Optimización de la Distribución de Ambulancias en Medellín: Un Enfoque Basado en Datos

Seminario de Analítica y Ciencia de Datos

# Resumen Descriptivo del Proyecto

El objetivo principal del proyecto es optimizar la distribución de ambulancias en la ciudad de Medellín para mejorar la respuesta ante accidentes de tránsito. Esto se logrará mediante la identificación de zonas críticas, determinadas por la frecuencia y gravedad de los accidentes, basándose en el historial de accidentes de la ciudad.

Marco Teórico:

## Revisión de Literatura.

**Revisión de estudios previos**

Muchos de los artículos que analizan los accidentes de tránsito se enfocan en tres aspectos fundamentales: la frecuencia de los accidentes, la ocurrencia en tiempo real y la gravedad de los siniestros. Estas perspectivas son clave para predecir, comprender y detectar las zonas más afectadas por la accidentalidad. A través de estos análisis, se busca mejorar la seguridad vial, prevenir futuros accidentes y optimizar la respuesta ante emergencias (Ali et al., 2024).

**Frecuencia de accidentes:** Los estudios analizados identifican patrones que permiten predecir las zonas con mayor incidencia de accidentes mediante el análisis de datos históricos. Para ello, se utilizan métodos como la regresión de Poisson y modelos logísticos, además de técnicas de Machine learning como Random Forest y K-Nearest Neighbour (KNN). El uso de herramientas de GIS para la referencia y detección de zonas críticas junto con Machine learning han demostrado ser eficientes (Santos et al., 2021; Silva et al., 2020). Khan & Hussain (2024) combinan Machine Learning con GIS y la técnica de Moran’s I, un índice estadístico que mide la autocorrelación espacial en datos geográficos, para identificar áreas con una concentración anormal de accidentes. Estas metodologías son cruciales para distribuir eficientemente los recursos en las zonas donde los accidentes son más frecuentes.

**Gravedad de los accidentes:** En la literatura relacionada con los accidentes de tráfico se analizan las características que afectan directamente la gravedad de los accidentes, como la velocidad de los vehículos, el estado y comportamiento de los implicados, y los tipos de vehículos involucrados. Para este análisis, se utilizan modelos de Machine Learning, como Support Vector Machines (SVM) (algoritmos que separan datos en diferentes categorías), redes neuronales, Deep Learning (aprendizaje profundo, una técnica avanzada que imita el funcionamiento del cerebro humano) y minería de datos. Estas últimas dos metodologías han demostrado ser muy efectivas para identificar patrones complejos que influyen en la gravedad de los accidentes (Ali et al., 2024; Santos et al., 2021; Silva et al., 2020).

**Ocurrencia de accidentes:** Los artículos que indagan sobre la ocurrencia de accidentes se centran en predecir dónde y cuándo es más probable que ocurran los accidentes. Para esto, se emplean técnicas de Machine Learning y análisis de series temporales (que analiza datos secuenciales en el tiempo). Esto permite la integración de sistemas de alerta temprana y la adopción de medidas preventivas en tiempo real (Santos et al., 2021). Además, Khan & Hussain(2024) analizan los factores espaciales que contribuyen a los accidentes, como el comportamiento del conductor y la infraestructura vial, utilizando herramientas GIS.

**Distribución de ambulancias:** Algunos artículos ofrecen una perspectiva sobre cómo mejorar la distribución de ambulancias en Medellín. Por ejemplo, Analyzing the response to traffic accidents in Medellín (Castañeda & Villegas, 2017) y Mejoramiento de la localización de ambulancias en Medellín (Villegas et al., 2012) utilizan modelos de optimización como el MEXCLP (Maximum Expected Coverage Location Problem), que maximiza la cobertura esperada en función de la demanda, y el MCLP (Maximal Covering Location Problem), que busca cubrir el mayor número de áreas con recursos limitados. Estos modelos se basan en datos históricos de solicitudes de servicios de emergencia para determinar las ubicaciones óptimas de las ambulancias.

**Tecnologías emergentes:** Las redes neuronales y el Deep Learning se presentan como futuras opciones prometedoras para mejorar los análisis y modelos de accidentes de tránsito. La literatura sugiere que estas metodologías son particularmente útiles para trabajar con grandes volúmenes de datos y para identificar patrones complejos. Además, se ha demostrado que el uso de redes neuronales mejora la precisión en la predicción de accidentes (Santos et al., 2021).

