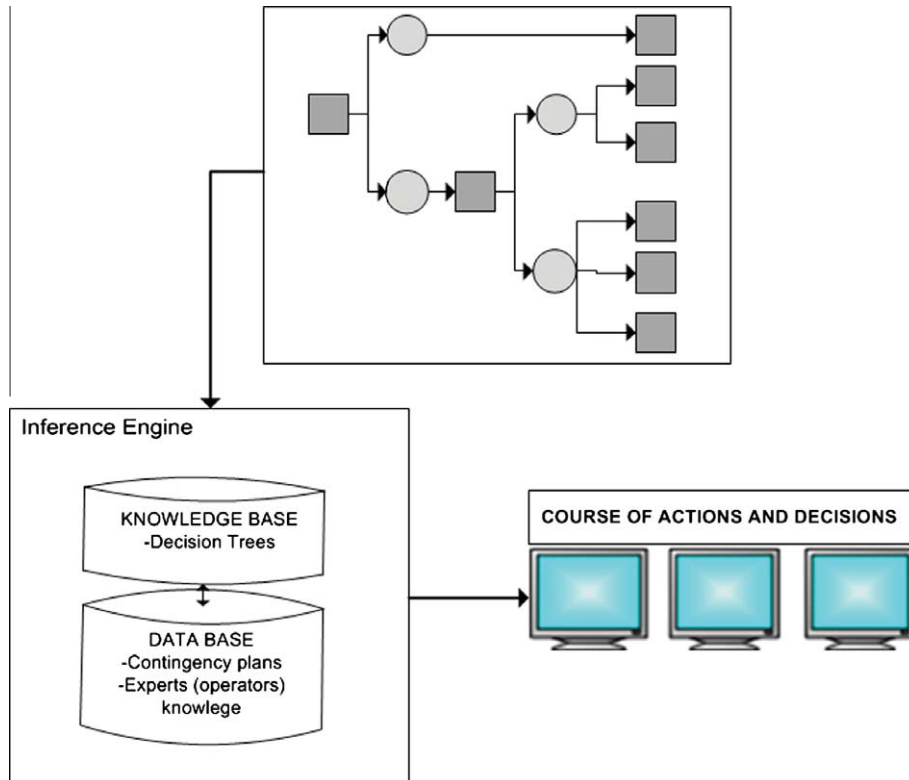


Fig. 5. Decision model overview.

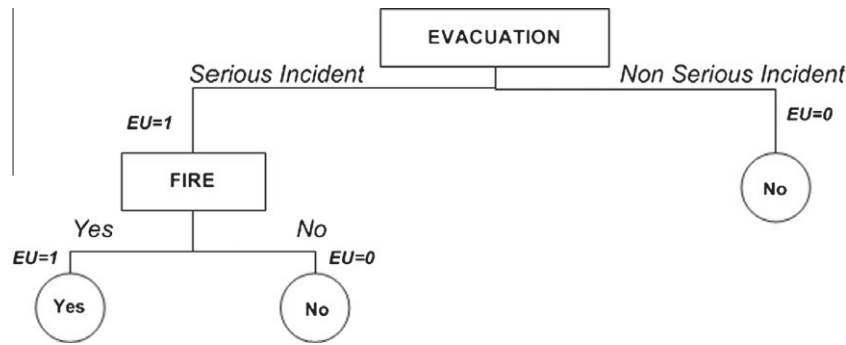


Fig. 6. Decision tree for evacuation.

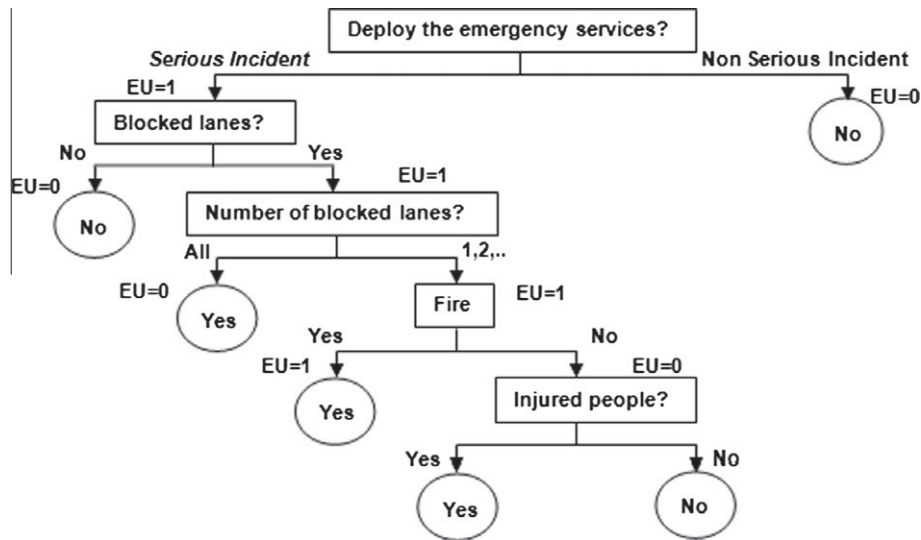


Fig. 7. Decision tree for the deployment of emergency services.

