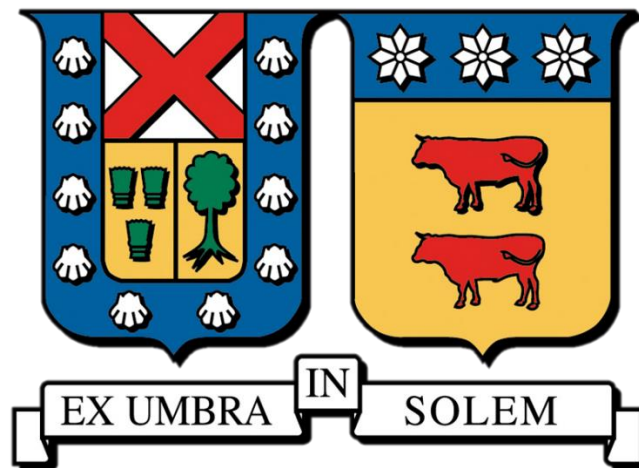




UNIVERSIDAD TÉCNICA FEDERICO SANTA MARÍA.
DEPARTAMENTO DE AERONÁUTICA
SANTIAGO-CHILE



DESARROLLO DE UNA HERRAMIENTA BASADA EN INTELIGENCIA
ARTIFICIAL PARA LA ESTIMACIÓN DEL NIVEL DE CAPACIDAD DE
RESPUESTA EN CONTROLADORES DE TRÁNSITO AÉREO (ATC).

JAMIR ELIAS URETA MUÑOZ.

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE
INGENIERO EN AVIACIÓN COMERCIAL

PROFESOR GUÍA: Cristian Carvallo González.

PROFESOR COREFERNTE: Martinus Potters.

Fecha: 19/06/2026



CONSTANCIA DE VALIDACIÓN Y CONFIDENCIALIDAD DE MONOGRAFÍA A REPOSITORIO ACADÉMICO

1.- IDENTIFICACIÓN DEL TRABAJO ACADÉMICO

Tipo de monografía (marcar una opción): ☒ Memoria o trabajo de título; ☐ Tesis de Postgrado;

Título del trabajo: DESARROLLO DE UNA HERRAMIENTA BASADA EN INTELIGENCIA ARTIFICIAL PARA LA ESTIMACIÓN DEL NIVEL DE CAPACIDAD DE RESPUESTA EN CONTROLADORES DE TRÁNSITO AÉREO (ATC).

Nombre del candidato(a): Jamir Elías Ureta Muñoz

Carrera / Grado: Ingeniería en Aviación Comercial

Campus: Santiago Vitacura ; Departamento: Aeronáutica

2.- VALIDACIÓN DEL PROFESOR GUÍA/DIRECTOR DE TESIS

Yo, Cristian Carvallo, en mi calidad de profesor(a) guía/director(a) del trabajo académico mencionado anteriormente **DEJO CONSTANCIA** que:

- He revisado esta versión del documento y corresponde a la versión final aprobada del trabajo.
- El trabajo cumple con los requisitos académicos y de formato establecidos por la institución

3.- EVALUACIÓN DE CONFIDENCIALIDAD POR PROPIEDAD INDUSTRIAL

☒ El trabajo **NO** contiene información que amerite confidencialidad y puede ser publicado de inmediato en repositorio con acceso abierto.

☐ El trabajo **CONTIENE** información con potenciales implicancias de propiedad industrial o intelectual y requiere un periodo de confidencialidad (embargo) por:

☐ 6 meses; ☐ 12 meses; ☐ 2 años; ☐ 3 años; ☐ 5 años; ☐ 10 años

Fundamentación de la necesidad de confidencialidad (obligatorio si se solicita embargo):

4.- FIRMAS

Profesor(a) guía o director(a) de memoria o tesis:

Fecha: 16/06/2026

; Firma:  Firma digital C. Carvallo.

Estudiante o Candidato(a):

Fecha: 11/06/2026

; Firma: 

Este formulario debe ser insertado como página 2 de la memoria o tesis, completado y firmado por estudiante y profesor(a) antes de la entrega en portal PRISMA de Biblioteca USM.

RESUMEN

Este estudio se centró en el desarrollo e implementación de una herramienta basada en inteligencia artificial (IA) orientada a estimar el nivel de capacidad de respuesta cognitiva en los controladores de tránsito aéreo (ATC) en Chile. La necesidad de esta investigación surgió a partir de la creciente complejidad en la gestión del tránsito aéreo, donde los controladores deben operar en entornos de alta presión, tomar decisiones críticas de forma continua y enfrentar jornadas prolongadas, muchas veces superiores a los estándares internacionales (Mei-Lien Chena et al., 2019). A pesar de que en Chile se cuenta con un Sistema de Gestión del Riesgo por Fatiga (FRMS), este se enfoca exclusivamente en aspectos relacionados al tiempo de servicio y descanso, sin contemplar evaluaciones anteriores ni en tiempo real del estado cognitivo o emocional del ATC.

Frente a este desafío, la investigación propuso una herramienta la cual considera datos operacionales y personales del controlador para estimar su estado cognitivo de manera continua y representarlo mediante una interfaz tipo “batería cognitiva”. Este desarrollo se basa en fundamentos teóricos como la Teoría de la Carga Cognitiva (Sweller, 1988) que explican cómo se sobrecarga la memoria de trabajo en tareas exigentes.

Para la construcción del modelo se definieron variables clave como el número de aeronaves bajo control, la frecuencia de decisiones críticas, la presencia de emergencias, las horas de sueño previas, la realización de pausas, y factores personales como la personalidad (evaluada mediante el BFI), el estado de ánimo (con el MDMQ) y la carga mental percibida (NASA-TLX).

En síntesis, esta investigación propuso una solución innovadora y fácilmente interpretable que fortalece la seguridad operacional y optimiza la gestión del recurso humano en el control de tránsito aéreo. Su implementación no busca reemplazar los mecanismos existentes, sino complementar el sistema de gestión de riesgo por fatiga (FRMS), a diferencia de este último, que actúa bajo criterios preestablecidos de turnos y descansos, la herramienta propuesta opera como una medida preventiva más precisa y personalizada. Esta solución permitirá monitorear y estimar el estado cognitivo real del controlador en función de su carga mental, estado emocional, desempeño operativo y recuperación tras pausas, integrando variables que reflejan la situación real del operador.

El impacto del sistema fue evaluado mediante indicadores como la variación del nivel estimado de capacidad cognitiva a lo largo del turno, el tiempo promedio en que un controlador opera por debajo de los umbrales definidos como críticos (por ejemplo, 30 %). Asimismo, se incluyeron métricas de validación cruzada con cuestionarios tradicionales para medir la correlación entre la percepción subjetiva de carga y los valores estimados por la herramienta. Dado que esta herramienta es un complemento funcional al FRMS ya existente, su gestión operativa no requiere un rediseño estructural profundo, sino que puede integrarse en los procesos y protocolos actuales de seguridad operacional.

KEYWORDS: Capacidad cognitiva, Inteligencia Artificial, Controladores de tránsito aéreo (ATC), Gestión del riesgo por fatiga (FRMS).

ABSTRACT

This study focuses on the development and implementation of a tool based on artificial intelligence (AI) oriented to estimate the level of cognitive responsiveness in air traffic controllers (ATC) in Chile. The need for this research arises from the increasing complexity of air traffic management, where controllers must operate in high-pressure environments, make critical decisions continuously and face long hours, often exceeding international standards. Although Chile has a Fatigue Risk Management System (FRMS), it focuses exclusively on aspects related to duty and rest time, without considering previous or real time evaluations of the ATC's cognitive or emotional state.

Faced with this challenge, the research proposes a tool that considers operational and personal data of the controller to estimate his cognitive state continuously and represent it through a “cognitive battery” type interface. This development is based on theoretical foundations such as Cognitive Load Theory (Sweller, 1988) and Multiple Resource Theory (Wickens, 2002), which explain how working memory is overloaded in demanding tasks.

For the construction of the model, key variables were defined such as the number of aircraft under control, frequency of critical decisions, presence of emergencies, previous hours of sleep, taking breaks, and personal factors such as personality (assessed with the BFI), mood (with the MDMQ) and perceived mental workload (NASA-TLX).

In summary, this research proposed an innovative and easily interpretable solution that strengthens operational safety and optimizes human resource management in air traffic control. Its implementation does not seek to replace existing mechanisms, but to complement the fatigue risk management system (FRMS), unlike the latter, which acts under pre-established criteria of shifts and breaks, the proposed tool operates as a more precise and personalized preventive measure. This solution will allow monitoring and estimating the real cognitive state of the controller based on his mental load, emotional state, operational performance and recovery after breaks, integrating variables that reflect the real situation of the operator.

The impact of the system was evaluated through indicators such as the variation of the estimated level of cognitive capacity throughout the shift, the average time in which a controller operates below the thresholds defined as critical (e.g. 30%). Cross-validation metrics



with traditional questionnaires were also included to measure the correlation between the subjective perception of load and the values estimated by the tool. Since this tool is a functional complement to the existing FRMS, its operational management does not require a deep structural redesign, but can be integrated into current operational safety processes and protocols.

KEYWORDS: Cognitive ability, Artificial Intelligence, Air Traffic Controllers (ATC), Fatigue Risk Management (FRMS).



