Estimación en tiempo real de la densidad de vehículos en entornos urbanos

Julio A. Sanguesa, Manuel Fogue, Piedad Garrido, Francisco J. Martinez[1], Juan-Carlos Cano, Carlos T. Calafate, y Pietro Manzoni[2]

Resumen— **El presente trabajo estudia la importancia que tiene conocer la densidad de vehículos en los entornos vehiculares para poder tomar decisiones que permitan potenciar la difusión eficiente de mensajes de alerta entre vehículos. En este artículo proponemos un sistema que permite estimar, en tiempo real, la densidad de vehículos que existe en un entorno urbano, utilizando como parámetros tanto el número de beacons recibidos por vehículo, como la topología del mapa en el que se encuentra el vehículo. Los resultados de la simulación indican que nuestra propuesta permite estimar con gran precisión la densidad de vehículos para cualquier ciudad, lo que podrá ser utilizado por la comunidad científica de cara a mejorar sus propuestas o proponer nuevas mejoras.**

Palabras clave— **redes vehiculares, densidad de vehículos, difusión de mensajes, VANETs.**

I. Introducción

LAS Redes Vehiculares constituyen el soporte tecnológico que permite la implementación y desarrollo de Sistemas Inteligentes de Transporte (ITS), posibilitando la comunicación entre vehículos (V2V) y entre los vehículos y la infraestructura (V2I). Este tipo de redes ha generado gran expectación e interés en los últimos años, por parte de toda la sociedad, y especialmente por parte de la comunidad científica, debido sobre todo a la gran cantidad de aplicaciones que soportan.

Aunque la mayoría de las propuestas para el uso de Redes Vehiculares se han centrado en la seguridad vial (pues el número de heridos y fallecidos en las carreteras es muy elevado a nivel mundial), existe además un amplio abanico de aplicaciones diseñadas especialmente para: (i) la gestión del tráfico (lo que reduciría en gran medida el tiempo malgastado en atascos, así como la contaminación por el efecto de la emisión de gases), (ii) la monitorización de las condiciones de la carretera (que permite avisar a los conductores con suficiente antelación cuando las condiciones climáticas son adversas, o cuando existe una retención debida a un accidente de tráfico), así como (iii) la difusión de mensajes comerciales, de música, o el intercambio de ficheros. Cabe destacar que, en la mayoría de estas aplicaciones, la correcta estimación de la densidad real de vehículos en una determinada área, y en un instante dado, podría permitir que éstas pudieran adaptarse de forma dinámica, ofreciendo un comportamiento más eficiente y preciso [1].

[1]Dpto. de Informática e Ingeniería de Computadores, Universidad de Zaragoza, e-mail: jsanguesa, mfogue, piedad, f.martinez@unizar.es

[2]Dpto. de Informática de Sistemas y Computadores, Universitat Politècnica de València, e-mail: jucano, calafate, pmanzoni@disca.upv.es

Uno de los aspectos a tener en cuenta a la hora de realizar cualquier propuesta relacionada con las redes vehiculares es estudiar en detalle cómo se comporta ésta cuando se varían todos los posibles factores [2]. Ahora bien, para reducir el tiempo necesario para comprobar si el rendimiento es satisfactorio, bastaría con variar únicamente los factores que más afectan al rendimiento. En [3], estudiamos cuáles eran esos factores, llegando a la conclusión que los más significativos son la topología del mapa, pues la disposición de los edificios afecta en gran medida a la propagación de la señal inalámbrica, y la densidad de vehículos.

En las redes vehiculares, la densidad de vehículos es muy variable, tanto en el tiempo, como en el espacio, pues la gran movilidad de los vehículos y sus patrones de movimiento, permiten que existan zonas con una alta densidad de vehículos en un momento dado (por ejemplo, el centro de las ciudades en hora punta), y otras con baja densidad. Sin embargo, para que el uso de este tipo de redes sea posible, y por tanto las aplicaciones asociadas puedan desarrollarse adecuadamente, sería necesario que los mecanismos de difusión pudieran adaptarse en función de la densidad de vehículos existente en un momento dado, ya que una alta densidad incrementa las posibilidades de comunicación entre los vehículos, y una baja densidad, puede incluso llegar a impedir que éstos se comuniquen. De esta forma, conocer la densidad de vehículos nos permitiría decidir mejor cómo adaptar los mecanismos de difusión [4], [5].