**Contribución a la resolución de problemas similares**

La mayoría de los estudios sobre optimización de flotas de ambulancias emplean datos históricos de llamadas de emergencia y modelos como MCLP y MEXCLP para maximizar la cobertura. Sin embargo, estos enfoques, centrados en la demanda de servicios, pueden no identificar con precisión las zonas de mayor riesgo, ya que las llamadas no siempre coinciden con la ubicación exacta del incidente (Castañeda & Villegas, 2017; Villegas et al., 2012).

Además, no se da la suficiente importancia a la gravedad de los accidentes al momento de optimizar la distribución de ambulancias, ya que estos modelos se enfocan principalmente en la frecuencia de incidentes viales. A su vez, no se suelen emplear métodos más avanzados como los de análisis predictivos y Machine Learning para la identificación de estas zonas críticas. La mayoría de los estudios que utilizan Machine Learning y métodos estadísticos se centran en la identificación de zonas de alta frecuencia de accidentes, pero no aplican estos enfoques directamente para mejorar la ubicación de las ambulancias (Khan & Hussain, 2024; Silva et al., 2020).

Los artículos que abordan la predicción de la gravedad de los accidentes de tránsito utilizan una variedad de factores que influyen directamente en la severidad de los siniestros, tales como las condiciones climáticas, las características de la carretera, el tipo de vehículo, las condiciones de los involucrados (conductores, peatones, etc.), el tipo de colisión y la velocidad de los vehículos (Lin et al., 2022; Santos et al., 2021; Silva et al., 2020).

Por otro lado, la predicción de zonas críticas se basa en el análisis de datos históricos de accidentes, incorporando variables como la hora del día, las condiciones climáticas y las características de las vías. Técnicas como la minería de datos y el análisis estadístico juegan un papel clave en este proceso, permitiendo identificar patrones y tendencias que señalan las áreas donde es más probable que ocurran accidentes graves en el futuro (Ali et al., 2024; Silva et al., 2020).

**Análisis crítico**

La identificación de zonas críticas en función de la gravedad y frecuencia de los accidentes puede desempeñar un papel fundamental en la reducción de la mortalidad y la mejora de la respuesta ante emergencias. Las metodologías y técnicas como el Machine Learning, Deep Learning, redes neuronales y los sistemas de información geográfica (GIS) han mostrado, según la literatura, una eficiencia significativa en la identificación de patrones en accidentes de tránsito, permitiendo no solo la predicción de estos eventos, sino también la planificación y prevención.

Entre los métodos más efectivos destacados en la literatura para predecir la gravedad de los accidentes, se encuentran el Random Forest y el Support Vector Machines (SVM). Estos modelos tienen la capacidad de manejar múltiples variables, lo que les permite ofrecer resultados satisfactorios en la predicción de la severidad de los accidentes (Albeiro & Osorio, 2023; Silva et al., 2020). Asimismo, el uso de herramientas GIS combinadas con minería de datos ha permitido identificar zonas con alta frecuencia de accidentes, contribuyendo a una mejor distribución de los recursos en áreas críticas (Khan & Hussain, 2024).

Una de las principales limitaciones en el análisis de accidentes es la disponibilidad y precisión de la información. La falta de datos completos, especialmente en lo que respeta a factores socioeconómicos y culturales de los involucrados, dificulta la creación de modelos más holísticos. Este vacío informativo restringe la comprensión de la dinámica de los accidentes y sus causas, lo que a su vez limita la implementación de soluciones efectivas. Obtener datos más precisos y completos sería crucial para asociar variables clave y enriquecer los modelos predictivos, proporcionando una visión más amplia de la problemática.

El potencial de tecnologías emergentes como el Deep Learning y las redes neuronales es considerable, abriendo nuevas oportunidades para mejorar la precisión de las predicciones y el análisis de accidentes de tránsito. Estas técnicas, al tener la capacidad de aprender de grandes volúmenes de datos no estructurados, podrían mejorar significativamente la identificación de patrones complejos que influyen tanto en la frecuencia como en la gravedad de los accidentes (Santos et al., 2021; Silva et al., 2020). Además, es esencial fomentar una cultura de datos abiertos y colaborativos entre diferentes instituciones para enriquecer las bases de datos y mejorar la calidad de los análisis futuros.

