Capítulo octavo

La inteligencia artificial en la toma de decisiones en el nivel operacional. Impacto en la confrontación y comparación de las líneas de acción

Jordi Francesc Rubio Carceller

Resumen

El trabajo analiza el impacto de la inteligencia artificial (IA) en la toma de decisiones en el nivel operacional, centrándose en dos fases críticas del planeamiento militar: la confrontación (*wargaming*) y la comparación de líneas de acción (COA). En un entorno caracterizado por la incertidumbre, la presión temporal y la complejidad multidominio, los métodos tradicionales presentan limitaciones en número de iteraciones, trazabilidad y consistencia analítica.

La investigación propone un modelo híbrido que integra IA con procedimientos doctrinales OTAN. En la fase de confrontación, se emplean técnicas basadas en teoría de juegos (minimax con poda alfa-beta) y medidas de efectividad (MoE), permitiendo analizar decenas de miles de combinaciones en tiempos reducidos, mejorar la objetividad y facilitar el refinamiento iterativo de las COA. En la fase de comparación, se combina IA con el método multicriterio Analytic Hierarchy Process (AHP), lo que permite estructurar la ponderación de criterios, reducir sesgos cognitivos y generar resultados trazables y justificables.

Los resultados evidencian mejoras significativas frente al método tradicional: reducción del tiempo de análisis, menor necesidad de personal y mayor consistencia en la aplicación de criterios. Además, la IA permite incrementar la calidad del análisis mediante iteraciones sucesivas y mejora la capacidad de explicación del proceso decisorio. No obstante, el estudio subraya que la IA no sustituye al comandante, sino que actúa como apoyo. Su valor reside en ampliar el espacio de análisis, reforzar la disciplina metodológica y mejorar la trazabilidad, siempre bajo control humano, con datos de calidad y alineación doctrinal, garantizando que la integración tecnológica no reemplace, sino complemente y fortalezca la autoridad decisoria del comandante en operaciones.

Palabras clave

Inteligencia artificial, Toma de decisiones operativas, Confrontación, Comparación, Sesgos humanos.

Artificial intelligence in decision-making at the operational level: Impact on the confrontation and comparison of courses of action.

Abstract

This study examines the impact of artificial intelligence (AI) on decision-making at the operational level, focusing on two critical phases of military planning: course of action (COA) wargaming and COA comparison. In an environment characterized by uncertainty, time pressure, and multidomain complexity, traditional methods exhibit structural limitations in terms of iteration capacity, traceability, and analytical consistency.

The research proposes a hybrid model that integrates AI with NATO doctrinal procedures. In the wargaming phase, techniques based on game theory (minimax with alpha-beta pruning) and measures of effectiveness (MoE) are employed, enabling the analysis of tens of thousands of combinations within reduced timeframes, enhancing objectivity, and supporting the iterative refinement of COAs. In the comparison phase, AI is combined with the multicriteria Analytic Hierarchy Process (AHP), allowing

for structured criteria weighting, the reduction of cognitive biases, and the generation of traceable and justifiable results.

The findings demonstrate significant improvements compared to the traditional approach, including reduced analysis time, lower personnel requirements, and greater consistency in the application of evaluation criteria. Furthermore, AI enhances analytical quality through successive iterations and improves the explainability of the decision-making process. However, the study emphasizes that AI does not replace the commander but rather acts as a decision-support tool. Its value lies in expanding the analytical space, reinforcing methodological rigor, and improving traceability, while ensuring human oversight, high-quality data, and doctrinal alignment. This guarantees that technological integration does not replace, but rather complements and strengthens, the commander's decision-making authority in operations.

Key words

Artificial intelligence, Operational decision-making, Confrontation, Comparison, Human bias.

1 Introducción

La toma de decisiones en el nivel operacional se desarrolla en un entorno caracterizado por la incertidumbre, la presión temporal y la interacción constante entre voluntades enfrentadas. El comandante y su Estado Mayor deben analizar grandes volúmenes de información, anticipar líneas de acción del adversario y seleccionar, en un plazo limitado, la alternativa que ofrezca mayores probabilidades de éxito para alcanzar el estado final deseado. Este proceso, tal como estructura la doctrina aliada para el planeamiento, exige convertir información fragmentaria en decisiones coherentes y oportunas (NSO, 2023).

Durante las últimas décadas, la complejidad del entorno operativo ha aumentado de forma significativa. La proliferación de dominios, la aceleración del ciclo de decisión y la disponibilidad de datos a diferentes niveles han incrementado la carga cognitiva de los órganos de planeamiento. Además, el Estado Mayor debe integrar variables militares, políticas, económicas, sociales y tecnológicas en un mismo marco de análisis, lo que dificulta construir una comprensión compartida del problema y mantenerla actualizada mientras la situación evoluciona.

En este escenario, la ventaja ya no depende únicamente de la superioridad material, sino de la capacidad para decidir con mayor rapidez y mejor fundamento que el adversario. La investigación aplicada en *wargaming* y apoyo a la decisión ha señalado que, bajo presión y con información incompleta, los equipos tienden a limitar el número de alternativas exploradas y a apoyarse en heurísticos o supuestos implícitos, lo que puede ocultar riesgos críticos (Tarraf *et al*., 2020). Esto afecta de forma directa a la calidad del planeamiento y al margen de adaptación del comandante.

La inteligencia artificial se ha consolidado como una tecnología de alto impacto para la defensa por su capacidad para procesar grandes volúmenes de datos, identificar patrones y apoyar tareas analíticas intensivas. En el nivel táctico, su incorporación es creciente en ámbitos como la sensorización, la logística o el mantenimiento predictivo. Sin embargo, su aplicación al nivel operacional plantea un reto distinto: no se trata solo de automatizar funciones, sino de reforzar la toma de decisiones en procesos donde la fricción, la ambigüedad y la interacción con un adversario adaptativo son determinantes. La literatura de seguridad nacional subraya precisamente el potencial de la IA como

apoyo al análisis y su impacto en la competencia entre actores, siempre que se preserve el control humano (Allen y Chan, 2017).

El planeamiento operacional dispone de procedimientos estructurados que permiten descomponer el problema, generar líneas de acción y evaluarlas antes de su selección. Dentro de este proceso, la confrontación y la comparación de líneas de acción constituyen fases particularmente sensibles. La confrontación (*wargaming*) introduce la lógica competitiva: evalúa cómo una línea de acción propia se comporta frente a reacciones plausibles del adversario y qué decisiones críticas emergen de esa interacción. La comparación, por su parte, sintetiza resultados y apoya la decisión del comandante al ponderar criterios como eficacia, riesgo, sostenibilidad o coherencia con la intención del mando (NSO, 2023).

No obstante, los métodos tradicionales empleados en estas fases presentan limitaciones estructurales. El *wargaming* consume tiempo y recursos, y su profundidad depende de la experiencia de los participantes y de su capacidad para manejar la complejidad del escenario. Los estudios sobre *wargaming* de nueva generación destacan que estas restricciones reducen el número de iteraciones practicables y dificultan capturar de forma sistemática resultados y supuestos, afectando a la trazabilidad y al aprendizaje posterior (Rasch *et al*., 2002). De forma complementaria, la comparación de líneas de acción puede verse condicionada por sesgos cognitivos y por la dificultad de mantener consistencia en la aplicación de criterios cuando el tiempo es limitado.

En este contexto, la inteligencia artificial ofrece la posibilidad de reforzar los procesos de confrontación y comparación ampliando el espacio de análisis sin sustituir al decisor humano. Modelos asistidos por IA permiten automatizar parte del procesamiento, explorar un mayor número de trayectorias de enfrentamiento, y documentar de manera estructurada decisiones, supuestos y resultados. La evidencia experimental en *wargaming* con plataformas habilitadas por IA muestra que estas herramientas pueden acelerar iteraciones y aportar consistencia en el análisis, siempre que el diseño del modelo y la calidad de los datos sean adecuados (Tarraf *et al*., 2020).

A la vez, la integración de la IA en la toma de decisiones operacionales exige prudencia. La dependencia de datos, la posible opacidad de ciertos modelos y la tentación de otorgar a los resultados una precisión superior a la real pueden generar una falsa sensación de certidumbre. Por ello, la IA debe concebirse como

apoyo a la decisión y no como sustituto del juicio del comandante; su función es ampliar la comprensión del problema y facilitar la evaluación de alternativas, preservando la responsabilidad y el control humanos (Garat, 2023).

Este trabajo aborda el impacto de la inteligencia artificial en la toma de decisiones operacionales, centrando el análisis en su aplicación a la confrontación y comparación de líneas de acción. A lo largo del documento, se presenta un modelo optimizado de confrontación y un modelo de comparación asistida, y se evalúa su utilidad a partir de su aplicación en un entorno de planeamiento realista. Para ello, se parte de procedimientos doctrinales y se introduce una formalización que permite comparar, de manera reproducible, el rendimiento del enfoque tradicional frente al asistido por IA en términos de tasas de éxito, tiempos de análisis y consistencia en la aplicación de criterios. La intención es que los resultados sean interpretables por el Estado Mayor y útiles para la decisión, no un ejercicio técnico aislado (Wong *et al*., 2019). El propósito es aportar un enfoque operativo y trazable que permita valorar, con rigor, cómo la IA puede complementar los métodos tradicionales y qué implicaciones se derivan para el comandante y su Estado Mayor.

2 La inteligencia artificial en la toma de decisiones operacionales

La inteligencia artificial se está incorporando al ámbito militar como una capacidad de apoyo a la decisión, no como un sustituto del mando. Su aportación más valiosa aparece cuando acelera el paso de información a conocimiento útil, ayuda a explorar más alternativas bajo presión de tiempo y deja un rastro trazable de supuestos, criterios y resultados. En el nivel operacional, donde la fricción y la incertidumbre son estructurales, esa trazabilidad importa tanto como la velocidad, porque permite revisar qué se asumió, qué se descartó y por qué, y facilita el aprendizaje en ciclos sucesivos.

El interés por la IA se entiende en tres planos complementarios. Primero, como factor de poder que influye en la competencia estratégica al modificar la capacidad de adaptación y el ritmo de decisión entre actores (Allen y Chan, 2017). Segundo, como habilitador del planeamiento aliado, al reforzar fases críticas del proceso doctrinal y sostener la coherencia en entornos conjuntos y multinacionales (NSO, 2023). Tercero, como respuesta a limi-

taciones recurrentes del enfoque tradicional, especialmente en número de iteraciones, consistencia del análisis y documentación de resultados para comparar alternativas con rigor (Wong *et al*., 2019).

2.1 Inteligencia artificial, poder militar y competencia estratégica

La inteligencia artificial se ha consolidado en los últimos años como una tecnología con un impacto creciente en el ámbito militar. Su capacidad para procesar grandes volúmenes de datos, identificar patrones complejos y apoyar procesos de análisis intensivos ha despertado un notable interés en relación con su posible aplicación a la toma de decisiones. En el nivel táctico y técnico, la incorporación de sistemas basados en inteligencia artificial es ya una realidad en ámbitos como la sensorización, la logística o el mantenimiento predictivo. Sin embargo, su aplicación en el nivel operacional, y en particular en los procesos de planeamiento y decisión, plantea retos conceptuales, doctrinales y organizativos que requieren un análisis específico (Wong *et al*., 2019).

La competencia por la IA se expresa en dos planos complementarios. El primero es el plano industrial y de conocimiento, donde el acceso a datos, talento y capacidad de cómputo condiciona la velocidad de desarrollo, entrenamiento y actualización de modelos (Farnell *et al*., 2024). El segundo es el plano doctrinal y organizativo, donde se decide cómo integrar esas capacidades en procesos reales de mando y control, evitando que la tecnología genere dependencias o falsas certezas. Se ha señalado que la IA tiene implicaciones directas para la seguridad nacional porque influye en la ventaja comparativa entre actores, en su capacidad de adaptación y en su margen para gestionar crisis, al tiempo que introduce nuevas superficies de riesgo (Allen y Chan, 2017).

Desde la perspectiva militar, la IA puede aportar ventajas en cuatro ejes. El primero es la velocidad de procesamiento de información y la reducción de carga cognitiva del Estado Mayor, especialmente cuando coexisten múltiples fuentes y formatos (Scott y Michell, 2023). El segundo es la capacidad de identificar patrones y tendencias en conjuntos de datos heterogéneos, apoyando la comprensión situacional y la detección de cambios relevantes (Carrasco, 2024). El tercero es la generación y evaluación rápida de alternativas, que permite ampliar el espacio de decisión y explorar trayectorias de enfrentamiento que el tiempo impide

considerar con métodos manuales. El cuarto es la trazabilidad: al registrar supuestos, criterios y resultados, se facilita la revisión posterior, el aprendizaje y la mejora del proceso decisorio (Ouyang *et al*., 2022).

Ahora bien, convertir potencial tecnológico en poder militar exige vencer fricciones internas. La introducción de IA en organizaciones complejas obliga a definir quién valida los modelos, cómo se gobiernan los datos, qué sesgos se aceptan y cuáles se mitigan, y cómo se preserva el control humano sobre decisiones críticas. El valor estratégico de la IA puede degradarse si se usa sin comprensión de sus límites o si se aplica de forma superficial como mera automatización de productos. Se ha señalado que, incluso cuando la IA apoya tareas concretas, su utilidad depende de la calidad de los datos, de la claridad de los objetivos de empleo y de la capacidad del usuario para interpretar resultados sin convertirlos en dogmas (Bender *et al*., 2021).

En el nivel operacional, estas consideraciones son especialmente relevantes porque el planeamiento integra incertidumbre, adversarios adaptativos y restricciones políticas. Se ha señalado que la IA, aplicada al arte operacional, puede actuar como catalizador de cambios en la forma de planear y conducir operaciones, pero su contribución real depende de cómo se traduzca en procesos de decisión concretos y de cómo se integre en la cultura del Estado Mayor (Garat, 2023). En consecuencia, la relación entre IA, poder militar y competencia estratégica no se reduce a la adquisición de sistemas, sino a la capacidad de convertirlos en ventajas de decisión sostenidas.

En este marco, una organización que consigue analizar con mayor profundidad en el mismo tiempo, o mantener consistencia en sus criterios bajo presión, obtiene una ventaja operativa incluso sin cambios en el orden de batalla. La ventaja se amplifica cuando la organización aprende: la trazabilidad permite identificar qué supuestos fallaron, qué criterios pesaron de forma indebida y qué señales fueron interpretadas de manera errónea. Esa capacidad de aprendizaje acelerado es, en sí misma, un componente de poder militar, porque reduce la probabilidad de repetir errores y aumenta la adaptabilidad en ciclos sucesivos.

