Sistemas Automatizados de Decisión Cooperativos: estudio, propuestas de diseño y ejemplos de aplicación

Mariia Godz[1], David A. Pelta[1]

[1]Dept. de Ciencias de la Computación y Inteligencia Artificial, Universidad de Granada, Granada, España

Abstract. La tesis doctoral aborda el estudio de los sistemas automatizados de toma de decisiones cooperativos (CADM) como una extensión de los sistemas de toma de decisiones automatizados (ADM) tradicionales. La investigación parte de la hipótesis de que, cuando varios sistemas ADM resuelven un mismo problema utilizando criterios, algoritmos o conjuntos de información diferentes, su cooperación puede contribuir a generar una decisión final más completa, al considerar un mayor número de aspectos del problema original. En este contexto, se justifica por la creciente presencia e impacto de los sistemas ADM en la sociedad, así como por la necesidad de comprender y mejorar los modelos de decisión que subyacen a dichos sistemas. El objetivo general consiste en estudiar y proponer modelos operativos de sistemas CADM que permitan tomar decisiones basadas en múltiples criterios y datos que no están simultáneamente disponibles en los sistemas ADM individuales. Para ello, se analizarán primero aspectos teóricos mediante versiones simplificadas de problemas de interés y, posteriormente, se diseñará e implementará un prototipo operativo del sistema CADM aplicado a un problema real.

Keywords: Toma de decisiones automatizada · sistemas cooperativos · inteligencia artificial · aplicaciones.

Doctoranda: Mariia Godz
Director: David A. Pelta
Departamento: Ciencias de la Computación y Inteligencia Artificial
Universidad: Universidad de Granada
Correo electrónico: mariiagodz@ugr.es
Fecha de inicio: Abril 2025
La tesis se está realizando a tiempo completo.

Medios y Financiación: Esta tesis doctoral está financiada mediante un contrato de personal investigador predoctoral en formación asociado al proyecto científico "Estudio, Análisis y Evaluación de Sistemas Automatizados de Decisión Cooperativos" con número de referencia PID2023-146575NB-I00, financiado por MICIU/AEl/10.13039/501100011033 y por "ESF+".

1 Antecedentes

La velocidad de los procesos digitales combinados con la creciente complejidad de las tareas de gestión ha llevado al desarrollo de sistemas de toma de decisiones automatizados (ADM) como respuesta proactiva a los desafíos del contexto socio-tecnológico actual. Estos sistemas surgen en un contexto donde las organizaciones y las instituciones necesitan procesar enormes volúmenes de información en tiempos cada vez más reducidos, buscando mejorar la eficiencia, reducir costes y optimizar la precisión en la toma de decisiones. De este modo, los ADM se han convertido en herramientas clave dentro de los procesos de transformación digital contemporáneos.

El término ADM puede dar lugar a interpretaciones confusas, ya que diferentes investigadores utilizan definiciones distintas [3]. Si bien no existe una definición única y ampliamente aceptada de ADM, existen definiciones disponibles de varias organizaciones y fuentes académicas de prestigio. El Instituto de Derecho Europeo (ELI, por sus siglas en inglés) define el ADM como «un proceso (computacional), que incluye técnicas y enfoques de IA, que, alimentado por entradas y datos recibidos o recopilados del entorno, puede generar, dado un conjunto de objetivos predefinidos, resultados en una amplia variedad de formas (contenido, calificaciones, recomendaciones, decisiones, predicciones, etc.)». También existe una definición que indica que los sistemas ADM son sistemas autónomos de autoaprendizaje que pueden recopilar y analizar datos para tomar decisiones cualitativas con poca o ninguna intervención humana [1]. Esta última definición pone especial énfasis en la autonomía progresiva de estos sistemas y en su capacidad de aprendizaje continuo mediante técnicas avanzadas de inteligencia artificial y aprendizaje automático.

Las soluciones basadas en ADM se están incorporando a diversas industrias, incluida la administración pública, donde se utilizan, por ejemplo, para la automatización de actos administrativos [10] y prestación de servicios [2]; la atención médica, donde ayudan con los procedimientos de diagnóstico [4]; y las finanzas, donde ayudan a optimizar las opciones de inversión [5]. Además de estos sectores, los ADM también se utilizan en ámbitos como el comercio electrónico, la logística, la educación y la seguridad, evidenciando el alcance transversal que han adquirido estas tecnologías en la sociedad contemporánea. La rápida expansión y difusión de los ADM, que están moldeando e influyendo progresivamente en los procesos de toma de decisiones en múltiples sectores [7], es lo que hace que este tema de trabajo sea pertinente y relevante. A medida que estas herramientas adquieren mayor presencia en actividades cotidianas y estratégicas, aumentan también los debates relacionados con la transparencia, la responsabilidad y el impacto social de las decisiones automatizadas.