Los estudios enfocados en la ubicación eficiente de ambulancias utilizan principalmente datos de llamadas de emergencia y se centran en maximizar la cobertura de urgencias, sin integrar la gravedad de los accidentes como un factor determinante. Incorporar una combinación de frecuencia y gravedad en los modelos de optimización podría mejorar la eficiencia en la ubicación de ambulancias, permitiendo una distribución más precisa en áreas donde no solo ocurren más incidentes, sino donde estos tienden a ser más graves.

## Modelos y Métodos ya existentes.

**Mapeo y Clúster de accidentes**

Dado que nuestro objetivo es desarrollar un modelo de relocalización que optimice la asignación de ambulancias en Medellín, dirigiéndolas a los centros de salud más cercanos a las zonas con alta frecuencia y gravedad de accidentes; podemos organizar nuestro estudio en dos fases. Primera, la obtención de la demanda a partir del cálculo de la frecuencia y gravedad de los accidentes en determinadas zonas de Medellín. La segunda fase corresponde a la optimización de la distribución de las ambulancias disponibles en la ciudad en los centros médicos cercanos a aquellas zonas de demanda identificadas en la primera fase.

Respecto a la frecuencia de accidentes de tránsito, los modelos de predicción se dividen, generalmente, en dos grandes grupos: análisis de series temporales y análisis de corte transversal (regresión) (Isler et al., 2024). Los modelos de series temporales toman datos de un periodo relativamente largo de tiempo para generar la estimación de la variable deseada, sin embargo, excluyen otras variables predictoras tales como el tipo de vía o los efectos del tráfico. Un ejemplo de este enfoque es el de Agyemang et al. (2023) , en el que se evalúa la eficacia de los modelos Univariantes de Media Móvil Autorregresiva Estacional Integrada (SARIMA) y modelos de Facebook (FB) Prophet, en contraste con otros métodos estadísticos empleados por organismos gubernamentales como la Unidad de Transporte Motorizado y Tráfico de Ghana (MTTU); esto con el fin de predecir accidentes de tráfico. Debido a la alta precisión de previsión del modelo SARIMA propuesto, los autores recomiendan el uso del modelo SARIMA en el análisis de los accidentes de tráfico en Ghana.

Por otra parte, los modelos de regresión mantienen el tiempo constante y relacionan los accidentes y/o víctimas con diferentes variables como el tipo de vía, tipo de vehículo, clima, condiciones del vehículo, entre otras. Este fue el enfoque utilizado por Isler et al. (2024), quienes realizaron una regresión de Poisson para predecir la frecuencia de accidentes en un corredor principal de transporte urbano en São Paulo, Brasil; usando como variables predictoras la geometría de la carretera, la velocidad de los vehículos, el volumen de tráfico, el uso del suelo y el tipo de cruce. Hallando que la longitud del tramo, el uso del suelo y el tipo de cruce están positivamente correlacionados con la frecuencia de colisiones.

Si bien los modelos de series temporales y de regresión han predominado en la literatura, hoy en día contamos con nuevos enfoques provenientes del machine learning. Tal es el caso de Santos et al. (2021) quienes desarrollaron un modelo basado en reglas para identificar los factores clave que influyen en la gravedad de los accidentes. Además, propusieron modelos de predicción de accidentes futuros utilizando diversas técnicas de aprendizaje automático, tanto supervisado (árboles de decisión, bosques aleatorios, regresión logística, naive Bayes) como no supervisado (DBSCAN y agrupamiento jerárquico). Los resultados muestran que un modelo basado en reglas es capaz de detectar con precisión los factores más relevantes que describen la gravedad de un accidente de tráfico. Además, los resultados del modelo predictivo sugieren que el modelo RF podría ser una herramienta útil para predecir puntos conflictivos de accidentes.

En relación a la predicción de la gravedad de accidentes, se ha encontrado que consiste esencialmente en un problema de clasificación que se ha abordado mediante diferentes modelos de machine learning.

Por ejemplo, Ahmed et al. (2023) hicieron una evaluación de un conjunto de modelos de ML para predecir la gravedad de los accidentes basándose en un conjunto de datos de accidentes de tráfico de Nueva Zelanda. Los modelos evaluados fueron Random Forest (RF), Decision Jungle (DJ), Adaptive Boosting (AdaBoost), Extreme Gradient Boosting (XGBoost), Light Gradient Boosting Machine (L-GBM) y Categorical Boosting (CatBoost). Los resultados mostraron que RF es el mejor clasificador para la gravedad de los accidentes.