Actualmente, la mayoría de propuestas para estimar la densidad de vehículos están basadas en el uso de la infraestructura, lo que requiere el despliegue de elementos (normalmentes lazos inductivos, o cámaras de vigilancia) que permitan conocer cuántos vehículos circulan por una carretera. Este tipo de aproximaciones no aprovechan las posibilidades que ofrecen las Redes Vehiculares, donde los vehículos podrían ser capaces de estimar la densidad del tráfico en una zona determinada, gracias al uso de las capacidades de comunicaciones que proporcionan este tipo de redes. Esto permite que los propios vehículos recojan, procesen, y envíen la información sin que sea necesario el uso de ningún elemento externo [6].

En este artículo presentamos una solución a la estimación de la densidad de vehículos, especialmente diseñada para Redes Vehiculares y basada en el número de beacons recibidos por vehículo y las características del mapa de la ciudad en la que nos encontremos.

El presente trabajo está organizado como sigue: en la Sección II se comentará la importancia que tiene

TABLA I

Parámetros usados para las simulaciones

Parámetro	Valor
mapa	*Roma*, *Nueva York* *y San Francisco*
número de vehículos	100, 200, 300 *y* 400
número de vehículos accidentados	3
tamaño del mapa	$2000m \times 2000m$
tamaño de los mensajes de alerta	$256B$
tamaño de los beacons	$512B$
prioridad de los beacons	$AC0$
prioridad de los mensajes de alerta	$AC3$
periodicidad de los mensajes	1 *por segundo*
MAC/PHY	802.11p
ancho de banda del canal	6 *Mbps*
modelo de propagación de radio	*RAV* [7]
máximo radio de transmisión	$400m$
modelo de movilidad	*Krauss* [8]

la densidad instantánea de vehículos, así como la topología del escenario, en el rendimiento de las comunicaciones vehiculares. Posteriormente, en la Sección III, presentamos en detalle nuestra propuesta de estimación de la densidad de vehículos en tiempo real en entornos urbanos, incidiendo en la metodología seguida. Además, se comentan los resultados obtenidos y el error cometido, lo que nos permite estimar la bondad de nuestra propuesta. En la Sección IV revisamos los trabajos previos más estrechamente relacionados con nuestra propuesta. Finalmente, en la Sección V presentamos las conclusiones del trabajo.

II. La importancia de la densidad de vehículos y del mapa en las redes vehiculares

En el presente artículo, nos centramos en un entorno urbano, donde los vehículos se intercambian mensajes (beacons) que contienen información relativa a su posición, velocidad, ruta, etc., y donde en caso de que ocurra un accidente, los vehículos implicados puedan enviar mensajes de alerta a los vehículos más cercanos, pudiendo éstos difundir dichos mensajes al resto de vehículos mediante las comunicaciones multisalto que proporcionan este tipo de redes. Los resultados de las simulaciones que aparecen en este artículo han sido obtenidos mediante el simulador ns-2, modificado para contemplar el estándar IEEE 802.11p[1].

A continuación presentamos un pequeño análisis donde se observa claramente que la densidad y el mapa son dos factores que afectan en gran medida al rendimiento.

A. Densidad de vehículos

En la presente subsección pretendemos destacar la importancia que tiene la densidad de vehículos en las prestaciones de las redes vehiculares. Para ello,

[1]Todas esas mejoras y modificaciones están disponibles en http://www.grc.upv.es/software/

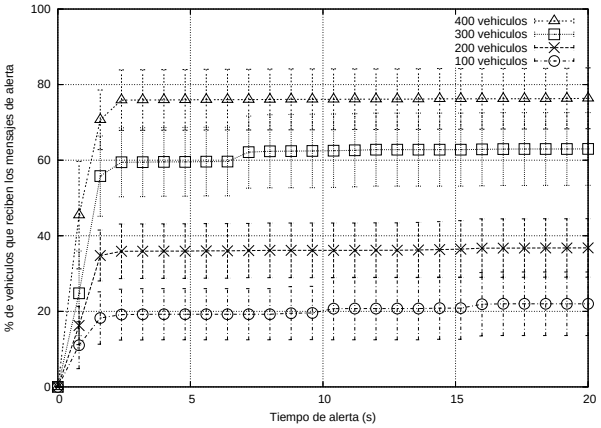

Fig. 1. Tiempo de alerta al variar la densidad de vehículos.