Different emergency situations and numbers of vehicles directly involved (Table 3) were considered for each of the three scenarios.

According to the integrated models, the system provides different results grouped into:

- Incident information.
- Evacuation results.
- Decisions result.

6.1. Incident information

The DSS offers an estimation of the severity of the accident (number of people with normal, reduced and assisted mobility). This information is based on the number and type of vehicles involved. Table 4 shows the Incident information for Case 2.

Table 4 shows the variation by case, in the number of people affected. This variation mainly depends on the number and types of vehicles (heavy or light).

In Case 6, the system detects the largest number of people affected by the accident when the highest number of vehicles is involved (4 light vehicles and 2 heavy vehicles).

Case 1 (3 persons) and Case 2 (2 persons) show that the people involved are also influenced by the type of vehicle (one heavy vehicle versus one light vehicle).

Cases 3, 4, 5 and 6 show how the estimation of people with assisted mobility (seriously injured) depends on the detection of a serious incident.

6.2. Evacuation results

As defined in the DSS, evacuation is based on the detection of fire (Case 5 and Case 6). The evacuation is analysed in Case 6 for

Table 3
Inputs for application cases in the decision support system.

Case	Infrequent event	Fire	Injured	Serious	Lanes blocked	Light vehicles	Heavy vehicles	Bus
1	x				1	1	0	0
2	x				2	0	1	0
3	x		x	x	1	2	0	0
4	x		x	x	2	3	1	0
5	x	x	x	x	1	1	1	0
6	x	x	x	x	2	4	2	0

Table 4
Severity estimation.

Mobility	Case 1	Case 2	Case 3	Case 4	Case 5	Case 6
Normal	2	1	1	2	1	3
Reduced	1	1	2	3	2	4
Assisted	0	0	3	4	2	5
Total	3	2	6	9	5	12

Scenarios 1, 2, and 3. 1000 simulations were performed for each Scenario. Table 5 shows the evacuation results for Area 1 and Area 2 in Scenarios 1, 2 and 3.

The evacuation time for people with normal mobility is greater in Scenario 2 (centre of the tunnel), because Scenario 1 and Scenario 3 are near the exit and entrance of the tunnel, respectively; thus, the travel distances (and evacuation times) are shorter.

6.3. Decisions

The course of decisions to deal with an emergency or incident is mainly based on the detection of fire, injured people, seriousness of the situation and number of blocked lanes. Otherwise, those decisions are not dependent on the location of the incident. Thus, Table 6 shows the automatic decisions offered by the DSS for Scenario 1 (similar to Scenario 2 and Scenario 3).

As Table 6 shows, the decisions match the contingency plans for the tunnel operator.

In all cases, the mobile patrols are deployed and the users are informed because an infrequent event is detected. The deployment of emergency services is based on the detection of fire or injured

Table 5
Evacuation results for application cases.

	Scenario 1	Scenario 2	Scenario 3
Area 1			
Normal			
Mean (s)	210	465	368
95th Percentile (s)	263	675	514
Reduced			
Mean (s)	348	870	671
95th Percentile (s)	548	1635	1233
Assisted			
Mean (s)	1773	2034	1932
95th Percentile (s)	1845	2451	2305
Total evacuation time			
Mean (s)	1777	2094	1968
95th Percentile (s)	2105	2489	2331
Area 2			
Total evacuation time			
Mean (s)	138	609	2217
95th Percentile(s)	155	680	3021

Table 6
Decision for Scenario 1.

	Cases					
	1	2	3	4	5	6
Deploy mobile patrol	x	x	x	x	x	x
Inform emergency services	x					
Deploy emergency services		x	x	x	x	x
Close tunnel		x		x	x	x
Maximum illumination					x	x
Inform users	x	x	x	x	x	x
Bi-directionality	x		x		x	
Evacuation					x	x

people, or closure of the tunnel (Cases 2, 3, 4, 5, 6 and 7). In Case 1, the emergency services are simply informed about the situation. Bi-directionality is true when at least one lane is not blocked (Cases 1, 3 and 5). The operator closes the tunnel when a fire is detected and/or when all the lanes are blocked (Cases 2, 4, 5, 6 and 7). Evacuation and the maximum illumination level are based upon the detection of fire (Cases 5 and 6).

7. Conclusions

A DSS for road tunnels has been presented in this paper. The system provides real-time decisions for emergency management, minimises the response of the tunnel operator, and increases the efficiency of the decisions. Through the Incidents model, the DSS obtains additional information that offers the tunnel operator an overview of the severity of the emergency. This is very useful information during the communication process between the tunnel operator and the emergency services, which enables optimisation of the resources to be used.

When the severity of an accident – i.e. fire – leads to the requirement of evacuation, the DSS performs the egress calculations (through the Evacuation model). This information may be critical to evacuation of the tunnel because this decision may depend not only on the tunnel operator, but on external authorities that are not directly involved in the development of the emergency and therefore need additional information about the situation.