ÍNDICE

RESUMEN	2
ABSTRACT	4
INTRODUCCIÓN	7
1.ANTECEDENTES GENERALES.	9
1.1.Justificación del tema.	9
1.2.Objetivos.	10
1.2.1.Objetivo General.	10
1.2.2.Objetivos Específicos.	10
1.3.Metodología.	10
1.4.Alcance	12
2.ESTADO DEL ARTE.....	13
2.1.Antecedentes	13
2.1.1.Factores humanos (Enfoque desde el modelo SHELL).	14
2.1.2.Aplicaciones similares en otras industrias críticas.	15
2.1.3.Controladores Aéreos.	17
2.1.4. Perfil del Controlador aéreo.	19
2.1.5. Gestión de turno de los controladores aéreos.	20
2.1.6. Normativa que rige a los controladores aéreos.	21
2.1.7. Casos similares para medir la capacidad de respuesta de los ATC.....	22
2.1.8. Metodologías que se han utilizado.	24
2.2.Marco teórico.	26
2.2.1.Marco conceptual.....	27
2.2.2.Diseño y desarrollo del modelo.	28
2.2.3 Norma ISO 42001.....	29
2.2.4 Metodología AGILE aplicada al desarrollo de la herramienta.	30
2.3.Propuesta metodológica.....	31
2.3.1.Definición y selección de variables.....	31



2.3.2. Modelo estructural de la herramienta.	32
2.3.3. Programación.	33
2.3.4. Construcción de interfaz (batería).	34
2.3.5. Evaluación funcional y propuesta de mejora.	34
3. DESARROLLO	35
3.1 Definición y selección de variables.....	35
3.2 Modelo estructural de la herramienta.	38
3.2.1 Inventario de los Cinco Grandes (BFI).	38
3.2.2 Cuestionario de Estado de Ánimo Multidimensional (MDMQ).	41
3.2.3 Índice de Carga de Trabajo NASA-TLX (Task Load Index).	43
3.2.4 Ecuación principal para el modelo.	45
3.3 Programación.....	47
3.3.1 Arquitectura del sistema.	48
3.3.2 Estructura Funcional.	51
3.3.3 Flujo de Datos y Comunicación entre Componentes.	52
3.3.4. Desarrollo del panel operativo.	53
3.3.5. Cálculo del componente operacional $O(x)$	56
3.3.6 Entrenamiento e integración del modelo de inteligencia artificial.	59
3.5. Construcción de interfaz (Batería).	64
3.6. Evaluación funcional y propuesta de mejora.	66
3.6.1 Evaluación viabilidad técnica.....	66
3.6.2 Viabilidad funcional.	70
3.6.3 Viabilidad económica.	73
CONCLUSIÓN	79
BIBLIOGRAFÍA	82

INTRODUCCIÓN

El control del tránsito aéreo es una de las actividades operacionales más exigentes desde el punto de vista cognitivo dentro de la industria aeronáutica, ya que, tienen la responsabilidad de garantizar la seguridad, fluidez y eficiencia en las operaciones (Flight to the Future, 1997).

Los ATC frecuentemente se enfrentan a turnos prolongados y decisiones críticas bajo presión constante. Debido a esto, el rendimiento de los controladores está estrechamente vinculado a su capacidad de respuesta cognitiva, la cual puede verse afectada por factores como la fatiga, el estrés, el estado emocional y la carga de trabajo acumulativa. Si bien en Chile existen mecanismos preventivos como el sistema de gestión del riesgo de fatiga (FRMS), estos se centran en la regulación horaria y no contemplan herramientas que permitan monitorear en tiempo real el estado cognitivo de los operadores ni prevenir disminuciones en su rendimiento.

A nivel internacional, investigaciones recientes han explorado soluciones tecnológicas basadas en inteligencia artificial, tales como el uso de electroencefalografía (EEG) y modelos predictivos para estimar la carga mental y activar automatizaciones adaptativas (Aricò et al., 2016a). Sin embargo, estas aproximaciones aún se encuentran en fases experimentales, presentan limitaciones de aplicabilidad operativa. Dado esto, surge la necesidad de desarrollar una herramienta práctica, que permita representar de manera visual y dinámica el nivel de capacidad de respuesta de los ATC, considerando variables operacionales, personales y cognitivas en un modelo.

Mencionado lo anterior, esta investigación propone el diseño inicial e implementación de una herramienta basada en inteligencia artificial que estime el nivel de capacidad de respuesta de los controladores a través de un modelo supervisado entrenado con datos de simulación, complementado con indicadores de personalidad, estado de ánimo y carga mental percibida. Esta herramienta busca apoyar la toma de decisiones operativas, fortalecer y complementar el sistema de seguridad aérea nacional.

1. ANTECEDENTES GENERALES.

1.1. Justificación del tema.

El control del tránsito aéreo es una de las labores más exigentes de la industria aeronáutica, ya que los controladores aéreos (ATC) deben garantizar la seguridad, eficiencia y fluidez de las operaciones (Mei-Lien Chena et al., 2019). Estos profesionales trabajan bajo altas demandas cognitivas, presión temporal y toma de decisiones en tiempo real, condiciones que pueden generar estrés operativo y afectar su desempeño.

En Chile, la Dirección General de Aeronáutica Civil (DGAC) ha implementado el sistema FRMS (Fatigue Risk Management System) para mitigar los efectos de la fatiga, **actualmente no existe una herramienta que permita estimar de manera instantánea el nivel de capacidad de respuesta cognitiva durante el turno de un ATC**. Ya que, este sistema FRMS solo regula los períodos de descanso según las horas trabajadas, sin considerar factores como la personalidad, el estado de ánimo o el estrés acumulado, los cuales también influyen en el rendimiento cognitivo. Por ello, se hace necesaria una herramienta capaz de evaluar de manera integral y en tiempo real estas variables, anticipando deterioros cognitivos que no son detectados por los mecanismos actuales.

Estudios internacionales, como el realizado en la Universidad Pompeu Fabra (Truschzinski et al., 2018), demuestran que la personalidad y el estado de ánimo tienen una relación directa con el rendimiento y la estabilidad emocional del controlador aéreo, afectando su capacidad de atención y respuesta ante situaciones críticas.

Otro factor relevante es la extensión de las jornadas laborales. Mientras que en países como Argentina o Uruguay los ATC trabajan en promedio 30 horas semanales, y en Estados Unidos entre 30 y 35, en Chile la carga mínima asciende a 44 horas, con reportes de hasta 60 horas por semana (Aero-Naves, 2023). Esta sobrecarga incrementa la fatiga y reduce la capacidad de reacción ante emergencias, representando un riesgo potencial para la seguridad operacional.

Actualmente, según información entregada por la DGAC existen cerca de 500 controladores aéreos en Chile, distribuidos en torres de control, centros de aproximación y control de área. En 2023, este grupo realizó una huelga nacional para denunciar la falta de condiciones laborales adecuadas y exigir herramientas tecnológicas que monitoreen en tiempo real la fatiga y el estado cognitivo [1].

La ausencia de medidas concretas tras estas advertencias mantiene abierta la preocupación sobre la seguridad operacional y la sostenibilidad laboral de los controladores aéreos. Este escenario evidencia la necesidad de implementar herramientas capaces de evaluar su estado cognitivo durante la jornada, no solo como mecanismo preventivo frente a incidentes o accidentes, sino también como estrategia para mejorar su calidad de vida y fortalecer la eficiencia del sistema aeronáutico chileno.

[1]: Colegio, A. T. C. (2025, junio 19). Senador Pedro Araya escucha y acoge preocupaciones del Colegio ATC y ACTACH. *Colegio ATC Chile*. <https://www.atcchile.cl/post/senador-pedro-araya-escucha-y-acoge-preocupaciones-del-colegio-atc-y-actach>

1.2. Objetivos.

1.2.1. *Objetivo General.*

Desarrollar desde su diseño estructural una herramienta basada en inteligencia artificial capaz de estimar y representar el nivel de capacidad de respuesta de un controlador de tránsito aéreo (ATC) durante su jornada operativa.

1.2.2. *Objetivos Específicos.*

- Definir las variables operacionales y cognitivas asociadas al estrés y la fatiga en ATC, mediante análisis documental, para identificar los indicadores clave del desempeño cognitivo.
- Diseñar y entrenar un modelo de inteligencia artificial, basado en datos, para clasificar en tiempo real la capacidad de respuesta de los ATC y detectar tempranamente estados de riesgo cognitivo.
- Implementar una interfaz visual que represente dinámicamente el nivel de capacidad de respuesta estimado por el modelo, mostrando en tiempo real los efectos de la carga cognitiva y los períodos de recuperación.
- Evaluar la herramienta como complemento al FRMS de la DGAC, analizando su impacto en la gestión del recurso humano, beneficios en prevenir la sobrecarga cognitiva y costos, para determinar su viabilidad técnica, funcional y económica.

1.3. Metodología.

La investigación presenta una metodología con enfoque aplicado. De esta manera se puede resolver eficientemente la problemática para determinar la capacidad de respuesta de los controladores aéreos.

Este estudio se divide en tres etapas principales, definición de variables, desarrollo del modelo de inteligencia artificial y validación.

En la primera etapa, se realiza un estudio exploratorio mediante una revisión bibliográfica sistemática de literatura científica y técnica relacionada con la carga cognitiva, fatiga operativa, factores humanos en la aviación y el uso de inteligencia artificial en contextos críticos, además de entrevistas en la Escuela Técnica Aeronáutica (ETA) de la DGAC. Esta revisión permite identificar las variables operacionales, emocionales, personales y administrativas que influyen en la capacidad cognitiva del ATC. Para ello, se utilizarán bases

de datos como ScienceDirect, Google Académico y ResearchRabbit, priorizando estudios entre los años 2015 y 2025.

En la segunda etapa, se procede al diseño y desarrollo del modelo de inteligencia artificial. El modelo se basa en aprendizaje supervisado y se entrena utilizando datos generados desde el simulador Eurocontrol. A través de escenarios simulados con distintos niveles de complejidad y condiciones operativas, se genera un conjunto de datos que alimenta el modelo para estimar en tiempo real el nivel de capacidad cognitiva, representado mediante una interfaz tipo “batería cognitiva”.

Durante esta etapa, se incorporan herramientas teóricas clave como la Teoría de la Carga Cognitiva de Sweller (1988), que permite entender cómo la sobrecarga mental afecta el desempeño operativo, y la Teoría de Recursos Múltiples de Wickens (2002), que justifica la necesidad de modelar múltiples dimensiones cognitivas y sensoriales en tareas simultáneas. Estas teorías son fundamentales para estructurar la relación entre las variables definidas y el comportamiento dinámico del modelo.