A la vez, la IA introduce vulnerabilidades estratégicas. Si el adversario puede degradar datos, manipular señales, inducir patrones falsos o explotar dependencias del modelo, la ventaja puede invertirse. Además, la presión por decidir más rápido puede llevar

a aceptar resultados opacos sin el contraste necesario. Por ello, la IA debe concebirse como apoyo a la decisión y no como sustituto del juicio del comandante; su función es ampliar la comprensión del problema y facilitar la evaluación de alternativas, preservando la responsabilidad y el control humanos (Garat, 2023).

Además, el valor estratégico de la IA se incrementa cuando se considera el carácter conjunto y, con frecuencia, multinacional de las operaciones. En un entorno aliado, el planeamiento requiere un lenguaje común, criterios compartidos y procedimientos estandarizados para que la evaluación de alternativas sea comparable y comprensible entre componentes. La doctrina aliada proporciona ese marco, pero la incorporación de herramientas de IA obliga a asegurar que los modelos respeten supuestos doctrinales, que los resultados sean comunicables y que el proceso conserve coherencia entre escalones y cuarteles generales (NSO, 2023). En términos prácticos, una misma herramienta puede generar valor solo si sus productos son aceptados, interpretados y utilizados de forma consistente por un equipo multinacional.

En este punto, la IA puede aportar una ventaja adicional: ampliar el número de iteraciones de análisis sin incrementar de forma proporcional el tiempo del Estado Mayor (Palantir, 2025). La investigación sobre *wargaming* recomienda superar enfoques excesivamente manuales y avanzar hacia métodos que permitan explorar más opciones, registrar supuestos y comparar resultados con mayor rigor (NATO, 2022). En la medida en que un adversario sea capaz de ejecutar ciclos de análisis y adaptación más rápidos, la competencia estratégica tenderá a premiar a quien logre sostener ese ritmo sin degradar la calidad del juicio. Por eso, la IA debe evaluarse no solo por su rendimiento técnico, sino por su contribución a procesos decisorios repetibles, auditables y útiles.

Por último, la competencia estratégica también se juega en la confianza institucional. La IA puede reforzar el mando si aporta claridad, coherencia y trazabilidad, pero puede erosionarlo si introduce opacidad o si desplaza la responsabilidad sin control. En seguridad nacional, el reto no es únicamente desarrollar capacidades, sino gobernarlas y emplearlas de modo que aumenten la ventaja y reduzcan riesgos (Allen y Chan, 2017). En la práctica operacional, esto exige que el comandante entienda qué asume el modelo, qué no puede ver y qué incertidumbre permanece. Solo así la IA se convierte en poder militar real y sostenible (Scharre, 2023). Ese equilibrio entre velocidad, transparencia y

control humano define la diferencia entre una ventaja decisiva y una dependencia operativa vulnerable potencial.

2.2 Impacto de la inteligencia artificial en el planeamiento operacional OTAN

El planeamiento operacional en el marco OTAN se apoya en un proceso estructurado que permite transformar una situación compleja en una línea de acción coherente, coordinada y justificable. La COPD describe un enfoque que combina análisis, generación de alternativas, confrontación y comparación antes de la decisión del comandante, y que exige coherencia entre supuestos, criterios y productos del Estado Mayor (Kwok y Lim, 2011). Sobre esa arquitectura, la IA puede introducir mejoras relevantes si se integra como apoyo al trabajo del Estado Mayor y no como sustituto del juicio.

El primer impacto potencial aparece en la fase de comprensión del problema. El planeamiento operacional exige construir una apreciación compartida del entorno, identificar factores decisivos y actualizar la comprensión a medida que cambia la situación. Herramientas de IA pueden apoyar la fusión de información procedente de fuentes heterogéneas, resaltar patrones o anomalías y ayudar a priorizar qué información es operativamente relevante. En un entorno con gran volumen de datos, esta capacidad puede reducir la carga cognitiva y mejorar la velocidad con la que el Estado Mayor pasa de la información al conocimiento útil (Ruiz, 2021).

El segundo impacto se relaciona con la generación de líneas de acción. En la práctica, el tiempo y los recursos limitan el número de alternativas que el Estado Mayor puede desarrollar y refinar. La IA puede apoyar la exploración de un conjunto mayor de variantes, ayudando a identificar combinaciones de acciones, secuencias y medidas de coordinación que cumplan restricciones y aprovechen oportunidades. Este apoyo no elimina la necesidad de creatividad y juicio, pero puede servir como mecanismo para ampliar el espacio de búsqueda y evitar que el proceso se ancle demasiado pronto en una opción preferida.

El tercer impacto, especialmente relevante, se sitúa en la confrontación. La COPD incorpora el *wargaming* como mecanismo para evaluar la interacción con el adversario y detectar riesgos, decisiones críticas y puntos de fricción (Tinnirello, 2018).

Sin embargo, la investigación sobre *wargaming* destaca que los enfoques tradicionales consumen tiempo, dependen de la experiencia de los participantes y tienden a limitar el número de iteraciones posibles (NATO, 2022). La IA puede complementar este proceso ejecutando iteraciones adicionales bajo supuestos explícitos, registrando resultados y facilitando comparaciones entre trayectorias de enfrentamiento. Se ha señalado que plataformas habilitadas por IA pueden acelerar la exploración de opciones en contextos tácticos, una lógica que, adaptada con cautela, resulta valiosa para el nivel operacional en términos de consistencia y trazabilidad (Tarraf *et al*., 2020).

El cuarto impacto se aprecia en la comparación de líneas de acción y en la síntesis para la decisión. La doctrina OTAN exige que el Estado Mayor presente recomendaciones basadas en criterios y en una valoración clara de riesgos, ventajas y costes (DOPE, 2024a). Herramientas de IA pueden ayudar a mantener consistencia en la aplicación de criterios, a documentar cómo se ponderan factores bajo presión y a producir representaciones comparables para el comandante. De este modo, el producto final no es solo más rápido, sino más explicable.

Ahora bien, el impacto positivo depende de condiciones de integración. En primer lugar, los modelos deben alinearse con el marco doctrinal para que sus resultados sean interpretables por equipos conjuntos y multinacionales; en un cuartel general aliado, la confianza se construye con transparencia sobre supuestos y limitaciones. En segundo lugar, la gobernanza de datos y la ciberresiliencia son críticas: el planeamiento es tan fiable como la información que alimenta los modelos, y un adversario buscará degradar o manipular señales. En tercer lugar, el control humano debe permanecer explícito: la IA debe apoyar el juicio, no desplazarlo, y el comandante debe poder aceptar, modificar o rechazar recomendaciones con fundamento (Farnell *et al.*, 2024).

En suma, la IA puede impactar el planeamiento operacional OTAN allí donde el proceso es más sensible a tiempo, complejidad y consistencia: comprensión situacional, generación de alternativas, confrontación y comparación. Su integración debe centrarse en reforzar productos del Estado Mayor, mejorar la trazabilidad y ampliar el análisis dentro del marco doctrinal, manteniendo la responsabilidad y el control humanos como requisitos inalterables (Bossio, 2023).

Desde el punto de vista organizativo, integrar IA en un Cuartel General implica ajustar rutinas de trabajo y responsabilidades. Para que un producto asistido por IA sea útil, debe existir un flujo claro de preparación de datos, parametrización de supuestos, revisión de resultados y comunicación al decisor. Esto requiere formación específica para que el personal comprenda qué hace el modelo, qué no hace y qué incertidumbres permanece. También exige procedimientos de validación y control de calidad, de modo que los resultados sean reproducibles y coherentes entre turnos y secciones. La literatura sobre *wargaming* subraya que la utilidad crece cuando se registran supuestos y se normaliza el formato de resultados, facilitando comparación y aprendizaje (US Army, 2023). En el ámbito operacional, se ha señalado que la transformación no es meramente técnica, sino cultural: incorporar IA significa reforzar la disciplina analítica del Estado Mayor y mejorar su capacidad de adaptación bajo presión (Goecks y Waytewich, 2022). Cuando estas condiciones se cumplen, la IA actúa como multiplicador de análisis y no como autoridad.

3 Impacto de la IA en la confrontación

La confrontación de líneas de acción es el momento en que el planeamiento deja de ser una lista de tareas y pasa a modelar la interacción con un adversario que aprende (Araya y King, 2022). En la práctica, el *wargaming* permite anticipar reacciones, detectar decisiones críticas y estimar riesgos operacionales conjuntos, pero sufre limitaciones de tiempo, de recursos y de consistencia cuando el escenario es complejo y el ciclo de decisión se acelera (Ministerio de Defensa, 2023). La inteligencia artificial puede ampliar el número de iteraciones, mantener supuestos explícitos y registrar resultados de manera trazable, siempre bajo control humano. El valor no está en «adivinar» el futuro, sino en mejorar la calidad del juicio del Estado Mayor.

3.1 El rol de la IA en la confrontación

La confrontación o «Wargaming» en el planeamiento operacional representa un proceso en el que se enfrentan las COA propias con las del oponente (OCOA). La secuencia en la confrontación consiste en simular secuencialmente, en tres turnos, la interacción entre las fuerzas propias y enemigas: en el primer turno, las fuerzas propias ejecutan una acción operacional; en el segundo,

el adversario reacciona conforme a su OCOA y, en el tercer turno, las fuerzas propias desarrollan una contra reacción. Este ciclo permite evaluar la solidez de cada COA ante respuestas adversarias y afinar su diseño antes de su selección final (Wong *et al*., 2019).

Tradicionalmente, esta confrontación está marcada por un alto sesgo personal. Los modelos de *wargaming* manuales están principalmente basados en los conocimientos, experiencia y juicio de los analistas y comandantes. Este proceso se considera vulnerable cuando el analista aun teniendo un conocimiento y juicio óptimo, carece de experiencia suficiente para afrontar el proceso de confrontación con garantías. Esta situación provoca que el proceso se vuelva aún más vulnerable a la subjetividad, lo que puede llevar a decisiones no óptimas y a un planeamiento menos efectivo (Tarraf *et al*., 2020).

En estos casos, la IA emerge como una herramienta clave para reducir esta subjetividad. Esta tecnología permite rellenar el vacío de la inexperiencia, proporcionando unos análisis rigurosos basados en grandes volúmenes de datos y modelos de predicción. Mediante el uso de algoritmos avanzados y datos verificables, la IA puede ayudar a estructurar el proceso de toma de decisiones en general, y de la confrontación en particular (Russell y Norvig, 2020). De este modo, la tecnología no solo optimiza la confrontación de COA, sino que también actúa como un multiplicador del conocimiento, nivelando el desempeño de los analistas y minimizando el impacto negativo de la falta de experiencia.

La IA ayudará a gestionar la falta de tiempo y el análisis de grandes volúmenes de datos. Los analistas como parte del planeamiento de operaciones, están sometidos a un estrés de tiempo significativo. Estas limitaciones de tiempo pueden dificultar el desarrollo y la selección de una decisión óptima. Además, debe gestionar una gran carga de información, no solo propia sino también del adversario y otros actores del entorno, así como otros factores (Coomber, 2009). En este contexto, la IA ofrece una alta capacidad de procesar grandes cantidades de información en segundos. Esto no solo optimiza la toma de decisiones bajo presión, sino que también reduce la posibilidad de errores humanos y sesgos, permitiendo una evaluación más precisa y fundamentada.

En el siguiente epígrafe, se llevará a cabo el estudio desarrollado de la confrontación de COA empleando IA. La investigación se ha desarrollado bajo la ambientación del ejercicio de alta inten-

sidad Constellatia, parte del Curso de Estado Mayor de las FAS españolas (CEMFAS) (DOPE, 2024b). Para tratar de demostrar la objetividad empírica del resultado, se ha adoptado un enfoque basado en la teoría de los juegos, utilizando el algoritmo Minimax con poda Alfa-Beta (Gómez, 2016). Mediante este enfoque, se analizará en qué medida la IA puede mejorar la confrontación de COA, evaluando su impacto en la precisión, la rapidez del análisis y la optimización de los recursos humanos.

Para la investigación se tomarán las COA y OCOA desarrolladas por cinco grupos de trabajo del CEMFAS. Dichas COA serán enfrentadas con la línea de acción del oponente más peligrosa (MDOCOA) y la línea de acción del oponente más probable (MLOCOA), con el objetivo de identificar no solo la viabilidad táctica y estratégica de cada opción, sino también los riesgos, limitaciones y oportunidades que surgen en el proceso (US Army, 2023). En el último epígrafe del capítulo, se desarrollarán los resultados de ambos métodos (tradicional e IA) así como su comparación.

Se analizará también cómo la IA influye en la gestión del tiempo y la optimización de la carga de trabajo. En este sentido, se estudiará la implicación en la carga hombre-hora, así como el personal necesario para realizar el *wargame*. Para ello, se tomará como punto de referencia de inicio de cálculo de tiempos la finalización del desarrollo de las COA. Con respecto a la posible optimización de la carga de trabajo hombre-hora, se han tomado como participantes los veintiséis miembros del curso de Estado Mayor que formaban parte de los JOPG, ya que estos forman parte del *wargame* como miembros en alguna de las células (Red, Blue, Green, White, registradores o personal de apoyo) (Zhang, Liu y Yuan, 2024).

La aplicación de la IA en la confrontación de las líneas de acción a nivel operacional sigue en desarrollo (Knack y Powell, 2023). A pesar de las inversiones billonarias en el impulso de la inteligencia artificial (Comisión Europea, 2025) su tecnología no se ha integrado en la etapa de análisis de este capítulo. Hasta la fecha del fin del marco temporal (31 diciembre 2024), los esfuerzos se han centrado en la automatización de tareas logísticas, el análisis de inteligencia y la mejora de la toma de decisiones tácticas (Palantir, 2024). A continuación, se detallará el proceso de confrontación empleando la IA describiendo la metodología empleada y el desarrollo de cada fase.

3.2 Confrontación optimizada con IA

El avance de la tecnología ha permitido el desarrollo de sistemas de simulación y apoyo a la decisión que integran modelos de IA de última generación (Vestner, 2023). La herramienta empleada en esta investigación combina procesamiento de lenguaje natural y algoritmos de optimización para generar, confrontar y refinar líneas de acción (COA) en tiempo casi real, lo que reduce tiempos de análisis y facilita iteraciones sucesivas (Chance *et al*., 2023). Su arquitectura se orienta a asistir al comandante en la confrontación de COA integrando información doctrinal, histórica y operacional en un proceso iterativo de optimización.

