

VNIVERSITAT DE VALÈNCIA

Citation for the original published paper:

Roger, S., Botella, C., Pérez-Solano, J.J. and Perez, J., "Reconstrucción del Entorno Radio para Comunicaciones en Agrupaciones de Vehículos." 2020 XXXV Simposium Nacional de la Unión Científica Internacional de Radio (URSI 2020), Málaga(Spain). 02/September/2020 to 04/September/2020 pp. 1-4,

This is an author's version under creative common license CC-BY-NC-ND 4.0

Reconstrucción del Entorno Radio para Comunicaciones en Agrupaciones de Vehículos

Sandra Roger⁽¹⁾, Carmen Botella⁽¹⁾, Juan J. Pérez-Solano⁽¹⁾, Joaquin Perez⁽²⁾
{sandra.roger, carmen.botella, juan.j.perez, joaquin.perez-soler}@uv.es

⁽¹⁾Departament d'Informàtica, Universitat de València, Av. de la Universitat s/n, 46100 Burjassot, Spain.

⁽²⁾Departament d'Enginyeria Electrònica, Universitat de València, Av. de la Universitat s/n, 46100 Burjassot, Spain.

Resumen—Vehicle platoons are groups of vehicles that travel together, maintaining a constant distance from each other. Platoons generally require robust and reliable wireless communications to keep their structure and perform coordinated maneuvers. When the platoon is assisted by the infrastructure through a cellular vehicle to anything (V2X) communication, one of the critical factors is reducing the communication latency. In this paper, the use of a spatial interpolation technique, namely Ordinary Kriging, is explored as a mechanism to reduce signaling overhead in the channel information acquisition stage, which can impact in practice over reducing latency. Specifically, its potential to reconstruct the radio environment map of the platoon from a limited number of available channel values is evaluated. This analysis allows to establish optimal patterns of vehicles with access to channel information in order to obtain a high accuracy reconstruction.

I. INTRODUCCIÓN

La conducción autónoma integra algunos servicios que requieren la comunicación entre agrupaciones de vehículos. Por ejemplo, en un pelotón de vehículos (*platoon* en inglés), hay dos tipos de nodos de pelotón, conocidos como jefe (o líder) y seguidor (resto de vehículos). Una vez establecido el pelotón, cada vehículo debe mantener una comunicación fiable dentro del pelotón para conservar la estructura del grupo y realizar maniobras coordinadas [1]. Las comunicaciones vehiculares en grupo también son fundamentales para evitar colisiones de forma cooperativa [2] o bien para coordinar la incorporación a carriles entre los vehículos cercanos. Algunos trabajos previos ya han explotado la existencia de información redundante o que presenta cierta correlación en grupos de vehículos, como por ejemplo [3], para proponer esquemas destinados a reducir la cantidad de señalización intercambiada entre los vehículos y la estación base (BS), reduciendo así la sobrecarga de transmisión en el sistema de comunicación celular vehículo a todo (V2X). Una primera aproximación al cálculo del coste de la comunicación en el entorno V2X en un grupo de vehículos se presenta en [4].

En el presente trabajo se explican con más detalle las ventajas de aprovechar las características particulares del pelotón para reducir el intercambio de información de control necesario en la etapa de adquisición del canal V2X, con el objetivo de reducir la latencia y garantizar al mismo tiempo la fiabilidad de la comunicación. Para ello, se propone un esquema basado en la reconstrucción del mapa del entorno radio (REM), en el que los valores reales del REM están disponibles en un subconjunto de los vehículos, proporcionando una estimación o reconstrucción de los parámetros del canal a gran escala para el resto de los vehículos del pelotón. A este respecto, las técnicas de interpolación espacial han