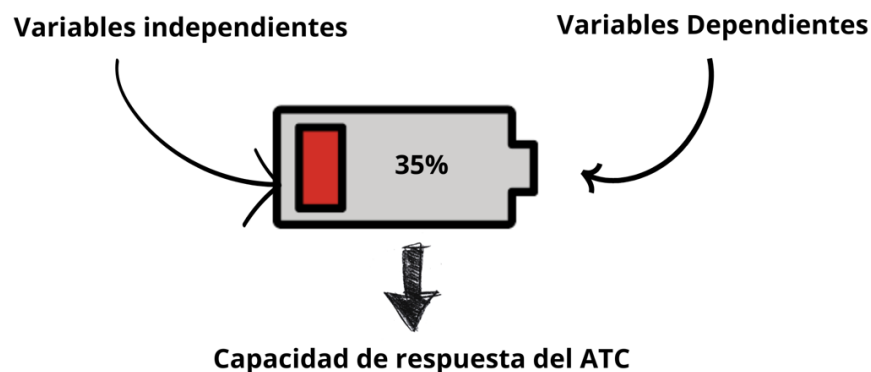


Figura 1.1. Representación de la interfaz a desarrollar. Fuente: Elaboración Propia.

En la tercera etapa se aplicará la validación del modelo comparando los resultados obtenidos con las distintas investigaciones realizadas con la herramienta de IA seleccionada. Además, se evaluarán los resultados a través de métricas específicas establecidas como la variación del nivel estimado de capacidad cognitiva durante el turno y el tiempo promedio operando por debajo de los umbrales críticos. También se considerará la correlación entre los valores estimados por el modelo y la percepción subjetiva de carga medida con cuestionarios tradicionales. Finalmente, se hará una comparación de costos, destacando que la solución propuesta no requiere costos adicionales, lo que la convierte en una alternativa de bajo costo frente a sistemas más complejos.

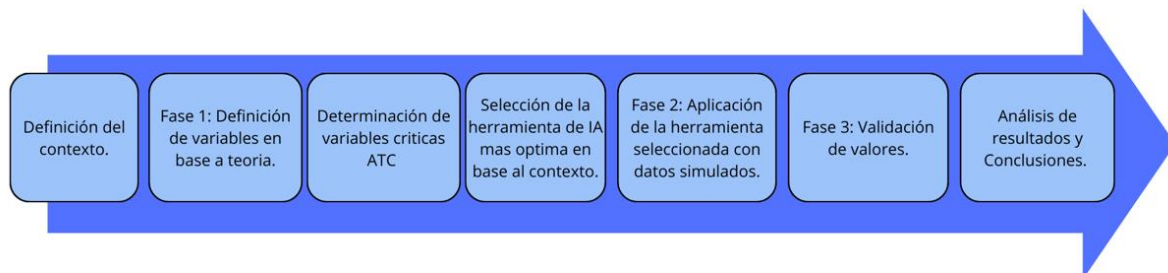


Figura 1.2. Metodología. fuente: Elaboración Propia.

En teoría este método es adecuado para lograr los objetivos de la investigación, ya que, permite una aproximación medible al fenómeno de capacidad de respuesta operacional. Asimismo, la simulación garantiza condiciones para establecer de mejor manera los parámetros alineados con las necesidades del sector aeronáutico.

1.4. Alcance

El alcance de esta investigación es de tipo descriptivo y correlacional, ya que, su objetivo principal es caracterizar la capacidad de respuesta de los controladores de tráfico aéreo (ATC). Asimismo, identificar y analizar los factores personales y operacionales que afectan. Además, de establecer las relaciones dependientes e independientes entre variables y la disminución o recuperación de dicha capacidad. A su vez, se orienta hacia el diseño, desarrollo y validación de un modelo basado en inteligencia artificial (IA), que permita estimar y representar visualmente, a través de una interfaz tipo batería, el nivel de capacidad de respuesta durante una jornada operativa. Para su implementación, se adopta una metodología de desarrollo Agile, que permite construir la herramienta de forma iterativa, incorporando mejoras continuas en función de los resultados y de la retroalimentación obtenida durante el proceso.

Este estudio se desarrollará durante 3 semestres académicos, durante el cual se realizará una revisión de los estudios existentes desde el año 2015 hasta 2025, se escogerá el modelo de IA, y se aplicará los factores necesarios para el cálculo de la capacidad de respuesta.

En términos geográficos, el alcance será en Chile, focalizándose en contextos más pequeños. Sin embargo, Aunque la investigación se limita a un contexto nacional, se considera la posibilidad de que los resultados y el modelo desarrollado puedan ser replicados para otros contextos.

2. ESTADO DEL ARTE.

En este capítulo se expondrán los antecedentes principales que permitirán contextualizar adecuadamente el estudio. Específicamente, se abordarán antecedentes relacionados con el rol de los controladores de tránsito aéreo, estudios internacionales sobre capacidad de respuesta cognitiva en entornos críticos, herramientas tecnológicas aplicadas a la gestión del rendimiento y metodologías utilizadas en investigaciones similares. Posteriormente, se desarrollará el marco teórico que sustentará conceptualmente la investigación, sirviendo de base para la propuesta metodológica, la cual será detallada al cierre del capítulo.

2.1. Antecedentes.

El control del tránsito aéreo es uno de los pilares fundamentales de la aviación, ya que garantiza la seguridad, eficiencia y fluidez de las operaciones aéreas en un entorno de alta complejidad. En este contexto, el tráfico aéreo mundial consolidó su recuperación en 2024, superando los niveles previos a la pandemia. De acuerdo con la Asociación Internacional de Transporte Aéreo (IATA), el transporte global de pasajeros medido en Revenue Passenger Kilometers (RPK), registró un aumento anual del 10,4 % y un factor de ocupación récord del 83,5 %, situándose 3,8 % por encima de los valores de 2019. Paralelamente, la Organización de Aviación Civil Internacional (OACI) y el Consejo Internacional de Aeropuertos (ACI) estimaron que 9,5 mil millones de pasajeros se movilizaron en 2024, equivalentes al 104 % de los niveles pre-pandemia, con una proyección de crecimiento sostenido hacia 2030 impulsada por la reactivación turística y la expansión de las rutas internacionales.

En el caso de Chile, las estadísticas oficiales muestran una expansión sostenida del tráfico aéreo nacional. El Ministerio de Transportes y Telecomunicaciones (MTT) informó que 2024 cerró con un récord histórico de pasajeros transportados, mientras que la Dirección General de Aeronáutica Civil (DGAC) reportó incrementos del 10,3 % en vuelos domésticos y 17,5 % en operaciones internacionales durante el mismo periodo. Estos datos evidencian la presión creciente sobre los servicios de control de tránsito aéreo, los cuales deben mantener altos estándares de precisión y vigilancia en un contexto operativo más exigente.

2.1.1. Factores humanos (Enfoque desde el modelo SHELL).

El análisis de los factores humanos en el control del tránsito aéreo (ATC) ha sido una constante búsqueda de mejorar la seguridad operacional y el desempeño aeronáutico. Una de las herramientas más utilizadas para este propósito es el modelo SHELL, propuesto por Elwyn Edwards (1972), el cual permite representar de forma estructurada las interacciones entre el ser humano (Liveware) y los distintos elementos del sistema como lo son el Software, Hardware, Environment y otras personas (Liveware).

Este enfoque reconoce que el ATC no opera en aislamiento, sino que su desempeño se ve influido por múltiples componentes interrelacionados que pueden aumentar o reducir su carga cognitiva, su eficiencia y su nivel de atención.

- **Liveware y Software:** Esta interfaz hace referencia a la relación entre el controlador y los sistemas de información que utiliza como lo pueden ser los procedimientos operativos, manuales, interfaces radar, sistemas de gestión del tráfico, entre otros. En teoría, estas herramientas están diseñadas para reducir la carga cognitiva. Sin embargo, cuando no están alineadas con los flujos mentales del operador, pueden tener el efecto contrario.

Una causa recurrente de errores en ATC es la incompatibilidad entre los procedimientos del sistema y la lógica de operación del usuario. Interfaces que fragmentan la información o sistemas que requieren múltiples pasos para tareas simples generan sobrecarga cognitiva y disminuyen la eficiencia operativa (National Research Council, 1997).

Sin embargo, el problema se agrava con la automatización mal integrada. Cuando los sistemas toman decisiones sin transparencia (tipo “caja negra”), el controlador puede desconectarse del ciclo de control, generando el fenómeno conocido como “fuera del circuito” (Endsley, 1995).

- **Liveware y Hardware:** Esta interfaz describe la relación entre el ser humano y los dispositivos físicos que utiliza para realizar su labor. En el contexto de los ATC, esta interacción incluye pantallas radar, teclados, auriculares, micrófonos, consolas, e incluso la posición y altura del asiento de trabajo. La correcta ergonomía de estos elementos es fundamental, ya que cualquier deficiencia puede traducirse en fatiga física, errores operativos o disminución del rendimiento a lo largo del turno.

Estudios de Eurocontrol señalan que las configuraciones deficientes del puesto de trabajo, como ángulos de visión inadecuados, brillo de pantalla mal calibrado o distribución poco intuitiva de las herramientas, generan un impacto directo sobre la fatiga postural, la lectura errónea de información crítica y la lentitud en la toma de decisiones. A esto se suma que el trabajo continuo con interfaces no adaptadas al

usuario provoca una carga cognitiva adicional innecesaria, ya que el controlador debe compensar limitaciones de diseño con esfuerzo mental sostenido.

Además, la evolución de la tecnología del hardware en ATC pasando de consolas analógicas y pantallas a sistemas digitales multiventana, pantallas táctiles, e incluso entornos basados en realidad aumentada ha transformado radicalmente esta relación. Sin embargo, estos avances también presentan desafíos como, por ejemplo, el uso excesivo de automatización puede reducir el grado de control percibido por el operador, generando desconfianza o dependencia (David & Woods, n.d.).

- **Liveware y Environment:** Esta interfaz engloba los factores físicos, sociales y organizacionales del entorno de trabajo que influyen en el desempeño del operador. Esto incluye la iluminación ambiental, temperatura, calidad del aire, ruido de fondo, presión organizacional, así como la duración de los turnos y la estructura de rotación horaria.

Estos factores tienen un impacto directo en variables clave como la alerta, concentración, percepción de riesgo y capacidad de respuesta. Por ejemplo, un estudio realizado en la universidad de Lyon evidenció que la carga mental y la fatiga cognitiva aumentan de forma acumulativa en jornadas superiores a seis horas continuas, afectando especialmente las fases críticas del trabajo, como la aproximación y la resolución de conflictos simultáneos. Estas condiciones generan un entorno en el que el controlador puede cometer errores por lentitud en la toma de decisiones (Collet Claude Bernard University Lyon et al., 2003).

