

MODELOS DE EMISIONES DE PARTÍCULAS Y NOX DE AUTOBUSES EN RECORRIDOS URBANOS

Edinalva Gomes Bastos

Investigadora Instituto Universitario de Investigación del Automóvil Francisco Aparicio Izquierdo (INSIA - UPM), España

María Cueto-Felgueroso González-Pardo

Ingeniero Industrial, Escuela Técnica Superior de Ingenieros Industriales de Madrid (ETSII - UPM), España

José Manuel Mira

Profesor ETSII,

Universidad Politécnica de Madrid (UPM). Investigadores INSIA - UPM, España

Natalia Elizabeth Fonseca

Profesora ETSIM, Universidad Politécnica de Madrid (UPM). Investigadores INSIA - UPM, España

Blanca Arenas-Ramírez

Profesora ETSII, Universidad Politécnica de Madrid (UPM). Investigadores INSIA - UPM, España

Francisco Aparicio-Izquierdo

Catedrático Emérito, Universidad Politécnica de Madrid (UPM). Investigadores INSIA - UPM, España

RESUMEN

En las grandes ciudades el principal motivo de la pérdida de la calidad del aire es la emisión de los productos de combustión procedentes del tráfico de vehículos. El objetivo de este trabajo es mostrar los resultados de las predicciones realizadas para emisiones de partículas y de óxidos de nitrógeno por autobuses urbanos de ciudad de Madrid, utilizando modelos de minería de datos que consideran la influencia de variables cinemáticas, ambientales, altitud y pendiente. Para la realización de las predicciones se usó la herramienta estadística *Random Forests* de R.

Se obtuvo los perfiles de altitud y pendiente de manera teórica (usando la aplicación *GPS Visualizer*) y experimental (determinación del perfil de altitud sobre el nivel del mar). Se detectó un desfase entre las curvas de caudal de contaminantes respecto a las curvas de las variables cinemáticas, por ello se hizo corresponder el valor de la variable respuesta en el instante t con las cinemáticas en el instante $t + r$. Se determinó las mejores combinaciones del desfase a partir de la elaboración de modelos sencillos.

A continuación, a los mejores modelos sencillos se añadió las componentes ambientales como variables explicativas creando modelos globales, y finalmente se creó un modelo incorporando al mejor modelo global la altitud y pendiente como nuevas variables explicativas.

Se verificó que los modelos que consideran el retardo entre la variable respuesta y las cinemáticas y la incorporación de la altitud y pendiente como variables explicativas mejoran los modelos en términos de predicciones y errores. Los perfiles de altitud y pendiente determinados por el método teórico presentan mejores resultados, en ambos métodos la pendiente es la tercera variable más influyente en la emisión de los contaminantes, mientras que las variables cinemáticas son las que más contribuyen a reducir la impureza nodal y el error *MSE-OOB*.

1. INTRODUCCIÓN

La contaminación atmosférica, producida por los gases, provoca efectos negativos sobre el medioambiente y la salud de las personas. Las emisiones de partículas (PM) y los óxidos de nitrógeno (NOx) tienen en el tráfico rodado la principal fuente de emisión en grandes ciudades (Ministerio de Agricultura, 2013).

Pese a que el sector automovilístico ha incorporado importantes mejoras y novedades tecnológicas que han permitido reducir de manera notable el consumo de combustible y las emisiones de los vehículos, la calidad del aire no ha mejorado lo que se deseaba.

En el año 2018, la ciudad de Madrid, sufrió varios episodios de superación de los niveles recomendables de dióxido de nitrógeno y/o ozono troposférico que motivaron la adopción de medidas basadas en los Protocolos de Actuación para Episodios de Contaminación (Ayuntamiento de Madrid, 2018) La Dirección General de Tráfico (DGT), organismo dependiente del Ministerio del Interior, clasificó el parque automovilístico español en base a lo que cada vehículo contamina, con el objetivo de discriminar positivamente a los vehículos más respetuosos con el entorno y ser un instrumento eficaz en políticas municipales (DGT, 2016).

Jiménez et al. (2009) compararon dos alternativas de dispositivos de control de emisiones de autobuses urbanos circulando por zonas urbanas e interurbanas, haciendo uso de ensayos con equipos de medida embarcados.

Fonseca González (2012) estudió los problemas asociados a la medición de las emisiones gaseosas y los distintos factores que influyen en las emisiones y en el consumo de combustible de turismos en tráfico real y diseñó y construyó un equipo experimental, denominado MIVECO-PEMS, que permite medir las emisiones másicas instantáneas y los factores de emisión.

Carrese et al. (2013) evaluaron y cuantificaron el impacto de los patrones de conducción, la pendiente de la vía y la carga del vehículo (pasajeros) sobre el consumo de combustible y las emisiones de contaminantes atmosféricos en autobuses de Roma.