Es por eso que comprender la mecánica que subyace al funcionamiento de estos sistemas, los problemas que pretenden resolver, y los peligros y beneficios que conllevan, es crucial a medida que se vuelven más independientes y sofisticados.

No debe olvidarse que los ADM funcionan basándose en un modelo del problema y, por tanto, tienen en cuenta o ignoran determinados aspectos de la realidad. En consecuencia, la solución resultante puede ser óptima en términos del

modelo subyacente, pero completamente inútil en términos del problema original. Insistimos en que el mecanismo de obtención de una solución puede basarse tanto en un conjunto básico de reglas como en sofisticadas técnicas de inteligencia artificial.

En un conjunto de trabajos previos [6,8,9] se discutió la idea de que la "mejor" decisión depende del contexto. Se propusieron y desarrollaron formas de representar y manipular dicho contexto utilizando herramientas de lógica difusa. Las principales áreas de estudio fueron el turismo (específicamente el diseño de rutas con puntos de interés) y la movilidad sostenible. Estos trabajos demostraron que factores subjetivos, preferencias individuales y condiciones cambiantes del entorno pueden influir decisivamente en la calidad de una decisión, haciendo necesario el uso de modelos capaces de manejar imprecisión y ambigüedad. Se plantea, por tanto, que, estudiar, comprender y tratar adecuadamente los modelos de optimización y toma de decisiones subyacentes a los ADM es un requisito previo para resolver con éxito los problemas que abordan.

2 Hipótesis y Justificación

Debido a la amplia adopción de los sistemas ADM y al hecho de que cada ADM desarrollado utiliza un modelo de toma de decisiones que tiene en cuenta determinados tipos de información, surge una pregunta legítima: para un problema concreto ¿puede combinarse y utilizarse simultáneamente un conjunto de ADM individuales que basan sus decisiones en diferentes elementos del problema, para producir una decisión final basada en las respuestas obtenidas para un problema concreto? Esta cuestión resulta especialmente relevante en contextos complejos, donde un único modelo de decisión puede no ser capaz de representar adecuadamente todas las dimensiones del problema abordado.

En otras palabras, si se dispone de un conjunto de herramientas capaces de resolver un mismo problema y no existen limitaciones significativas de recursos computacionales o temporales, ¿cuál es la necesidad de seleccionar o encontrar la "mejor" herramienta en lugar de utilizar simultáneamente todas las herramientas disponibles y seleccionar, comparar o incluso construir la solución más adecuada a partir de los resultados obtenidos? Tradicionalmente, muchos enfoques de toma de decisiones han estado orientados a identificar un único modelo o algoritmo considerado óptimo para una tarea específica. Sin embargo, esta perspectiva puede resultar limitada cuando los problemas presentan múltiples variables, criterios contradictorios o información incierta.

La integración de múltiples algoritmos permitería aprovechar la información complementaria que aporta cada uno de ellos, proporcionando una visión más amplia y completa del problema subyacente.

Con estas ideas en mente se plantea la siguiente **hipótesis de trabajo:** la toma de decisiones automatizada se puede mejorar si varios ADM autónomos que resuelven el mismo problema (pero utilizando criterios/algoritmos diferentes) se combinan en un Sistema Automatizado de Decisión Cooperativo (CADM) para

obtener una solución que tenga en cuenta el mayor número posible de elementos del problema original.

Se plantea como **objetivo general** *estudiar y proponer modelos operativos de sistemas CADM que permitan potenciar la toma de decisiones al estar basadas en múltiples criterios y datos que no están simultáneamente disponibles en los ADMs individuales y que, además, tengan en cuenta el contexto donde se aplican.* En primer lugar, se estudiarán aspectos teóricos utilizando versiones simplificadas de problemas de interés. Posteriormente, se abordará el diseño e implementación de un prototipo operativo de un CADM para un problema (a determinar) en el ámbito de la economía.