- **Liveware y Liveware:** Esta interfaz se refiere a la relación entre el controlador y otras personas del sistema como lo pueden ser los pilotos, colegas, supervisores, personal técnico y administrativo. La comunicación efectiva y la coordinación interpersonal son esenciales para la seguridad operacional. Sin embargo, cuando estas interacciones fallan, el riesgo de incidentes aumenta significativamente.

James Reason sostiene que “más del 70 % de los incidentes en aviación están asociados a errores de coordinación entre personas”. Estos pueden manifestarse como indeterminación en las instrucciones, mala interpretación de órdenes o pérdida del contexto situacional compartido. Además, la carga emocional, la presión social, la confianza entre pares y las dinámicas de liderazgo también influyen directamente en el desempeño cognitivo y emocional del ATC.

2.1.2. Aplicaciones similares en otras industrias críticas.

Aunque la investigación se centra en el control del tránsito aéreo, existen antecedentes relevantes en otras industrias críticas donde se han desarrollado herramientas para estimar el estado cognitivo, la carga mental o la fatiga de los trabajadores. Estas

aplicaciones, sustentadas con inteligencia artificial, aprendizaje automático y sensores fisiológicos, han demostrado ser útiles para anticipar errores humanos, optimizar la gestión de turnos y mejorar la seguridad en contextos altamente exigentes.

Por ejemplo, en el entorno quirúrgico, los profesionales de la salud enfrentan condiciones de alta exigencia mental y presión constante, similares a las que experimentan los controladores de tránsito aéreo. La necesidad de mantener atención sostenida, tomar decisiones precisas en tiempo real y gestionar múltiples estímulos simultáneamente convierte la cirugía en un campo altamente propenso a los efectos de la sobrecarga cognitiva y la fatiga mental acumulada.

En este contexto, diferentes estudios han demostrado el valor de aplicar inteligencia artificial (IA) y tecnologías de monitoreo fisiológico para estimar, predecir y gestionar el estado cognitivo de los cirujanos durante procedimientos complejos.

Uno de los estudios propuso un modelo de aprendizaje profundo que integra señales fisiológicas, como la actividad cerebral (EEG), la respuesta hemodinámica cerebral (fNIRS) y la dilatación pupilar, para estimar el nivel de carga cognitiva de los cirujanos durante tareas quirúrgicas. Esta información fue recolectada en un entorno simulado de cirugía laparoscópica (Hubert et al., 2013).

El modelo fue entrenado utilizando redes neuronales profundas, alcanzando una precisión del 93 % en la clasificación de fases de alta o baja carga mental durante el procedimiento. Esta herramienta no solo permitió identificar con exactitud los momentos de mayor sobrecarga cognitiva, sino también caracterizar cómo varía la carga a lo largo de la tarea quirúrgica.

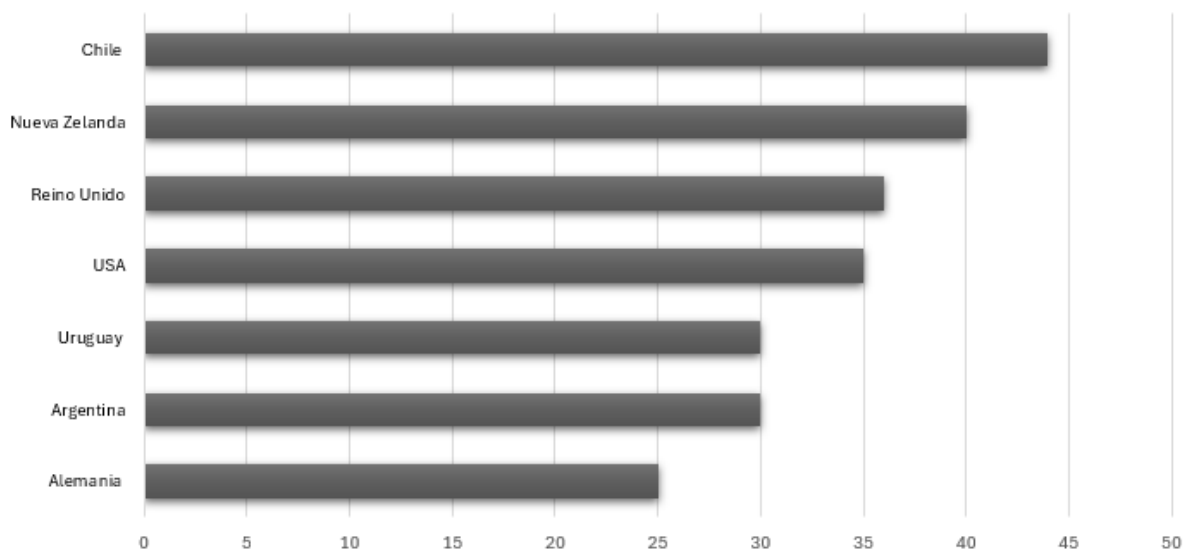
Por otra parte, un estudio realizado igualmente a cirujanos en la universidad de Texas (Jaiswal et al., 2022) propuso una solución basada en sensores portátiles (wearables) para evaluar simultáneamente la fatiga cognitiva y la fatiga física en condiciones de trabajo prolongado. El sistema recopila datos fisiológicos como la frecuencia cardíaca, conductancia de la piel, variabilidad del ritmo cardíaco (HRV) y frecuencia de parpadeo, todos ellos indicadores conocidos de sobrecarga mental.

Mediante modelos de aprendizaje automático, específicamente Random Forest y redes neuronales tipo LSTM (Long Short Term Memory), el sistema logró una precisión del 84 % en la detección de fatiga cognitiva y del 80,5 % para fatiga física. Estos resultados validan el uso de tecnologías no invasivas para identificar estados de deterioro cognitivo de manera confiable, incluso en condiciones naturales de trabajo.

2.1.3. Controladores Aéreos.

La aviación es la industria en la cual transporta más personas en el mundo, alrededor de 5 mil millones de pasajeros al año. (Facts & Figures | ATAG, s. f.) lo que implica representar un alto estándar de eficiencia y seguridad operacional. Lo que conlleva a la función del controlador de tráfico la cual es, gestionar el espacio aéreo.

El ATC desde sus inicios ha sido una disciplina clave, ya que a medida que se incrementaban las aeronaves y aumentaba la complejidad del espacio aéreo, se volvió indispensable contar con operadores capaces de tomar decisiones precisas, bajo presión y en tiempo real. Los primeros sistemas de control eran completamente manuales, basados en reglas básicas y coordinación verbal entre torre y piloto. Sin embargo, al igual que en muchas áreas críticas, el avance tecnológico ha sido constante para mantener la seguridad bajo condiciones de alta carga cognitiva. Por otro lado, en las últimas décadas, el crecimiento exponencial del tráfico aéreo ha llevado a que los controladores enfrenten largas jornadas, múltiples decisiones simultáneas y escenarios cambiantes.



Gráfica 2.1. Horas trabajadas por semana de un ATC (TWR). Fuente: Elaboración propia en base a datos IATA.

La gráfica muestra una comparación internacional del promedio de horas semanales trabajadas por los controladores de tránsito aéreo (ATC) en distintos países. Se observa que Chile presenta la mayor carga laboral, con jornadas que superan las 44 horas semanales, muy por encima de países como Alemania, Argentina o Uruguay, donde los turnos se sitúan entre 25 y 30 horas. Esta diferencia refleja una sobrecarga operativa significativa, lo que incrementa los riesgos asociados a fatiga mental, reducción de la atención sostenida y deterioro del desempeño cognitivo. En contraste, países como Estados Unidos, Reino Unido

y Nueva Zelanda mantienen políticas de gestión de turnos más restrictivas, orientadas a mitigar la fatiga mediante descansos programados y rotaciones controladas.

En Chile la función de los controladores aéreos es realizada por funcionarios de la Dirección General de Aeronáutica Civil (DGAC) quienes operan desde torres de control, centros de control de aproximación, entre otras.

Tipo de controlador.	Código.	Funciones Principales.
Controlador de autorizaciones.	DEL	Responsable de emitir las autorizaciones de vuelo a las aeronaves que están por despegar, asegurándose de que los planes de vuelo estén correctamente coordinados y aprobados antes del inicio del rodaje.
Controlador de tierra.	GND	Supervisa y dirige el movimiento de aeronaves en tierra, incluyendo el tránsito por las calles de rodaje desde y hacia las plataformas, puertas de embarque y pistas activas, excluyendo la pista en sí misma.
Controlador de torre.	TWR	Se encarga de controlar las operaciones en la pista de aterrizaje y despegue, otorgando autorizaciones para dichas maniobras. Además, proporciona información relevante sobre condiciones meteorológicas, obstáculos y seguridad operativa dentro del área del aeropuerto.
Controlador de aproximación.	APP	Gestiona las aeronaves que se acercan o parten del aeropuerto, asegurando una transición ordenada entre la fase de vuelo y el control de ruta. Trabaja con prioridades IFR y puede utilizar radar o procedimientos manuales según el entorno.
Controlador de ruta.	ACC	Controla los vuelos que se encuentran en la fase de crucero o en tránsito entre distintos espacios aéreos. Coordina con el controlador de aproximación para los traspasos de tráfico, tanto en ascenso como en descenso, según el nivel de vuelo asignado.

Tabla 2.1. Clasificación de los tipos de controladores de tráfico aéreo. Fuente: Elaboración propia.

La carga laboral de los ATC está regulada por el Estatuto Administrativo contenido en la Ley N.º 18.834 que establece una jornada ordinaria de trabajo de 44 horas semanales distribuidas de lunes a viernes, la cual no fue diseñada para turnos continuos las 24 horas como es el caso del control de tránsito aéreo.

En consecuencia, diversos estudios demostraron que el principal desencadenante de la fatiga mental era el tiempo dedicado a la tarea. Por ejemplo, las exigencias mentales experimentadas durante dos horas seguidas causarán fatiga mental y potencialmente ralentizarán el trabajo (Triyanti et al., 2020).

A pesar de esto, existen protocolos médicos y programas como el Fatigue Risk Management System (FRMS), implementado como norma en Chile mediante la DAN 11 de la DGAC, sin embargo, no existe actualmente una herramienta que evalúe de forma personalizada la capacidad de respuesta de los ATC durante su jornada de trabajo. Esta carencia constituye una brecha en el sistema de seguridad operacional.