Román de Andrés (2014) propuso una metodología para la redistribución optimizada de una flota de vehículos en una red de rutas fijas urbanas con el propósito de reducir la emisión de sustancias contaminantes.

Ruiz Porro (2017) desarrolló una metodología para obtener ciclos de conducción optimizados de autobuses con los que identificar los patrones de conducción con mejor comportamiento en cuanto a emisiones contaminantes.

Cueto-Felgueroso (2018) estudió la influencia que las variables cinemáticas, ambientales, altitud y pendientes ejercen en la emisión de contaminantes y consumo de combustible en los autobuses urbanos de la ciudad de Madrid.

En el Proyecto ECOTRAM (2007) se desarrolló una metodología para calcular las emisiones de diversos contaminantes de la flota de autobuses de la Empresa Municipal de Transportes de Madrid (EMT) (López et al. 2017).

Este trabajo, enmarcado en el Proyecto CÍCLOPE (*Sistema de optimización de ciclos urbanos de conducción*) desarrollado por el INSIA, presenta los resultados de las predicciones de emisiones de PM y NO_x de autobuses urbanos en la ciudad de Madrid, mediante modelos de minería de datos. Los datos de emisiones instantáneas se obtuvieron mediante equipos a bordo en una muestra de autobuses. Los modelos muestran la influencia de las variables cinemáticas, ambientales y del perfil altimétrico de los recorridos sobre los contaminantes PM y NO_x.

2. BASE DE DATOS

La base de datos utilizada contiene información sobre las variables cinemáticas, posicionales, ambientales y de emisiones de un autobús MAN, de motor de encendido por compresión (MEC), con normativa europea EURO IV (Directiva 2005/55/CE) circulando en 4 líneas de la EMT (C1, 27, 63 y 145) durante distintos trayectos habituales de ida y vuelta, obtenidos de un conjunto de ensayos realizados durante los años 2007 y 2008 en el proyecto ECOTRAM (2007).

Carga	Línea / Itinerario								Total por carga
	C1		27		63		145		
	Ida	Vuelta	Ida	Vuelta	Ida	Vuelta	Ida	Vuelta	
Plena	1	2	2	2	2	2	-	-	11
Media	4	3	2	2	-	-	2	2	15
Vacío	2	2	2	2	-	-	2	2	12
Total									38

Tabla 1 – Número de ensayos realizados por nivel de carga con B100.

Se obtuvieron más de 152.000 observaciones o medidas por segundo mediante la instalación del equipo PEMS Horiba OBS-2200, en distintas condiciones de ensayo: distintas horas y días, en los itinerarios de ida y vuelta en las distintas líneas, con tres estados de carga (vacío, a media carga y a plena carga) y dos tipos de combustible, gasóleo y biodiesel 100% (B100).

A comienzos del año 2009 se sustituyó el gasóleo por un biocombustible (B100) en toda la flota de autobuses de la EMT (EMT, 2010), y en este trabajo se muestran los resultados considerando los 38 ensayos, con Biodiesel 100% (B100) de la Tabla 1.

3. METODOLOGÍA

La base de datos proporciona como variable cinemática la velocidad del autobús. Las variables aceleración y sobreaceleración, que tienen una importante influencia en la dimensión de las emisiones, se definen como un incremento entre dos valores en instantes consecutivos y fueron calculadas a partir de las velocidades instantáneas del autobús.

3.1 Determinación de los perfiles de altitud y pendiente

Los valores de altitud recogidos en la base de datos no presentan una fiabilidad suficientemente alta porque el aparato medidor no fue capaz de captar los datos adecuadamente debido a los obstáculos e interferencias, como túneles o edificios.

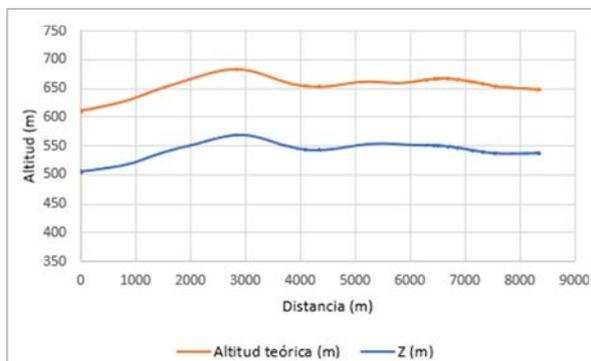


Fig. 1 – Evolución de las altitudes calculadas con *GPS Visualizer* y según el método de las presiones (Z) en un ensayo de media carga de B100 (Cueto-Felgueroso, 2018)