Además, se definen los siguientes objetivos específicos:

1. Estudiar la literatura científica sobre el tema y preparar una revisión bibliográfica anotada.
2. Estudiar y definir los elementos constitutivos de un CADM y las reglas de interacción entre sus componentes.
3. Proponer un «espacio de diseño» para CADM que sirva de base teórica para la construcción de esquemas CADM específicos.
4. Evaluar el impacto de distintas configuraciones de CADM en versiones básicas de problemas genéricos.
5. Diseñar e implementar un prototipo de CADM para un problema específico que se definirá durante la investigación.

Para completar la investigación propuesta y alcanzar el objetivo de la tesis doctoral seguiremos el cronograma presentado en la Figura 1.

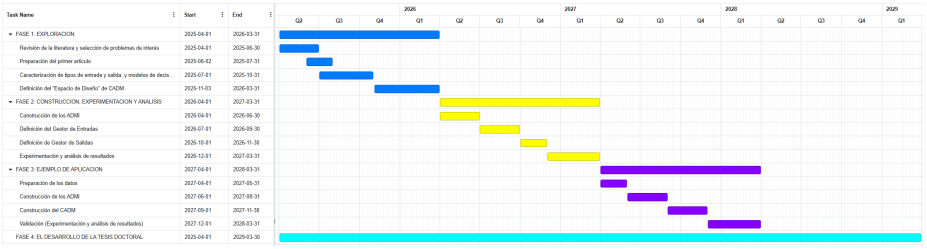


Fig. 1. Cronograma de la tesis doctoral

3 Metodología

Un aspecto fundamental del proceso es identificar problemas en los que múltiples sistemas pueden proporcionar perspectivas complementarias. Algunos modelos pueden especializarse en clasificar alternativas, otros en hacer predicciones y otros más en encontrar soluciones a problemas de optimización. Con base en

esta diversidad, se estudiará como integrar sus respuestas en un sistema cooperativo unificado que pueda aprovechar las fortalezas de cada ADM y reducir las limitaciones individuales de cada uno.

Un paso clave del proceso es el desarrollo de una arquitectura colaborativa que orqueste las interacciones entre diferentes sistemas. Esto requiere definir mecanismos de coordinación, comunicación y procesamiento de la información, y establecer criterios que permitan decidir cuándo seleccionar una de las soluciones propuestas, cuándo combinar múltiples respuestas o incluso cuándo generar una nueva solución a partir de todas ellas. La propuesta inicial para la arquitectura de un sistema CADM, que servirá de base para el desarrollo de la tesis doctoral, se muestra en la Figura 2.

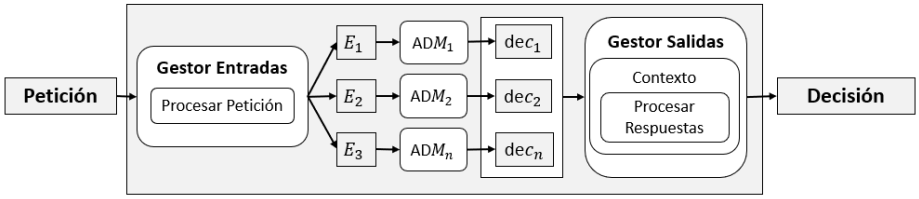


Fig. 2. La estructura de un sistema CADM

Para ello, es necesario responder a las siguentes preguntas:

1. ¿Qué tipo de información (números, intervalos, etiquetas etc.) se gestiona en cada nivel de decisión?
2. ¿Qué tipo de transformaciones puede/debe ejecutar el Gestor de Entradas?
3. ¿Qué tipo de transformaciones puede/debe ejecutar el Gestor de Salidas, a partir de las decisiones individuales?
4. ¿Cómo caracterizar y considerar la fiabilidad y relevancia de las decisiones de los ADMi?

El proceso requiere experimentación y prueba del sistema desarrollado. Para ello, se evalúa el comportamiento del CADM frente al rendimiento obtenido por cada ADM de forma individual, utilizando métricas adecuadas al tipo de problema que se está estudiando. Por lo tanto, nuestro objetivo es probar si la colaboración entre múltiples sistemas automatizados realmente nos permite obtener soluciones más precisas y confiables adaptadas a la complejidad de los problemas del mundo real.