2.1.4. Perfil del Controlador aéreo.

El perfil profesional de un controlador de tránsito aéreo (ATC) al momento de egresar se caracteriza por tener una sólida formación técnica. Durante su proceso formativo que en Chile es impartido principalmente por la Dirección General de Aeronáutica Civil (DGAC) a través de la Escuela Técnica Aeronáutica (ETA), los aspirantes desarrollan habilidades avanzadas en comunicaciones aeronáuticas, procedimientos de navegación, gestión del espacio aéreo y toma de decisiones bajo condiciones de alta presión. Además, se fortalecen aspectos críticos como la conciencia situacional, el trabajo en equipo y la capacidad para evaluar distintos escenarios (Escuela Técnica Aeronáutica, s/f).

**MALLA CURRICULAR PROFESIONAL EN CONTROL DE TRÁNSITO AÉREO
(CTA)**

PRIMER AÑO				SEGUNDO AÑO				TERCER AÑO			
Primer Semestre		Segundo Semestre		Tercer Semestre		Cuarto Semestre		Quinto Semestre		Sexto Semestre	
ETICA	EXPRESION ORAL Y ESCRITA									ENTRENAMIENTO EN TERRENO CTA II	
MATEMÁTICAS I	FISICA I	MATEMÁTICAS II	FISICA II								
SEGURIDAD DE LA AVIACION CIVIL	SISTEMA DE GESTION										
REGLEMENTACION INSTITUCIONAL		REGLEMENTACION AERONAUTICA I			REGLEMENTACION AERONAUTICA II						
		PERFORMANCE Y RECONOCIMIENTO DE AERONAVES		FACTORES HUMANOS	SISTEMA DE GESTION DE SEG OP	TECNICAS EDUCACION DE LA VOZ	CONTROL APP/SIV				
	INGLES GENERAL I	INGLES GENERAL II	INGLES DE AVIACION I	INGLES GENERAL III	INGLES DE AVIACION II	INGLES GENERAL IV	INGLES DE AVIACION III	INGLES GENERAL V	INGLES DE AVIACION IV		
AERODINAMICA		METEOROLOGÍA I	NAVEGACION Y RADIOAYUDAS	METEOROLOGÍA II	INTRODUCCION A LA SIMULACION I	INTRODUCCION A LA SIMULACION II	SIMULACION VFR	SIMULACION VFR/IFR			
		CONOCIMIENTO AERONAUTICOS RELACIONADOS I		CONOCIMIENTO AERONAUTICOS RELACIONADOS II							
					ENTRENAMIENTO EN TERRENO I						

Imagen 2.1. Malla curricular de un profesional CTA. Fuente: <https://www.escuelaaeronautica.gob.cl/carrera/control-de-transito-aereo/>

La malla curricular evidencia una formación altamente técnica y progresiva. Durante los primeros semestres se abordan fundamentos básicos como matemáticas, física, aerodinámica, meteorología, inglés aeronáutico y reglamentación institucional, que constituyen la base científica y normativa del perfil profesional.

En los cursos intermedios y avanzados se incorporan asignaturas especializadas como factores humanos, sistemas de gestión de seguridad operacional (SMS), técnicas de educación de la voz y simulación avanzada (VFR e IFR), complementadas con entrenamiento en terreno. Esta metodología permite desarrollar conciencia situacional, capacidad de toma de decisiones en tiempo real y dominio de procedimientos complejos. La malla termina con prácticas operativas intensivas, asegurando que los egresados no solo dominen la teoría, sino que puedan desempeñarse eficazmente en entornos de alta presión bajo estándares internacionales.

2.1.5. Gestión de turno de los controladores aéreos.

La regulación vigente en Chile respecto de la jornada laboral de los Controladores de Tránsito Aéreo (ATC) se encuentra establecida en la Dirección de Aeronáutica Civil (DAN 11). Este marco normativo surge como respuesta a la necesidad de gestionar la fatiga, aunque en la práctica permite extensas jornadas laborales, que se sitúan muy por encima de los estándares.

Valores máximos permitidos

La normativa establece topes de jornada en función del tipo de turno, el número de días consecutivos trabajados, la carga mensual acumulada y el tiempo máximo continuo en puesto de trabajo. Dichos valores se resumen en la siguiente tabla:

Aspecto regulado	Límite máximo autorizado
Duración turno diurno	Hasta 12 horas (07:00 AM – 7:00 PM.)
Duración turno nocturno	Hasta 12 horas 30 minutos (7 PM – 07:00 AM.)
Días de trabajo consecutivos	Máximo 3 días (un turno que cruza dos días equivale a 2 días trabajados)

Tabla 2.2. Valores máximos de jornada para controladores aéreos en Chile. Fuente: DAN 11.

Periodo de servicio	Alta complejidad	Media complejidad	Baja complejidad
Diurno	2 horas	4 horas	6 horas
Nocturno	3 horas	5 horas	6 horas

Tabla 2.3. Tiempo máximo en puesto de trabajo según categoría de dependencia. Fuente: DAN 11.

Los valores de la Tabla 2.2 muestran que, en Chile, un controlador puede estar en servicio hasta 12,5 horas en horario nocturno y acumular jornadas superiores al marco legal ordinario. A esto se suma la permanencia prolongada en los puestos de trabajo, especialmente en dependencias de menor complejidad, lo que contribuye a la acumulación de fatiga.

Planificación y excepciones

La normativa establece que el Proveedor de Servicios de Tránsito Aéreo debe presentar un plan de asignación de dotaciones que se ajuste a estas limitaciones. Sin embargo, se permite a la DGAC autorizar variantes a estos parámetros en casos excepcionales. Dichas excepciones pueden ser aprobadas siempre que se presente un estudio de seguridad operacional que respalde la medida.

En la práctica, esta flexibilidad normativa abre la posibilidad de que los ATC trabajen jornadas que excedan los límites ya elevados, lo que representa un factor adicional de riesgo en términos de gestión de la fatiga.

Implicancias

La regulación chilena en materia de limitaciones horarias para los controladores de tránsito aéreo establece techos legales que, en lugar de reducir la carga laboral, la consolidan como una de las más extensas a nivel internacional. Jornadas de hasta 12–12,5 horas, acumulación de horas extra sobre el límite mensual y la posibilidad de trabajar tres días consecutivos reflejan un escenario de alta demanda cognitiva y física para los ATC.

En contraste, países como Estados Unidos y varios miembros de la Unión Europea han reducido las jornadas de los controladores aéreos a un rango de 6 a 8 horas por turno, reconociendo los efectos que la fatiga tiene sobre la seguridad operacional.

De esta forma, el marco normativo chileno, pese a establecer límites formales, mantiene condiciones que exponen a los controladores a extensas jornadas de trabajo, con pausas limitadas, y que en casos excepcionales pueden incluso ampliarse más allá de los parámetros descritos.

2.1.6. Normativa que rige a los controladores aéreos.

En Chile, el desempeño de los controladores de tránsito aéreo (ATC) se encuentra regulada por un conjunto de normativas emitidas por la Dirección General de Aeronáutica Civil (DGAC), las cuales establecen los requisitos técnicos, operacionales y de seguridad que deben cumplir. Estas normativas están alineadas con los estándares y recomendaciones establecidos por la Organización de Aviación Civil Internacional (OACI).

Uno de los pilares normativos es la DAN 91 “reglas del aire”, esta norma especifica las responsabilidades del ATC en la separación entre aeronaves, prevención de colisiones y mantenimiento del orden en el tránsito aéreo. Por su parte, la DAN 100 “Servicios de Tránsito Aéreo” regula la operación de los servicios que prestan los ATC, incluyendo el control de área y aproximación.

En cuanto al perfil profesional del controlador, la DAR 03 “Reglamento del Personal Aeronáutico”. Esta normativa detalla las competencias técnicas, los requisitos médicos, las horas máximas de trabajo, los períodos de descanso obligatorios y la formación continua que debe recibir el ATC.

2.1.7. Casos similares para medir la capacidad de respuesta de los ATC.

Aunque no se ha identificado una herramienta similar a la propuesta en el estudio, si existen casos similares, como lo puede ser el estudio desarrollado en la universidad de Arizona “*Air Traffic Controller Workload Level Prediction using Conformalized Dynamical Graph Learning*” (Pang et al., 2023). El cual aplica redes neuronales gráficas dinámicas (Dynamic Graph Neural Networks) y técnicas de Conformal Prediction para estimar el nivel de carga cognitiva de controladores en entornos simulados. Este estudio, realizado con 6 controladores aéreos retirados en escenarios basados en operaciones reales de aproximación al aeropuerto de Phoenix (KPHX), demostró que es posible predecir con alta precisión el nivel de carga cognitiva a partir de variables objetivas, como el número de aeronaves bajo control, los conflictos de separación horizontal, vertical, y la complejidad espacial del tráfico aéreo.

La innovación de este estudio es el uso de estructuras de grafos temporales los cuales permite modelar la evolución dinámica del espacio aéreo en tiempo real, capturando las interacciones entre aeronaves que varían segundo a segundo (velocidad, altitud, posición, código transpondedor). Del mismo modo, la conformal prediction añade una capa de confiabilidad al modelo, al generar no sólo una predicción puntual sino un conjunto de posibles niveles de confianza estadísticamente.

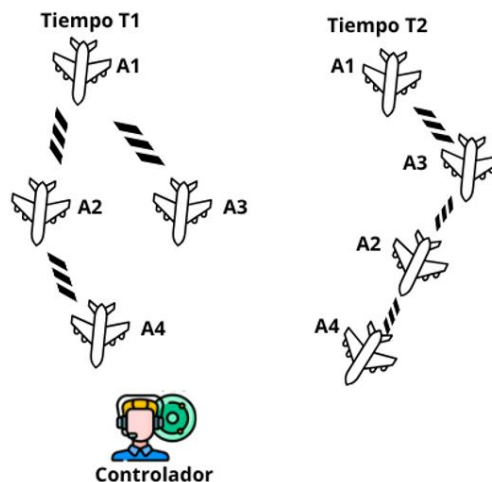


Figura 2.2. Esquema de los grafos utilizados en el estudio. Fuente: Investigación universidad de Arizona (Pang et al., 2023).