El modelo se entrena con información general y se especializa mediante fine-tuning con documentos doctrinales, informes militares y escenarios históricos de *wargaming*. Así incorpora terminología y lógicas propias del planeamiento, pudiendo generar opciones coherentes para fuerzas propias y anticipar reacciones enemigas (Brown *et al*., 2020). La doctrina también se integra mediante aprendizaje en contexto: a partir de la información proporcionada por el analista, el modelo ajusta su evaluación a los supuestos, restricciones y guías facilitadas, comportándose como un GPT (transformador generativo preentrenado) adaptado a operaciones militares (Goecks y Waytowich, 2024).

Este diseño permite que sus respuestas no dependan de reglas fijas, sino del reconocimiento de patrones extraídos de casos previos y de la lógica doctrinal. Además, destaca la velocidad de procesamiento y la capacidad de adaptación para reevaluar confrontaciones con retroalimentación del analista o cambios en los supuestos (Goecks *et al*., 2023).

Esta tecnología puede analizar escenarios, documentación e interpretar COA/OCOA para aplicarlas a la confrontación. Estudios recientes señalan que los grandes modelos de lenguaje pueden aproximar procesos de toma de decisiones humanas en conflictos simulados (Roberts *et al*., 2024), lo que posibilita evaluar dinámicamente una COA propia frente a una opción del adversario (OCOA) en un entorno simulado de texto e imágenes e identificar desenlaces plausibles (US Army War College, 2023). El valor práctico radica en generar confrontaciones en segundos y ajustar la evaluación de forma ágil, de manera que, si el comandante introduce cambios o directrices adicionales, el sistema pueda

recalcular de inmediato el enfrentamiento y actualizar el apoyo a la decisión (Goecks *et al*., 2023).

El método se articula en un ciclo iterativo de cuatro fases: conocimiento, análisis, refinamiento y resultados (figura 1). En la fase de conocimiento, se alimenta a la IA con productos del planeamiento. Como mínimo se introducen el CUOE completo, la directiva de Planeamiento Estratégico (SPD), el diseño operacional y el diseño de la maniobra de las COA. Además, se asignan medidas de efectividad (MoE) a cada efecto mediante indicadores que cuantifican el éxito esperado (Richardson, 2004). Esta entrada es decisiva porque proporciona una base sólida sobre la que construir un análisis consistente y reutilizable en iteraciones posteriores.



Figura 1. Fases ciclo confrontación optimizada con IA (Fuente: Elaboración propia)

En la siguiente fase, de análisis, la IA evalúa alternativas de enfrentamiento adaptando el *wargame* secuencial tradicional a tres niveles: acción propia (turno 1), reacción adversaria más probable y más peligrosa (turno 2) y contrarreacción propia (turno 3). Esta secuencia acción-reacción-contrarreacción recoge el núcleo doctrinal del *wargaming* aliado (NSO, 2019). A diferencia del método tradicional, en el que las acciones y reacciones se deliberan por el grupo de planeamiento (UK MoD, 2021), aquí la IA puede proponer opciones para ambos bandos con base en patrones doctrinales, datos históricos e inteligencia contextual (HQ DoA, 2019). En consecuencia, el sistema no solo evalúa

decisiones humanas: puede generar nuevas opciones operativas y contrastarlas, apoyándose en principios doctrinales y una lógica empírica (Coutts *et al*., 2022).

El enfoque admite variaciones respecto al *wargaming* clásico. Puede invertirse la secuencia e iniciar el turno 1 con una acción del adversario, lo que resulta valioso en operaciones no cinéticas, en misiones de mantenimiento de la paz o cuando fuerzas propias se hallan en defensiva y el adversario conserva la iniciativa. Además, el procesamiento permite alargar la confrontación más allá de tres turnos. Complementariamente, la IA puede generar árboles de decisión de ramas dinámicas, lo que facilita considerar un número elevado de resultados potenciales, evaluar alternativas de forma más exhaustiva y determinar combinaciones con mayor probabilidad de éxito (NATO STO, 2022).

La investigación aplica la confrontación por Condiciones Decisivas (DC), como ejemplifica la figura 2. La IA construye un árbol de decisión apoyándose en teoría de juegos (ITNL, 2005) y en la lógica doctrinal. En los turnos secuenciales los jugadores conocen lo ocurrido y la posición en el árbol, lo que se formaliza como información perfecta (Sokri, 2022). Esta estructura permite explorar combinaciones masivas: en el caso práctico, una DC generó 71 760 combinaciones y, al iterar sobre varias DC, el volumen total asciende a cientos de miles. Para gestionar la complejidad, el sistema optimiza mediante poda alfa-beta, descartando ramas con baja aportación decisional y concentrando el análisis en trayectorias más prometedoras (Quevedo y Quevedo, 2021).

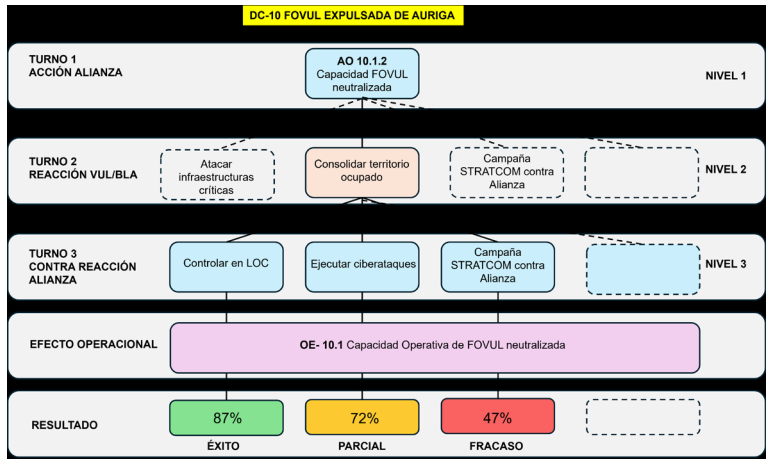


Figura 2. Esquema método optimizado IA. Fuente: elaboración propia

Cada combinación se evalúa por sus efectos sobre el entorno operacional. Para cada secuencia, la IA asigna un valor porcentual según los MoE y clasifica el resultado como éxito, éxito parcial o fracaso; corresponde al comandante fijar umbrales de aceptabilidad conforme al riesgo asumible y criterios doctrinales (UK MoD, 2021). El sistema representa capacidades, requisitos y vulnerabilidades, pondera actitudes y propósitos y valora acciones (Dupuy, 1979). Por ejemplo, si la actitud del adversario es defender «a toda costa» una zona ocupada, el valor de acciones orientadas a defensa de zona o protección de instalaciones puede incrementarse un 20 % para reflejar esa prioridad (Lawrence, 2017). Además, se introduce el desgaste: cada empleo de una capacidad reduce proporcionalmente su tasa de éxito posterior, modelando la degradación progresiva.

La fortaleza del enfoque iterativo reside en el ajuste dinámico de estrategias. Tras la evaluación inicial, el sistema produce un informe con porcentajes de éxito por DC; si una acción supera el 85 % se considera exitosa, entre 60 % y 85 % parcialmente exitosa y por debajo del 60 % fracaso. Esa clasificación activa el refinamiento, con interacción entre usuario e IA para modificar supuestos, sincronización, recursos y guías del comandante. El esquema es aplicable tanto al planeamiento como a la conducción de operaciones, permitiendo ajustar planes conforme evoluciona la situación (De Rosa, 2022). En esa interacción se busca sinergia entre el arte operacional del usuario y la evaluación cuantitativa del sistema, facilitando la identificación de mejoras y recomendaciones específicas.

En la fase final, se presentan resultados del análisis y del refinamiento como conclusiones, observaciones y sugerencias para perfeccionar alternativas (Ruestchmann, 2022). Se determinan necesidades adicionales de capacidades o fuerzas y sincronización imprescindible, se analizan riesgos y oportunidades frente a cada OCOA y se derivan ramas y secuelas, puntos de decisión respaldados por CCIR y ajustes de misiones a mandos componentes (DOPE, 2024a). En conjunto, la integración de IA se plantea como un cambio relevante: reduce parte de la subjetividad y del tiempo del análisis manual (Alberts y Hayes, 2007) y apoya una asignación más eficiente de recursos mediante iteraciones rápidas basadas en evidencia empírica (Palantir, 2025). Finalmente, los productos generados se comparan con los resultados obtenidos por los JOPG del CEMFAS durante el ejercicio Constellatia para validar si el enfoque asistido por IA reduce tiempos, mejora

la calidad y aumenta la objetividad del proceso, frente al método tradicional (Swedint, 2016).

3.2.1 Caso práctico confrontación con IA

En este epígrafe, se aplica de manera práctica la IA a la etapa de confrontación dentro del planeamiento operacional, usando como ambientación el ejercicio de alta intensidad Constellatia desarrollado en el CEMFAS (Ritter, 2018). El caso busca mostrar cómo un sistema de IA puede apoyar el *wargaming* en la confrontación COA vs. OCOA, qué entradas documentales requiere, qué productos analíticos genera y cómo facilita el refinamiento iterativo de una línea de acción. Para ello, se emplean documentos generados por uno de los grupos de planeamiento (JPOG) y la investigación se centra en dos COA, denominadas CEPO y APOCALIPSIS, enfrentadas a la MDOCOA.

La confrontación se ejecuta mediante el método por condiciones decisivas, que descompone el problema operacional en hitos críticos y permite evaluar de forma estructurada el avance hacia los objetivos. Aunque el estudio completo consideró varias condiciones decisivas, aquí se representan los resultados sobre una: la condición decisiva 10 (DC-10), «Expulsión de FOVUL de Auriga». El caso práctico se desarrolla siguiendo un ciclo de interacción entre un analista y la IA, que comprende: contextualización y carga documental, verificación de supuestos, análisis por turnos (acción-reacción-contra reacción) y, si procede, refinamiento iterativo.

El primer paso consiste en contextualizar el sistema. El usuario describe el escenario, el rol analítico que debe adoptar la IA y las tareas a desarrollar. Para dotar de base documental al análisis, el analista introduce un conjunto de documentos estructurados esenciales: el CUOE completo, el Strategic Warning Order (SWO), el SACEUR Strategic Assessment (SSA), la Guía de Planeamiento del comandante (CPG) y la SPD. A esa base se añade el diseño operacional, que integra objetivos operacionales, condiciones decisivas, efectos y acciones, junto con la organización operativa y el esquema de maniobra de ambas COA. La finalidad de esta fase no es únicamente «alimentar» el modelo, sino delimitar con precisión el marco de decisiones y las restricciones operacionales que condicionan la confrontación.

Con la base establecida, la fase de análisis inicia con la descripción de la DC-10. La situación se formula en formato narrativo,

explicitando qué acciones ejecutará la Alianza, qué efectos se buscan con cada acción y qué Medidas de Efectividad (MoE) permitirán valorar el logro de esos efectos. En paralelo, se describen las acciones probables del adversario según capacidades y objetivos de su OCOA (Nonnenmacher, 2004). Además, se permite que la IA proponga acciones adicionales del adversario cuando detecta alternativas plausibles no contempladas, siempre dentro de los límites del escenario y de la lógica de capacidades. Esta combinación de «entrada guiada» y «exploración asistida» persigue ampliar el espacio de opciones sin perder control sobre la validez del modelo.

Una vez validada y aclarada la información, se inicia el núcleo del *wargaming*: la secuencia acción-reacción-contrareacción. En el caso analizado, el turno 1 contempla veintitrés acciones aliadas; el turno 2 define veinte reacciones adversarias posibles para cada acción y el turno 3 reúne 156 opciones de contra reacción de la Alianza. Este diseño produce un espacio teórico de más de 71 000 combinaciones. Explorar exhaustivamente ese espacio de forma manual sería inviable; por ello, el sistema aplica un enfoque de teoría de juegos mediante el algoritmo minimax, combinado con poda alfa-beta, para descartar ramas con resultados inferiores y concentrar el análisis en alternativas con mayor potencial (Krivokuća, 2019). El efecto práctico es reducir el esfuerzo computacional y, al mismo tiempo, mantener una lógica de decisión consistente con la competencia entre voluntades.

El output principal se entrega como una tabla exportable (.csv) que recoge probabilidades de éxito de acciones concretas y de secuencias, facilitando trazabilidad y posterior explotación (figura 3). Tras la poda, el caso de la DC-10 confrontando CEPO frente a la MDOCOA sintetiza las 71 760 combinaciones teóricas en una tabla de 2380 filas, agrupando las alternativas más relevantes para la decisión (Berwick, 2011). La tabla no solo resume resultados, sino que permite identificar qué acciones tienden a sostenerse ante reacciones específicas y qué contra reacciones son más eficaces para recuperar iniciativa.

Junto con el producto proporcionado, la IA entrega un comentario analítico en lenguaje natural que describe los principales riesgos y oportunidades operacionales que pueden emerger, y señala dónde la secuencia tiende a degradarse (por ejemplo, puntos de ruptura logísticos o ventanas de vulnerabilidad). La IA acompaña también la tabla con recomendaciones operacionales: informa de probabilidades de éxito asociadas a cada acción, propone una

Acción - Alianza (CEPO)	Reacción - MDOCOA	Contra Reaccón - Alianza (CEPO)	MoE (%)	Resultado
Limpiar el Área ocupada por la FOVUL	Mantener Áreas de denegación	Auditar y bastionar sistemas CIS control IC	65	Parcial
			44	
Atacar posiciones defensivas de FOVUL	Lanzar campañas de STRATCOM	Destruir aeronaves con capacidad AAR VUL	48	Fracaso
			90	
Inutilizar CIAP	Mantener Áreas de denegación	Destruir unidades logísticas de FOVUL	76	Parcial
			96	

Figura 3. Muestra de la tabla de presentación de resultados. Fuente: elaboración propia con datos de la IA)

secuencia óptima a seguir y señala cuáles no alcanzan un umbral mínimo de éxito fijado por el analista (por ejemplo, 85 %). En ese punto, el analista decide el siguiente paso: si considera suficiente la tasa de éxito, puede dar por concluida la confrontación y pasar a otra condición decisiva; si desea mejorar el desempeño, activa la fase de refinamiento iterativo (Soler, 2024).

El refinamiento funciona como un bucle: el usuario examina resultados iniciales, introduce ajustes o nuevas hipótesis operacionales (cambios en sincronización, reasignación de recursos, variación de secuencias, incorporación de apoyos) y la IA reprocesa el problema adaptando el análisis hasta proponer un modelo optimizado más ajustado al entorno.

La evaluación de cada iteración se hace con una tasa de éxito ponderada construida a partir de las MoE. La ponderación se realiza con criterios objetivos definidos para cada efecto deseado, de modo que la evaluación agregue resultados parciales sin perder trazabilidad sobre qué efectos y acciones impulsan el desempeño. Una función adicional del sistema es mostrar la evolución de la tasa de éxito iteración tras iteración, lo que facilita valorar el impacto de cada cambio, detectar estancamientos y decidir si conviene redefinir hipótesis o insistir en la misma línea de ajustes. Así, la confrontación deja de ser una «fotografía» y pasa a ser un proceso de mejora controlada.