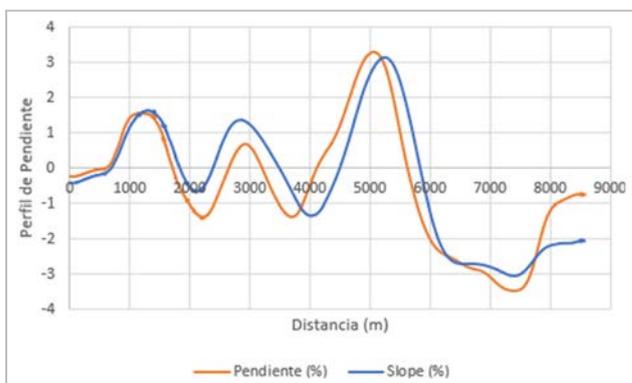


Fig. 2 – Comparación de los perfiles de pendiente obtenidos con el método teórico (Pendiente) y experimental (Slope) (Cueto-Felgueroso, 2018)

Se determinaron los valores de la altitud por dos métodos: teórico y experimental (Figura 1) (Cueto-Felgueroso, 2018). En el primero se utilizó la aplicación *GPS Visualizer* (GPS Visualizer, 2003) que utiliza valores de longitud y latitud recogidas en la base de datos. En el segundo se determina el perfil de altitud sobre el nivel del mar en base a la presión atmosférica, medida por el equipo embarcado en el autobús (Fonseca Gonzáles, 2012).

Se calcularon las pendientes como el cociente entre las variaciones de altitud y de distancia. En la Figura 2 se observa que no hay diferencias significativas entre los perfiles de pendientes calculados con los dos métodos de determinación de altitudes.

3.2 Modelado

Para elaborar los modelos de predicción se estudiaron las curvas de caudal de contaminantes respecto a las curvas de las variables cinemáticas (velocidad, aceleración y sobreaceleración) y debido al desfase entre ellas, se introdujeron retardos para la variable respuesta en el instante t con las cinemáticas en el instante $t + r$.

Se realizaron tres grupos de modelos de árboles aleatorios (*Random Forests*): el primer grupo, denominado *modelo sencillo* (solo con variables cinemáticas como variables de entrada), con el objeto de determinar las variables cinemáticas que presentan mejores resultados (menor MSE-OOB y mejor variabilidad explicada); el segundo grupo, *modelo global*, con la incorporación a los mejores modelos del primer grupo de las variables ambientales como variables explicativas; y finalmente el tercer grupo, *modelo global con altitud y pendiente*, con la adición al mejor modelo del segundo grupo (caracterizado por menores valores de MAPE, MSE-OOB y MSE y mejor variabilidad explicada) de la altitud y la pendiente como nuevas variables explicativas. Se compararon los resultados del modelo global sin y con incorporación de las variables altitud y pendiente, con el fin de analizar cómo se comporta el modelo ante esta nueva situación (Cueto-Felgueroso, 2018).

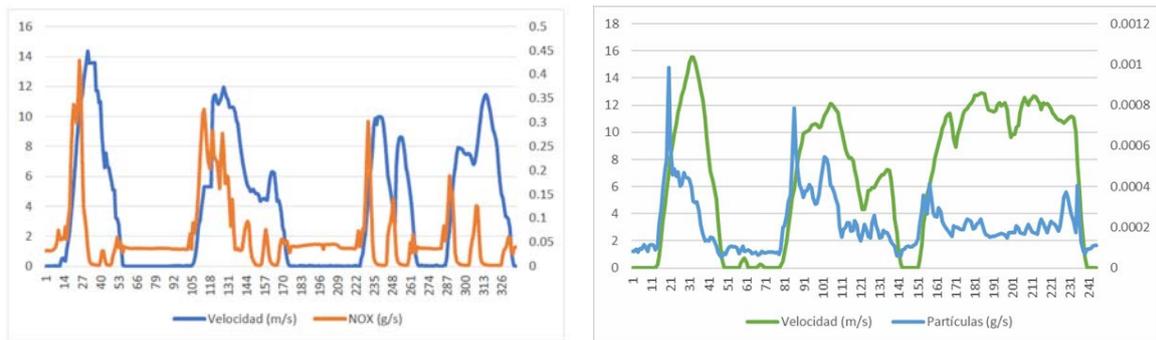
Para el modelado con *Random Forest* se definieron los parámetros $mtry=2$ (Breiman et al. 1984), y $ntree=500$. Al mismo tiempo, se compararon los resultados obtenidos con los dos métodos diferentes de obtención de los perfiles de altitud y pendiente.

Para la identificación de los modelos se empleó la nomenclatura: contaminanteABC, donde A es el desfase de la velocidad, B el de la aceleración y C el de la sobreaceleración, con respecto a la emisión del contaminante analizado.