Aunque esta investigación toma un rubro prometedor, aún se encuentran en una fase experimental, ya que, solo se ha desarrollado en simulaciones y no ha sido implementada en una escala mayor. Por tanto, existe una gran brecha para explotar su aplicabilidad.

Del mismo modo, existen otros métodos que utilizan la actividad neuronal para calcular la capacidad de respuesta de un controlador aéreo, como es el caso de la universidad Sapienza de Roma que presenta su estudio **“Adaptive Automation Triggered by EEG-Based Mental Workload Index: A Passive Brain-Computer Interface Application in Realistic Air Traffic Control Environment”**(Aricò et al., 2016a). El cual se desarrolla en base al monitoreo de la actividad cerebral mediante electroencefalografía (EEG). La investigación consistió en el diseño e implementación de una Interfaz Cerebro Computadora Pasiva (pBCI) conectada a un simulador de gestión del tráfico aéreo, con el objetivo de activar soluciones automatizadas (Adaptive Automation, AA) únicamente cuando se detectaran niveles elevados de carga mental en los controladores aéreos.

Los resultados demostraron que el sistema era capaz de detectar eficazmente condiciones de sobrecarga cognitiva y activar las ayudas de forma precisa, logrando así una reducción significativa de la carga mental y una mejora en el desempeño operativo de los participantes. Además, el sistema evitó activaciones innecesarias durante condiciones de baja carga.

Igualmente, existen estudios que utilizan la inteligencia artificial para anticipar las acciones que realiza el controlador de tránsito aéreo, como es el caso de la investigación realizada en la universidad tecnológica de Nanyang, Singapur (Pham et al., 2020) La cual consistía en tomar las decisiones del ATC como una función de las condiciones de entrada de los vuelos. Para esto, se recopilaban durante seis meses datos operacionales reales a través del sistema ADS-B en el sector 2E del FIR de Singapur, incluyendo parámetros de vuelo (Posición, altitud, velocidad, rumbo y tiempo de entrada al sector).

Los modelos predictivos se construyeron utilizando algoritmos de clasificación y regresión, específicamente Random Forest (RF) y XGBoost (XGB). Se entrenaron por separado para tres tipos de acciones (cambios de altitud, cambios de velocidad y cambios de rumbo). Además, se construyó un modelo en conjunto que predice acciones combinadas. Los resultados de la investigación fueron que el modelo logró predecir los cambios verticales con un 99% de precisión, los cambios de rumbo con un 87% y los cambios de velocidad con un 80%. En conjunto, el sistema logró una precisión del 70%. En resumen, el trabajo demuestra que es posible extraer y modelar el comportamiento de los controladores utilizando algoritmos de machine learning, con un alto nivel de precisión.

Estudio	Problemática abordada	Técnicas aplicadas	Tipo de datos	Resultados clave
Univ. de Arizona	Predicción de carga cognitiva de controladores mediante variables del entorno aéreo	Dynamic Graph Neural Networks (DGNN), Conformal Prediction	Simulaciones basadas en datos reales de KPHX (tráfico aéreo, separación, complejidad)	Alta precisión en estimación de carga cognitiva. Modelo dinámico adaptativo al entorno
Univ. Sapienza de Roma	Activación automática de ayudas cuando se detecta alta carga mental en ATC	EEG, Interfaz cerebro-computadora pasiva.	Señales neurofisiológicas (EEG), carga percibida, simulador ATC	Detección eficaz de sobrecarga. Activación inteligente de automatización redujo la carga y mejoró el desempeño.
Univ. Tecnológica de Nanyang, Singapur	Modelado de decisiones del ATC a partir de datos operacionales reales	Machine Learning: Random Forest, XGBoost	ADS-B real (6 meses, FIR Singapur, altitud, velocidad, posición)	Alta precisión: 99% en cambios verticales, 87% rumbo, 80% velocidad

Tabla 2.2. Resumen de casos similares. Fuente: Elaboración propia

2.1.8. Metodologías que se han utilizado.

Algunas de las metodologías utilizadas alrededor del mundo para la gestión del rendimiento cognitivo provienen de otras industrias, sin embargo, presentan enfoques replicables que permiten la creación de herramientas para estimar la capacidad de los ATC.

Por ejemplo, en Japón han implementado métodos de análisis de variabilidad de la frecuencia cardíaca (HRV) como indicador de fatiga cognitiva en controladores durante turnos extendidos, especialmente nocturnos. Esta metodología, adaptada de prácticas médicas y deportivas, permite identificar estados de sobrecarga antes de que afecten el rendimiento. Los datos se recopilan mediante sensores conectados a algoritmos de IA, que identifican patrones de estrés y permiten a los supervisores tomar decisiones sobre descansos o rotación de tareas (Liang et al., 2024).

Por su parte, en Alemania, el Centro Aeroespacial Alemán (DLR) ha implementado sistemas para la evaluación cognitiva, que combinan el uso de seguimiento ocular (eye-tracking), análisis de patrones de voz para estudiar cómo varía la conciencia situacional de los ATC. Esta metodología se ha utilizado no solo en aviación, sino también en el sector ferroviario. Mediante estos sistemas, se ha logrado detectar reducciones en la atención sostenida, picos de hipervigilancia y respuestas retardadas, variables que luego se correlacionan con eventos críticos o con fallos de coordinación.

En Estados Unidos, la Federal Aviation Administration (FAA) aplica una metodología operacional centrada en la recolección continua de datos de desempeño para evaluar indirectamente el estado cognitivo de los controladores. Se monitorean variables como el número de conflictos resueltos, tareas simultáneas gestionadas, coordinación y de esta manera se generan perfiles de carga cognitiva.

País	Técnicas	Objetivo	Resultados clave
Japón	-Variabilidad de la Frecuencia Cardíaca (HRV) -Algoritmos de IA	Detectar estados de sobrecarga cognitiva durante turnos extendidos (especialmente nocturnos)	Identificación temprana de fatiga, toma de decisiones sobre pausas y rotación de tareas
Alemania	-Seguimiento ocular (eye-tracking) -Análisis de voz	Detectar deterioros en la atención sostenida, hipervigilancia y respuestas retardadas, en situaciones simuladas de alta demanda	Detección de picos críticos, correlación con eventos de error o fallos de coordinación operativa
Estados Unidos	-Análisis de desempeño (número de conflictos resueltos, multitareas, coordinación)	Generar perfiles de carga cognitiva a partir de variables observadas, sin necesidad de monitoreo fisiológico	Seguimiento continuo del estado cognitivo mediante indicadores operacionales

Tabla 2.3. Resumen de metodología que se han utilizado. Fuente: Elaboración propia en base a las investigaciones mencionadas anteriormente.

En resumen, a nivel internacional, ya se han desarrollado múltiples investigaciones orientadas a estimar la carga cognitiva o la fatiga en entornos críticos, particularmente en sectores como la aviación, la medicina o el transporte. Sin embargo, la mayoría de estas propuestas se basan en el uso de tecnologías biomédicas invasivas o de alto costo, tales como sensores de frecuencia cardíaca, seguimiento ocular (eye-tracking), electroencefalografía (EEG) o variabilidad de la frecuencia cardíaca (HRV). Si bien estos métodos han demostrado altos niveles de precisión, su implementación masiva en contextos operacionales reales presenta importantes barreras económicas, logísticas y de aceptación por parte del personal.

En contraste, esta propuesta se plantea como una alternativa disruptiva y accesible, ya que permite estimar el nivel de capacidad de respuesta cognitiva de los controladores de tránsito aéreo sin necesidad de hardware adicional ni sensores fisiológicos complejos. A través del uso de inteligencia artificial y variables observables de tipo conductual, emocional y operacional, el modelo ofrece una solución sencilla, escalable y con alto potencial de integración en el entorno de trabajo real. La fiabilidad del sistema se evaluará mediante pruebas de validación cruzada y análisis de precisión del modelo predictivo, comparando los resultados estimados con datos reales obtenidos de los usuarios.

En ese sentido, no solo se aporta valor técnico y metodológico, sino que también se abre la posibilidad de implementar monitoreo cognitivo continuo a nivel nacional, fortaleciendo así el sistema de seguridad aérea eficientemente.

2.2.Marco teórico.

La base conceptual de esta propuesta de investigación se respalda con la **teoría de la carga cognitiva** desarrollada por John Swelle (1988), la cual sostiene que el rendimiento humano disminuye significativamente cuando la demanda de procesamiento de información supera la limitada capacidad de la memoria de trabajo. Esta teoría distingue tres tipos de carga cognitiva, “Intrínseca”, relacionada con la dificultad propia de la tarea, “Extrínseca” se refiere a las distracciones del entorno y “Germana” que representa la información en la memoria a largo plazo (Clark & Kimmons, 2023).

En el contexto de los controladores de tránsito aéreo (ATC), estos 3 tipos de carga trabajan de forma crítica, ya que deben monitorear múltiples aeronaves simultáneamente, gestionar conflictos y adaptarse rápidamente a emergencias. La herramienta propuesta, basada en inteligencia artificial, se complementa con esta idea, puesto que busca ofrecer una visualización simplificada del estado cognitivo mediante una batería cognitiva y adaptar su comportamiento según el individuo. De esta manera, no solo se reduce la carga extrínseca a través de un diseño simplificado, sino que también se estimula la carga Intrínseca, permitiendo al controlador mantener el foco en las tareas críticas.

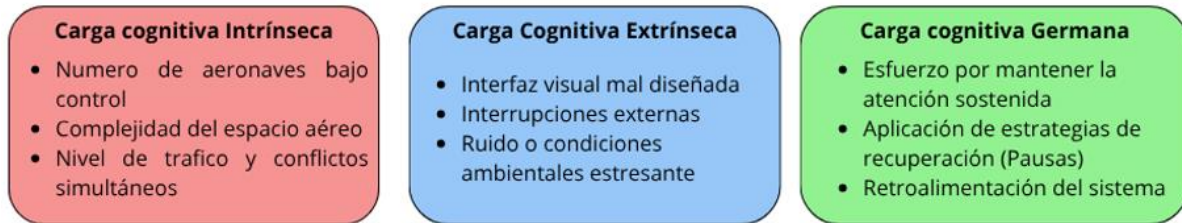


Ilustración 2.1. Relación entre tipos de carga cognitiva y variables del modelo. Fuente: Basada en la Teoría de John Swelle (1988).