The stochastic analysis performs multiple simulations and provides reliable results for evacuation times in less than 5 s. The system offers results by considering the rescue process (Area 1) and the self-rescue process (Area 2). The first validation process, a comparative analysis of the model and other evacuation models (GridFlow, STEPS and PathFinder) in Area 2, shows that the model works adequately and provides consistent and reasonable results in real time.

The application cases show that the DSS works adequately for different emergency situations by providing a course of decisions in real time that permits responders to minimise the consequences of an accident while avoiding human failures and delays. Furthermore, the additional information about the severity of the emergency and the evacuation times permits decision-makers to obtain a wider overview of the situation and to optimise decisions that include the emergency services and other authorities.

The DSS is an interactive system with feedback, allowing proposed decisions to be tuned while the event is underway. The system is flexible (usable in any type of tunnel), easy to use, and its modular structure permits further development and improvements.

Future works will include more automation of the system and its application as a simulator. This means that this DSS could be employed to train the tunnel operator to manage different emergency situations.

Acknowledgements

The authors would like to thank the Spanish Ministry of Development – CEDEX for the grant of the project “Automated Decision Support System (DSS) for Emergencies in Road Tunnels by Computer Modelling and Simulation” (PT: 2007-030-22ICPP). Furthermore, they would like to specially thank Prof. Jorge A. Capote for his contributions and his support in this paper.

References

- Bensilum, M., Purser, D., 2003. GridFlow: an object-oriented building evacuation model combining pre-movement and movement behaviours for performance-based design. In: Proceedings of the Seventh International Symposium. International Association for Fire Safety Science, pp. 941–952.

- Boer, L.C., 2003. Behavior of Drivers during Tunnel Evacuation. In: Saveur, J. (Ed.), (Re) Claiming the Underground Space. Lisse, pp. 213–217.
- Burns, D., 2004. Emergency procedures in road tunnels: current practice and future ideas. In: Carvel, R.O., Beard, A.N. (Eds.), *The Handbook of Tunnel Fire Safety*, vol. 21. Thomas Telford Publishing, United Kingdom, pp. 437–450.
- Capote, J., Alvear, D., Abreu, A., Cuesta, A., Alonso, V., 2011. Modelo de sucesos infrecuentes en túneles de carretera. *Revista Internacional de Métodos Numéricos para Cálculo y Diseño en Ingeniería* 27, 43–57.
- Capote, J., Alvear, D., Abreu, A., Cuesta, A., Alonso, V., 2012a. Decision support system for emergencies in road tunnels. In: *Proceedings of the 5th International Symposium on Tunnel Safety and Security*, New York, March, pp. 557–566.
- Capote, J., Alvear, D., Abreu, A., Cuesta, A., Alonso, V., 2012b. A real-time stochastic evacuation model for road tunnels. *Safety Science*. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ssci.2012.02.006>.
- Capote, J., Alvear, D., Abreu, A., Cuesta, A., Alonso, V., 2012c. A stochastic approach for simulation human behavior during evacuation process in passenger trains. *Fire Technology*. ISSN 0015-2684. <http://dx.doi.org/10.1007/s10694-012-0251-3>.
- Carvel, R., Marlin, G., 2004. A history of fire incidents in tunnels. *The Handbook of Tunnel Fire Safety* 1, 3–37.
- Centre d'Études des Tunnels, 2003. *Guide to Road Tunnel Safety Documentation*. Safety Documentation Objectives.
- Dirección General de Carreteras, 2008. *Manual de Explotación del Túnel de Lantueno*. Cantabria.
- Frantzich, H., Nilsson, D., 2004. Evacuation experiments in a smoke filled tunnel. In: *Proceedings of 3rd International Symposium Human Behaviour in Fire*, pp. 229–238.
- Gandit, M., Kouabenan, D.R., Caroly, S., 2008. Road-tunnel fires: risk perception and management strategies among users. *Safety Science* 47, 105–114.
- Institute of Advanced Motorists (IAM) and EuroTAP, 2008. *The Future of Tunnel Testing: Serious Tunnel Accidents since 1970. World Tunnel Disasters since 1970*.
- Martens, M.H., 2006. Human behaviour in tunnel accidents. In: *Proceedings of Second International Symposium Safe & Reliable Tunnels*. Innovative European Achievements.
- Mott MacDonald Simulation Group, 2010. *Simulation of Transient Evacuation and Pedestrian Movement*. STEPS, User Manual (3.1 Version).
- Proulx, G., 2002. Movement of People: The Evacuation Timing. *The SFPE Handbook of Fire Protection Engineering*, pp. 3–342–3–366.
- Ronchi, E., Colonna, P., Capote, J., Alvear, D., Berloco, N., Cuesta, A., 2012. The evaluation of different evacuation models for assessment road tunnel safety analysis. *Tunnelling and Underground Space Technology* 30, 74–84.
- Tesson, M., 2009. Adapting the road tunnel safety devices to the users. In: *Proceedings of the 4th Symposium on Human Behaviour in Fire*, Cambridge, UK, July, 2009, pp. 375–386.
- Thunderhead Engineering, 2009. *Pathfinder 2009 (2009.2 Version)*. Technical Reference.
- Wiener, N., 1961. *Cybernetics: Or the Control and Communication in the Animal and the Machine*. MIT Press, p. xi, ISBN 0-262-73009-X.
- Yoon, S.W., Velasquez, J.D., Partridge, A.B., Nof, S.Y., 2008. Transportation security decision support system for emergency response: a training prototype. *Decision Support Systems* 46, 136–148.
- Yu, L., 2011. A distance-based group decision-making methodology for multi-person multi-criteria emergency decision support. *Decision Support Systems* 51 (307–315), 2.