4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1 Caracterización del desfase

La Figura 3 muestra el desfase entre las curvas de velocidad y del caudal de contaminante, a) NO_x y b) PM. Se estimó el tiempo de retardo para NO_x entre 2 y 4 segundos, mientras que para PM se observó que el desfase es muy pequeño. Se verificó un comportamiento similar con la aceleración y el caudal másico de contaminante.



a) NO_x

b) PM

Fig. 3 – Curvas de velocidad y caudal másico de contaminante de un fragmento de un ensayo de B100 - vacío. a) NO_x y b) PM (Cueto-Felgueroso, 2018)

4.2 Modelos

Se elaboraron los modelos sencillos para determinar la mejor combinación del desfase entre el caudal de contaminante y las variables cinemáticas (velocidad, aceleración y sobreaceleración). Para el caso de NO_x, se observó que el retardo óptimo está entre 3 y 4 segundos, mientras que para PM está entre 0 y 1 segundo.

Tras determinar las mejores combinaciones de los modelos sencillos se elaboraron los modelos globales. El mejor modelo global para cada contaminante se muestra en la Tabla 2.

Modelo	Variabilidad Explicada	MSE-OOB	MAPE	MSE
NO _x 34	77,35	0,001162	1,66	0,001158
PM11	82,71	2,76E-09	0,206	3,00E-09

Tabla 2 – Resultados de los mejores modelos globales (Cueto-Felgueroso, 2018)

A continuación, al mejor modelo global se incorporó la altitud y la pendiente, obtenidas con los dos métodos, como variables explicativas, cuyos rangos de valores se muestra en la Tabla 3. En la nomenclatura de los modelos se incorpora una V en el caso de utilizar los perfiles de altitud y pendiente con la aplicación *GPS Visualizer*, y una E para el Método Experimental.

Variable	Unidades	Rango de valores
Altitud	m	500,13 – 729,39
Pendiente	%	-3,46 – 5,01

Tabla 3 – Unidades e intervalo de valores de las variables altitud y pendiente (Cueto-Felgueroso, 2018)

La Tabla 4 presenta los resultados de los *modelos globales con altitud y pendiente* de los dos contaminantes.

Modelo	Obtención de la altitud	Variabilidad Explicada	MSE-OOB	MAPE	MSE
a) NOx					
NOx34V	GPS Visualizer	83,14	0,000813	1,15	0,000816
NOx34E	Método experimental	81,29	0,000836	1,22	0,000904
b) PM					
PM11V	GPS Visualizer	85,87	2,39E-09	0,18	2,62E-09
PM11E	Método experimental	82,61	2,86E-09	0,20	4,19E-09

Tabla 4 – Resultados de los modelos globales con altitudes y pendientes. a) NOx y b) PM (Cueto-Felgueroso, 2018)

Tanto para NOx como para PM los mejores resultados se alcanzaron con los perfiles de altitud y pendiente obtenidos con la aplicación *GPS Visualizer* (modelos NOx34V y PM11V, respectivamente). No obstante, el método experimental proporciona unos valores similares, y la incorporación de estas variables explicativas mejoraron los modelos, aumentando la variabilidad explicada, un 7,48% en el caso del contaminante NOx y un 3,82% para PM.

Las Figuras 4 y 5 recogen la importancia de las variables explicativas para los dos métodos de obtención del perfil de altitud por los criterios MSE y Gini, para los contaminantes NOx y PM, respectivamente.

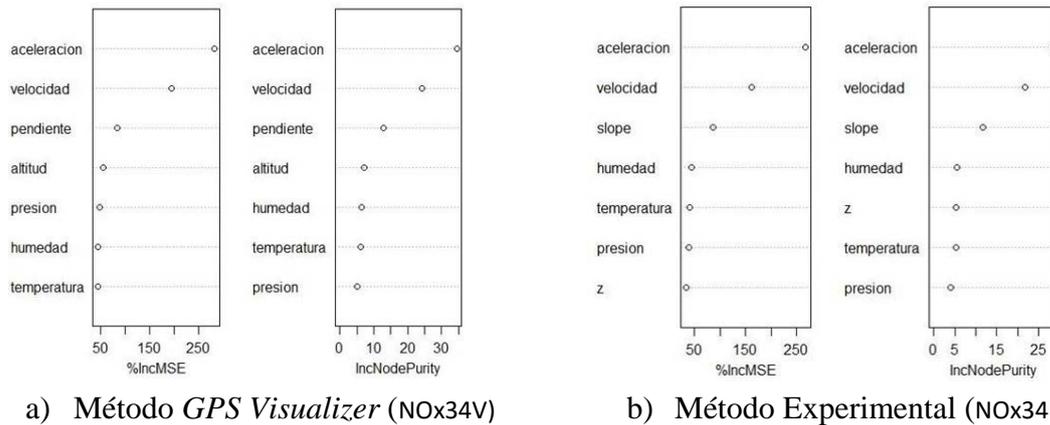


Fig. 4 – Importancia de las variables en el modelo global de NOx con altitud y pendiente. a) Método GPS Visualizer y b) Método Experimental (Cueto-Felgueroso, 2018)