Del mismo modo en la investigación se considera la teoría de recursos múltiples desarrollado por Christopher Wickens (2002), el cual argumenta que la atención humana no es un recurso único, sino que se distribuye entre diversos canales sensoriales y procesos cognitivos. Esto explica por qué algunas tareas en simultáneo generan más estrés que otras y respalda la necesidad de modelar el esfuerzo cognitivo de los controladores en función de las variables operacionales.

Por esta razón, la memoria propone una alternativa basada en datos operacionales utilizando IA para estimar la capacidad de respuesta del ATC en tiempo real y representarla gráficamente mediante una interfaz. Este concepto representa una innovación en términos de visualización del estado cognitivo y puede facilitar la toma de decisiones por parte de supervisores y operadores en tiempo real.

2.2.1. Marco conceptual

El siguiente marco conceptual presenta las definiciones claves de esta investigación, permitiendo comprender en detalle los términos fundamentales. Estos conceptos son esenciales para el desarrollo teórico, los cuales son:

- **Capacidad de respuesta cognitiva:** Se entiende como la habilidad de un individuo para percibir, procesar y actuar ante estímulos del entorno de forma oportuna y precisa. Esta capacidad es esencial para mantener un desempeño eficiente bajo condiciones de alta presión y carga mental (Endsley, 1995). como las que enfrentan los controladores aéreos.
- **Carga cognitiva:** Se refiere a la cantidad de esfuerzo mental necesario para procesar información durante una tarea. Se divide en carga intrínseca, extrínseca y germana, según su origen y función (Sweller, 1988).

- **Fatiga operativa:** La fatiga es un estado fisiológico que disminuye el rendimiento mental y físico de una persona, debido a esfuerzos prolongados o a la falta de descanso(OACI, 2016).
- **Inteligencia Artificial:** La inteligencia artificial es la capacidad de un sistema para interpretar datos externos, aprender de ellos y utilizar ese conocimiento para alcanzar metas específicas a través de la adaptación (Barceló García, 2014)
- **Automatización adaptativa:** Consiste en ajustar dinámicamente el nivel de automatización de un sistema en función del estado cognitivo del operador humano, con el fin de optimizar su rendimiento y evitar su sobrecarga(Parasuraman et al., 2000)
- **Random Forest:** Es un método de aprendizaje automático que construye un conjunto de árboles de decisión entrenados con muestras y atributos seleccionados al azar. En clasificación, la decisión final se obtiene por mayoría de votos; en regresión, por promedio de predicciones. Esta técnica mejora la precisión y reduce el riesgo de sobreajuste (Breiman, 2001)

2.2.2. Diseño y desarrollo del modelo.

Utilizando el lenguaje de programación Python y librerías especializadas en aprendizaje automático como scikit-learn, TensorFlow o Keras, se procederá al diseño y entrenamiento de un modelo supervisado que será capaz de procesar, ponderar y correlacionar múltiples variables previamente definidas en esta investigación. Estas variables incluyen dimensiones operacionales (como número de aeronaves bajo control, decisiones críticas por hora y complejidad del sector), personales (horas de sueño, pausas, duración del turno) y emocionales o psicológicas (estado de ánimo y perfil de personalidad). La combinación de estas dimensiones busca reflejar de forma más completa la carga cognitiva y la capacidad de respuesta real del controlador.

El modelo utilizará un enfoque supervisado porque contará con datos etiquetados que relacionan las condiciones del turno con una estimación externa del nivel cognitivo, permitiendo ajustar los pesos de las variables durante el entrenamiento. Se contempla además el uso de técnicas de normalización para optimizar el rendimiento del modelo y evitar el sobreajuste.

El objetivo principal del modelo es generar un índice continuo de capacidad de respuesta cognitiva, representado en una escala de 0 % (agotamiento total) a 100 % (respuesta óptima). Este índice podrá actualizarse en tiempo real durante la jornada operativa del controlador, ajustándose automáticamente a medida que se ingresan nuevos datos del entorno o del operador. Este puntaje será la base para una representación visual tipo “batería”, que facilitará su interpretación tanto por el ATC como por los supervisores.

Para entrenar y probar el modelo de IA, se utilizarán datos obtenidos desde escenarios simulados mediante el sistema Eurocontrol, una herramienta ampliamente utilizada en Europa para la capacitación y validación de sistemas de tráfico aéreo.

Finalmente, el modelo será validado utilizando métricas como precisión, sensibilidad, especificidad, asegurando su efectividad en identificar con exactitud los niveles críticos de deterioro cognitivo.

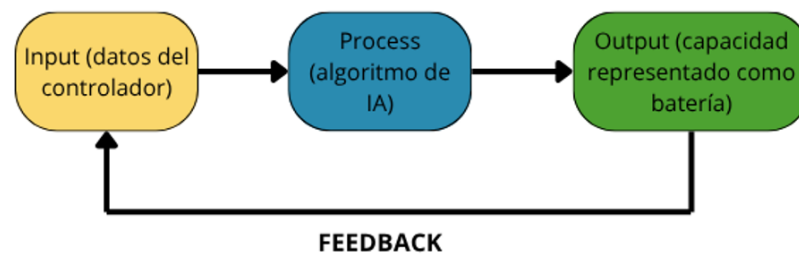


Figura 2.3 Esquema de proceso. Fuente: Elaboración propia.

2.2.3 Norma ISO 42001.

Con el avance acelerado de la inteligencia artificial (IA) en entornos críticos, ha surgido la necesidad de establecer marcos normativos que garanticen el desarrollo y uso responsable de estas tecnologías. En este contexto, la norma internacional ISO 42001 representa el primer estándar específico orientado a regular sistemas de gestión de IA. Publicada por la Organización Internacional de Normalización (ISO), esta norma entrega lineamientos para implementar un sistema de gestión de inteligencia artificial (AI Management System) que sea seguro, ético, confiable y alineado con principios de gobernanza tecnológica (ISO, 2023).

La norma ISO 42001 establece un marco de trabajo basado en el ciclo PDCA (Planificar, Hacer, Verificar, Actuar). Sus requisitos aplican tanto a organizaciones que desarrollan soluciones con IA como a aquellas que las utilizan o integran en procesos críticos. En el caso de esta investigación, donde se propone una herramienta capaz de estimar el nivel de capacidad de respuesta cognitiva de los controladores de tránsito aéreo (ATC), la norma brinda una base para garantizar la trazabilidad, transparencia y supervisión del sistema en todo su ciclo.

Uno de los aspectos más relevantes de la ISO es la exigencia de realizar una evaluación continua de riesgos asociados al uso de la herramienta, ya que, la norma indica que deben identificarse posibles sesgos algorítmicos, brechas en los datos de entrenamiento, riesgos derivados de una dependencia excesiva en los modelos automatizados, así como medidas para su mitigación (ISO, 2023). Esto se alinea con el enfoque propuesto en esta memoria, que contempla tanto variables operacionales como personales para ofrecer una estimación

contextualizada y confiable del estado del operador, del mismo modo se debe seguir realizando una evaluación continua de los riesgos asociados en cada proceso del desarrollo de la herramienta y crear medidas de mitigación.

La norma exige que las salidas del sistema de IA sean comprensibles y que exista siempre la posibilidad de supervisión o intervención humana. En la propuesta de esta investigación, esto se traduce en el diseño de una interfaz visual tipo “batería cognitiva”, que entrega retroalimentación en tiempo real tanto al operador como a los supervisores, fomentando la transparencia y facilitando la toma de decisiones informadas sobre pausas, redistribución de turnos o reducción de carga operativa. Asimismo, fomenta la integración con sistemas ya existentes, lo que resulta especialmente relevante para la memoria, donde la herramienta se plantea como un complemento al sistema FRMS (Fatigue Risk Management System) actualmente implementado por la DGAC en Chile. Esta compatibilidad permite adoptar la herramienta sin necesidad de alterar la estructura organizacional, facilitando su adopción progresiva.

2.2.4 Metodología AGILE aplicada al desarrollo de la herramienta.

La metodología AGILE constituye un enfoque flexible e iterativo para la gestión y desarrollo de proyectos tecnológicos, basado en la colaboración continua, la adaptabilidad y la entrega progresiva de resultados. A diferencia de los modelos tradicionales de desarrollo lineal, AGILE promueve ciclos cortos denominados “sprints”, en los cuales se diseñan, implementan, prueban y evalúan pequeñas partes del sistema, garantizando una mejora constante en función de la retroalimentación obtenida (Beck et al., 2001).

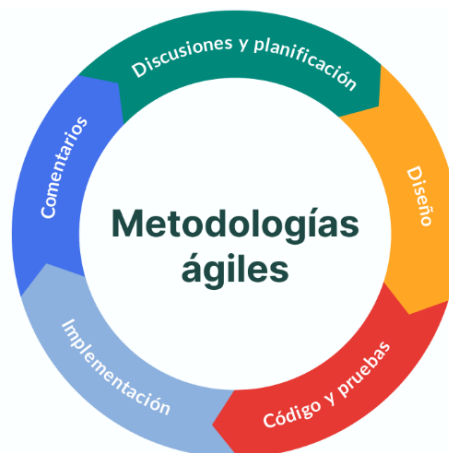


Ilustración 2.2 Metodología Ágiles. Fuente: Imagen extraída de britishdigital.us.

En esta investigación, la metodología AGILE permite responder con eficacia a los componentes del proyecto como es la programación, inteligencia artificial y evaluación psicológica. Ya que el sistema requiere validaciones sucesivas de usabilidad, precisión del modelo predictivo y coherencia funcional.

La aplicación de la metodología se estructura en fases que abarcan desde el diseño inicial de interfaces hasta la validación del modelo cognitivo. En cada ciclo de desarrollo se definirán objetivos específicos, se asignarán tareas (por ejemplo, diseño frontend, desarrollo de API o pruebas del modelo IA) y se evaluarán los avances. Cada fase finaliza con la integración y prueba de los componentes desarrollados, permitiendo realizar ajustes tempranos sin comprometer la estabilidad del sistema general.

2.3.Propuesta metodológica.