cochado interés recientemente en las aplicaciones vehiculares del estándar 5G debido a su capacidad para reconstruir el REM de una determinada BS a partir de un subconjunto de valores disponibles [5]. Aunque los REM se propusieron originalmente como una solución para los sistemas de radio cognitiva [6], actualmente se consideran como un elemento fundamental para modelar el contexto radio [7]. En el caso de la radio cognitiva, los REM se pueden modelar como una base de datos que contiene información de los usuarios primarios (potencia de transmisión, ubicación y criterios de uso compartido del espectro). Al consultar las bases de datos, los usuarios secundarios pueden acceder a información esencial [7]. Las aplicaciones del uso de los REM abarcan escenarios intrínsecos al 5G como la gestión de interferencias [8], el análisis de cobertura [9], y la asignación proactiva de recursos, entre otros. En estos casos, los REM contienen información sobre la intensidad de la señal radioeléctrica, la dispersión del retardo o los niveles de interferencia, además de información geolocalizada (posición de las medidas). En el caso de uso del pelotón de vehículos, los REM pueden incluirse en lo que se conoce como bases de datos sensibles al contexto, por ejemplo, para lograr una comunicación intra-pelotón dinámica y fiable [10].

En nuestro escenario objetivo, el REM de interés se reduce por tanto a un subconjunto de posiciones que coinciden con el área del pelotón, y comprende muestras de potencia recibida geo-localizada debido a los efectos de canal a gran escala, es decir, pérdidas de camino y desvanecimiento por sombra (*shadowing* en inglés). En este marco, evaluamos el potencial de una técnica de interpolación espacial denominada Kriging Ordinario (OK) para reconstruir el REM dentro del pelotón cuando solo se dispone de un número determinado de valores reales de REM. Kriging es una técnica muy utilizada en la geoestadística que se ha aplicado con anterioridad en el contexto de la interpolación espacial con múltiples aplicaciones (ver ejemplos en [5], [6], [9]). El objetivo final es evaluar la reducción de la señalización lograda con respecto al procedimiento estándar en el que todos los vehículos del pelotón adquieren los valores de REM, asegurando al mismo tiempo una fiabilidad mínima en la comunicación.

El resto del artículo se estructura como sigue: la sección II plantea el modelo de sistema utilizado y la sección III presenta la técnica de reconstrucción del REM basada en OK para el caso de uso de un pelotón de vehículos. La sección IV recoge los resultados obtenidos y, finalmente, se resumen las principales conclusiones en la sección V.

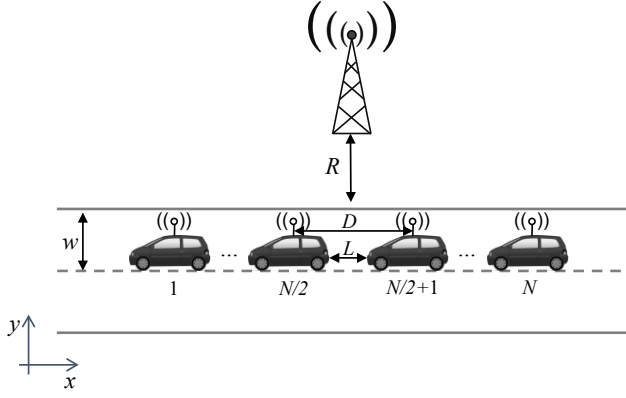


Fig. 1. Escenario de estudio con un pelotón de N vehículos pasando por el área de una BS.

II. MODELO DEL SISTEMA

La Fig. 1 muestra el escenario considerado en este trabajo. En particular, nos centramos en el caso de uso de un pelotón de N vehículos, cada uno de ellos de longitud l , que pasa por el área de cobertura de una BS asistiendo a la comunicación vehicular. La BS está situada a una distancia R del borde de la misma y se supone a la altura del punto medio del pelotón. El ancho del carril se denota por w . Se asume que todos los vehículos están perfectamente alineados y separados entre sí una distancia igual a L . La perfecta alineación de los vehículos y el mantenimiento de la distancia de separación L se suponen en la práctica garantizados por el protocolo de comunicación de pelotón pertinente. Por simplicidad, se supone además que los vehículos circulan por el centro del carril. Obsérvese que pequeñas desviaciones con respecto al centro del carril (como máximo $w/2$) tendrían un impacto relativamente bajo en la distancia de cada vehículo a la BS, debido a que R es un orden de magnitud superior a $w/2$. En lo que respecta a las antenas de los vehículos, éstas están situadas en el centro del techo, suponiendo que su posición coincide con el punto medio del vehículo en ambas direcciones. Como resultado, las antenas de dos vehículos consecutivos están separadas una distancia igual a $D = L + l$.