En la Figura 4 se observa que para el contaminante NOx en ambos métodos la variable más importante es la aceleración, seguida de la velocidad. La pendiente (*slope*) es más influyente que la altitud (*z*). Para el modelo NOx34V la altitud es la cuarta variable más influyente por los dos criterios. Mientras que para el modelo NOx34E la altitud está en la última posición por el criterio MSE y en la quinta por el criterio Gini, esto se debe a que los valores de las alturas se han obtenido a partir de la presión barométrica en cada cota, por lo que los perfiles obtenidos dependen en gran medida de las componentes ambientales.

La Figura 5 muestra que para el contaminante PM en ambos métodos la variable más importante es la velocidad, seguida de la aceleración. La diferencia entre ambas variables es muy notable según el criterio de Gini, y no ocurre lo mismo para el criterio MSE. En los dos métodos la pendiente ocupa la tercera posición siendo más influyente que la altitud.

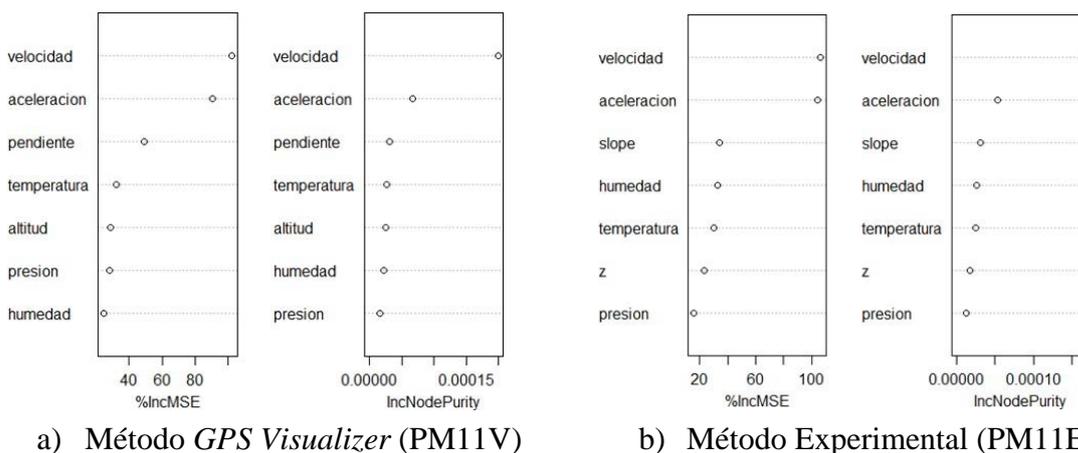


Fig. 5 – Importancia de las variables explicativas en el modelo global de PM con altitud y pendiente. a) Método GPS Visualizer y b) Método Experimental (Cueto-Felgueroso, 2018)

Las Figuras 6 y 7 presentan las distribuciones del error relativo de las predicciones realizadas con el conjunto de datos *test set* en el mejor modelo global para NO_x y PM, respectivamente. Antes de incorporar la altitud y pendiente en (a) y después de la incorporación en (b). Se representa la mediana del error en verde y la media en marrón.

La Figura 6a presenta el histograma del error relativo del modelo NO_x34. La mediana se sitúa en 0,18, la mitad de los datos presentan un error menor o igual al 20%. El valor medio es de 1,66. La diferencia entre la mediana y la media es muy elevada debido al número de observaciones concentradas en el final de la cola del histograma.

Aunque dicha cantidad suponga un 15% del total de datos del conjunto *test set*, al presentar valores que superan el 100% del error, contribuye a elevar significativamente la media, hasta alcanzar un valor casi diez veces más elevado que la mediana.

La Figura 6b presenta el histograma del error relativo del modelo NO_x34V. El valor de la mediana es 0,16, por lo que la mitad de los datos presenta un error menor o igual a 20%, como ocurría antes de incorporar la altitud y pendiente. Sin embargo, se ha conseguido reducir su valor en un 11,11%. El valor medio es 1,15, un 30,7% menos que el *MAPE* antes de incorporar la altitud como variable explicativa. La diferencia entre la mediana y la media se ha reducido un 22,12%. Sin embargo, sigue demasiado elevada debido al número de observaciones del conjunto *test set* que se acumulan en el final de la cola del histograma, correspondiente a los valores más altos del error. Destacan la reducción en un 21,8% de la cantidad de datos que presentan un error superior a cinco y el incremento de un 11,3% de los datos que presentan el valor más bajo del error.