La evolución de CEPO en la DC-10 ejemplifica el proceso (figura 4). La evaluación inicial presenta un desempeño moderado: éxito medio del 40 %, éxito parcial del 35 % y fracaso del 25 %. La IA vincula parte de ese rendimiento a dificultades de ejecución por interrupción de líneas logísticas por parte de la OCOA y a una capacidad de adaptación limitada frente a reacciones enemigas. Tras aplicar modificaciones sugeridas, la primera iteración incrementa el éxito al 55 %, reduce el éxito parcial al 30 % y baja el fracaso al 15 %. Aun con la mejora, el diagnóstico sugiere que persisten vulnerabilidades en la fase de consolidación de objetivos, lo que exige ajustes adicionales orientados a sostener los efectos conseguidos y no solo a alcanzar el objetivo inmediato.

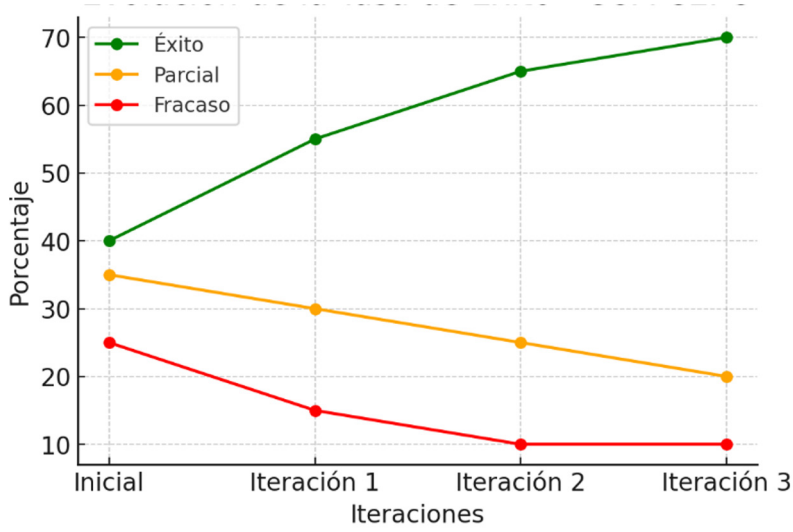


Figura 4. Evolución de la Tasa de éxito de DC-10 COA CEPO. Fuente: elaboración propia con datos de IA

La segunda optimización se centra en mejorar sincronización y consolidación de operaciones. Para reducir tiempos de respuesta ante contraofensivas, la IA recomienda incrementar la sincronización entre maniobras ofensivas y defensivas, buscando una mejor alineación entre el ataque sobre el adversario y la consolidación del terreno. Este ajuste pretende cerrar ventanas de vulnerabilidad en la transición entre fases y facilitar respuestas más rápidas a contraataques. Además, propone reforzar operaciones en profundidad mediante ataques de precisión y acciones que degraden la estructura de mando adversaria, reduciendo su capacidad de reconstitución. De manera complementaria, se sugiere

acompañar el esfuerzo cinético con INFOOPS y STRATCOM para contrarrestar desinformación, erosionar la cohesión y afectar la capacidad de movilización y respuesta del adversario (IEEE, 2020). En conjunto, estas modificaciones buscan mejorar progresivamente el desempeño, coherente con la lógica de iteración y optimización propia de enfoques basados en teoría de juegos.

El ciclo de mejora se repite hasta que el analista considera alcanzada una tasa de éxito suficiente. Completado el proceso, se pasa a la fase de validación y extracción de conclusiones. En esta etapa, se presentan resultados definitivos con puntuaciones basadas en MoE, visualizaciones que reflejan tendencias y conclusiones derivadas del proceso, ya sea por COA o en formato comparativo (Khimeche y De Champs, 2004). Además, el sistema puede ofrecer una primera comparación de cómo se comportan las COA frente a distintas OCOA, lo que amplía el valor del análisis más allá de un único enfrentamiento y favorece el contraste temprano entre alternativas (Lamparth *et al*., 2024). La salida final, por tanto, no es solo un listado de acciones, sino una combinación de evidencia cuantificada y razonamiento estructurado sobre riesgos, oportunidades y secuencias preferibles.

En conjunto, el caso práctico pretende demostrar empíricamente que integrar IA en la confrontación COA vs. OCOA optimiza la toma de decisiones al combinar inteligencia artificial, MoE y teoría de juegos. El enfoque tiende a mejorar precisión y objetividad al desplazar parte de la valoración hacia métricas definidas ex ante y ponderadas de manera trazable. Desde el punto de vista técnico, el uso de minimax con poda alfa-beta hace viable el análisis a gran escala al reducir el árbol de decisiones y concentrar la atención en líneas de acción con mayor calidad potencial (Sokri, 2022). A nivel operativo, el refinamiento iterativo permite identificar riesgos y oportunidades de forma sistemática y ajustar maniobras, recursos y apoyos para incrementar la probabilidad de éxito, en línea con enfoques que destacan el valor del *wargaming* asistido para mejorar coherencia y eficacia de la ejecución (Caffrey, 2022).

En síntesis, el caso práctico muestra una lógica de empleo realista: la IA no sustituye el *wargaming*, sino que lo refuerza. Aporta iteraciones adicionales, estandariza resultados y mejora la trazabilidad, mientras el analista conserva la función de interpretar, cuestionar y decidir. Esta combinación permite que la confrontación sea más exigente y eficiente dentro del ciclo de planeamiento, sin sacrificar la responsabilidad inherente del

comandante, condición central del mando y control en el nivel operacional.

3.3 Resultados comparativos modelo tradicional vs IA

El proceso de confrontación ha evolucionado con la introducción de IA. Mientras que el método tradicional se apoya en la experiencia y el juicio de los analistas, el modelo basado en IA se sustenta en optimización computacional y en medidas de efectividad cuantificables (MoE). En este epígrafe, se comparan ambos enfoques según rapidez, precisión/objetividad y eficiencia de personal. Conviene considerar que el Grupo de Planeamiento (JOPG) del método tradicional integraba personal de los tres ejércitos y la Guardia Civil, y que parte del equipo no tenía experiencia previa en planeamiento operacional.

La diferencia más visible es el tiempo. El método tradicional requiere aproximadamente cincuenta minutos por condición decisiva; aplicado a trece condiciones decisivas, equivale a unas 10,83 horas por analista. En contraste, la IA analiza más de setenta mil combinaciones en menos de treinta minutos, incluidas iteraciones y refinamientos dentro del mismo ciclo (Goecks y Waytowich, 2024). La dedicación con IA se estimó en 6,5 horas por analista, reduciendo alrededor del 40 % la fase de ejecución (figura 5). Si se suma el tiempo de preparación y se multiplica por el personal necesario, el total pasa de 333,67 horas en el método tradicional a ciento dos horas con IA, lo que supone una disminución del 69,4 %. Esta ganancia es coherente con precedentes que integraron IA (p. ej., CADET) en procesos de planeamiento, donde se obtuvieron planes detallados en ~20 minutos frente a ~16 horas-persona del proceso manual, sin degradar la calidad (Rasch *et al*., 2002).

En recursos humanos, el método tradicional precisó de veintiséis oficiales organizados en células RED, BLUE, WHITE, GREEN y apoyo. El método optimizado opera con doce personas y roles definidos para maximizar la interacción hombre-máquina (Wong *et al*., 2019): jugadores por célula que introducen decisiones y contrastan *outputs*; un responsable técnico que mantiene la arquitectura y mitiga el efecto «caja negra»; perfiles de gestión de datos y análisis; facilitación digital para evitar fricciones tecnológicas y apoyo especializado por dominios (logística, ciber, *targeting*, etc.). Esta reducción (-53,8 %) aporta un doble beneficio: disminuye el personal total implicado y libera oficiales de tareas

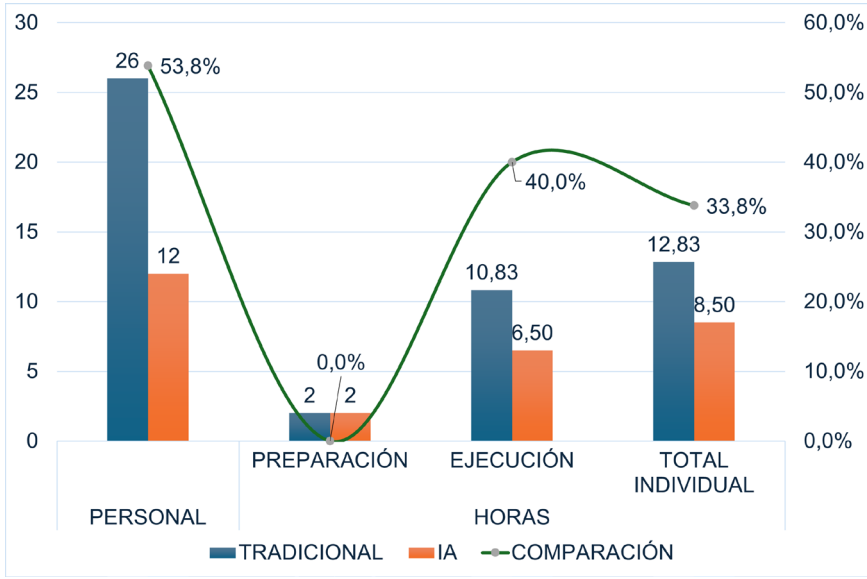


Figura 5. Comparación tiempo invertidos. Fuente: elaboración propia con datos de IA

repetitivas para redirigirlos hacia análisis crítico, planeamiento futuro o control de calidad doctrinal (Knack y Powell, 2023).

La precisión y la profundidad del análisis mejoran por la capacidad iterativa. La figura 5 muestra la evolución de las tasas de éxito por COA antes y después de optimizaciones, evidenciando el efecto positivo en «CEPO» y «APOCALIPSIS». A partir del análisis de MoE, el modelo con IA incrementa la proporción de resultados en niveles de «Éxito» frente al enfoque tradicional. Además, permite iterar el proceso decenas de veces y aplicar ajustes de inmediato: tras tres ciclos, «CEPO» pasa de 40 % a 70 % y «APOCALIPSIS» de 50 % a 80 %, lo que sugiere mayor capacidad para afinar la sincronización de acciones y efectos hacia la condición decisiva objetivo (Reynolds, 2024).

En visualización y comprensión, la IA presenta resultados en tablas, histogramas, diagramas de árbol y comparativos de MoE, facilitando detectar patrones de éxito, vulnerabilidades y acciones de mayor impacto. En el método tradicional, estos productos suelen construirse manualmente tras cada sesión, con mayor consumo de tiempo y riesgo de error interpretativo (Scott y Michell, 2023).

En cuanto a objetividad, el método tradicional se apoya en juicios subjetivos e interpretaciones doctrinales, con mayor exposición a sesgos cognitivos cuando falta experiencia (NATO ACT, 2017). El enfoque con IA integra doctrina, datos históricos y modelos simulados y emplea árboles de decisión con algoritmo minimax y poda alfa-beta (DeBerry *et al*., 2022). Esta aproximación está alineada con Código de buenas prácticas (COBP) de la OTAN, que define que el análisis en los *wargames* debe ser objetivo y riguroso. Asimismo, mejora trazabilidad y reproducibilidad al registrar la lógica de decisión y permitir auditoría y réplica del análisis ante cambios del entorno. También incrementa la flexibilidad operativa al facilitar modificaciones en tiempo real de escenarios y reacciones adversarias.

Ahora bien, los resultados deben interpretarse con prudencia. Una mejora de tasa de éxito no equivale a predicción, sino a desempeño bajo supuestos explícitos. Si los supuestos son erróneos, el resultado puede ser engañoso, aunque sea consistente. Por ello, el valor del enfoque asistido no está en la «certeza», sino en la disciplina analítica. Se ha señalado que la IA aporta valor operativo cuando refuerza el juicio humano y no cuando lo reemplaza.

4 Impacto de la IA en la comparación de líneas de acción

4.1 El rol de la IA en la comparación de líneas de acción

La comparación de líneas de acción es el cierre analítico del planeamiento antes de que el mando seleccione la alternativa recomendada. En esa fase, se ordenan prioridades, se ponderan criterios y se elige la opción con mejor equilibrio entre eficacia, riesgo y sostenibilidad. La inteligencia artificial aporta velocidad, consistencia y trazabilidad cuando se integra con un método multicriterio y se mantiene el control humano. Al descargar trabajo mecánico, el Estado Mayor puede dedicar más tiempo a contrastar supuestos, explicar la recomendación y anticipar objeciones. Ese refuerzo es especialmente útil en entornos multinacionales, donde la doctrina exige justificar cada paso y comparar alternativas con criterios comunes claros (HQ DoA, 2019). En el enfoque tradicional, el grupo de planeamiento parte de criterios definidos por el mando y valora cada alternativa en función de esos criterios. El resultado se suele sintetizar en matrices de decisión y

productos visuales que facilitan el debate y la exposición, como tablas ponderadas o representaciones gráficas de fortalezas y debilidades (Schmitt, 2015). Esta estructura aporta disciplina, pero destaca la acumulación de un «doble sesgo»: el sesgo del comandante al ponderar criterios (intuiciones, presiones externas, cultura organizacional) y el sesgo de los analistas al puntuar COA (familiaridad doctrinal, calidad de la información disponible o sesgos cognitivos inconscientes) (Williams, 2011). Como ambos procesos son multiplicativos (peso × puntuación), el sesgo tiende a amplificarse y puede distorsionar la realidad, afectando a la decisión.

En este contexto, la inteligencia artificial introduce una innovación significativa. Mediante modelos de procesamiento del lenguaje natural entrenados en doctrina OTAN, literatura militar, lecciones identificadas y escenarios históricos, la IA puede apoyar un razonamiento experto más estructurado, transparente y verificable (Garat, 2023). Su propósito no es sustituir el juicio del comandante, sino ampliar su capacidad de análisis, minimizar sesgos, mejorar la trazabilidad y reducir la carga cognitiva, aportando explicaciones de por qué una ponderación o una valoración propuesta resulta razonable a la luz de la evidencia disponible. Este apoyo es especialmente útil en entornos multinacionales, donde la calidad del producto depende de que el razonamiento sea entendible para audiencias con procedencias y culturas operativas diferentes (HQ DoA, 2019).