REFERENCIAS

REFERENCIAS

- [1] British Standards Institution, “The application of fire safety engineering principles to fire safety design of buildings. Human factors. Life safety strategies. Occupant evacuation, behaviour and condition (Sub-system 6)”, 2004.
- [2] Babrauskas, V., Fleming, J. M., Russel, B.D., “RSET/ASET, a flawed concept for fire risk assessment”, *Fire and Materials*, 34(7), pp. 341–355, 2010.
- [3] Averill, J. D., Reneke, P. A., Peacock, R. D., “Required safe egress time: data and modelling”, Proceedings of the 7th International Conference on Performance-Based Codes and Fire Safety Design Methods, Society of Fire Protection Engineers, Bethesda, EEUU, pp. 301–311, 2008.
- [4] Nelson, H. E., Mowrer, F. W., “SFPE Handbook of Fire Protection Engineering. Chapter: Emergency Movement”, Third Edition, Society of Fire Protection Engineers, Bethesda, EEUU, 2002.
- [5] NFPA 130, “Standard for Fixed Guideway Transit Systems and Passenger Rail Systems”, National Fire Protection Association, Quincy, EEUU, 2007.
- [6] Gwynne, S., Au, Z., Purser, D., Bowsel, D., “Accounting for Staff Response in Engineering Design”, Advanced Research Workshop Evacuation and Human Behaviour in Emergency Situations, pp. 157-174, Santander, España, 2011.
- [7] Purser, D., “Design Behavioural Scenarios for Escape behaviour in Tunnels and Underground Complexes”, Advanced Research Workshop Evacuation and Human Behaviour in Emergency Situations, pp. 1-19, Santander, España, 2011.
- [8] Kuligowski, E. D., “Modeling Human Behavior During Building Fires”, NIST National Institute of Standards and Technology, NIST Technical Note 1619, EEUU, 2008.
- [9] Purser, D., “Comparison of Evacuation Efficiency and Pre-travel Activity Times in Response to a Sounder and Two Different Voice Alarm Messages”, Proceedings of Pedestrian and Evacuation Dynamics 2008, pp. 121-134, Wuppertal, Alemania, 2009.
- [10] Galea, E. R., et al. “Investigating the Impact of Culture on Evacuation Behaviour”, Proceedings of twelfth International Fire Science & Engineering Conference, Interflam 2010, pp. 879-892, Nottingham, Reino Unido, 2010.
- [11] Proulx, G., “SFPE Handbook of Fire Protection Engineering. Chapter: The Evacuation Timing”, Third Edition, Society of Fire Protection Engineers, Bethesda, USA, 2002.
- [12] Predtechenskii, V. M., Milinskii, A. I., “Planning for Foot Traffic Flow in Buildings”, Amerind Publishing, Nueva Deli, 1978.
- [13] Helbing, D., Johansson, A., Al-Abideen, H., “Dynamics of Crowd Disasters: An Empirical Study”, *Physical Review E*, 75- 046109, 2007.

- [14] Fruin J. J., "Pedestrian Planning and Design" (Revised Edition, 1987), Metropolitan Association of Urban Designers and Environmental Planners, Inc., New York, USA, 1971.
- [15] Pauls, J. L., "Movement of People in Building Evacuations", National Research Council Canada, Division of Building Research, Paper No. 736, Ottawa, Canada, 1977
- [16] Shields, T. J., Boyce, K. E., "A Study of Evacuation from Large Retail Stores", *Fire Safety Journal* 35, pp. 25-49, 2000.
- [17] McConnell, N. C., et al. "The UK 9/11 Evacuation Study: Analysis of Survivors' Recognition and Response Phase in WTC1", *Fire Safety Journal* 45, pp. 21-34, 2010.
- [18] Kobes, M., et al., "Way Finding During Fire Evacuation; An Analysis of Unannounced Fire Drills in a Hotel at Night", *Building and Environment* 45, pp. 537-548, 2010
- [19] Benthorn, L., Frantzich, H., "Fire Alarm in a Public Building: How People Evaluate Information and Choose an Evacuation Exit?", *Fire and Materials* 23, pp. 311-315, 1999.
- [20] Gwynne, S., Galea, E. R., Lawrence, P. J., "The Introduction of Social Adaptation Within Evacuation Modelling", *Fire and Materials* 30, pp. 285-309, 2005.
- [21] Quarantelli, E. L., "Panic Behaviour: Some Empirical Observations. In Human Response to Tall Buildings", Donald J. Conway (ed.), Community Development Series, vol. 34, pp. 336-350, Dowden, Hutchinson and Ross: Stoudsburg, USA, 1997.
- [22] Fahy, R., Section 4, Chapter 2, "Calculation Methods for Egress Prediction," Fire Protection Handbook 19th Edition, National Fire Protection Association, Quincy, USA, 2003.
- [23] Stahl, F. I., "BFIRES-II: A Behavior Based Computer Simulation of Emergency Egress During Fires", *Fire Technology* 18 (1), pp. 49-65, 1982.
- [24] Francis, R. L., Saunders, P. B., "EVACNET: Prototype Network Optimization Models for Building Evacuation", NBSIR 79-1593, National Bureau of Standards, Gaithersburg, USA, 1979.
- [25] Alvord, D. M., "Escape and Rescue Model: A Simulation Model for the Emergency Evacuation of Board and Care Homes. Final Report", American Institute of Architects Foundation, National Bureau of Standards, NBS GRC 83-453; 151 p., Gaithersburg, USA, 1983.
- [26] Bukowski, R. W., Peacock R. D., Jones, W. W., "Sensitivity examination of the airEXODUS aircraft evacuation simulation model", Proceedings of the International Aircraft Fire Cabin Research Conference, pp. 16-20, Atlantic City, USA, 1998,
- [27] MSC.1/Circ.1238, "Guidelines for Evacuation Analysis for New and Existing Passenger Ships", IMO International Maritime Organization, 2007.