III. RECONSTRUCCIÓN DEL REM

Como ya se ha introducido, en el escenario considerado no es necesaria una reconstrucción del REM completo, y las posiciones objetivo se reducen a tan sólo las N posiciones de los vehículos que forman el pelotón. Nótese que se asume que la posición del vehículo coincide con la posición de la antena del techo. El valor del campo medido por un vehículo situado en la posición \mathbf{x}_i se denota como $V(\mathbf{x}_i)$, $i = \{1, 2, \dots, N\}$. Las posiciones con valores de campo conocidas/disponibles para reconstruir el REM son por tanto un subconjunto de $P < N$ posiciones. El valor estimado del campo se denota por $\hat{V}(\mathbf{x}_0)$ en las posiciones \mathbf{x}_0 donde el campo es desconocido (los $N - P$ vehículos restantes en nuestro caso).

La interpolación basada en OK requiere dos pasos: el análisis del semivariograma (mide la correlación entre las muestras del campo) y la predicción de Kriging. El semivariograma

empírico (EV), $\hat{\gamma}(\mathbf{h})$, se define como:

$$\hat{\gamma}(\mathbf{h}) = \frac{1}{2|\mathcal{N}(\mathbf{h})|} \sum_{\mathcal{N}(\mathbf{h})} (V(\mathbf{x}_i) - V(\mathbf{x}_j))^2, \quad (1)$$

donde $\mathbf{h} = \mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j$ modela la distancia de todos los pares de ubicaciones, y $V(\mathbf{x}_i)$ y $V(\mathbf{x}_j)$ son los valores de campo en las posiciones espaciales \mathbf{x}_i y \mathbf{x}_j , respectivamente. $\mathcal{N}(\mathbf{h})$ es el set que comprende $(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ tal que $\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j = \mathbf{h}$ y $|\cdot|$ denota su cardinalidad. OK reemplaza el EV por un modelo de semivariograma, que en este caso será el modelo esférico:

$$\bar{\gamma}(\mathbf{h}) = \begin{cases} c_1 + c_2 \left\{ \frac{3}{2} \left(\frac{\mathbf{h}}{c_3} \right) - \frac{1}{2} \left(\frac{\mathbf{h}}{c_3} \right)^3 \right\}, & 0 \leq \mathbf{h} < c_3, \\ c_1 + c_2, & c_3 \leq \mathbf{h}, \end{cases} \quad (2)$$

donde c_1 y c_3 son el *nugget* y el rango, respectivamente, mientras que $c_1 + c_2$ se conoce como meseta. En un segundo paso, se realiza la predicción basada en OK, donde el interpolador de Kriging en la posición objetivo \mathbf{x}_0 viene dado por:

$$\hat{V}(\mathbf{x}_0)|_P = \sum_{i=1}^P w_{i|P}(\mathbf{x}_0) V(\mathbf{x}_i), \quad (3)$$

donde P es el número de nodos cuyas estimaciones se utilizan para realizar la predicción, $w_{i|P}$ es el peso asignado para el nodo i en la estimación realizada con los P nodos y $\hat{V}(\mathbf{x}_0)|_P$ es el valor de campo estimado. Las ecuaciones para obtener los pesos se pueden resolver de manera eficiente si se reescriben en un sistema matricial [5]. Dado que los vehículos están equipados generalmente con GPS, se simplifica en gran medida el cálculo de las distancias involucradas en la evaluación del modelo de semivariograma.