Similarmente Yan & Shen (2022) plantean un modelo híbrido que integra random forest (RF) como modelo predictivo y optimización Bayesiana (BO) para ajustar los parámetros del mismo y así alcanzar mayor precisión que los algoritmos convencionales. Al comparar el modelo con cuatro modelos de aprendizaje básicos: ANN, KNN, SVM y RF, los resultados muestran que RF obtiene mejores resultados que ANN, KNN y SVM en términos de precisión, recall, F1-score y AUC. Esto indica la superioridad de RF sobre ANN, KNN y SVM en la predicción de la gravedad de los accidentes de tráfico. Además, el BO-RF obtiene mejores resultados que el RF de referencia en términos de recall, F1-score y AUC. Esto sugiere que BO puede mejorar significativamente el rendimiento de predicción de RF.

Los anteriores resultados son consistentes con el hecho de que, en general, el modelo RF es el más utilizado cuando se trata de predecir la gravedad de los accidentes de tránsito. Tal es el caso de Khanum et al. (2023) quienes desarrollaron un modelo predictivo de la gravedad de los accidentes de tráfico en las autopistas de India utilizando el algoritmo Random Forest. En este estudio, el modelo RF predijo la gravedad de los accidentes de tráfico con una precisión del 67% en el conjunto de entrenamiento y del 41,47% en el conjunto de prueba.

Para la segunda fase del estudio, que corresponde a la optimización de la ubicación de las ambulancias disponibles en la ciudad según su demanda, se ha encontrado que los estudios sobre el despliegue de ambulancias se centran principalmente en dos problemas: el de cobertura del conjunto de localización (LSCP) y el de cobertura máxima de la localización (MCLP). El LSCP busca determinar el número mínimo de ambulancias necesarias para cubrir toda la demanda, mientras que el MCLP se enfoca en encontrar la mejor ubicación para un número fijo de vehículos a fin de maximizar la cobertura (Kang & Cheong, 2023).

El modelo MCLP fue el adoptado en Mashhad, al nordeste de Irán, por Hashtarkhani et al. (2021). Su objetivo era distribuir 94 ambulancias entre 74 estaciones de servicios médicos de emergencia (EMS), extrayendo las ubicaciones de demanda por las mismas mediante el análisis de un año de llamadas al sistema de emergencias médicas. Mediante este modelo se consiguió un aumento de cobertura del 69% al 75% en la proporción de llamadas de servicio dentro de la norma de cobertura de 5 minutos.

Por su parte, Segura Pérez et al.(2015) utilizaron los modelos LSCP y p-median para optimizar la ubicación de cinco ambulancias que hacen parte del sistema de atención a emergencias que atiende a las 25 escuelas de la Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM), distribuidas a lo largo y ancho del Área Metropolitana del Valle de México. Concluyeron que el modelo LSCP y p-median son excelentes herramientas puesto que lograron una reducción de la distancia media de localización de ambulancias de 3.570,27 metros a 1.238,98 y 1.451,27 metros respectivamente.

En el caso colombiano, Castañeda & Villegas (2017) utilizaron una variación del MCLP llamado problema de localización de máxima cobertura esperada (MEXCLP), combinado con el problema de localización por cobertura de conjuntos (SCLP). En este estudio buscaban determinar la cantidad de ambulancias necesarias para atender las emergencias reportadas al Número Único de Atención de Emergencias 123 (NUSE) y su adecuada localización geográfica en la ciudad de Medellín. Concluyeron que mover las ambulancias de sus bases aportaba poco a la mejora de la calidad del servicio. Por el contrario, fue posible identificar el número ideal de ambulancias que debería operar el sistema, el cual era mucho mayor que el número disponible en ese momento.

Para optimizar la ubicación de las ambulancias en Medellín, se emplearán diferentes modelos que han demostrado ser efectivos en estudios previos. La frecuencia de los accidentes se predecirá mediante un modelo de regresión de Poisson, que permitirá identificar las zonas con mayor incidencia de accidentes, basándose en variables como la geometría de la carretera, el tipo de vía y el tráfico (Santos et al., 2021).

La gravedad de los accidentes se estimará utilizando un algoritmo Random Forest, el cual ha demostrado ser preciso para clasificar la gravedad de los accidentes, tomando en cuenta factores como el tipo de vehículo, las condiciones climáticas y el estado de los involucrados (Chai et al., 2024).