3.1 El Gestor de Entradas

El gestor de entradas es el primero y uno de los componentes importantes del sistema CADM y se encarga de preparar los datos de entradas E_i (entradas) para cada uno de los ADM individuales (ADM_i).

Entre las responsabilidades que gestiona el gestor de entradas se consideran:

1. Limpieza de datos. Este es el proceso de corregir o eliminar errores.
2. Transformación de datos: procesos de normalización o estandarización, codificación categórica, discretización, ingeniería de características, etc.
3. Reducción o selección de características. Estos métodos tienen como objetivo mejorar el rendimiento del modelo, reducir los costos computacionales y aumentar la interpretabilidad.
4. Privacidad de datos. Métodos utilizados para proteger los datos personales reduciendo los riesgos de reidentificación, como seudonimización, anonimización, k-anonimato y privacidad diferencial.

Ei para cada sistema ADM puede ser:

1. Un conjunto de datos original completo sin transformaciones.
2. Un conjunto de datos original completo con transformaciones.
3. Un subconjunto de datos original sin transformaciones.
4. Un subconjunto de datos original con transformaciones.

En esta fase, depende en gran medida de la naturaleza de los datos (concretamente, del grado en que requieran procesamiento) y de las necesidades de las partes interesadas.

3.2 Variedades de sistemas ADM

Los sistemas ADM pueden adoptar distintas configuraciones según la naturaleza del problema de decisión que deben resolver. La distinción relevante puede establecerse en función del tipo de salida producida por los ADM_i:

1. **Problemas de Ranking o Rating de alternativas dadas.** Cada ADM_i responde con una lista de valoraciones o un ranking para las opciones, a partir de las cuales, el CADM toma una decisión.
2. **Problemas de Clasificación-Regresión.** Las respuestas de los ADM_i pueden ser etiquetas, scores, etc. En base a estas respuestas, el CADM debe tomar una decisión sobre una alternativa (por ej., asignar una etiqueta o un valor). Este esquema puede recordar a los denominados "ensemble" utilizados en aprendizaje automático.

3.3 El Gestor de Salidas

Los sistemas CADM pueden caracterizarse en función de la naturaleza de sus entradas y salidas, las cuales pueden ser homogéneas o heterogéneas. Las entradas homogéneas corresponden a situaciones en las que todos los sistemas de decisión individuales trabajan con información del mismo tipo o formato. Las entradas heterogéneas implican el procesamiento de datos diversos procedentes de múltiples fuentes o representaciones. De manera similar, las salidas homogéneas se producen cuando los distintos sistemas generan resultados comparables entre sí, como puntuaciones, clasificaciones o etiquetas comunes. Las salidas heterogéneas

aparecen cuando cada sistema produce respuestas diferentes según sus propios modelos, criterios o mecanismos de decisión.

Es imprescindible comprender distintos niveles de complejidad dentro de un CADM, ya que cuanto mayor es la heterogeneidad de la información procesada y de las decisiones generadas, mayor es la necesidad de mecanismos de transformación, integración y coordinación capaces de construir una respuesta final coherente y útil.

Los sistemas CADM pueden generar decisiones finales de naturaleza distinta a las salidas producidas por los ADM_i individuales.

3.4 Resultados preliminares

La utilidad de los sistemas CADM se manifiesta en escenarios donde la heterogeneidad de los datos y la necesidad de robustez superan las capacidades de un modelo individual. Un ejemplo destacado se encuentra en el sector financiero, específicamente en la predicción del comportamiento del usuario. Una contribución reciente presentada en Conference on Artificial Intelligence (CAI) 2026 muestra que la integración de múltiples algoritmos de aprendizaje permite capturar patrones complejos asociados al uso de los pagos móviles, proporcionando una representación más completa y robusta del fenómeno analizado que la obtenida mediante modelos individuales. Esta capacidad para combinar la información aportada por distintos modelos requiere, no obstante, mecanismos que regulen su interacción y coordinación. En este sentido, otra contribución presentada en la misma conferencia aborda este desafío mediante la definición de un marco que establece los mecanismos necesarios para que múltiples sistemas ADM colaboren de forma efectiva en la resolución de un problema común.