- [28] Gwynne, S., Galea, E. R., Lyster, C., Glen, I., “Analysing the Evacuation Procedures Employed on a Thames Passenger Boat Using the MaritimeEXODUS Evacuation Model”, *Fire Technology* 39, pp. 225-246, 2003.
- [29] Gwynne S. M. V, Kuligowski E. D., “The faults with default”, Proceedings of the Conference Interflam 2010, pp. 1473-1478, London, Reino Unido, 2010.
- [30] Santos, G., Aguirre, B. E., “A Critical Review of Emergency Evacuation Simulation Models”, NIST Special Publication 1032 about the Workshop on Building Occupant Movement during Fire Emergencies, Gaithersburg, EEUU, 2005.
- [31] Tabares, R. M., “Evacuation Process Versus Evacuation Models: “Quo Vadimus?””, *Fire Technology* 45, pp. 419-430, 2009.
- [32] Gwynne, S., et al., “A Review of the Methodologies Used in the Computer Simulation of Evacuation from Building Environment”, *Building and Environment* 34, pp. 741-749, 1999.
- [33] Kuligowski, E. D., Peacock, R. D. “A Review of Building Evacuation Models, 2nd Edition” NIST Technical Note 1471, Gaithersburg, EEUU, 2012.
- [34] Ronchi, E., Kinsey, M. “Evacuation models of the future. Insights from an online survey on user’s experiences and needs”, Proceedings of Advanced Research Workshop Evacuation and Human Behaviour in Emergency Situations, Santander, España, 2010.
- [35] Averill, J. D., “Five grand challenges in pedestrian and evacuation dynamics”, Proceedings of the 5th Conference on Pedestrian and Evacuation Dynamics, Gaithersburg, EEUU, 2010.
- [36] Gwynne, S. M. V. “The standardization of human egress data”, Proceedings of Human Behaviour in Fire Symposium, Cambridge, Reino Unido, 2009.
- [37] Gwynne, S. M. V, Kuligowski, E. D., “Application modes of egress simulation”, Proceedings of the Pedestrian and Evacuation Dynamics, Wuppertal, Alemania, 2008.
- [38] Gardiner, C. “Handbook of Stochastic Methods: for Physics, Chemistry and the Natural Sciences, 3rd edition”, Springer, New York, EEUU, 2004.
- [39] Diccionario de la Lengua Española, 22^a edición, Real Academia Española, Espasa Calpe, 2001. ISBN: 9788423968145.
- [40] Papoulis, A. “Probability, random variables and stochastic process”, International Student ed. McGraw- Hill, Tokio, Japón, 1965
- [41] Karlin, S., Taylor, H. M. “An Introduction to Stochastic Modeling, Academic Press” ISBN 0-12-684887-4, 1998.
- [42] Purser, D. “Dependence of Modelled Evacuation Times on Key Parameters and Interactions”, Proceedings of the Pedestrian and Evacuation Dynamics, Wuppertal, Alemania, 2008.