La ubicación de las ambulancias se realizará a través de una combinación del modelo Maximal Covering Location Problem (MCLP) y el análisis de zonas críticas obtenidas mediante la frecuencia y la predicción de gravedad de los incidentes. Esta combinación permitirá ubicar las ambulancias no solo en función de maximizar la cobertura geográfica, sino también asegurando que las áreas donde ocurren accidentes más graves y frecuentes estén cubiertas eficientemente (Castañeda & Villegas, 2017; Villegas et al., 2012)

## Diferenciación del Proyecto

**Innovación en el Proyecto**

La principal innovación de este proyecto es la integración de múltiples componentes clave para optimizar la ubicación de ambulancias en Medellín. No solo se pretende identificar las zonas con mayor frecuencia de accidentes, sino también incorporar un análisis de la gravedad de los siniestros. Esta combinación, unida al uso del modelo Maximal Covering Location Problem (MCLP), permitirá establecer una ubicación de ambulancias más efectiva y precisa que responda tanto a la demanda geográfica como a la severidad de los accidentes.

Uno de los desafíos más importantes que aborda este proyecto es el balance entre la frecuencia y la gravedad de los accidentes al determinar la ubicación de las ambulancias. Mientras que las áreas de alta frecuencia requieren una mayor cantidad de ambulancias, las zonas donde los accidentes son más graves demandan recursos especializados para atender situaciones críticas. Este equilibrio es clave para garantizar una respuesta más eficiente.

Nuestro enfoque busca optimizar ambos factores. Las ambulancias en zonas de alta frecuencia estarán estratégicamente distribuidas para maximizar la respuesta rápida ante múltiples incidentes, mientras que aquellas asignadas a zonas de alta gravedad estarán equipadas con los recursos adecuados para atender situaciones complejas. De este modo, se asegura que los recursos críticos lleguen a donde más se necesitan, mejorando significativamente la cobertura y eficacia en la respuesta.

Aunque los métodos de regresión de Poisson y Random Forest no son novedosos, han sido ampliamente utilizadas en la predicción de la frecuencia y gravedad de los accidentes mostrando buenos resultados. La simplicidad y eficacia del MCLP también ha sido validada en la ubicación de ambulancias, permitiendo maximizar la cobertura con recursos limitados. Lo que realmente distingue este proyecto es la combinación estratégica de estos métodos, lo que facilitaría una distribución óptima de ambulancias basada en análisis de la frecuencia y gravedad de los accidentes, mejorando así la respuesta ante emergencias.

## Referencias.

Agyemang, E. F., Mensah, J. A., Ocran, E., Opoku, E., & Nortey, E. N. N. (2023). Time series based road traffic accidents forecasting via SARIMA and Facebook Prophet model with potential changepoints. *Heliyon*, *9*(12). https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e22544

Ahmed, S., Hossain, M. A., Ray, S. K., Bhuiyan, M. M. I., & Sabuj, S. R. (2023). A study on road accident prediction and contributing factors using explainable machine learning models: analysis and performance. *Transportation Research Interdisciplinary Perspectives*, *19*. https://doi.org/10.1016/j.trip.2023.100814

Albeiro, C., & Osorio, G. (2023). *Road accident forecast by using predictive modeling techniques*. https://dialnet.unirioja.es/servlet/tesis?codigo=329090

Ali, Y., Hussain, F., & Haque, M. M. (2024). Advances, challenges, and future research needs in machine learning-based crash prediction models: A systematic review. *Accident Analysis and Prevention*, *194*. https://doi.org/10.1016/j.aap.2023.107378

Castañeda, C. P., & Villegas, J. G. (2017). Analyzing the response to traffic accidents in Medellín, Colombia, with facility location models. *IATSS Research*, *41*(1), 47–56. https://doi.org/10.1016/j.iatssr.2016.09.002

Chai, A. B. Z., Lau, B. T., Tee, M. K. T., & McCarthy, C. (2024). Enhancing road safety with machine learning: Current advances and future directions in accident prediction using non-visual data. In *Engineering Applications of Artificial Intelligence* (Vol. 137). Elsevier Ltd. https://doi.org/10.1016/j.engappai.2024.109086

Hashtarkhani, S., Yin, P., Kiani, B., Mohammadebrahimi, S., Tara, M., Matthews, S. A., & Mohammadi, A. (2021). *Where to place emergency ambulance vehicles? Using a capacitated maximum covering location model with real call data*. https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-994111/v1