TABLA II

Vehículos no informados y mensajes recibidos al variar la densidad de vehículos

Vehículos	% no informados	mens. recibidos
100	76.63 %	197.37
200	60.92 %	229.07
300	36.40 %	432.60
400	21.01 %	949.40

hemos simulado un sistema en el que existen varios vehículos accidentados que emiten mensajes de alerta que son propagados por el resto de los vehículos. Los parámetros utilizados en las simulaciones aparecen en la Tabla I. En concreto, para los resultados de este apartado, sólo se ha simulado el mapa de Roma. Las métricas utilizadas han sido: (i) el tiempo de alerta, es decir el tiempo necesario para notificar al resto de vehículos, (ii) el porcentaje de vehículos que no han podido ser informados, y (iii) el número de mensajes recibidos por vehículo.

La Figura 1 muestra los resultados obtenidos. Como se observa, el tiempo de alerta es menor a medida que la densidad de vehículos aumenta. Por ejemplo, al simular 400 vehículos, la información llega a un 60 % de los vehículos en sólo 1,3 segundos, y el proceso de propagación se completa en 2,4 segundos.

La Tabla II muestra el porcentaje de vehículos que no han sido informados y el número de mensajes recibidos por vehículo, cuando variamos la densidad de vehículos. Como se aprecia, el porcentaje de vehículos no informados depende en gran medida de la densidad. Esto es debido a que, al propagar los mensajes de alerta haciendo difusión, el sistema se comporta mejor en entornos con mayor densidad. En cuanto al número de mensajes recibidos, éste también aumenta en gran medida al aumentar la densidad de vehículos.

B. Topología del mapa

En este subapartado, vamos a estudiar el efecto que tiene la topología del mapa (debido a la disposición de los edificios) en las prestaciones obtenidas en redes vehiculares.

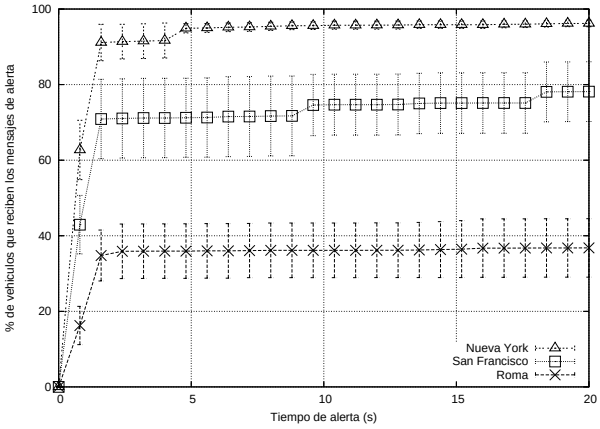

Fig. 2. Tiempo de alerta al variar el mapa.

TABLA III
VEHÍCULOS NO INFORMADOS Y MENSAJES RECIBIDOS AL VARIAR EL MAPA

Mapa	% no informados	mens. recibidos
Nueva York	2.92 %	1542.07
San Francisco	20.55 %	885.13
Roma	60.92 %	229.07

La Figura 2 muestra el tiempo de alerta obtenido al variar el mapa seleccionado, manteniendo una densidad de 200 vehículos (50 vehículos por km^2). Como se observa, el tiempo de alerta es menor para el mapa de Nueva York, donde la información llega al 60 % de los vehículos en menos de 0,8 segundos, y la propagaciónn se completa en 5 segundos. Al simular la ciudad de San Francisco, la información necesita más tiempo (1,4 segundos) para llegar al mismo porcentaje de vehículos. En cuanto a Roma, el proceso de propagación se completa en sólo 2,4 segundos, pero menos del 40 % de los vehículos es informado.

Al variar el mapa, el comportamiento en términos de vehículos no informados y mensajes recibidos también se ve afectado en gran medida (ver Tabla III). De hecho, al simular Nueva York, el porcentaje de vehículos no informados es prácticamente nulo, mientras que más del 60 % de los vehículos no son informados en Roma. De este modo, cuando la topología es más compleja, el porcentaje de vehículos no informados aumenta, y se necesita más tiempo para informar el mismo porcentaje de vehículos. Esto es debido a que la propagación de la señal se ve entorpecida por la presencia de edificios. Además, la media de mensajes recibidos por vehículo también difiere dependiendo del mapa. Comparado con Nueva York, el número de mensajes recibidos decrece considerablemente para San Francisco, e incluso más para Roma, donde la señal inalámbrica encuentra más restricciones en su propagación.