Una vía práctica de actuación es combinar la IA con métodos multicriterio como el Proceso Analítico Jerárquico (AHP). Este método descompone el problema en niveles, obliga a comparar criterios por pares y transforma preferencias cualitativas en prioridades cuantificables, incorporando, además, un control de coherencia interna (Saaty, 1980). En lugar de preguntar «cuánto pesa cada criterio» de forma directa, se pregunta «qué criterio es más importante entre dos y en qué grado». Al repetir ese ejercicio para todos los pares, se obtiene una jerarquía de pesos que refleja la intención del comandante de manera más estructurada. Frente a asignaciones directas e intuitivas, la IA puede fundamentar esas comparaciones con datos doctrinales, históricos o contextuales extraídos automáticamente de repositorios complejos, reforzando la base empírica del análisis (Farmer, 2022).

Este apoyo reduce debilidades habituales del método tradicional. La primera es la variabilidad entre equipos: dos Estados Mayores distintos pueden ponderar de forma diferente a partir del mismo

conjunto de criterios si no existe una disciplina explícita de comparación. La segunda es el sesgo de disponibilidad: bajo presión, se tiende a sobredimensionar el criterio más visible o el riesgo más reciente, aunque no sea el más decisivo. La tercera es la fragilidad argumental: cuando una autoridad o un actor externo cuestiona la recomendación, el equipo necesita explicar con precisión qué supuestos, qué pesos y qué valoraciones conducen a la conclusión. La IA no elimina esos riesgos, pero puede mitigarlos al exigir que cada comparación quede registrada y al ofrecer explicaciones consistentes para los valores asignados (Vestner, 2024).

Además, la IA puede reducir la carga de trabajo del Estado Mayor. La comparación de líneas de acción en operaciones complejas suele requerir varias iteraciones, productos intermedios y coordinación entre secciones. Automatizar cálculos, generar tablas y producir justificaciones homogéneas permite concentrar el esfuerzo humano en decisiones de fondo: si el criterio está bien definido, si el peso refleja la intención del comandante y si la valoración de cada alternativa es coherente con los resultados de la confrontación.

El rol de la IA, por tanto, no es «elegir» la mejor línea de acción, sino sostener un proceso comparativo más disciplinado, repetible y fácil de explicar. Su contribución se mide por la consistencia de las ponderaciones, la claridad de las justificaciones y la capacidad de repetir el análisis cuando cambian supuestos o restricciones. En un entorno de planeamiento exigente, esa combinación mejora la calidad de la recomendación y refuerza la legitimidad del producto final ante el comandante y ante la organización.

4.2 Comparación de líneas de acción optimizada con IA

La fase de comparación de COA obliga a jerarquizar prioridades operativas en un marco de incertidumbre parcial, tiempo limitado y multiplicidad de variables interdependientes. El empleo de técnicas de decisión multicriterio tiene como objetivo reducir la incertidumbre en contextos donde se deben comparar varias alternativas (COA) bajo criterios múltiples (Hellin, 2020).

El método AHP, desarrollado por Saaty en los años setenta, destaca por su capacidad para descomponer problemas complejos en estructuras jerárquicas. Este hecho permite una comparación clara y coherente entre diferentes alternativas o líneas de acción

(COA) (Saaty, 1980). En el ámbito militar, su aplicabilidad ha sido validada tanto en procesos de adquisición (Ruiz, 2021) como en operaciones, integrar la IA en este proceso no altera su lógica estructural, sino que incrementa su potencia mediante el procesamiento masivo de datos doctrinales, históricos, técnicos y contextuales, facilitando decisiones con mayor evidencia empírica y justificación trazable (Garat, 2023).

A diferencia de modelos puramente cuantitativos, el AHP permite la integración de juicios cualitativos del decisor, que son transformados en valores numéricos a través de comparaciones por pares (Kwok y Lim, 2011). Esta versatilidad lo convierte en una herramienta potente para jerarquizar líneas de acción, atendiendo a criterios definidos por el comandante, tales como bajas, rapidez, flexibilidad, disuasión o protección de civiles.

Sin embargo, su implementación manual adolece de varios problemas: está sujeta a sesgos cognitivos, puede consumir tiempo considerable en situaciones de presión operativa y presenta limitaciones en cuanto a la gestión de grandes volúmenes de datos doctrinales (William, 2011). En este contexto, la integración de la IA con el AHP da lugar a un modelo híbrido que maximiza las fortalezas de ambas aproximaciones: la estructuración jerárquica del AHP y la capacidad de análisis, predicción y evaluación automatizada de la IA elevando la calidad, precisión y robustez de la decisión adoptada (Bossio, 2023).

El proceso de comparación optimizada con IA se estructura en cuatro etapas consecutivas. En la primera etapa se define y representa el problema, a continuación, se evalúan los criterios o subcriterios, dividiéndose en las subetapas de ponderación y valoración de criterios. Seguidamente, se evalúan las alternativas para por último obtenerse la jerarquización final (Saaty, 1980). En cada fase, la IA actúa como sistema de apoyo experto, asistiendo en la recopilación de información, aplicación del AHP y generación de resultados explicables y trazables para el comandante. En esta integración hombre-máquina, reside el verdadero salto cualitativo de la toma de decisiones (Reynolds, 2024).

A continuación, se definirán cada una de estas etapas y como la IA se incorpora a las mismas. En la Etapa 1 (figura 6), de formulación del problema, se descompone el problema de decisión en su jerarquía lógica: objetivo, criterios, subcriterios (si los hubiera) y alternativas (Ruiz, 2021). El objetivo general es seleccionar la COA óptima para cumplir la misión. Los criterios son definidos

por el comandante, y pueden basarse en doctrina (COPD, PDC-5), experiencia previa o condiciones del entorno. Las alternativas son las COA propuestas por el JOPG tras la fase de desarrollo: en

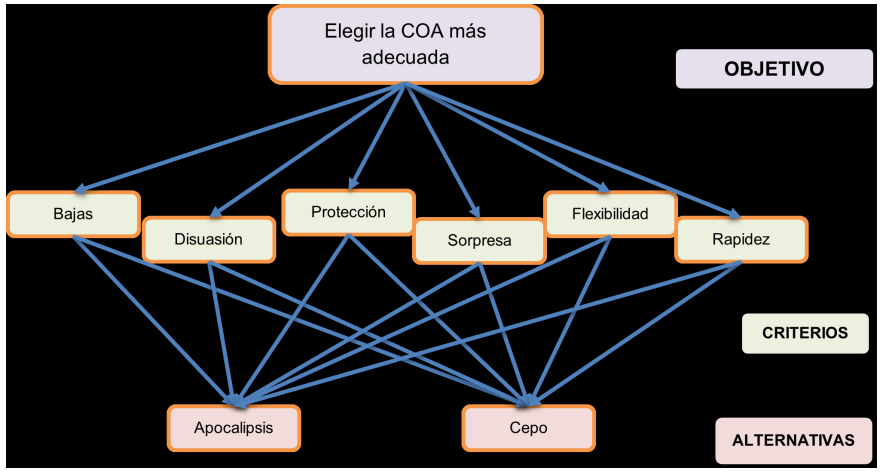


Figura 6. Etapa 1. Selección de alternativas y criterios. Fuente: elaboración propia

el caso práctico del ejercicio CONSTELLATIA, se trabajará con las COA APOCALIPSIS y CEPO.

La IA puede asistir en esta fase sugiriendo criterios que históricamente han sido relevantes en operaciones similares, así como subcriterios derivados, por ejemplo, descomponiendo «bajas» en bajas propias, civiles o de fuerzas aliadas. Esto asegura una representación más completa del problema, especialmente útil en escenarios complejos y multinacionales (DeBerry *et al*., 2024).

La Etapa 2 de evaluación de criterios se realiza la ponderación de los criterios. En el contexto militar, esta ponderación debe reflejar fielmente las prioridades operacionales del comandante. Para lograrlo, se aplica el método AHP utilizando la IA como sistema de apoyo de juicio experto. A través de una matriz de comparación por pares, se valoran las relaciones relativas de importancia entre cada par de criterios (Marks, 2008). La IA actúa como evaluador experto al aplicar reglas doctrinales, aprendizaje histórico y contexto operacional para proponer valores iniciales, detectar incoherencias y justificar los pesos resultantes.

En el método AHP, los criterios se comparan dos a dos preguntándose cuál de los dos es más importante y en qué medida. Esta comparación se realiza utilizando la escala de Saaty, que va del

1 (igual importancia) al 9 (importancia extrema de un criterio sobre otro). Por ejemplo, si el criterio «bajas propias» se considera fuertemente más importante que «rapidez de ejecución», se asignará un valor de 5 en la celda correspondiente. La celda simétrica de la matriz tomará el valor recíproco (1/5). Este procedimiento se repite para todos los pares de criterios.

Para una comparación con n criterios, se construye una matriz cuadrada n x n, siendo cada elemento a_ij la importancia del criterio i respecto al j. Una vez completada, se normaliza cada columna de la matriz dividiendo cada valor por la suma de su columna, y luego se promedia cada fila para obtener el vector de prioridades o pesos relativos. Esta técnica garantiza una distribución coherente de los pesos en función de las comparaciones realizadas (Vargas, 2021).

Para validar la coherencia de estas comparaciones, se aplica el cálculo del Índice de Consistencia (CI) y del Ratio de Consistencia (CR). El CI mide la desviación respecto a una matriz perfectamente coherente. El CR compara este valor con un índice aleatorio (RI) basado en el número de criterios. Si CR < 0.10, se considera que los juicios son aceptablemente coherentes. En caso contrario, se deben revisar las comparaciones realizadas. Este control garantiza que la ponderación no solo refleja las prioridades, sino que lo hace de manera lógica y justificable (Vafaei *et al*., 2020).

La integración de IA en esta fase consiste en delegar a un modelo entrenado en doctrina militar (por ejemplo, COPD, AJP-5) la función de evaluador experto. Gracias a su capacidad para emular un panel de expertos virtuales, puede realizar múltiples rondas de comparación por pares, identificando patrones de consenso y eliminando valores atípicos (Goecks *et al*., 2023). Esta funcionalidad amplía la robustez del sistema y permite reducir la influencia de sesgos individuales. Además, la IA puede detectar inconsistencias, calcular automáticamente el CR y proponer ajustes precisos para mejorar la coherencia, ahorrando tiempo y reduciendo errores humanos.

La Etapa 3 de evaluación de las COA consiste en valorar cómo se comporta cada COA frente a los criterios previamente ponderados. La IA realiza esta función procesando datos provenientes de doctrinas OTAN, simulaciones operacionales, resultados históricos (Lawrence, 2017), indicadores de adiestramiento, cohesión y efectividad (MOE y MOP), y evalúa cada combinación COA-criterio manteniendo la escala de comparación por pares.

Cada puntuación se justifica doctrinalmente y es trazable por parte del comandante. Esto elimina el sesgo del analista y asegura consistencia en todos los escenarios en coordinación con las prioridades del comandante. Este sistema permite que la valoración no dependa de forma exclusiva del juicio humano, sino que sea el resultado de un análisis multifuente, trazable y empíricamente fundamentado (Svoboda y Lande, 2024). La IA actúa, así, como un asesor operacional virtual que combina conocimiento doctrinal, histórico y predictivo, elevando la calidad de la comparación entre COA.

Por último, en la Etapa 4 la IA emite la clasificación jerarquizada de cada COA. Igualmente se incluye una ficha técnica de cada una, donde detalla el cumplimiento de cada criterio, sus riesgos asociados, medidas de mitigación y propuestas de refinamiento si fuera necesario. Esta salida permite una toma de decisión informada, racional y transparente.

La trazabilidad del proceso IA+AHP constituye una ventaja clave en entornos OTAN. El planeamiento multinacional exige justificar cada paso del análisis. Además, este enfoque es escalable: permite integrar más criterios, analizar más COA y realizar simulaciones rápidas bajo distintas premisas, aportando flexibilidad al planeamiento (Reynolds, 2024).

4.2.1 Caso práctico comparación líneas de acción con IA

En un Cuartel General, cuando el tiempo aprieta y la incertidumbre manda, el momento de comparar COA suele ser el punto donde una buena intuición puede salvar una operación… o donde un sesgo silencioso puede inclinar una decisión sin que nadie lo perciba. En este epígrafe, se aplica de manera práctica el modelo hibrido IA+AHP a la etapa de comparación de COA. Al igual que en la fase de confrontación, se toma como base el ejercicio de alta intensidad CONSTELLATIA.

En el caso analizado, se trabajó con dos líneas de acción que perseguían los mismos objetivos operacionales, pero diferían en la forma de alcanzarlos. Una de ellas, denominada APOCALIPSIS, se caracterizaba por una maniobra indirecta y envolvente, con énfasis en la sincronización de fuegos, la decepción y la acción simultánea en varios dominios. La otra, CEPO, proponía una acción más directa, orientada a la concentración de fuerzas y al aprovechamiento del impulso operacional mediante un esfuerzo prioritario en el eje central. La diferencia esencial no era el fin, sino el perfil de riesgo, el ritmo y las dependencias de coordinación.

El estudio se desarrolla siguiendo cuatro etapas metodológicas: representar el problema, ponderar criterios, evaluar alternativas y jerarquizar el resultado final. Cada etapa se refuerza con capacidades analíticas de la IA, entrenada con un corpus doctrinal y técnico amplio (más de dos mil documentos). Con ello se busca que la comparación no dependa únicamente de la intuición del equipo de planeamiento, sino de una base más empírica y defendible.

La primera etapa consiste en construir una jerarquía decisional simple (figura 6): arriba, el objetivo global («seleccionar la mejor COA»); debajo, seis criterios definidos por el comandante y, en el nivel inferior, las dos alternativas. Aunque el AHP permite introducir niveles intermedios y subcriterios para descomponer problemas complejos, se optó por la versión más simple para replicar el procedimiento doctrinal y facilitar una comparación objetiva entre enfoques (Kasperczyk y Knickel, 2022).