En este trabajo nos centramos en la adquisición de estimaciones de canal, considerando así que el valor del campo en la posición \mathbf{x}_i se corresponde con:

$$V(\mathbf{x}_i) = P(\mathbf{x}_i) + S(\mathbf{x}_i), \quad (4)$$

donde $P(\mathbf{x}_i)$ es la potencia media recibida que depende del modelo de pérdidas de camino y $S(\mathbf{x}_i)$ es el desvanecimiento por sombra que suponemos con una distribución lognormal de varianza σ^2 , con un coeficiente de correlación entre posiciones \mathbf{x}_i y \mathbf{x}_j definido por [11]:

$$\rho_{i,j} = E[S(\mathbf{x}_i)S(\mathbf{x}_j)] = \sigma^2 \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|}{L_{corr}}\right), \quad (5)$$

donde L_{corr} es la distancia de correlación (en metros), definida como la distancia que satisface $\rho_{i,j} = 0,5$.

La potencia recibida (en dBm) en la posición \mathbf{x}_i desde una antena de la BS se calcula mediante el modelo simple de pérdidas de camino como:

$$P(\mathbf{x}_i) = P_t + K_{dB} + 10\alpha \log_{10} d_0 + 10 \log_{10} d_i^{-\alpha}, \quad (6)$$

donde P_t es la potencia transmitida (dBm), K_{dB} y α son el factor constante en dB y el exponente de pérdidas de camino, respectivamente, d_0 es la distancia de referencia para el campo lejano de la antena y d_i es la distancia entre la ubicación del vehículo \mathbf{x}_i y la de la BS.

IV. EVALUACIÓN DE PRESTACIONES

A. Parámetros de simulación

Se considera un instante de la comunicación, de manera que los vehículos del pelotón están estáticos. Se asumen los parámetros de un escenario de autopista similar al del 3GPP, donde la BS se encuentra a $R = 35$ m de distancia del borde de la carretera y cada carril tiene un ancho $w = 4$ m [12]. El número de vehículos del pelotón se establece en $N = 10$. Se han evaluado dos casos particulares para la distancia entre vehículos: $L = 2$ m (pelotón de alta densidad) y $L = 10$ m (pelotón normal) [13]. Se asume una longitud típica del vehículo de $l = 4,7$ m. El REM completo original comprende los valores de potencia recibidos en cada una de las 10 posiciones, obtenidos de acuerdo con las ecuaciones (4) y (6) particularizadas como en [12]. Específicamente, la potencia transmitida se fija en $P_t = 10$ dBm, el factor constante de pérdidas de camino en $K_{dB} = -137$ dB a $d_0 = 1$ Km, el exponente de pérdidas de camino es $\alpha = 3,7$, y la contribución del desvanecimiento por sombra se modela siguiendo una distribución lognormal de media cero y $\sigma = 8$ dB.

Para evaluar el compromiso entre la reducción de la señalización al adquirir el REM, o lo que es lo mismo, el canal V2X, frente a la calidad de la estimación, consideramos un número determinado de valores del REM disponibles para realizar la reconstrucción que van desde $P = 3$ (valor mínimo para llevar a cabo OK como se especifica en la Ecuación (3)) a $P = 9$ (caso en el que todos los vehículos excepto uno pueden acceder a los valores de REM). Nótese que P está directamente relacionado con el porcentaje de reducción de la señalización. Por ejemplo, con $N = 10$, reconstruir el REM con $P = 3$ muestras corresponde a una reducción de señalización del 70%. Para cada P , considerando $N = 10$ vehículos, hay $\binom{10}{P}$ posibles combinaciones o patrones de posiciones de vehículos. Para cada combinación posible, se calcula el error cuadrático medio (MSE) entre el valor de campo real (potencia recibida) y el valor estimado mediante OK, proporcionando así una medida de precisión de la estimación, y se registra la mejor combinación, esta última entendida como la que logra el MSE mínimo. Suponiendo que el conjunto \mathcal{S} comprende las posiciones donde el REM necesita ser reconstruido para cada valor de P y combinación posible, el MSE se calcula con

$$\text{MSE} = \frac{1}{(N - P)} \sum_{\mathbf{x}_0 \in \mathcal{S}} (\hat{V}(\mathbf{x}_0)|_P - V(\mathbf{x}_0))^2, \quad (7)$$

donde \mathbf{x}_0 denota las posiciones donde se ha de reconstruir el REM. Nótese que la cardinalidad del set \mathcal{S} es $|\mathcal{S}| = N - P$.