- [43] Galea, E. R., Filippidis, L., Deere, S., Brown, R., Nicholls, I., Hifi, Y., Besnard, B., “The SAFEGUARD validation data-set and recommendations to IMO to update, MSC/ Circ. 1238, IMO Information Paper”, Proceedings of the Safeguard Passenger Evacuation Seminar, London, Reino Unido, 2012.
- [44] Ronchi, E., Reneke, P.A., Peacock, R.A. “A method for the analysis of behavioural uncertainty in evacuation modelling”, *Fire Technology*, 2013, <http://dx.doi.org/10.1007/s10694-013-0352-7>.
- [45] Mason, J. C., Handcomb D. C. “Chebishev Polynomials” Ed. Chapman and Hall, Florida, EEUU, 2003.
- [46] Petrov, V., Mordecki, E. “Teoría de Probabilidades”, Ed. Moscú, URSS, 2003.
- [47] Grinstead, C. M., Snell, J. N. “Introduction to Probability”, 2nd edition, AMS Bookstore, EEUU, 1997.
- [48] Capote, J. A., Alvear, D., Abreu, O., Cuesta, A., “Analysis of evacuation procedures in high speed trains fire”, *Fire Safety Science* 49, pp. 35-46, 2012.
- [49] Capote, J. A., Alvear, D., Abreu, O., Lázaro, M., Cuesta, A., “An evacuation model for high speed trains” in Proceedings of the 5th International Conference on Pedestrian and Evacuation Dynamics, Gaithersburg, EEUU, 2010.
- [50] Sobol, I. M., “Método de Monte Carlo”, Mir Russia, 1963
- [51] Canavos, G. C., “Probabilidad y Estadística, Aplicaciones y Métodos”, McGraw Hill, México, 1988.
- [52] *NIST/SEMATECH e-Handbook of Statistical Methods*, <http://www.itl.nist.gov/div898/handbook/>, 2011.
- [53] Greenwood, P. E., Nikulin, M. S., “A guide to chi-squared testing”, J. Wiley, New York, EEUU, 1996.
- [54] Drew, J. H., Glen, A. G., Leenmis, M., “Computing the cumulative distribution of the Kolmogorov-Smirnov statistic”, *Computational Statistics & Data Analysis* 34, pp. 1-15, 2000.
- [55] Anderson, T. W., “On the Distribution of the Two-Sample Cramer-von Mises Criterion” (PDF), *The Annals of Mathematical Statistics* 33, pp. 1148–1159, 1962.
- [56] Quessy, J. F., Éthier, F., “Cramér-von Mises and characteristic function test for the two and k-sample problems with dependent data”, *Computational Statistics & Data Analysis* 56, pp. 2097-2111, 2012.
- [57] Hwang, Y., Wei, P. F., “A novel method for testing normality in mixed model of a nested classification”, *Computational Statistics & Data Analysis* 51, pp. 1163-1183, 2006.
- [58] He, D., Xu, X., “A goodness-of-fit testing approach for normality based on the posterior predictive distribution”, *TEST* 22, pp. 1 – 18, 2012.

- [59] D'Agostino, et al., "A Suggestion for Using Powerful and Informative test of Normality", *The American Statistician* 44, pp. 316-321, 1990.
- [60] Scholz, F. W., Stephens, M. A., "K-sample Anderson-Darling Test", *Journal of the American Statistical Association* 399, pp. 918-924, 1987.
- [61] Jarque, C. M., Bera, A. K., "A Test Normality of Observations and Regresion Residuals", *International Statistical Review* 2, pp. 163-172, 1987.
- [62] Lilliefors, H. W., "On the Kolmogorov-Smirnov Test for Normality with Mean and Variance Unknown", *Journal of the American Statistical Associations* 318, 399-402, 1967.
- [63] Silverman B. W. "Density Estimation", Chapman and Hall, London, Reino Unido, 1986
- [64] D'Agostino, R. B., Belanger A., D'Agostino, R.B.Jr. "A Suggestion for Using Powerful and Informative Tests of Normality", *The American Statistician*, 4, pp. 316-321, 1990.
- [65] Rahman, M., et al., "A Modified Anderson-Darling Test for Uniformity", *Bull. Malays. Sci. Soc.* 29, pp. 11-16, 2006.
- [66] Gwynne, S. M. V. "Notification Effectiveness for Large Groups". The Fire Protection Research Foundation, Quincy, USA, 2007.
- [67] Peña Sánchez de Rivera, D. "Deducción de distribuciones: el método de Monte Carlo", *Fundamentos de Estadística*, Alianza Editorial, Madrid, España, 2001.
- [68] Knuth, D., "The Art of Computer Programming, Chapter 3 – Random Numbers", Vol. 2, *Seminumerical Algorithms*, Ed. Addison-Wesley, 1968.
- [69] Barker, E., Kelsey, J., "Recommendation for Random number Generation using deterministic random bit generators", NIST Special Publication 800-90A, Gaithersburg, EEUU, 012.
- [70] *Microsotf* MSDN Library <http://msdn.microsoft.com/library/>
- [71] Box G. E. P. and Muller, M. E. "A Note on the Generation of Random Normal Deviates", *The Annals of Mathematical Statistics* 29 (2), pp. 610–611, 1958.
- [72] Hamann, B., Chen, J. L. "Data poing selection for piecewise linear curve approximation" *Computer Aided Geometric Design* 11 (3), pp. 289, 1994.
- [73] Epaniechnikov, V. A., "Non-parametric Estimation of a Multivariate Probability Density", *Theory Probability Application* 14 (1), 1969.
- [74] Peacock R., et al, "Fire safety of passenger trains: Phase II: application of fire hazard analysis techniques", NIST IR 6525, Gaithersburg, EEUU, 2002
- [75] Galea, E. R., Gwynne, S. M. V. "Estimating the flow rate capacity of an overturned rail carriage end exit in the presence of smoke", *Fire and Materials* 24, pp. 291-302, 2000.