Con el marco definido, la segunda etapa se centra en la ponderación de los criterios aplicando la técnica AHP asistida por IA. Se construye una matriz de comparación por pares siguiendo la escala de Saaty: criterio contra criterio, estableciendo cuál pesa más y en qué grado. La aportación de la IA en esta fase es ayudar a convertir intuiciones en comparaciones justificadas, apoyándose en doctrina OTAN, lecciones identificadas, información contextual aportada por inteligencia (J2), antecedentes históricos y simulaciones coherentes con el entorno. La clave no es solo asig-

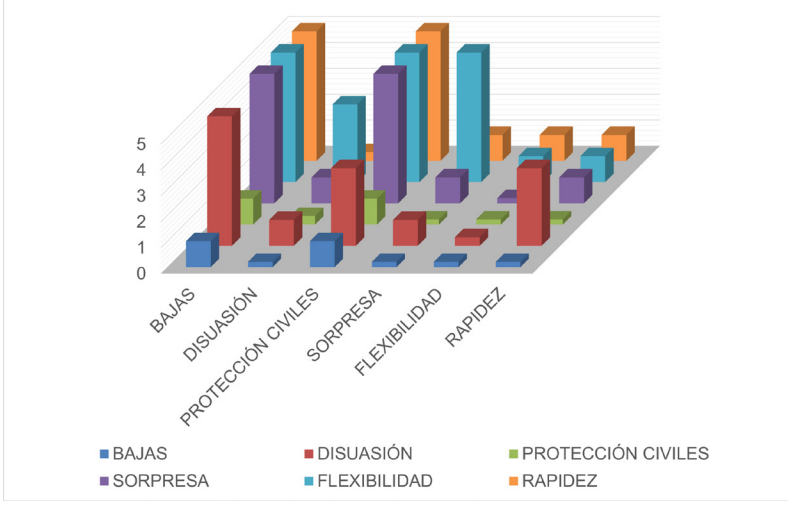


Figura 7. Matriz comparada por pares. Fuente: elaboración propia con datos de la IA

nar números, sino sostenerlos con razones verificables dentro del marco operativo y doctrinal disponible (figura 7).

El control de consistencia tuvo aquí un papel práctico. Una matriz de comparaciones puede resultar aparentemente razonable y, sin embargo, contener contradicciones. El índice de consistencia obliga a revisar comparaciones si la estructura lógica no se sostiene, lo que protege al proceso de preferencias arbitrarias (Salomon y Gomes, 2024). La IA facilita esta revisión porque identifica qué pares generan la inconsistencia y propone ajustes mínimos para recuperar coherencia, de modo que el resultado conserve el sentido original del mando.

Un ejemplo ayuda a entender cómo se traduce ese apoyo en decisiones concretas. En el escenario del ejercicio, el criterio de protección de civiles o bajas propias adquirió un peso dominante, por su impacto en la continuidad del esfuerzo y en la legitimidad política de la operación. La IA vinculó esa prioridad a doctrina aliada y a lecciones de campañas recientes, donde el coste humano condicionó el margen de maniobra y la aceptación pública (CCOE, 2024). De forma similar, la valoración de criterios asociados a sorpresa y disuasión se apoyó en precedentes de presencia avanzada aliada, en los que la percepción del compromiso influye en el cálculo del oponente (Palavenis, 2024). Estas referencias no sustituyeron el juicio del equipo, pero facilitaron coherencia y consenso. Además, permitió justificar por escrito cada preferencia inicial y revisar rápidamente comparaciones inconsistentes.

La tercera etapa comparó las dos líneas de acción respecto a cada criterio. Este paso es el puente entre la intención del mando y la realidad del escenario: obliga a declarar, criterio a criterio, cuál alternativa ofrece mejor desempeño y en qué grado. La IA se empleó como asistente para fundamentar cada valoración, devolviendo una explicación basada en evidencia del propio escenario, en referencias doctrinales y registros históricos de operaciones similares, lo que reduce el riesgo de asignar números sin contexto.

En términos operacionales, la fase permitió distinguir entre ventajas de diseño y ventajas circunstanciales. Una línea de acción puede parecer superior porque promete rapidez, pero si su éxito depende de supuestos frágiles, esa rapidez puede traducirse en vulnerabilidad. Por el contrario, una alternativa más lenta puede ser preferible si mantiene flexibilidad, reduce exposición y sostiene legitimidad del esfuerzo. El método obliga a hacer explícitas

estas compensaciones y a vincularlas con pesos de criterios previamente definidos, evitando que la discusión se convierta en un intercambio de impresiones.

El modelo generó un vector de prioridades para las alternativas, resultado de las comparaciones por criterios y de los pesos

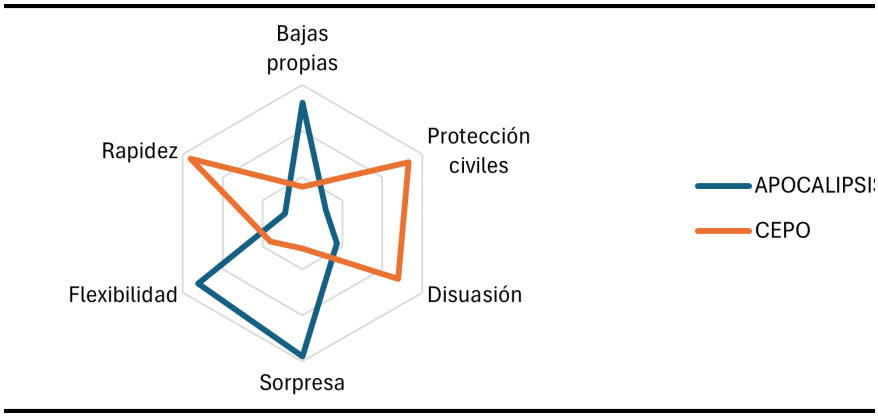
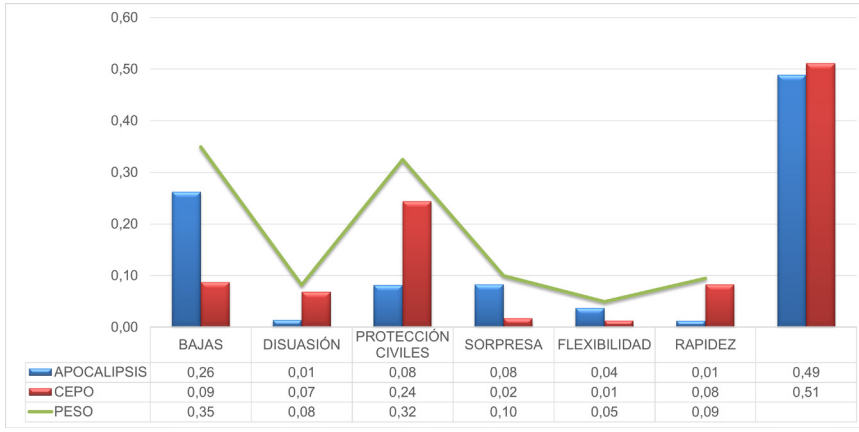


Figura 8. Vector propio de las líneas de acción. Fuente: elaboración propia con datos de IA

obtenidos (figura 8). Este vector, que puede interpretarse como una preferencia global, no es un veredicto automático, es un producto trazable que muestra cuánto contribuye cada criterio al resultado final.

La cuarta etapa convierte todo lo anterior en una recomendación cuantificada: la síntesis ponderada donde se multiplica el desempeño relativo de cada COA en cada criterio (Etapa 3) por el peso de ese criterio (Etapa 2) y se suman los productos para cada alternativa (Vargas, 2010). Este cálculo integra las preferencias del comandante (expresadas en pesos) con la evaluación comparativa de alternativas, generando una puntuación total de adecuación global a los objetivos operacionales. La figura 9 presenta la matriz de síntesis con valores ponderados. Con la finalización de esta cuarta etapa, se cierra el ciclo del modelo AHP asistido por IA.

En la práctica, la comparación asistida por IA aportó tres mejoras observables. La primera fue velocidad con disciplina, en la que se redujo el tiempo dedicado a construir matrices y a recalcular pesos, sin perder el control de consistencia. La segunda fue coherencia, el proceso mantuvo un hilo lógico entre intención del



	BAJAS	DISUASIÓN	PROTECCIÓN CIVILES	SORPRESA	FLEXIBILIDAD	RAPIDEZ	
APOCALIPSIS	0,26	0,01	0,08	0,08	0,04	0,01	0,49
CEPO	0,09	0,07	0,24	0,02	0,01	0,08	0,51
PESO	0,35	0,08	0,32	0,10	0,05	0,09	

Figura 9. Jerarquización de las líneas de acción. Fuente: elaboración propia con datos de IA

comandante, pesos de criterios, valoraciones por criterio y resultado. La tercera fue capacidad de explicación, cada valor asignado podía vincularse a una justificación y, por tanto, defenderse ante preguntas críticas.

También se identificaron límites que condicionan el empleo. El modelo puede amplificar errores si los criterios están mal definidos, si las valoraciones se alimentan con supuestos incorrectos o si la evidencia del escenario es incompleta. Por eso, el control del analista se mantuvo en tres puntos: validación del conjunto de criterios, revisión de comparaciones por pares y contraste de valoraciones de alternativas. El sistema apoya, pero la responsabilidad de aceptar un peso o una valoración sigue siendo del equipo y del mando.

Un aspecto relevante fue el efecto sobre el debate del grupo de planeamiento. Con el enfoque tradicional, parte del tiempo se consume en acordar pesos y en reconstruir por qué se asignó una puntuación. Con el enfoque asistido, el debate se desplazó hacia preguntas de fondo: qué criterio refleja mejor la intención del mando, qué riesgos son inaceptables y qué medidas mitigadoras podrían cambiar la valoración de una alternativa. En ese sentido, la IA no añadió una capa tecnológica, sino un mecanismo para centrar el tiempo del grupo de planeamiento en juicio y decisión.

Finalmente, el caso práctico mostró que el resultado más valioso no es el *ranking* en sí, sino la claridad sobre sus causas. Cuando la jerarquía favorece a una alternativa, el equipo puede ver si la razón es una ventaja sostenida en criterios clave o una dependencia excesiva de un único criterio. Esta lectura permite refinar

la alternativa seleccionada y preparar la argumentación para su presentación. En un entorno aliado, donde la recomendación debe ser entendible por diferentes actores, esa trazabilidad refuerza la legitimidad del proceso y mejora la calidad de la directiva posterior (CCOE, 2024).

4.3 Resultados comparativos modelo tradicional vs IA

La elección de la mejor COA es uno de los momentos más críticos del proceso de planeamiento operacional. El contraste entre el método tradicional y el modelo asistido por IA se aprecia, ante todo, en la forma de construir y sostener la recomendación.

En el enfoque tradicional, la comparación se basó en una matriz ponderada donde el equipo asigna valores a cada alternativa conforme a criterios definidos por el mando y, a partir de esa síntesis, el comandante decide. En este modelo, la COA APOCALIPSIS fue seleccionada como la más adecuada, al obtener una puntuación total de 66 puntos frente a los 41 de la COA CEPO.

La comparación se realizó según los seis criterios seleccionados por el comandante. Cada criterio recibió un peso asignado subjetivamente, y cada COA fue valorada del 1 al 3 según su rendimiento en ese criterio. Al multiplicar el peso por la puntuación y sumar los resultados, APOCALIPSIS obtuvo una ventaja significativa. Esta metodología, si bien estructurada, está fuertemente condicionada por el juicio humano, lo que introduce un doble sesgo: el del comandante al ponderar los criterios, y el de los analistas al valorar las alternativas. Dado que ambos elementos se multiplican, el sesgo se ve también amplificado, pudiendo distorsionar el resultado final.

Por el contrario, el modelo híbrido propuesto en este trabajo combina el método AHP con IA, permitiendo una asignación empírica de pesos y valoraciones a partir de análisis doctrinal, evaluación cuantitativa y antecedentes operativos. En este modelo, los criterios se ponderan mediante comparaciones por pares fundamentadas en datos doctrinales y contextuales (COPD, AJP-5, historial de combates, potencia de combate relativa, evaluación de capacidades de las fuerzas implicadas, etc.) (Torres, 2009). De igual modo, las COA se comparan según cada criterio con una base empírica y reproducible.

Al aplicar este modelo al caso CONSTELLATIA, los resultados se invierten. La COA CEPO obtiene una puntuación final de 0,5105

frente al 0,4895 de APOCALIPSIS. La diferencia es estrecha, pero relevante (figura 10). Este resultado se explica principalmente por la distinta ponderación de los criterios. Por un lado, el modelo tradicional dio una prioridad máxima al criterio de bajas propias (40 % del peso), seguido del criterio de disuasión y protección de civiles (20 % de peso cada uno). Por otro lado, el modelo AHP+IA

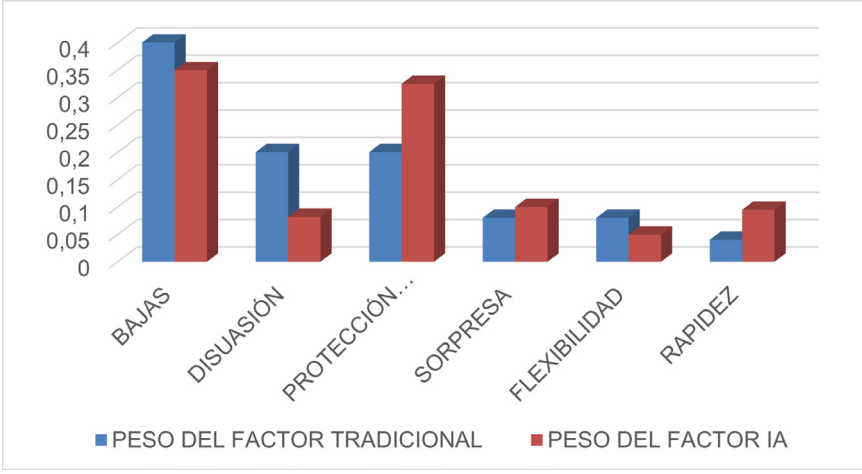


Figura 10. Comparación criterios ambos modelos. Fuente: elaboración propia

equilibra la importancia entre bajas y protección de civiles, otorgando a estos dos criterios un peso relativo del 60 % del total. Esta redistribución se justifica en base a experiencias recientes en conflictos urbanos e híbridos, donde la rapidez y la protección civil tienen un impacto directo sobre la legitimidad y sostenibilidad de la operación (Lawrence, 2017).

Asimismo, en el modelo tradicional se valora a APOCALIPSIS como más favorable en la mayoría de los criterios, mientras que en el modelo AHP+IA, CEPO sobresale en disuasión, protección civil y rapidez, tres criterios decisivos en el contexto de CONSTELLATIA, donde la explotación del *momentum* operacional y la consolidación del control territorial son claves para alcanzar la estabilidad de la región. La IA fundamenta esta valoración en datos objetivos sobre el despliegue de fuerzas, niveles de adiestramiento, probabilidad de éxito de cada COA y simulaciones doctrinales.

En síntesis, la comparación entre ambos modelos revela el valor añadido que aporta la integración de IA al proceso de decisión militar. No solo se consigue una mayor objetividad y trazabilidad, sino que se facilita la comprensión de por qué una COA es más adecuada que otra, permitiendo al comandante tomar una decisión informada y fundamentada en datos. Este caso práctico valida empíricamente la utilidad del modelo propuesto y abre la puerta a su incorporación doctrinal futura en el planeamiento operacional de la Alianza.