B. Selección de posiciones de vehículos

Las Tablas I y II muestran los patrones de posiciones de vehículos con valores REM disponibles que proporcionan el mínimo MSE de la reconstrucción del REM para diferentes valores de P . Las estrellas destacan los vehículos ($i = 1, 2, \dots, N$) cuyo valor de REM es conocido y se utiliza para la reconstrucción en los $N - P$ restantes. Puede observarse que el patrón de vehículos seleccionado varía ligeramente en función del valor de la distancia entre vehículos. En general, para casi prácticamente todos los valores de P , se seleccionan el primer y último vehículos, junto con un número creciente de posiciones adicionales generalmente ubicadas en

TABLA I
SELECCIÓN DE VEHÍCULOS QUE PROPORCIONAN EL VALOR MÍNIMO DE MSE PARA $L = 2$ M.

$P \backslash i$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
3		★				★				★
4	★			★			★			★
5	★		★		★		★			★
6	★		★	★		★		★		★
7	★		★	★		★	★	★		★
8	★		★	★	★	★	★	★		★
9	★	★	★	★	★	★	★	★		★

TABLA II
SELECCIÓN DE VEHÍCULOS QUE PROPORCIONAN EL VALOR MÍNIMO DE MSE PARA $L = 10$ M.

$P \backslash i$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
3	★					★				★
4	★			★		★				★
5	★			★		★	★			★
6	★			★	★	★	★			★
7	★		★	★	★	★		★		★
8	★		★	★	★	★	★	★		★
9	★	★	★	★	★	★	★	★		★

el área central del pelotón. Para $L = 10$ m, la combinación seleccionada para un P dado contiene siempre los mismos vehículos seleccionados para $P - 1$ más uno adicional. Este efecto también se observa para $L = 2$ m a partir de $P = 6$.

C. Precisión de la reconstrucción

Para evaluar la calidad de la reconstrucción del REM, se explora el efecto de la distancia de correlación del desvanecimiento por sombra (L_{corr}), escogiendo múltiplos de la separación entre las posiciones de las antenas en el pelotón (D). En particular, L_{corr} va desde D , que genera muestras de desvanecimiento por sombra totalmente incorreladas entre posiciones de vehículos consecutivos, hasta $7D$, representando este último que las muestras de desvanecimiento por sombra de los primeros 7 vehículos están correladas. De esta manera, para $L = 2$ m, el valor máximo $L_{corr} = 7D$ implica una distancia de correlación de 46,9 m, aproximándose al valor de 50 m considerado en [12]. La correlación se genera utilizando una función de Matlab basada en interpolación por splines. Por ejemplo, $L_{corr} = 3D$ se modela estableciendo muestras independientes en las posiciones 0, $3D$, $6D$ y $9D$, y muestras interpoladas en las ubicaciones restantes.

Dado que algunos trabajos previos ya han justificado las ventajas de la interpolación mediante OK con respecto a otras técnicas como el vecino más cercano o métodos de distancia inversa, (ver [5], [6] y sus referencias), en la evaluación incluimos la comparación con un método alternativo basado en una interpolación cúbica que requiere también $P \geq 3$. En particular, se utiliza la función de Matlab basada en polinomios cúbicos de Hermite (Pchip). Las simulaciones se han llevado a cabo para cada valor de P con el patrón de posiciones de vehículos que consigue el mínimo MSE en cada caso (ver Tablas I y II), y promediando 1000 realizaciones para tener en cuenta el efecto del desvanecimiento por sombra.