III. ESTIMACIÓN DE LA DENSIDAD DE VEHÍCULOS EN TIEMPO REAL

El objetivo principal de este artículo es proporcionar un mecanismo que permita estimar la densidad de vehículos de una zona determinada, y en un instante dado, mediante el uso de redes vehiculares. En concreto, se pretende estimar la densidad mediante el número de beacons recibidos y las características de la topología de la zona a estudiar, que podrían ser obtenidas mediante los mapas proporcionados por los dispositivos de navegación GPS.

De esta forma, si los vehículos son capaces de estimar con precisión la densidad de vehículos que se encuentran a su alrededor, podrían adaptar el funcionamiento del esquema de difusión en función de la densidad del entorno. Por ejemplo, en caso de querer maximizar las posibilidades de comunicación en entornos con poca densidad, o reducir las tormentas de broadcast [9], habituales en entornos muy densos.

Para estimar la densidad de los vehículos en función de la topología del mapa se han simulado escenarios con entornos controlados, es decir, escenarios de los cuales se conocen la densidad, la topología del mapa, y en los que una vez realizada la simulación, se ha obtenido el número de beacons recibidos por vehículo durante un periodo de 30 segundos.

En cuanto a los experimentos, se han simulado un total de ocho ciudades (un fragmento de $4km^2$ de cada una de ellas), con densidades de 100 a 1000 vehículos (25 a 250 por km^2). Además, se han realizado 50 repeticiones por cada uno de los escenarios, por lo que en total se han realizado 4000 experimentos, con el objetivo de obtener unos resultados precisos y representativos.

Los mapas utilizados para la estimación de la fórmula han sido seleccionados intentando abarcar el mayor número de escenarios posible con perfiles diferentes. Cabe destacar que todos ellos son urbanos dado que nuestra propuesta se centra en este tipo de entornos, donde la compleja topología dificulta la estimación precisa de la densidad de vehículos.

A. Caracterización de las ciudades

El primer paso a la hora de realizar la simulación con cada uno de los mapas ha sido determinar las características de los mismos. Para ello, se han analizado minuciosamente los distintos criterios posibles para poder contabilizar el número de calles y cruces.

Inicialmente se consideraron como calles los distintos segmentos entre cruces teniendo en cuenta los datos proporcionados por el simulador de tráfico SUMO [10], observando que los resultados no se ajustaban a la realidad, ya que una misma calle era considerada como varias si contaba con varios cruces.

Para evitar el error, en una segunda aproximación, se consideró utilizar la información proporcionada por OpenStreetMap [11], contabilizando las calles en función del nombre de las mismas, pero se obtuvieron datos erróneos, una vez que existen mapas que no disponen del nombre de todas las calles, debido a que no han sido insertadas correctamente.

Por último, se optó por contabilizar el número de calles utilizando los mismos criterios de visibilidad (ángulo de la calle, longitud, etc.) empleados en nuestra versión del simulador ns-2 [12], obteniendo así re-

TABLA IV

NÚMERO DE CALLES EN FUNCIÓN DEL CRITERIO

Ciudad	Segmentos	Nombre Calle	ns-2
Roma	2780	1484	1656
Río De Janeiro	758	377	542
Madrid	3022	796	1495
Amsterdam	1387	1029	628

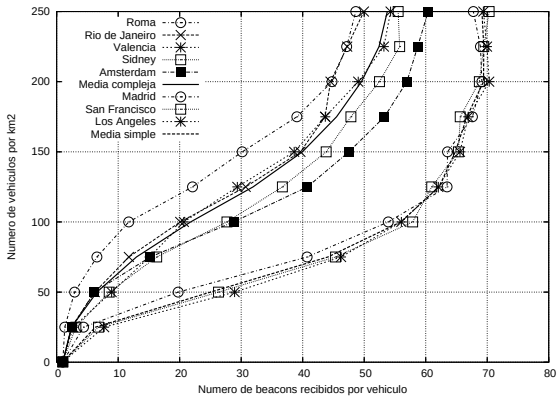

Fig. 3. Beacons recibidos en función de la densidad

TABLA V

CARACTERÍSTICAS DE LOS MAPAS

Mapa	Calles	Cruces	Ratio
Roma	1656	1193	1,3880
Río De Janeiro	542	401	1,3516
Valencia	2831	2233	1,2678
Sídney	872	814	1,0712
Amsterdam	1494	1449	1,0310
Madrid	628	715	0,8783
San Francisco	725	818	0,8863
Los Ángeles	287	306	0,9379