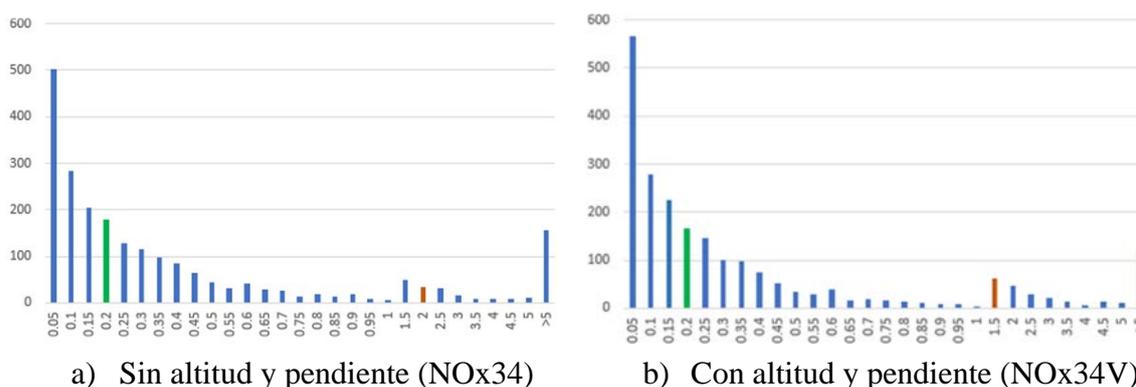


Fig. 6 – Dispersión del error relativo para el conjunto de datos *test set* en el mejor modelo global para NO_x. a) sin altitud y pendiente y b) con altitud y pendiente (Cueto-Felgueroso, 2018)

Se concluye que considerar la pendiente y la altitud en el estudio de las emisiones del contaminante NO_x mejora el ajuste de los modelos. Se redujo de forma notable la cantidad de observaciones que se acumulan en cada uno de los intervalos del error relativo.

Sin embargo, existe un número de observaciones que, aunque no llegan a representar un cuarto del total de los datos, presentan unos valores tan elevados que incrementan de manera considerable el error relativo medio. Para esos datos, el modelo no se ajusta correctamente, a diferencia de lo que ocurre con la mayoría de las observaciones.

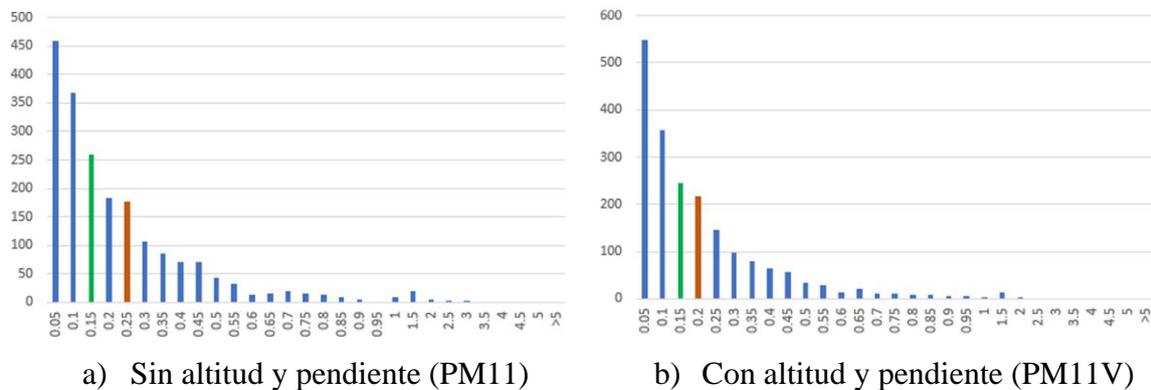


Fig. 7 – Dispersión del error relativo para el conjunto de datos *test set* en el modelo global para PM. a) sin altitud y pendiente y b) con altitud y pendiente (Cueto-Felgueroso, 2018)

La Figura 7a presenta el histograma del modelo PM11. El valor de la mediana es de 0,13, indicando que la mitad de los datos presentan un error menor o igual a 15%. El valor medio es de 0,206, o sea 1,58 veces el valor de la mediana. Aunque la diferencia no es despreciable, es significativamente menor que la mostrada en el estudio del contaminante NOx. En la cola del histograma no hay observaciones con error mayor o igual a 3,5. Pese a que la cantidad de observaciones del conjunto *test set* con un error mayor o igual a 1 representa un 1,96% del total de observaciones, al presentar un error superior al 100% contribuyen a aumentar el valor medio del error relativo. La mayoría de los datos se agrupan en valores bajos del error, que son menores que los obtenidos en el análisis del contaminante NOx, demostrando que el modelado de PM se ve menos afectado por factores externos.