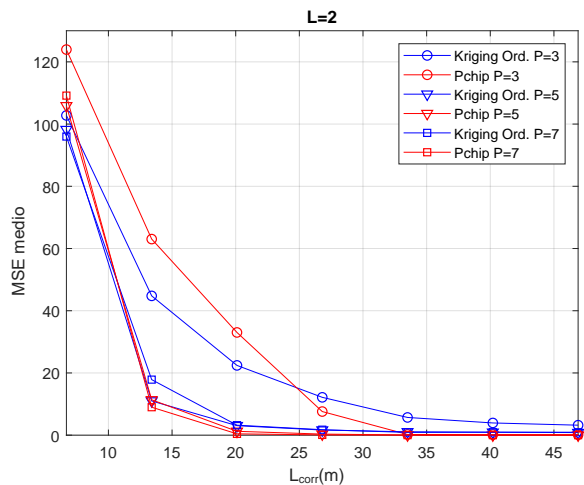


Fig. 2. Valores medios de MSE obtenidos para los patrones de vehículos de la Tabla I con distintos valores de distancia de correlación y $L = 2$ m.

Para el caso con $L = 2$ m, la Fig. 2 muestra los valores medios de MSE de la reconstrucción de REM con OK y con interpolación Pchip para $P = 3, 5$ y 7 . Según las curvas de $P = 3$, OK supera a Pchip para valores de $L_{corr} < 4D$ (hasta 27 m aprox.). Después de este punto, Pchip es capaz de proporcionar valores de MSE menores, siendo el MSE de la reconstrucción de REM muy bajo para ambas técnicas. Para $P = 5$ y $P = 7$, OK proporciona mejores resultados que Pchip cuando las pérdidas por sombra se generan de forma incorrelada ($L_{corr} = D$), mientras que ambos presentan resultados similares para el resto de valores. La Fig. 3 muestra los valores medios de MSE tras aumentar la distancia entre vehículos a $L = 10$ m. Dado que el rango de valores de L_{corr} ahora cubre mayores distancias debido a un incremento en D , se representan valores de L_{corr} hasta solamente $4D$ ($58,8$ m). Aunque el MSE es en algunos casos ligeramente mayor que en el caso $L = 2$ m, las conclusiones respecto a los valores de L_{corr} expresados en términos de D siguen siendo las mismas que para $L = 2$ m. No obstante, fijándonos en valores absolutos de distancia, para un mismo valor de L_{corr} en metros, OK resulta más ventajoso que Pchip en un mayor rango de valores cuando $L = 10$ m.

V. CONCLUSIONES

El artículo presenta resultados sobre el compromiso entre la precisión de la reconstrucción del mapa de entorno radio utilizando interpolación con Kriging Ordinario (OK) y la reducción de señalización. Tras observar que la precisión depende de las posiciones de los vehículos seleccionados con valores disponibles, se presentan los patrones de posiciones de vehículos que ofrecen la mayor precisión. La tendencia general de los patrones óptimos, a medida que aumenta el número de valores REM disponibles, es incluir los valores de los vehículos primero y último, junto con un número incremental de muestras disponibles en la zona central.

La técnica OK se ha comparado con la interpolación basada en polinomios cúbicos de Hermite (Pchip) en términos de precisión en la reconstrucción, mostrando OK resultados superiores para distancias de correlación de desvanecimiento por

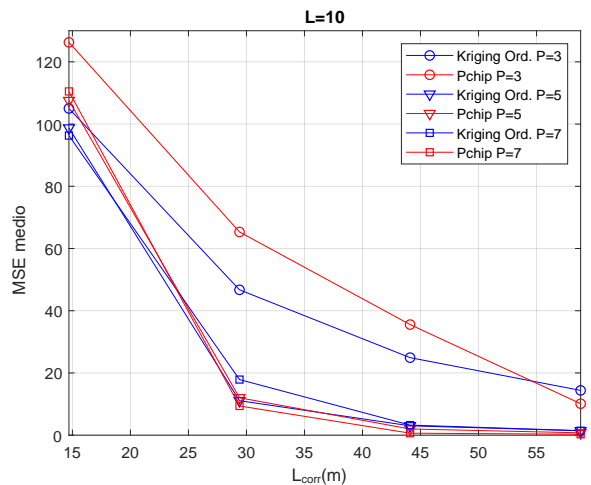


Fig. 3. Valores medios de MSE obtenidos para los patrones de vehículos de la Tabla II con distintos valores de distancia de correlación y $L = 10$ m.

sombra de bajas a medias, con el mínimo número de muestras. Con alta correlación, ambas técnicas logran resultados de reconstrucción muy similares con un error despreciable.