TABLA VI

PORCENTAJE DE ERROR ABSOLUTO

Ciudad	Porcentaje
Roma	29,49 %
Río De Janeiro	5,85 %
Valencia	**4,56 %**
Sidney	15,82 %
Amsterdam	14,96 %
Madrid	6,44 %
San Francisco	**1,74 %**
Los Ángeles	4,70 %

sultados que nos han permitido mejorar la precisión de nuestra propuesta.

En la Tabla IV se muestran los valores obtenidos con cada uno de los criterios para contabilizar el número de calles anteriormente comentados, para cuatro de las ciudades estudiadas. Las diferencias entre los distintos métodos son significativas lo que demuestra que es importante decidir cuál de los criterios permite ajustar mejor los resultados.

La Tabla V muestra el número de calles y el número de cruces para cada una de las ciudades estudiadas. Además, hemos añadido la columna etiquetada como *Ratio*, que muestra el resultado de dividir el número de calles entre el número de cruces de cada uno de los mapas. Como se observa, las 5 primeras ciudades (Roma, Río, Valencia, Sídney y Amsterdam) presentan un ratio mayor que 1, mientras que el resto (Madrid, San Francisco y Los Ángeles) tienen un valor inferior. Por tanto, consideramos que estas últimas poseen una topología simple, mientras que las primeras poseen una topología compleja. Destacar el caso de Río de Janeiro, que a pesar de tener un número de calles relativamente pequeño, el número de cruces también lo es, por lo que queda clasificada dentro de las ciudades con topología compleja.

Una vez realizado el análisis de la topología de los mapas, se realizó la simulación obteniendo el número de beacons recibidos por cada vehículo durante 30 segundos, teniendo en cuenta que cada vehículo envía un beacon por segundo y que estos mensajes, a diferencia de los de alerta, no son diseminados por el resto de los vehículos. En la Figura 3 se muestran los resultados obtenidos para cada una de las ciudades, así como las medias de cada perfil (simple y complejo).

Como se puede observar en la gráfica, se distinguen claramente dos grupos: por un lado los mapas que podemos clasificar como complejos, y en los que a igual densidad de vehículos el número de beacons recibidos es menor, y por otro lado los mapas simples, donde el número de beacons recibidos es mayor incluso, aunque la densidad sea menor. De acuerdo a los datos de ratio que aparecen en la Tabla V, se puede ver que el comportamiento en cuanto al número de beacons recibidos está muy relacionado con la densidad, y sobretodo con el ratio de calles/cruces.

Además, se puede observar que, dentro del grupo de ciudades con topología simple, Valencia es la ciudad que más se ajusta a la media, mientras que San Francisco es la ciudad con perfil complejo que más se aproxima a la media. En la Tabla VI se presenta el porcentaje de diferencia con respecto a la media para cada una de las ciudades, confirmando que ambas son las que más se acercan a la media.

B. Ecuación para la estimación de la densidad

Una vez observada la clara relación entre la topología de los mapas y la cantidad de beacons recibidos, procedimos a obtener una fórmula que permita estimar, con el mínimo error posible, cada una de las curvas obtenidas en la Figura 3. Para ello, realizamos un análisis de regresión que nos permitió encontrar la ecuación polinómica que mejor se ajusta a los datos obtenidos en las simulaciones.

La Ecuación 1 presenta la función que permite calcular el número de vehículos por km^2 a partir del ratio (calles/cruces) y el número de beacons recibidos.

$$f(x,y) = a + bx + cy + dx^2 + fy^2 + gx^3 + \\ +hy^3 + ixy + jx^2y + kxy^2 \quad (1)$$

donde x es el número de beacons recibidos por vehículo, y es el ratio obtenido a partir del mapa, y los valores de los coeficientes del polinomio $(a, b, c, d, f, g, h, i, j, k)$ aparecen en la Tabla VII.