5 Conclusiones

El planeamiento operacional se sostiene sobre una tensión permanente, la necesidad de decidir con rapidez y la obligación de justificar esas decisiones con rigor, especialmente cuando la operación es conjunta y multinacional. En ese marco, la inteligencia artificial no aparece como un atajo que reemplace el juicio del mando, sino como un multiplicador de análisis cuando se integra en métodos ya aceptados. La experiencia descrita muestra que su valor crece cuando se emplea para ampliar iteraciones, reducir trabajo mecánico y mantener un registro trazable de supuestos, decisiones y resultados, en línea con las exigencias doctrinales del proceso.

En la confrontación, el aporte principal se sitúa en la capacidad de explorar más trayectorias de enfrentamiento sin consumir el tiempo del Estado Mayor. El *wargaming* tradicional sigue siendo insustituible para construir entendimiento compartido, identificar decisiones críticas y captar matices del adversario, pero se ve limitado por el número de iteraciones posibles y por la variabilidad inherente a sesiones sucesivas. La asistencia de IA permite ejecutar rondas adicionales bajo supuestos comunes, registrar patrones de fallo y orientar el debate humano hacia los puntos donde el plan es más frágil. En vez de competir con el *wargaming*, lo refuerza, convierte la confrontación en un ciclo más repetible, donde cada ajuste se evalúa y queda documentado.

En la comparación, el beneficio es aún más visible porque se apoya en un método formal. El Proceso Analítico Jerárquico ofrece un marco que traduce la intención del mando en pesos de criterios y obliga a comparar alternativas con disciplina, incorporando un control de coherencia interna. Cuando la IA se integra como asistente experto, puede acelerar la construc-

ción de matrices, proponer comparaciones iniciales coherentes con doctrina y contexto, y devolver explicaciones estructuradas que facilitan la rendición de cuentas. El resultado no es una «decisión automática», sino una recomendación más fácil de explicar: se ve qué criterios determinan el *ranking* y qué cambios de prioridad serían necesarios para invertirlo.

La lección operativa más importante es que la IA aporta valor cuando aumenta la capacidad de explicación del proceso, no cuando promete certeza. La comparación de líneas de acción, por definición, trabaja con incertidumbre. Por ello, el indicador de calidad no es que el modelo «acierte» el futuro, sino que el Estado Mayor pueda defender por qué recomienda una alternativa, qué riesgos acepta y qué supuestos considera críticos. Ese enfoque encaja con la cultura doctrinal del planeamiento, que exige coherencia, transparencia y capacidad de revisión cuando cambian restricciones o se reciben nuevas directrices.

Al mismo tiempo, el empleo introduce condiciones de prudencia. Un sistema capaz de producir matrices, pesos y gráficos con rapidez puede amplificar errores si se alimenta con criterios ambiguos, supuestos implícitos o datos incompletos. La calidad de entrada es, por tanto, una responsabilidad del equipo, definir criterios sin solapes, explicitar restricciones, validar comparaciones por pares y contrastar valoraciones con productos del propio planeamiento. Los controles del método, como el índice de consistencia, ayudan a detectar incoherencias, pero no reemplazan la verificación humana del sentido operacional. En esta integración hombre-máquina reside la garantía de que la velocidad no degrade el rigor.

El caso de Constellatia permite extraer una implicación práctica adicional: la IA desplaza el esfuerzo del grupo de planeamiento desde la producción hacia la interpretación y análisis. Cuando los cálculos y los productos intermedios se generan con más rapidez, se gana tiempo para discutir lo importante: si los criterios reflejan la intención del comandante, si las medidas mitigadoras cambian el perfil de riesgo, o si la alternativa seleccionada depende de supuestos frágiles. Este desplazamiento es especialmente valioso en ejercicios y operaciones donde el ritmo obliga a iterar varias veces. En términos de mando, significa más tiempo para juicio, y menos para tareas de oficina.

Por otro lado, la trazabilidad de un modelo basado en comparaciones por pares facilita explicar por qué un criterio pesa más,

cómo se valoró una alternativa y qué evidencia lo sustenta. Esa transparencia reduce fricción entre secciones y entre naciones porque convierte desacuerdos difusos en discrepancias concretas, se debate un peso o una comparación, no un resultado global opaco. Además, al conservar un registro de entradas y salidas, el equipo puede repetir el análisis cuando cambian premisas sin volver a empezar, lo que mejora la continuidad del proceso de planeamiento.

Desde la perspectiva de transformación, el empleo de IA en confrontación y comparación se alinea con el impulso de modernización doctrinal y de gestión del conocimiento. La doctrina nacional y aliada subraya la necesidad de integrar información de múltiples dominios y de sostener decisiones con productos coherentes.

Cabe destacar que teniendo en cuenta el nivel de desarrollo tecnológico actual no se pretende que la IA reemplace la decisión humana. Su papel es el de un «multiplicador cognitivo», ofreciendo capacidad de análisis ampliada, pero siempre bajo la supervisión y validación humana. Sin embargo, es coherente afirmar que la capacidad de aprendizaje de la IA hace posible que se reduzcan los tiempos de refinamiento dentro del ciclo de decisión. El caso práctico validó la utilidad del modelo propuesto, demostrando su fiabilidad y superioridad frente al enfoque tradicional en términos de objetividad y fundamentación de la decisión.

Un último aspecto es la gobernanza del dato y del modelo. La utilidad de la IA depende de que las entradas sean pertinentes, estén controladas y puedan auditarse. En *wargaming* analítico, se insiste en capturar datos de las iteraciones para comparar resultados y mejorar modelos. Del mismo modo, el apoyo con IA exige definir fuentes autorizadas y trazabilidad de cada salida.

En conjunto, los resultados sostienen una tesis sencilla: la inteligencia artificial incrementa la calidad del planeamiento cuando se integra en la disciplina del proceso, no cuando se usa como sustituto. En confrontación, amplía iteraciones y revela patrones; en comparación, aporta coherencia y capacidad de explicación; en ambos casos, libera tiempo para el juicio profesional del Estado Mayor y mejora de forma evidente la calidad, rapidez, objetividad y precisión de la toma de decisiones. El valor último no es la automatización, sino la mejora de la decisión.

Bibliografía

Alberts, D. S. y Hayes, R. E. (2007). Planning: Complex Endeavors [en línea]. CCRP. [Consulta: 2026]. Disponible en: http://www.dodccrp.org/events/12th_ICCRTS/Papers/105.pdf

Allen, G. C. y Chan, T. (2017). Artificial Intelligence and National Security [en línea]. Belfer Center for Science and International Affairs, Harvard Kennedy School. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://www.belfercenter.org

Araya, D. y King, M. (2022). The Impact of Artificial Intelligence on Military Defence and Security. *CIGI Papers*. N.º 263.

Asarta Cuevas, A. (2021). El nivel operacional. Monografías 149 [en línea]. Madrid, Ministerio de Defensa, Centro Conjunto de Desarrollo de Conceptos. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://publicaciones.defensa.gob.es/media/downloadable/files/links/m/o/monograf_a_149_el_nivel_operacional.pdf

Bender, E. M. et al. (2021). On the Dangers of Stochastic Parrots: Can Language Models Be Too Big? [en línea]. FAccT '21: Proceedings of the 2021 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://dl.acm.org/doi/10.1145/3442188.3445922

Berwick, R. (2011). Game trees, minimax, & alpha-beta search. Recitation 3, 6.034 Artificial Intelligence [en línea]. Massachusetts Institute of Technology. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://web.mit.edu/6.034/wwwbob/handout3-fall11.pdf

Bossio Ballesteros, V. E. (2023). La Inteligencia Artificial en el Ámbito Militar: Una Herramienta Relevante y Útil [en línea]. Revista Seguridad y Poder Terrestre. 2(3), pp. 53-61. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://ceeep.mil.pe/2023/10/26/la-inteligencia-artificial-en-el-ambito-militar-una-herramienta-relevante-y-util/

Brown, T. et al. (2020). Language Models are Few-Shot Learners [en línea]. OpenAI. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://arxiv.org/pdf/2005.14165.pdf

Burrell, J. (2016). How the Machine 'Thinks': Understanding Opacity in Machine Learning Algorithms [en línea]. Big Data & Society. 3(1), pp. 1-12. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2660674

Caffrey, M. (2022). Wargaming vs. Modeling and Simulation: Ancient Roots, Modern Overlap, Recent Friction and Potential Synergies [en línea]. En: *STO-TR-SAS-139 – NATO Analytical*

War Gaming: Innovative Approaches for Data Capture, Analysis and Exploitation. Capítulo 9. NATO Science and Technology Organization. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://publications.sto.nato.int/publications/STO%20Technical%20Reports/STO-TR-SAS-139/$$TR-SAS-139-ALL.pdf

Carrasco, B. (2024). La Armada dotará de gemelos digitales a los submarinos S-80, fragatas F-100 y cazaminas [en línea]. Infodefensa. [Consulta: 2026]. Disponible en: La Armada dotará con gemelos digitales a los submarinos S80, las fragatas F100 y los cazaminas

Chance, G. *et al*. (2023). Using AI in Wargaming Simulation as a Multi-Domain Decision Support Tool. NATO Science and Technology Organization.

CIMIC Centre of Excellence (CCOE). (2024). *CIMIC Handbook. Civil-Military Cooperation Centre of Excellence* [en línea]. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://www.cimic-coe.org/handbook-entries/welcome-to-the-cimic-handbook/

Comisión Europea. (2025). La UE pone en marcha la iniciativa InvestAI para movilizar 200.000 millones de euros [en línea]. Comisión Europea. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://ec.europa.eu/commission/presscorner/detail/es/ip_25_467

Coomber, N. (2009). COA Wargaming is No Black Art [en línea]. Army Technology. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://www.army-technology.com/features/feature50512/

Coutts, A., Williams, P. y Knoll, J. (2022). Enabling Analytical Wargaming Through Operations Analysis [en línea]. En: NATO Analytical War Gaming – Innovative Approaches for Data Capture, Analysis and Exploitation. Final Report of the Research Task Group SAS-139. STO-TR-SAS-139. NATO Science and Technology Organization. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://costsofwar.watson.brown.edu/sites/default/files/papers/Crawford-Civilian-Death-and-Injury-Iraq.pdf

Crawford, N. C. (2011). Civilian Death and Injury in Iraq, 2003-2011 [en línea]. Watson Institute for International and Public Affairs, Brown University. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://scholar.afit.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=6043&context=etd

DeBerry, C. et al. (2022). The Wargame Commodity Course of Action Automated Analysis Method [en línea]. En: NATO Science and Technology Organization. NATO Analytical Wargaming – Innovative Approaches for Data Capture, Analysis and

Exploitation (STO-TR-SAS-139). [Consulta: 2026]. Disponible en: Home | NATO Science and Technology Organization

De Rosa, F. (2022). A Perspective on Automation and Autonomy for Analytical Wargaming [en línea]. En: NATO Analytical War Gaming: Innovative Approaches for Data Capture, Analysis and Exploitation. Capítulo 4. STO-TR-SAS-139. NATO Science and Technology Organization. Disponible en: https://publications.sto.nato.int/publications/STO%20Technical%20Reports/STO-TR-SAS-139/$$TR-SAS-139-ALL.pdf

DOPE. (2024a). *Libro Asignatura 13. Planeamiento de Operaciones Conjuntas*. (Adaptado a la COPD v 3.1 de 13 de octubre de 2023). XXVI Curso de Estado Mayor de las Fuerzas Armadas Españolas. Madrid, Centro Superior de Estudios de la Defensa Nacional (CESEDEN).

—. (2024b). *Ejercicio Constellatia 1.ª Fase 2025. Documentación operativa*. XXVI Curso de Estado Mayor de las Fuerzas Armadas Españolas. Madrid, Centro Superior de Estudios de la Defensa Nacional (CESEDEN).

Dupuy, T. N. (1979). Numbers, Predictions and War: Using History to Evaluate Combat Factors and Predict the Outcome of Battles. Indianapolis, Bobbs-Merrill.

Farmer, M. S. (2022). Four-Dimensional Planning at the Speed of Relevance: Artificial-Intelligence-Enabled Military Decision-Making Process [en línea]. Military Review. Army University Press, pp. 64-73. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://www.armyupress.army.mil/Journals/Military-Review/English-Edition-Archives/November-December-2022/

Farnell, R. y Coffey, K. (2024). AI's New Frontier in War Planning: How AI Agents Can Revolutionize Military Decision-Making [en línea]. Belfer Center for Science and International Affairs. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://www.belfercenter.org/research-analysis/ais-new-frontier-war-planning-how-ai-agents-can-revolutionize-military-decision

Fernández Diz, A. (2024). El juego de la guerra (wargaming) y su inevitable importancia en el presente y en el futuro de nuestras fuerzas armadas [en línea]. Academia de las Ciencias y Artes Militares. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://www.acami.es/wp-content/uploads/2024/11/El-juego-de-la-guerra-y-las-fuerzas-armadas-web.pdf

Garat González, J. M. (2023). La inteligencia artificial como factor de transformación de las operaciones militares en el nivel

operacional [en línea]. En: Monografía 158. Selección de los ocho mejores trabajos de fin de curso del XXIV CEMFAS y el mejor trabajo de fin de curso del XVI CSIFAS en el año escolar 2022-2023 impartido en el CESEDEN. Madrid, Ministerio de Defensa, Escuela Superior de las Fuerzas Armas. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://publicaciones.defensa.gob.es/media/downloadable/files/links/m/o/monog rafia_158_xxiv_cemfas.pdf

Goecks, V. y Waytowich, N. (2022). COA-GPT: Transformadores Generativos Preentrenados para el Desarrollo Acelerado del Curso de Acción en Operaciones Militares [en línea]. University of Maryland. [Consulta: 2026]. Disponible en: arXiv:2402.01786v2 [cs.AI].