Isler, C. A., Huang, Y., & de Melo, L. E. A. (2024). Developing accident frequency prediction models for urban roads: A case study in São Paulo, Brazil. *IATSS Research*, *48*(3), 378–392. https://doi.org/10.1016/j.iatssr.2024.07.002

Kang, S., & Cheong, T. (2023). Optimizing Ambulance Allocation in Dynamic Urban Environments: A Historic Data-Driven Approach. *Applied Sciences (Switzerland)*, *13*(21). https://doi.org/10.3390/app132111671

Khan, A. A., & Hussain, J. (2024). Utilizing GIS and Machine Learning for Traffic Accident Prediction in Urban Environment. *Civil Engineering Journal (Iran)*, *10*(6), 1922–1935. https://doi.org/10.28991/CEJ-2024-010-06-013

Khanum, H., Garg, A., & Faheem, M. I. (2023). Accident severity prediction modeling for road safety using random forest algorithm: an analysis of Indian highways. *F1000Research*, *12*, 494. https://doi.org/10.12688/f1000research.133594.1

Lin, D. J., Chen, M. Y., Chiang, H. Sen, & Sharma, P. K. (2022). Intelligent Traffic Accident Prediction Model for Internet of Vehicles with Deep Learning Approach. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, *23*(3), 2340–2349. https://doi.org/10.1109/TITS.2021.3074987

Santos, D., Saias, J., Quaresma, P., & Nogueira, V. B. (2021). Machine learning approaches to traffic accident analysis and hotspot prediction. *Computers*, *10*(12). https://doi.org/10.3390/computers10120157

Segura Pérez, E., Flores, I., & Vindel, A. (2015). *Ambulance location using linear programming: the case of the national autonomous university of mexico (UNAM)*. https://www.semanticscholar.org/paper/Ambulance-location-using-linear-programming%3A-the-of-P%C3%A9rez-Flores/2b4d54a9da611d81e15a57073f6a7cb5960bc8f8

Silva, P. B., Andrade, M., & Ferreira, S. (2020). Machine learning applied to road safety modeling: A systematic literature review. In *Journal of Traffic and Transportation Engineering (English Edition)* (Vol. 7, Issue 6, pp. 775–790). Chang’an University. https://doi.org/10.1016/j.jtte.2020.07.004

Villegas, J. G., Castañeda, C., & Blandón, K. A. (2012). *MEJORAMIENTO DE LA LOCALIZACIÓN DE AMBULANCIAS DE ATENCIÓN PREHOSPITALARIA EN MEDELLÍN (COLOMBIA) CON MODELOS DE OPTIMIZACIÓN*. https://www.academia.edu/2729071/MEJORAMIENTO\_DE\_LA\_LOCALIZACI%C3%93N\_DE\_AMBULANCIAS\_DE\_ATENCI%C3%93N\_PREHOSPITALARIA\_EN\_MEDELL%C3%8DN\_COLOMBIA\_CON\_MODELOS\_DE\_OPTIMIZACI%C3%93N

Yan, M., & Shen, Y. (2022). Traffic Accident Severity Prediction Based on Random Forest. *Sustainability (Switzerland)*, *14*(3). https://doi.org/10.3390/su14031729

# Rúbricas

R01: Completitud y consistencia: el estudiante realiza una entrega del momento evaluativo con todos los elementos desarrollados, manteniendo una relación coherente entre los elementos solicitados. El estudiante usa una consistencia argumentativa que incluye el uso de referencias cuando hay mérito de autoría entre otros.

R02: Línea Base: el estudiante es capaz de establecer una clara línea de trabajos previos y teorías basadas alrededor de su proyecto de clase. Esto permite evidenciar que la solución propuesta en el trabajo precio es viable y tiene una base sólida teórica detrás de su posible solución.

R02: Innovación: dentro del ámbito de la analítica y la ciencia de datos el estudiante muestra, basado en la literatura existente, una clara diferenciación de su proyecto frente las soluciones tecnologico-metodológicas encontradas. Se tiene en cuenta la inclusión de la base de datos de CESET para la rúbrica.

R04: Referencias: hay referencias válidas según la descripción del capítulo y están adecuadamente vinculadas al estilo narrativo que permite una clara expresión de los resultados de la investigación de la línea base y el marco tecnológico-metodológico.