La Figura 4 muestra la representación en 3 dimensiones de la ecuación propuesta.

TABLA VII

Coeficientes de la ecuación propuesta

Coef.	Valor
a	-1,1138191190298828E+03
b	-1,0800433554686800E+01
c	3,1832185406821718E+03
d	-4,0336415134812398E-01
f	-3,0203454502011946E+03
g	2,8542014049626700E-03
h	9,5199929660347175E+02
i	3,5319225007012626E+01
j	1,6230525995036607E-01
k	-1,6615888771467137E+01

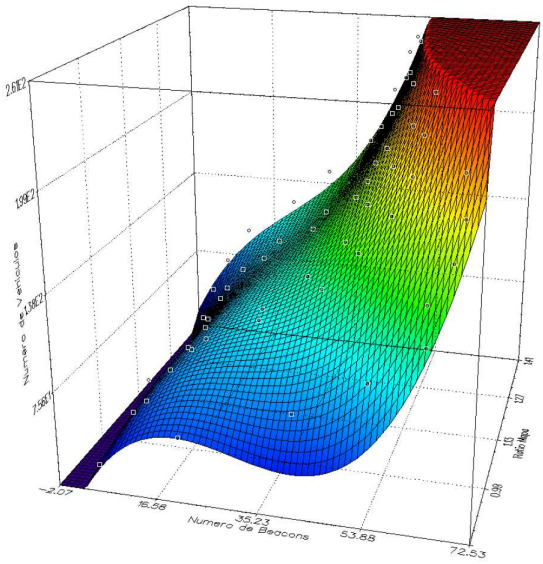

Fig. 4. Representación 3D de la función propuesta

C. Análisis del error cometido

Para determinar la precisión de nuestra propuesta, es necesario determinar el error de la misma. En la Figura 5 mostramos la diferencia entre las medias de todas las ciudades estudiadas (dibujados como cruces y equis), y los valores obtenidos mediante nuestra función (dibujados con líneas). Como se observa, las líneas se ajustan bastante bien a los valores promedios obtenidos mediante la simulación.

Para conocer el error con más detalle, en la Tabla VIII aparecen los diferentes tipos de errores calculados al comparar nuestra estimación de la densidad

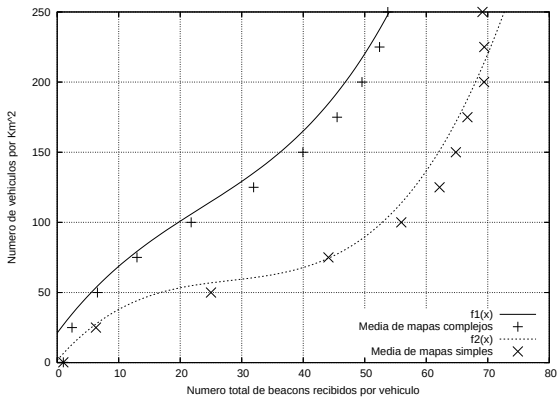

Fig. 5. Comparativa de la función y las medias obtenidas

TABLA VIII

Errores calculados para la estimación de la densidad

Tipo Error	Absoluto	Relativo
Mínimo	-2,612027E+01	-2,284800E-01
Máximo	2,169529E+01	5,713108E-01
Media	-3,176197E-10	1,023340E-02
Error estándar de la media	1,360303E+00	1,714082E-02
Mediana	1,698901E-01	-1,359121E-03

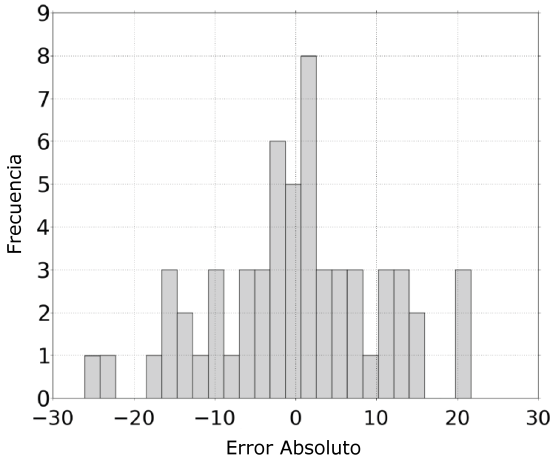

Fig. 6. Histograma del Error Absoluto

con los valores obtenidos realmente. Cabe destacar que la media del error relativo es tan solo del 1,02 %. Finalmente, la Figura 6 muestra el histograma de frecuencias del error absoluto, pudiéndose apreciar que los resultados se concentran en torno a cero, lo que ratifica que nuestra propuesta se ajusta a los resultados esperados.