Otro ámbito de aplicación crítico es la gestión del capital humano, donde la toma de decisiones debe considerar tanto variables cuantitativas como factores subjetivos y contextuales. En este contexto, una contribución presentada en International Conference on Information Processing and Management of Uncertainty (IPMU) 2026 aborda la prevención de la rotación de personal mediante un enfoque sensible al contexto que integra información económica y situacional en el proceso de toma de decisiones. Más allá de la mera predicción del riesgo de abandono, el sistema incorpora diferentes escenarios contextuales que permiten interpretar los resultados a la luz de las circunstancias específicas de cada caso. De este modo, las estrategias de retención derivadas no solo se fundamentan en evidencias predictivas, sino también en una comprensión más amplia del entorno en el que se producen, favoreciendo decisiones más robustas y adaptadas a la complejidad del comportamiento humano.

Los casos expuestos ponen de manifiesto que los sistemas CADM pueden aplicarse en dominios muy diversos, siempre que la toma de decisiones requiera integrar información procedente de múltiples fuentes y considerar factores contextuales que no pueden ser capturados adecuadamente por un único modelo. Esta capacidad de combinar conocimiento, predicciones y contexto favorece la formulación de decisiones más consistentes con la complejidad inherente al problema analizado.

Los resultados están publicados en:

1. CADEMAS – a Framework for Cooperative Automated Decision-Making Systems. Novoa-Hernández, P., Pelta, D. A., Godz, M., Verdegay, J. L., and Buendía-Carrillo, D. In Proceedings of the 2026 IEEE IV Conference on Artificial Intelligence (CAI), 2026. in press
2. Ensemble learning methods as a tool for more robust prediction of mobile payment usage. Godz, M., Pelta, D. A., Lara-Rubio, J., and Liébana-Cabanillas, F. In Proceedings of the 2026 IEEE Conference on Artificial Intelligence (CAI), 2026. in press
3. A Cooperative and Context-Aware Approach for Employee Attrition Prevention. Godz, M., Novoa-Hernández, P., and Pelta, D. A. In Proceedings of the 21st International Conference on Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-Based Systems., 2026. in press

Referencias

1. AlgorithmWatch. Automating Society Taking Stock of Automated Decision-Making in the EU. (B. Stiftung, Ed.). Retrieved from: AlgorithmWatch Report, last accessed 2025/05/20.
2. Bodó, B., Janssen, H.: Maintaining trust in a technologized public sector. Policy and Society, **41** (3), 414-429 (2022). https://doi.org/10.1093/polsoc/puac019
3. Boos, A. K.: Conceptualizing Automated Decision-Making in Organizational Contexts. Philosophy and Technology, **37** (3) (2024). https://doi.org/10.1007/s13347-024-00773-5
4. Chawla, P., Rana, S., Kaur, H., Singh, K., Yuvaraj, R., and Murugappan, M. A decision support system for automated diagnosis of Parkinson's disease from EEG using FAWT and entropy features. Biomedical Signal Processing and Control, **79**, 104–116 (2023). https://doi.org/10.1016/j.bspc.2022.104116
5. Garcia, R., Ferreira, J., Zanotti, L., Ramachandran, G., Estrella, J., Ueyama, J. An automated decision-making system employing complex networks and blockchain for the decentralized stock market. Expert Systems with Applications, **257**, 125–131 (2024). https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.125131
6. Lamata, M.T., Pelta, D.A., Verdegay, J.L. In: Lesot, MJ., Marsala, C. (eds). The Role of the Context in Decision and Optimization Problems. Fuzzy Approaches for Soft Computing and Approximate Reasoning: Theories and Applications. Studies in Fuzziness and Soft Computing, vol 394. Springer, Cham (2024).
7. Lomborg, S., Kaun, A., Hansen, S. Automated decision-making: Toward a people-centred approach. Sociology Compass, **17** (8) (2023). https://doi.org/10.1111/soc4.13097
8. Novoa-Hernández P, Pérez-Cañedo B, Pelta DA, Verdegay JL. Towards Imprecise Scores in Multi-criteria Decision Making with Ranked Weights, Conference of the European Society for Fuzzy Logic and Technology, 197–207 (2023).
9. Pérez-Cañedo, B., Porras, C., Pelta, D. A., Verdegay, J. L.: Modeling Contexts as Fuzzy Propositions in Optimization Problems. IEEE Trans. on Fuzzy Systems, **31** (5): pp. 1474—1483 (2023).
10. Schneider, J.-P. Automated Decision-Making Systems in German Administrative Law. Retrieved from: CERIDAP, last accessed 2025/05/20.