Goecks, V. G. *et al*. (2023). On games and simulators as a platform for development of artificial intelligence for command and control. *Journal of Defense Modeling and Simulation*. 20(4), pp. 495-508. DOI: 10.1177/15485129221083278

Gómez Gómez, C. (2016) *Tutor de algoritmos de juegos: Adversarial Search Tutor* [trabajo fin de grado] [en línea]. Universidad de Málaga. [Consulta: 2026]. Disponible en: http://hdl.handle.net/10630/12713

Grupo Ético Comisión Europea. (2018). *Declaración sobre Inteligencia Artificial, Robótica y Sistemas Autónomos* [en línea]. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://data.europa.eu/doi/10.2777/531856

Hellín Vegas, A. (2020). Estudio de posibles implementaciones en el BMS (Battle Management System) [trabajo fin de grado] [en línea]. Universidad de Zaragoza. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://zaguan.unizar.es/record/101057/files/TAZ-TFG-2020-4423.pdf

HQ Department of the Army (HQ DoA). (2019). ATP 2-01.3 Intelligence Preparation of the Battlefield/Battlespace [en línea]. US Army. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://home.army.mil/wood/application/files/8915/5751/8365/ATP_2-01.3_Intelligence_Preparation_of_the_Battlefield.pdf

Instituto Español de Estudios Estratégicos (IEEE). (2020). Implicaciones del ámbito cognitivo en las operaciones militares [en línea]. Ministerio de Defensa de España, CESEDEN. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://emad.defensa.gob.es/Galerias/CCDC/files/IMPLICACIONES_DEL_AMBITO_COGNITIVO_EN_LAS_OPERACIONES_MILITARES.pdf

Khimeche, L. y Champs, P. de. (2004). M&S in Decision Support for Course of Action Analysis: APLET [en línea]. En: *RTO-MP-MSG-028 – Modelling and Simulation to Address NATO's New and Existing Military Requirements, Koblenz*. Alemania, NATO Research and Technology Organisation. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://publications.sto.nato.int/publications/STO%20Meeting%20Proceedings/RTO-MP-MSG-028/MP-MSG-028-04.pdf

Knack, A. y Powell, R. (2023). Artificial Intelligence in Wargaming: An evidence-based assessment of AI applications [en línea]. CETaS Research Reports. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://cetas.turing.ac.uk/publications/artificial-intelligence-wargaming

Krivokuća, M. (2019). Minimax with Alpha-Beta Pruning in Python [en línea]. Stack Abuse. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://stackabuse.com/minimax-and-alpha-beta-pruning-in-python/

Kwok, Y. F. y Lim, H. S. (2011). Using Analytic Hierarchy Process with Operations Analysis in Project Evaluation [en línea]. Defence Science and Technology Agency (DSTA). [Consulta: 2026]. Disponible en: https://www.dsta.gov.sg/docs/default-source/dsta-programmes/using-analytic-hierarchy-process-with-operations-analysis-in-project-evaluation.pdf

Instituto Tecnológico de Nuevo Laredo (ITNL). (2005). Minimax [en línea]. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://nlaredo.tecnm.mx/takeyas/Apuntes/inteligencia%20artificial/Apuntes/tareas_alumnos/Minimax/Minimax(2005-II-A).pdf

Lamparth, M. et al. (2024). Human vs. Machine: Behavioral Differences Between Expert Humans and Language Models in Wargame Simulations [en línea]. arXiv:2403.03407v1 [cs.CY]. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://arxiv.org/abs/2403.03407v1

Lawrence, C. A. (2017). *War by Numbers: Understanding Conventional Combat*. Potomac Books.

Marks, H. A. (2008). Robust Sensitivity Analysis of Courses of Action Using an Additive Value Model [en línea]. Air Force Institute of Technology. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://scholar.afit.edu/etd/2813/

Ministerio de Defensa. (2023). *PDC-5. Planeamiento de las operaciones*. Madrid, Ministerio de Defensa, Estado Mayor de la Defensa.

—. (2024). *PDC-01(B). Doctrina para el Empleo de las Fuerzas Armadas*. Ministerio de Defensa, Secretaría General Técnica.

Minutolo, V. (2021). Use of Analytic Hierarchy Process Modeling in the Military Decision-Making Process for Course of Action Evaluation and Unit Cohesion [en línea]. En: Proceedings of 7th International Symposium on the Analytic Hierarchy Process. Bali. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://www.researchgate.net/publication/351446225_USE_OF_ANALYTIC_HIERARCHY_PROCESS_MODELING_IN_THE_MILITARY_DECISION_MAKING_PROCESS_FOR_COURSE_OF_ACTION_EVALUATION_AND_UNIT_COHESION

Nantes, E. A. (2019). Método Analytic Hierarchy Process para la toma de decisiones: repaso de la metodología y aplicaciones [en línea]. Investigación Operativa. 27(46), pp. 54-73. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://repositoriodigital.uns.edu.ar/handle/123456789/6060

NATO. (2017). The NATO Alternative Analysis Handbook. 2.ª ed. Norfolk, Allied Command Transformation [en línea]. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://www.act.nato.int/wp-content/uploads/2023/05/alta-handbook.pdf

NATO Science and Technology Organization (STO). (2022). NATO Analytical War Gaming – Innovative Approaches for Data Capture, Analysis and Exploitation. Final Report of the Research Task Group SAS-139 [en línea]. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://publications.sto.nato.int/publications/STO%20Technical%20Reports/STO-TR-SAS-139/$$TR-SAS-139-ALL.pdf

NATO Standardization Office (NSO). (2019). *Allied Joint Doctrine for the Planning of Operations. AJP-05*. Edition A, Version 2. NSO.

—. (2023). Comprehensive Operations Planning Directive (COPD) v3.1. NSO.

Nonnenmacher, W. (2004). An Expert System Based Approach to Analyse the Underlying Structure of a Multilateral Crisis [en línea]. En: *RTO NMSG Symposium on "Modelling and Simulation to Address NATO's New and Existing Military Requirements". RTO-MP-MSG-028*. Koblenz. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://publications.sto.nato.int/publications/

STO%20Meeting%20Proceedings/RTO-MP-MSG-028/MP-MSG-028-$$ALL.pdf

Ouyang, L. et al. (2022). Training language models to follow instructions with human feedback [en línea]. arXiv:2203.02155v1 [cs.CL]. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://arxiv.org/abs/2203.02155

Palantir Technologies. (2025). Gotham [en línea]. Palantir Technologies. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://www.palantir.com/platforms/gotham/

Palavenis, D. (2024). NATO Enhanced Forward Presence in the Baltics: The Nexus Between the Host and the Framework Nation [en línea]. Security and Defence Quarterly. 49(1), 74-97. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://www.researchgate.net/publication/386042637_NATO_enhanced_forwar_presence_in_the_Baltics_The_nexus_between_the_host_and_the_framework_nation

Quevedo, J. R. y Quevedo, E. G. (2021). Árbol de juegos: Del algoritmo Minimax con poda α-β al algoritmo Montecarlo Tree Search. Fuerza bruta vs. Aleatoriedad [en línea]. Formación del Profesorado e Investigación en Educación Matemática XIII, pp. 169-203. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://accedacris.ulpgc.es/bitstream/10553/121232/1/183-602-1-PB.pdf

Rasch, R., Kott, A. y Forbus, K. D. (2002). AI on the Battlefield: An Experimental Exploration [en línea]. Proceedings of the Eighteenth National Conference on Artificial Intelligence (AAAI-02). Association for the Advancement of Artificial Intelligence, pp. 878-884. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://cdn.aaai.org/AAAI/2002/AAAI02-134.pdf

Reynolds, I. J. (2024). *AI Enabled Command in the United States: Rhetorical Contestation and Solving the Problems of Speed and Knowledge in War* [tesis doctoral inédita]. Washington D.C., American University.

Richardson, H. (2004). *Measures of Effectiveness (MOE) and Effects-Based Operations (EBO) in the Headquarters ARRC. The Cornwallis Group IX: Analysis for Stabilization and Counter-Terrorist Operations*. Canadian Peacekeeping Press. [Consulta:2026]. Disponible en: https://www.abebooks.co.uk/Cornwallis-Group-Analysis-Stabilization-Counter-Terrorist-Operations/31907322697/bd

Ritter, C. (2018). NATO School Crisis Management Exercise Scenario [en línea]. En: 18th International Kyiv Week "Reshaping NATO's Porture for 21th Century Challnge". Course Guide. NATO Defense College, NATO School Oberammergau y Universidad Nacional de Defensa de Ucrania. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://nuou.org.ua/assets/documents/booklet-int-week-eng-2018.pdf

Ruestchmann, P. (2022). Applying AI and Automation to Wargaming: An Overview of Opportunities with a Focus on Intelligent Components [en línea]. En: NATO Analytical War Gaming – Innovative Approaches for Data Capture, Analysis and Exploitation. Final Report of the Research Task Group SAS-139. STO-TR-SAS- 139. NATO Science and Technology Organization. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://publications.sto.nato.int/publications/STO%20Technical%20Reports/STO-TR-SAS-139/$$TR-SAS-139-ALL.pdf

Ruiz López, C., (2021). *Métodos cuantitativos de ayuda a la decisión*. Zaragoza, Universidad de Zaragoza.

Roberts, J., Moore, K. y Fischer, D. (2024). Do Large language models learn humans-like strategic preferences? [en línea] Tennessee, Vanderbilt University. Disponible en: https://arxiv.org/pdf/2404.08710

Russell, S. y Norvig, P. (2020). *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. Pearson.

Saaty, T. L. (1980). The Analytic Hierarchy Process: Planning, Priority Setting, Resource Allocation. Nueva York, McGraw-Hill (Decision Making Series).

Sáez, J. E. (2023). Interacción de un estado mayor en el proceso de planeamiento operacional [en línea]. Revista Fuerza Aérea-EUA. 5(1), pp. 29-36. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://www.airuniversity.af.edu/Portals/10/JOTA/journals/Volume-5_Issue-1/05-Saez_s%20(2).pdf

Scharre, P. (2023). Four Battlegrounds: Power in the Age of Artificial Intelligence. Nueva York, W.W. Norton & Co.

Schmitt, J. F. (2015). A Practical Guide for Developing and Writing Military Concepts. En*: U.S. Army Command and General Staff College Press, Art of War Papers*. Fort Leavenworth, U.S. Army Combined Arms Center.

Scott, B. y Michell, A. (2023). Enhancing Situational Understanding through Integration of Artificial Intelligence in Tactical

Headquarters. *Military Review*. Army University Press, pp. 74-83.

Sokri, A. (2022). How and When Game Theory Can Be Used for Wargaming [en línea]. En: NATO Analytical War Gaming – Innovative Approaches for Data Capture, Analysis and Exploitation. Final Report of the Research Task Group SAS-139. STO-TR-SAS-139. NATO Science and Technology Organization. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://publications.sto.nato.int/publications/STO%20Technical%20Reports/STO-TR-SAS-139/$$TR-SAS-139-ALL.pdf f

Soler, D. (2024). ¿Qué es el refinamiento iterativo en los modelos de lenguaje? [en línea]. KeepCoding. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://keepcoding.io/blog/que-es-el-refinamiento-iterativo

Svoboda, I. y Lande, D. (2024). Enhancing Multi-Criteria Decision Analysis with AI: Integrating Analytic Hierarchy Process and GPT-4 for Automated Decision Support [en línea]. arXiv:2402.07404v1 [cs.AI]. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://arxiv.org/abs/2402.07404

Swedish Armed Forces International Centre (Swedint). (2016). *Handbook: Excerpts of UN Country Report* [material docente; escenario ficticio de Constellatia]. Kungsängen: Swedish Armed Forces International Centre].

Tarraf, D. C. et al. (2020). An Experiment in Tactical Wargaming with Platforms Enabled by Artificial Intelligence [en línea]. Santa Mónica, RAND Corporation. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://www.rand.org/pubs/research_reports/RRA423-1.html

Tinnirello, M. (2018). Offensive Realism and the Insecure Structure of the International System: Artificial Intelligence and Global Hegemony [en línea]. En: Artificial Intelligence Safety and Security. Taylor & Francis. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://www.academia.edu/download/61798975/AI_and_the_insecure_structure_of_the_international_system20200115-3603-6mns66.pdf

UK MoD. (2021). Allied Joint Doctrine for the Planning of Operations. Edition B, Version 1 [en línea]. Ministry of Defence. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://assets.publishing.service.gov.uk/media/6054d017e90e0724be025a8f/20210310-AJP_5_with_UK_elem_final_web.pdf

US Army. (2023). Military Decision-Making Process (MDMP) [en línea]. Center for Army Lessons Learned [Consulta: 2026]. Disponible en: https://api.army.mil/e2/c/downloads/2023/11/17/f7177a3c/23-07-594-military-decision-making-process-nov-23-public.pdf

US Army War College. (2023). *Campaign Planning Handbook: Academic Year 2023* [en línea]. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://usawc-ssi-media.s3.us-east-1.amazonaws.com/misc/AY24-Campaign-Planning-Handbook.pdf

US DoD. (2018). Summary of the 2018 Department of Defense Artificial Intelligence Strategy [en línea]. Washington, D.C., Department of Defense. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://media.defense.gov/2019/feb/12/2002088963/-1/-1/1/summary-of-dod-ai-strategy.pdf

—. (2023). Data, Analytics, and Artificial Intelligence Adoption Strategy [en línea]. Washington, D.C., Department of Defense. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://media.defense.gov/2023/Nov/02/2003333300/-1/-1/1/DOD_DATA_ANALYTICS_AI_ADOPTION_STRATEGY.PDF

Vafaei, N., Ribeiro, R. A., y Camarinha-Matos, L. M. (2020). Selecting Normalization Techniques for the Analytical Hierarchy Process [en línea]. En: 11th Doctoral Conference on Computing, Electrical and Industrial Systems (DoCEIS). Costa de Caparica, pp. 43-52. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://inria.hal.science/hal-03741563/document

Vargas, R. V. (2010). Using the analytic hierarchy process (ahp) to select and prioritize projects in a porfolio. Paper presented at PMIR Global Congress 2010. Washington D. C., Newtown Square, Project Management Institute.

Vargas, L. G. (2021). Understanding the Analytic Hierarchy Process [en línea]. Technometrics. 63(4), pp. 400-411. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/00401706.2021.1904744

Vestner, T. (2024). From Strategy to Orders: Preparing and Conducting Military Operations with Artificial Intelligence [en línea]. En: Geiß, R. y Lahmann, H. (eds.). Research Handbook on Warfare and Artificial Intelligence. Edward Elgar Publishing. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://dam.gcsp.ch/files/misc/military-operations-working-paper-v2

Williams, B. S. (2011). Heurísticas y sesgos en la toma de decisiones militares [en línea]. Military Review. Army University

Press, pp. 52-64. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://www.armyupress.army.mil/Portals/7/military-review/Archives/Spanish/MilitaryReview_20110228_art009SPA.pdf

Wong, Y. H. et al. (2019). Next-Generation Wargaming for the U.S. Marine Corps: Recommended Courses of Action [en línea]. Santa Mónica, RAND Corporation. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://www.rand.org/pubs/research_reports/RR2227.html

Yongfu, Z., Yang, L. y He, Y. (2024). Un método para la identificación de nodos clave en un sistema de objetivos operacionales basado en juegos de guerra [en línea]. Revista de Simulación de Sistemas. 36(11), pp. 2654-2661. [Consulta: 2026]. Disponible en: https://www.china-simulation.com/EN/10.16182/j.issn1004731x.joss.23-0947