IV. Trabajos relacionados

Pese a la importancia que tiene la densidad de vehículos en las redes vehiculares, hasta la fecha no han sido muchos los trabajos que han profundizado en la idea de cómo estimar la densidad de vehículos para poder mejorar las comunicaciones en los entornos vehiculares. A continuación, pasamos a comentar los trabajos más relevantes.

Tyagi et al. [13] consideraron el problema de la estimación de la densidad de vehículos mediante el uso de la información presente en la señal acústica adquirida por un micrófono instalado en la carretera. La señal acústica acumula varios tipos de ruido como el ruido producido por la rodadura de los neumáticos, el ruido producido por el motor, posibles pitidos, así como las turbulencias del aire producidas por el paso de los vehículos. La medición de todas esas señales permite estimar las condiciones del tráfico de una determinada calle. A partir de esas mediciones, y usando un clasificador Bayesiano, los autores consiguen una precisión del 95 %, tomando muestras de 5 a 30 s de duración. Al utilizar un clasificador discriminativo, como el support vector machine (SVM), los resultados incluso mejoran. Esta solución, sin embargo, no tiene en cuenta los vehículos eléctricos a la hora de estimar la densidad de vehículos, ya que

éstos no emiten apenas ruido, lo que claramente afectará negativamente a la precisión de la estimación de la densidad. Además, esta solución implica tener que desplegar micrófonos en toda el área donde deseemos estimar la densidad, lo que la hace inviable.

Shirani et al. [4] proponen el Velocity Aware Density Estimation (VADE), en el que un coche puede estimar la densidad de vehículos vecinos mediante la monitorización de su propia velocidad y el patrón de aceleración. Además, presentan un procedimiento de difusión basado en los datos estimados por VADE, en el que los mensajes se envían únicamente cuando la probabilidad de que exista un vecino cercano es alta. Cabe destacar que en los entornos urbanos, que son los que tenemos en cuenta en este trabajo, y con las densidades que usualmente hay, la probabilidad de que no haya ningún vehículo cercano es muy baja.

Stanica et al. [14] presentan un protocolo de control de acceso al medio para redes vehiculares, donde uno de los parámetros más importantes es la ventana mínima de contención utilizada por el mecanismo de backoff. En este trabajo, los autores se centraron en el ajuste dinámico del tamaño de la ventana, dependiendo de la densidad local de vehículos. Además, comparan mediante simulaciones cinco modelos distintos para poder aproximar la densidad en entornos vehiculares, presentando las ventajas y desventajas de cada uno de ellos.

Como se puede observar, en todos esos trabajos se constata la importancia de conocer la densidad de vehículos que hay en una zona en un momento dado, pero en prácticamente ninguno de ellos se ha profundizado en el análisis de la precisión del método utilizado para estimar dicha densidad, ni en el efecto que tiene la topología del entorno en los resultados obtenidos. Además, en la mayoría de ocasiones, esa estimación no se realiza a tiempo real.

V. Conclusiones

En este artículo se ha propuesto un método que permite a los vehículos estimar la densidad de vehículos en un momento dado, mediante el uso de redes vehiculares. Nuestra propuesta permite que los mecanismos de difusión ya propuestos con anterioridad, o los futuros, puedan verse beneficiados por un sistema que permita estimar la densidad en tiempo real, pudiendo así adaptar el funcionamiento de la difusión a las condiciones puntuales de tráfico.

Para elaborar el sistema de estimación de la densidad, nos hemos basado en el número de beacons recibidos por vehículo, y a las características del mapa en el que los vehículos se mueven. Fruto de una gran cantidad de simulaciones, con mapas de ciudades distintas, se ha obtenido una ecuación que permite predecir la densidad. Los resultados nos indican que nuestra propuesta permite estimar con gran precisión la densidad de vehículos para cualquier ciudad, lo que permitirá a la comunidad científica mejorar sus propuestas o proponer nuevas aproximaciones basadas en el algoritmo. Finalmente, consideramos que el uso del mapa de ciudades como Valencia y San Francisco puede ahorrar mucho tiempo de simulación en entornos urbanos, ya que ambas se comportan de una manera muy similar a la media, por lo que los resultados obtenidos para esas ciudades son los más representativos en promedio.