- [76] Passenger Rail Car Egress Time Prediction, Research Results (2006) US Department of Transports, Federal Railroad Administration, RR06-04 , 2006
- [77] STEPS Simulation of Transient and Pedestrian movementS: User Manual, unpublished, available with egress model from Mott MacDonald.
<http://www.mottmac.com>.
- [78] Korhonen, T., and Hostikka, S., “Fire Dynamics Simulator with Evacuation: FDS+Evac: Technical Reference and User’s Guide”, VTT Technical Research Centre of Finland, VTT Working Papers 119, 2009.
- [79] PathFinder: technical refe. (ed) Manhattan, available from ThunderHead Engineering Cons., Inc. <http://www.thunderheadeng.com/pathfinder>.
- [80] Centre d’Études des Tunnels. Guide to Road Tunnel Safety Documentation. Safety Documentation Objectives, France, 2003.
- [81] Frantzich, H., Nilsson, D., “Evacuation experiments in a smoke filled tunnel”, Proceedings of the Third International Symposium on Human Behaviour in Fire, Reino Unido, 2004.
- [82] Boer, L. C., “Behavior of Drivers during Tunnel Evacuation”, (Re) Claiming the Underground Space. J. Saveur, Lisse, pp. 213–217, 2003.
- [83] Boyce, K. E., Shields, T. J., Silcock, G. W. H., “Toward the characterization of building occupancies for fire safety engineering: prevalence, type, and mobility of disabled people”. *Fire Technology* 35 (1), pp. 35–50, 1999.
- [84] Bensilum, M., Purser, D., “GridFlow: an object-oriented building evacuation model combining pre-movement and movement behaviours for performance based design”, Proceedings of the Seventh International Symposium, International Association for Fire, Safety Science, pp. 941–952, 2003
- [85] Capote, J. A., Abreu O., Cuesta, A., Alonso V., “Modelo de sucesos infrecuentes en túneles de carretera”, *Revista Internacional de Métodos Numéricos para Cálculo y Diseño en Ingeniería* 27, pp. 43-57, 2011
- [86] Capote, J. A, Alvear, D., Abreu, A., Cuesta, A., Alonso, V., “Decision support system for emergencies in road tunnels”, Proceedings of the 5th International Symposium on Tunnel Safety and Security, New York, EEUU, pp. 557–566, 2012.
- [87] Burns, D., “Emergency procedures in road tunnels: current practice and future ideas” In Carvel, R.O., Beard, A.N. (Eds.), *The Handbook of Tunnel Fire Safety*, vol. 21. Thomas Telford Publishing, Reino Unido, pp. 437–450, 2004
- [88] Tesson, M., “Adapting the road tunnel safety devices to the users”. In Proceedings of the 4th Symposium on Human Behaviour in Fire, Cambridge, Reino Unido, 2009.
- [89] Wiener, N., “Cybernetics: Or the Control and Communication in the Animal and the Machine”, MIT Press, EEUU, 1961
- [90] Dirección General de Carreteras, “Manual de Explotación del Túnel de Lantueno”, España, 2008.

ANEXOS

ANEXO I

RESUMEN ARTÍCULO I

UN NUEVO MÉTODO PARA ANALIZAR LA APLICACIÓN DE UN MODELADO DETERMINISTA O ALEATORIO EN ESCENARIOS DE EVACUACIÓN

El empleo y la importancia del Modelado y Simulación Computacional de evacuación he crecido considerablemente durante los últimos años debido a sus capacidades en el campo de la prevención, gestión y el análisis forense de emergencia, y en especial por su contribución en la mejora de los niveles de seguridad de las personas.

El Modelado y Simulación Computacional de Evacuación, es un campo en el que se viene trabajando desde hace décadas. A pesar de que existen numerosos modelos de evacuación aplicados a diversos escenarios, la mayoría emplea un enfoque determinista para analizar el fenómeno de la evacuación. Sin embargo, este tipo de procesos son altamente aleatorios, en especial debido a la variabilidad de las conductas humanas y otros factores relacionados con el desarrollo de la emergencia en sí.

Este artículo estudio el efecto de emplear un enfoque determinista en lugar de estocástico en el modelado de evacuación. En este sentido, se proponen dos métodos: 1) Método Exacto, a través del cual se analiza el error relativo causado al emplear un modelado determinista y proponiendo además un criterio de aceptación del mismo, este método requiere el desarrollo del modelo estocástico de evacuación y 2) Método a Priori, mediante el cual predice cuando puede aceptarse un modelado determinista en base a la aleatoriedad de los parámetros de entrada al modelo, sin necesidad de desarrollar el modelo estocástico.

Ambos métodos son aplicados a dos escenarios de evacuación: 1) trenes de pasajeros y 2) túneles de carreta y sus modelos estocásticos de evacuación correspondientes (EvacTrain y EvacTunnel). Para ambos casos se demuestra que la incertidumbre intrínseca del fenómeno en dichos escenarios requiere un enfoque aleatorio en el modelado de evacuación, tanto para el Método Exacto como para el Método a Priori.