AGRADECIMIENTOS

El presente trabajo fue financiado por la ayuda RYC-2017-22101 y por el proyecto UV-SFPIE_PID19-1097673.

REFERENCIAS

- [1] G. Nardini, A. Virdis, C. Campolo, and A. M. G. Stea, "Cellular-V2X communications for platooning: Design and evaluation," *Sensors*, vol. 18, no. 5, 2018.
- [2] S. Roger, D. Martin-Sacristan, D. Garcia-Roger, J.-F. Monserrat, P. Spapis, A. Kousaridas, S. Ayaz, and A. Kaloxylis, "Low-Latency Layer-2-Based Multicast Scheme for Localized V2X Communications," *IEEE Trans. on ITS*, vol. 20, no. 8, pp. 2962–2975, Aug. 2019.
- [3] D. Martin-Sacristan, S. Roger, D. Garcia-Roger, J.-F. Monserrat, A. Kousaridas, P. Spapis, and C. Zhou, "Signaling Reduction in 5G eV2X Communications Based on Vehicle Grouping," in *2019 EuCNC*, Jun. 2019, pp. 427–431.
- [4] S. Roger, C. Botella, E.-E. Meza-Sánchez, and J.-J. Pérez-Solano, "Communication Cost of Channel Estimation Interpolation for Group-based Vehicular Communications in Cellular Networks," in *10th EATIS*, Aveiro, Portugal, Nov. 2020.
- [5] V. Chowdappa, C. Botella, J.-J. Samper-Zapater, and R.-J. Martinez, "Distributed Radio Map Reconstruction for 5G Automotive," *IEEE ITS Magazine*, vol. 10, no. 2, pp. 36–49, Summer 2018.
- [6] H.-B. Yilmaz, T. Tugcu, F. Alagöz, and S. Bayhan, "Radio Environment Map as Enabler for Practical Cognitive Radio Networks," *IEEE Communications Magazine*, vol. 51, no. 12, pp. 162–169, Dec. 2013.
- [7] P. Kryszkiewicz, A. Kliks, L. Kułacz, H. Bogucka, G.-P. Koudouridis, and M. Dryjański, "Context-Based Spectrum Sharing in 5G Wireless Networks Based on Radio Environment Maps," *Wireless Communications and Mobile Computing*, vol. 2018, pp. 1–15, Nov. 2018.
- [8] J. Perez-Romero, A. Zalonis, L. Boukhatem, A. Kliks, K. Koutlia, N. Dimitriou, and R. Kurda, "On the Use of Radio Environment Maps for Interference Management in Heterogeneous Networks," *IEEE Communications Magazine*, vol. 53, no. 8, pp. 184–191, Aug. 2015.
- [9] H. Braham, S.-B. Jemaa, G. Fort, E. Moulines, and B. Sayrac, "Spatial Prediction Under Location Uncertainty in Cellular Networks," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 15, no. 11, pp. 7633–7643, Nov. 2016.
- [10] M. Sybis, P. Kryszkiewicz, and P. Sroka, "On the Context-Aware, Dynamic Spectrum Access for Robust Intraplatoon Communications," *Mobile Information Systems*, vol. 2018, pp. 1–16, Jun. 2018.
- [11] M. Gudmunson, "Correlation Model for Shadow Fading in Mobile Radio Systems," *Electr. Lett.*, vol. 27, no. 23, pp. 2145–2146, 11 1991.
- [12] 3GPP TSG RAN, "Study on LTE-based V2X services," 3GPP, TR 36.885 V14.0.0, Jun. 2016.
- [13] 3GPP TSG SA, "Study on enhancement of 3GPP support for 5G V2X services," 3GPP, TR 22.886 V15.0.0, Mar. 2017.