La Figura 7b representa el histograma del error relativo del modelo PM11V. La mediana es 0,12, por lo que la mitad de los datos presenta un error menor o igual a 15%, como ocurría antes de incorporar la altitud y la pendiente. No obstante, se redujo su valor un 8,46%. El valor medio del error es de 0,18, lo que supone una disminución de un 12,62%. Al introducir las dos nuevas variables explicativas se consiguió acortar aún más la cola del histograma, ya que ninguna observación del conjunto *test set* presenta un error superior a 2,5.

Disminuyó el número de datos con un error superior a 1 hasta un 1,26% del total. Sin embargo, la cantidad de datos con un error del 95% experimentó un ligero aumento, pasando de ser nulo a 7. Pese a ello, para el resto de los intervalos con errores elevados (0,5 a 0,75), el número de datos se ha mantenido o ha disminuido.

Se concluye que incorporar la altitud y la pendiente como variables explicativas contribuyó a mejorar el modelo de predicción de PM. La gran mayoría de las observaciones se agrupa en valores bajos del error.

Los errores son mucho menores que los obtenidos con el contaminante NO_x, demostrando que cada uno de ellos se ve afectado por diferentes factores.

5. CONCLUSIONES

Los modelos que consideran el desfase entre las curvas de variables cinemáticas y de caudal de contaminante conducen a mejores predicciones. Sin embargo, los modelos obtenidos presentan unos errores significativamente elevados a raíz de las fuentes de variabilidad asociadas a las variables estudiadas, por lo que no han sido capaces de adaptarse de manera precisa a los datos.

La incorporación de la altitud y pendiente como variables explicativas contribuyó a una notable mejora de los modelos. Pese a que las predicciones son más precisas y se redujeron significativamente los errores, éstos siguen siendo no despreciables, por lo que es posible que no se esté considerando algún efecto que sea muy relevante en el modelado de las emisiones.

La utilización de los perfiles de altitud y pendiente elaborados a partir de la aplicación *GPS Vizualizer* conduce a mejores resultados en comparación con los perfiles determinados a partir de la altura sobre el nivel del mar.

Ambos métodos, teórico y experimental, coinciden a la hora de determinar que la pendiente es la variable que más influye después de las cinemáticas (velocidad y aceleración).

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo se realizó en el proyecto de investigación CÍCLOPE (Sistema de optimización de ciclos urbanos de conducción. Aplicación a la generación de patrones adaptados a exigencias medioambientales y situaciones de explotación de flotas de vehículos) financiado por el Plan Nacional 2016-2018 del Ministerio de Economía y Competitividad- Programa Estatal de Investigación, Desarrollo e Innovación Orientada a los Retos de la Sociedad. TRA2015-68803-R. Los autores también agradecen a la Comunidad de Madrid, que contribuyó a la difusión de este trabajo a través del Programa SEGVAUTO 4.0-CM (S2018-EMT-4362).