Agradecimientos

El presente trabajo ha sido parcialmente financiado por el *Ministerio de Educación y Ciencia*, mediante el proyecto TIN2011-27543-C03-01.

Referencias

[1] M. D. Venkata, M. M. M. Pai, R. M. Pai, and J. Mouzna, "Traffic monitoring and routing in VANETs - a cluster based approach," in *11th International Conference on ITS Telecommunications (ITST)*, aug. 2011, pp. 27–32.

[2] F. J. Martinez, C. K. Toh, J.-C. Cano, C. T. Calafate, and P. Manzoni, "Determining the representative factors affecting warning message dissemination in VANETs," *Wireless Personal Communications*, 2011, DOI: 10.1007/s11277-011-0379-3.

[3] M. Fogue, P. Garrido, F. J. Martinez, J.-C. Cano, C. T. Calafate, and P. Manzoni, "Analysis of the most representative factors affecting Warning Message Dissemination in VANETs under real roadmaps," in *19th annual meeting of the IEEE International Symposium on Modeling, Analysis and Simulation of Computer and Telecommunication Systems (MASCOTS)*, Singapore, July 2011, pp. 197–204.

[4] R. Shirani, F. Hendessi, and T.A. Gulliver, "Store-carry-forward message dissemination in vehicular ad-hoc networks with local density estimation," in *IEEE 70th Vehicular Technology Conference Fall (VTC 2009-Fall)*, sept. 2009, pp. 1–6.

[5] N. Maslekar, M. Boussedjra, J. Mouzna, and H. Labiod, "A stable clustering algorithm for efficiency applications in VANETs," in *7th International Wireless Communications and Mobile Computing Conference (IWCMC)*, july 2011, pp. 1188–1193.

[6] S. Panichpapiboon and W. Pattara-atikom, "Evaluation of a neighbor-based vehicle density estimation scheme," in *8th International Conference on ITS Telecommunications (ITST)*, oct. 2008, pp. 294–298.

[7] F. J. Martinez, M. Fogue, M. Coll, J.-C. Cano, C. T. Calafate, and P. Manzoni, "Assessing the Impact of a Realistic Radio Propagation Model on VANET Scenarios Using Real Maps," in *9th IEEE International Symposium on Network Computing and Applications (NCA)*, Boston, USA, July 2010, pp. 132–139.

[8] S. Krauss, P. Wagner, and C. Gawron, "Metastable states in a microscopic model of traffic flow," *Physical Review E*, vol. 55, no. 5, pp. 5597–5602, 1997.

[9] Yu-Chee Tseng, Sze-Yao Ni, Yuh-Shyan Chen, and Jang-Ping Sheu, "The broadcast storm problem in a mobile ad hoc network," *Wireless Networks*, vol. 8, pp. 153–167, 2002, 10.1023/A:1013763825347.

[10] Daniel Krajzewicz and Christian Rossel, "Simulation of Urban MObility (SUMO)," Centre for Applied Informatics (ZAIK) and the Institute of Transport Research at the German Aerospace Centre, 2012, Available at http://sumo.sourceforge.net/index.shtml.

[11] OpenStreetMap, "Collaborative project to create a free editable map of the world," 20012, Available at http://www.openstreetmap.org.

[12] M. Fogue, P. Garrido, F. J. Martinez, J.-C. Cano, C. T. Calafate, and P. Manzoni, "A Realistic Simulation Framework for Vehicular Networks," in *5th International ICST Conference on Simulation Tools and Techniques (SIMUTools 2012), Desenzano, Italy*, March 2012.

[13] V. Tyagi, S. Kalyanaraman, and R. Krishnapuram, "Vehicular traffic density state estimation based on cumulative road acoustics," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. PP, no. 99, pp. 1–11, 2012.

[14] R. Stanica, E. Chaput, and A. Beylot, "Local density estimation for contention window adaptation in vehicular networks," in *IEEE 22nd International Symposium on Personal Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC)*, sept. 2011, pp. 730–734.