ANEXO II

RESUMEN ARTÍCULO II:

ENFOQUE ESTOCÁSTICO PARA SIMULAR EL COMPORTAMIENTO HUMANO DURANTE EL PROCESO DE EVACUACIÓN EN TRENES DE PASAJEROS

Este artículo presenta una aproximación estocástica para el modelado de las acciones de los ocupantes durante el proceso de evacuación en trenes de pasajeros. El trabajo está dividido en dos partes. La primera parte describe la identificación de variables y la recopilación de datos. Este proceso permite obtener muestras estadísticas significativas de las variables aleatorias predefinidas (tiempos de respuesta, acciones de no emergencia, velocidades de desplazamiento, etc.). Asimismo, se proponen y emplean una serie de métodos estadísticos para el tratamiento de dichas muestras.

En la segunda parte del trabajo, tras la descripción del modelo estocástico de evacuación EvacTrain, éste es parcialmente validado mediante la comparativa de sus resultados con (1) los obtenidos por otros modelos de evacuación como son PathFinder, STEPS y FDS+Evac y (2) un simulacro de evacuación no anunciado.

Estos modelos sugieren que los tiempos de evacuación obtenidos dependen fuertemente de las actividades individuales de los pasajeros, las cuales pueden interrumpir el movimiento continuo de otros pasajeros dentro del pasillo, y el tiempo empleado por cada individuo en negociar la salida del tren.

ANEXO III

RESUMEN ARTÍCULO III:

MODELO DE EVACUACIÓN ESTOCÁSTICO EN TIEMPO REAL PARA TÚNELES DE CARRETERA

Tradicionalmente, muchos modelos de evacuación han sido empleados para el *performance based design* y el análisis forense, sin embargo su uso se ha ampliado a otro tipo de aplicaciones como la gestión en tiempo real. En este artículo presenta el modelo EvacTunnel, un modelo estocástico de evacuación capaz de trabajar en tiempo real.

EvacTunnel se basa en la idea de que para algunos escenarios como los túneles de carretera, los cálculos de evacuación pueden llevarse a cabo analizando un determinado grupo de variables aleatorias las cuales tienen un impacto especialmente grande en los resultados. Para este escenario en concreto, estos parámetros son los tiempos de respuesta, las distancias de recorrido y las velocidades de desplazamiento.

En base a los métodos de Monte Carlo, el modelo tiene la capacidad de desarrollar múltiples simulaciones, modificando los datos de entrada de manera aleatoria. Como una primera fase de verificación, los resultados de EvacTunnel se comparan con los obtenidos por otros modelos usualmente empleados como son GridFlow, STEPS y PathFinder.

Los test realizados ponen de manifiesto que el modelo EvacTunnel es capaz de obtener resultados adecuados y similares al resto de modelos, sin embargo su facilidad de uso y su capacidad de computo permite realizar cientos de simulaciones, analizando de esta manera una gran variabilidad de posibles escenarios de evacuación y procesando los datos (resultados), todo ello en menos de 5 segundos, mientras que la implementación, simulación y posterior procesamiento para el resto de modelos requerirá en un tiempo considerablemente superior.

ANEXO IV

RESUMEN ARTÍCULO IV:

SISTEMA DE APOYO A LA TOMA DE DECISIONES PARA LA GESTIÓN DE EMERGENCIAS: TÚNELES DE CARRETERA

Trágicos eventos ocurridos en los túneles de carretera europeos en la década de los 90, pusieron de manifiesto que este tipo de escenarios son especialmente complejos a la hora de tomar decisiones en caso de emergencia.

Una respuesta rápida y eficaz por parte de la persona responsable de la seguridad en este tipo de entornos, resulta un factor clave en la seguridad hacia los ocupantes. En base a una metodología específica, este artículo presenta un sistema el cual una vez detectado un evento en el túnel, ofrece al operador del centro de control de túneles, una propuesta de decisiones para gestionar en tiempo real una situación de emergencia. El sistema o DSS está integrado por tres modelos: 1) modelo de incidentes, 2) modelo de evacuación y 3) modelos de decisiones.

Este sistema emplea herramientas predictivas para estimar la gravedad de la situación mediante el cálculo del número de heridos y su afectación (modelo de incidentes), así como los tiempos de rescate y evacuación mediante un modelo estocástico de evacuación. Finalmente, en base a los protocolos establecidos e implementados en el túnel de aplicación, el módulo de decisiones ofrece la propuesta más adecuada a las características del evento.

Esta información resulta de especial interés durante los primeros instantes de la emergencia cuando la información resulta escasa, incompleta e imprecisa, momento en el que el operador debe tomar las decisiones correctas bajo un alto nivel de estrés.

El DSS reduce el tiempo de toma de decisiones y permite al operador tomar decisiones críticas en base a alternativas dinámicas. El Sistema se ha comprobado en varios casos hipotéticos de emergencia en el túnel de Lantueno, ubicado en la autovía A-67, Cantabria (España). Los casos de aplicación muestran que el DSS ofrece resultados consistentes y razonables.