REFERENCIAS

- AYUNTAMIENTO DE MADRID. (2018). Protocolos de Actuación para Episodios de Contaminación. [En línea] Obtenido de: <https://www.madrid.es/portales/munimadrid/es/Inicio/Medidas-especiales-de-movilidad/Protocolo-de-contaminacion/Protocolo-de-actuacion-para-episodios-de-contaminacion-por-dioxido-de-nitrogeno/?vgnnextfmt=default&vgnnextoid=fd8718cea863c410VgnVCM1000000b205a0aRCRD&vgnnextchannel=00b3cf7588c97610VgnVCM2000001f4a900aRCRD>
- BREIMAN, L., FRIEDMAN, J.; STONE, C. y OLSHEN, R.A. (1984). Classification and Regression Trees. Chapman and Hall / CRC, pp. 368, ISBN 9780412048418 - CAT# C4841.
- CARRESE, S., GEMMA, A. y LA SPADA, S. (2013). Impacts of driving behaviors, slope and vehicle load factor on bus fuel consumption and emissions: a real case study in the city of Rome. *Procedia – Social and Behavioral Sciences*, Vol. 87, p. 211–221.
- CUETO-FELGUEROSO, M. (2018). Aplicación de árboles de regresión a la predicción de emisiones y consumos de autobuses urbanos. Trabajo Fin de Grado. ETSI Industriales, Universidad Politécnica de Madrid, Madrid.
- DGT (2016). Dirección General de Tráfico. [En línea] Obtenido de: <http://www.dgt.es/es/prensa/notas-de-prensa/2016/20160414-dgt-clasifica-parque-vehiculos-funcion-potencial-contaminante.shtml> [Último acceso: 31 Diciembre 2017].
- EMPRESA MUNICIPAL DE TRANSPORTES DE MADRID - EMT. (2010). [www.madrid.es](http://www.madrid.es/UnidadesDescentralizadas/Sostenibilidad/EspeInf/EnergiayCC/06Divulgación/6eEventos/2JornActuaEnerg2010/Ficheros/04EMTCombustAlter.pdf). [En línea] Obtenido de: www.madrid.es/UnidadesDescentralizadas/Sostenibilidad/EspeInf/EnergiayCC/06Divulgación/6eEventos/2JornActuaEnerg2010/Ficheros/04EMTCombustAlter.pdf [Último acceso: 14 Enero 2018].
- FONSECA GONZÁLEZ, N.E. (2012). Aspectos de la medición dinámica instantánea de emisiones de motores. Aplicación al desarrollo de un equipo portátil y una metodología para estudios de contaminación de vehículos en tráfico real. Tesis Doctoral. ETSI Industriales, Universidad Politécnica de Madrid, Madrid.
- GPS VISUALIZER. (2003). GPS Visualizer. [En línea]. Obtenido de: <http://www.gpsvisualizer.com> [Último acceso: 24 septiembre 2017].
- INSIA-UPM. (2006). Proyecto ECOTRAM. Instituto Universitario de Investigación del Automóvil Francisco Aparicio Izquierdo. [En línea]. Obtenido de <http://insia-upm.es/portfolio-items/proyecto-ecotram/> [Último acceso: 11 enero 2018].
- INSIA-UPM. (2016). Proyecto CICLOPE. Instituto Universitario de Investigación del Automóvil Francisco Aparicio Izquierdo. [En línea]. Obtenido de <http://insia-upm.es/portfolio-items/proyecto-ciclope/> [Último acceso: 3 enero 2018].

JIMÉNEZ, F., LÓPEZ, J.M., APARICIO, F. y HOLGADO, N. (2009). Comparación de tecnologías para la reducción de emisiones contaminantes en autobuses urbanos. *Dyna, Ingeniería e Industria*, 84(1), pp. 33-37.

LÓPEZ, J.M., JIMÉNEZ, F., PÁEZ, J., FLORES, M.N., ARENAS, A.N., ARENAS-RAMIREZ, B. y APARICIO, F. (2017). Modelling the fuel consumption and pollutant emissions of the urban bus fleet of the city of Madrid. *Transportation Research Part D 52: Transport and Environment Journal*. pp. 112-127. Editorial: Elsevier. ISSN: 1361-9209. U.K. DOI: 10.1016/j.trd.2017.02.016 (2017).

MINISTERIO DE AGRICULTURA, ALIMENTACIÓN Y MEDIO AMBIENTE. (2013). Plan Nacional de Calidad del Aire y Protección de la Atmósfera 2013-2016. Madrid.

PROYECTO ECOTRAM. (2007). Desarrollo de una metodología de análisis del consumo energético y las emisiones contaminantes producidas por el transporte público urbano de viajeros. Aplicación a la ciudad de Madrid. Plan Nacional I+D+i 2004-2007. Subprograma Nacional de tecnologías para la Gestión Sostenible Medioambiental. 2006-2008. Ministerio de Medio Ambiente. A081/2007/1-13.1.

R CORE TEAM. (2019). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL <http://www.R-project.org/>

ROMÁN DE ANDRÉS, A. (2014). Metodología para la asignación de vehículos de una flota a rutas preestablecidas. Tesis Doctoral. ETSI Industriales, Universidad Politécnica de Madrid, Madrid.

RUIZ PORRO, J. (2017). Herramientas computacionales de identificación y suavizado de ciclos de movimiento de autobuses en conducción urbana. Trabajo Fin de Máster. ETSI Industriales, Universidad Politécnica de Madrid, Madrid.

UNIÓN EUROPEA. (2005). Directiva 2005/55/CE del Parlamento Europeo y del Consejo, de 28 de septiembre de 2005, relativa a la aproximación de las legislaciones de los Estados miembros sobre las medidas que deben adoptarse contra la emisión de gases y partículas contaminantes procedentes de motores de encendido por compresión destinados a la propulsión de vehículos, y contra la emisión de gases contaminantes procedentes de motores de encendido por chispa alimentados con gas natural o gas licuado del petróleo destinados a la propulsión de vehículos. *Diario Oficial de la Unión Europea L 275*, 20 de octubre de 2005, pp. 1-163.