La investigación está orientada al desarrollo de una herramienta de apoyo complementada con inteligencia artificial para estimar y representar en tiempo real la capacidad de respuesta cognitiva de los controladores de tránsito aéreo (ATC) para de esta manera poder establecer eficientemente los descansos entre operaciones mediante una interfaz visual tipo “batería cognitiva”. Esta propuesta responde a la necesidad identificada anteriormente respecto a los sistemas ineficientes de prevención de fatiga que tiene Chile, igualmente, la norma ISO 42001 y la metodología Agile se establecerá como marco metodológico transversal, funcionando como eje rector en cada etapa del proyecto, asegurando la trazabilidad, transparencia, gestión de riesgos y mejora continua del sistema. En función de estos elementos, la investigación se desarrollará en las siguientes etapas:

2.3.1. Definición y selección de variables.

En función de los estudios analizados, se identifican y clasifican las variables que influyen directa o indirectamente en la capacidad cognitiva de los controladores de tránsito aéreo (ATC). Estas variables serán divididas en dependientes e independientes, con el objetivo de construir una herramienta capaz de estimar el nivel de capacidad de respuesta cognitiva de un ATC en tiempo real.

Las variables independientes corresponderán a aquellas que afectan el rendimiento del ATC pero que no son resultado de este, como por ejemplo el número de aeronaves bajo control, la cantidad de decisiones críticas, la complejidad del sector, la presencia de emergencias, el tiempo continuo de trabajo sin descanso, la duración y calidad del sueño previo, así como las características personales y emocionales del controlador. En este último punto, diversos estudios han demostrado que variables como la personalidad y el estado emocional tienen un impacto significativo tanto en la teoría de la carga cognitiva como en la teoría de la emoción aplicada a la toma de decisiones (Truschzinski et al., 2018).

Por otro lado, la variable dependiente serán el nivel estimado de capacidad de respuesta cognitiva, expresado como un valor continuo entre 0 % y 100 %. Este indicador será utilizado para representar el estado operativo del ATC a través de una interfaz visual tipo “batería cognitiva”.

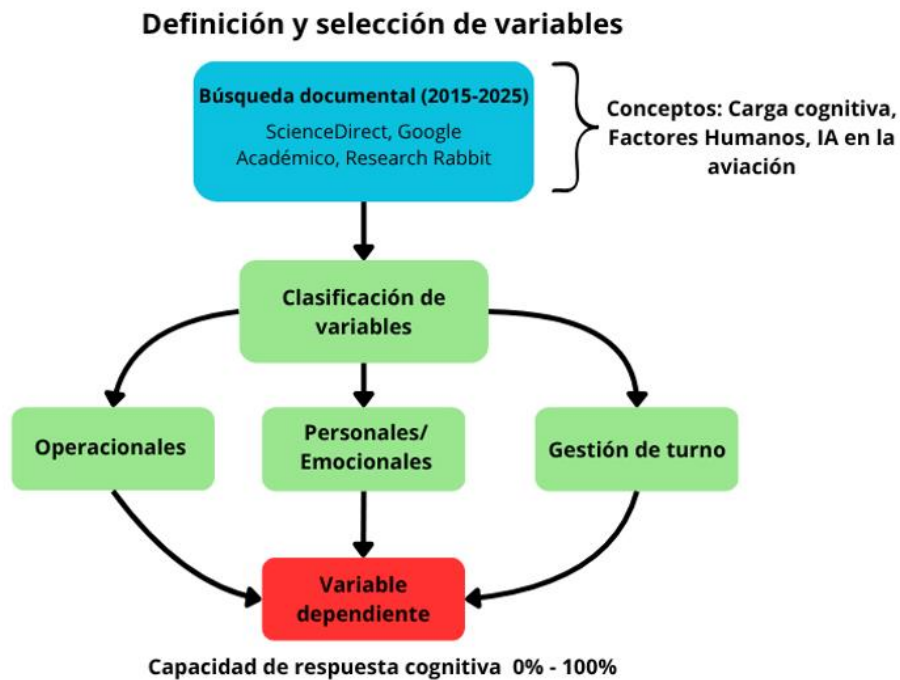


Figura 2.4 Esquema de definición y selección de variables. Fuente: Elaboración propia.

2.3.2. Modelo estructural de la herramienta.

Se desarrollará una estructura metodológica que considera la creación de un sistema digital de entrada de datos, cuyo propósito es registrar información relevante del controlador aéreo tanto antes como después de su jornada. Esto permitirá recopilar variables personales y emocionales que, tal como se argumentó en la etapa de definición de variables, tienen un impacto directo en el rendimiento cognitivo y la capacidad de respuesta bajo condiciones de alta demanda. En particular, se busca medir de manera no invasiva el estado previo del operador y su nivel de recuperación cognitiva posterior al descanso, lo que permitirá más datos al modelo de inteligencia artificial.

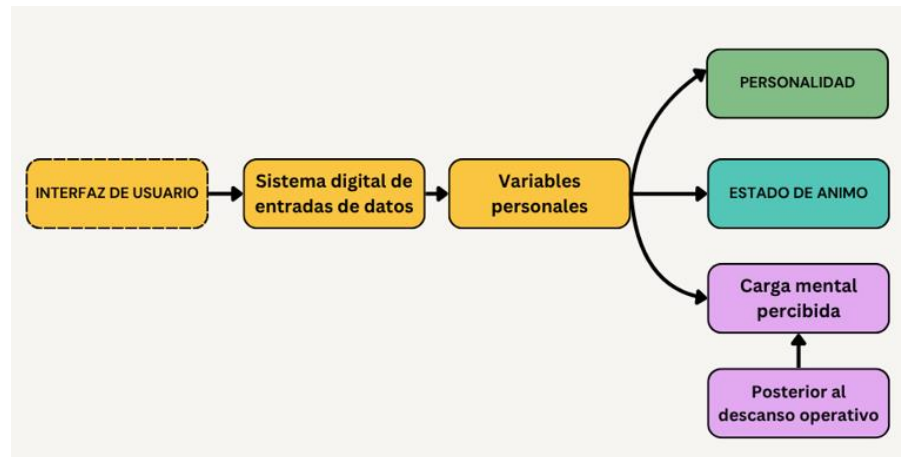


Figura 2.5 Esquema de estructura de la herramienta. Fuente: Elaboración propia.

Para esto, se implementará una interfaz de usuario, basada en un conjunto de cuestionarios, que serán presentados al controlador en dos momentos clave: antes de iniciar su jornada y posterior al descanso operativo. Estos valores permitirán evaluar factores como la personalidad, el estado emocional y la carga mental percibida, variables que influyen significativamente en el procesamiento de la información, la toma de decisiones y la gestión del estrés en entornos críticos.

Rasgo evaluado	Tipo de cuestionario	Autores
Personalidad.	Inventario de los Cinco Grandes (BFI)	John & Srivastava (1999)
Estado de ánimo.	Cuestionario de Estado de Ánimo Multidimensional (MDMQ)	Steyer, Schwenkmezger, Notz & Eid (1997)
Carga mental percibida.	NASA-TLX (Task Load Index)	Hart & Staveland (1988)

Tabla 2.4 Cuestionarios a utilizar para realizar la evaluación al usuario. Fuente: John & Srivastava (1999); Steyer, Schwenkmezger, Notz & Eid (1997); Hart & Staveland (1988).

2.3.3. Programación.

La etapa de programación contempla el desarrollo del núcleo funcional de la herramienta utilizando el lenguaje PythonA y javascript, se implementará el modelo supervisado que procesará las variables operacionales, personales y cognitivas definidas previamente. Se construirán scripts para cargar y limpiar los datos, entrenar el algoritmo, y generar en tiempo

real un índice numérico que represente la capacidad de respuesta del controlador aéreo. Además, se diseñará una interfaz gráfica simple, tipo “batería”, que se actualizará según los valores procesados por el modelo. Los códigos estarán estructurados en módulos independientes para facilitar su mantenimiento y permitir futuras mejoras. Finalmente, se documentará cada función del código para asegurar su trazabilidad y validación técnica.

2.3.4. Construcción de interfaz (batería).

Una vez desarrollado el modelo, se implementará una interfaz, que representará el nivel de capacidad de respuesta en forma de batería cognitiva, la cual se irá descargando o cargando según el comportamiento del controlador. Esta interfaz será diseñada para facilitar la visualización en tiempo real y cumplir su función principal como herramienta complementaria.

2.3.5. Evaluación funcional y propuesta de mejora.

Finalmente, se evaluará la funcionalidad de la herramienta mediante criterios como precisión de la estimación, tiempo de respuesta y aplicabilidad futura. Se identificarán oportunidades de mejora y se discutirá su posible integración como complemento al FRMS (Fatigue Risk Management System) ya existente en la normativa nacional. Esta etapa permitirá vincular la propuesta con el sistema de seguridad operacional de la DGAC y proponer un enfoque complementario basado en IA.

3. DESARROLLO

3.1 Definición y selección de variables

Para la selección de variables como se mencionó anteriormente se realizó la recopilación de investigaciones y textos académicos, técnicos y normativos relacionados con el desempeño cognitivo en los controladores. Para ello, se definieron criterios de búsqueda centrados en los siguientes ejes: carga cognitiva, monitoreo de fatiga, variables operacionales en entornos críticos, uso de IA en la aviación, factores humanos en el control del tráfico aéreo y las palabras claves propuestas en el resumen. Las búsquedas se realizaron en bases de datos como ScienceDirect, Google académico y Research Rabbit. Se estableció como marco temporal el periodo entre 2015 y 2025. En total se recolectaron alrededor de 30 documentos.

Dada la cantidad de textos, se aplicó una lectura tipo inspección y filtro de los títulos, resumen y conclusiones, para detectar si los conceptos estaban alineados con investigación propuesta. Este proceso fue realizado a través de una matriz en Microsoft Excel que permitió clasificar conceptos en “tiempo de reacción, frecuencia de decisiones, complejidad del tráfico aéreo, horas de sueño, perfil emocional, carga percibida” y registrar su frecuencia (Ver anexo 1).

Después del filtrado inicial, la base de textos quedó reducida a 27 investigaciones, ya que, se eliminaron 3 documentos debido a que su orientación no estaba en los parámetros establecidos.

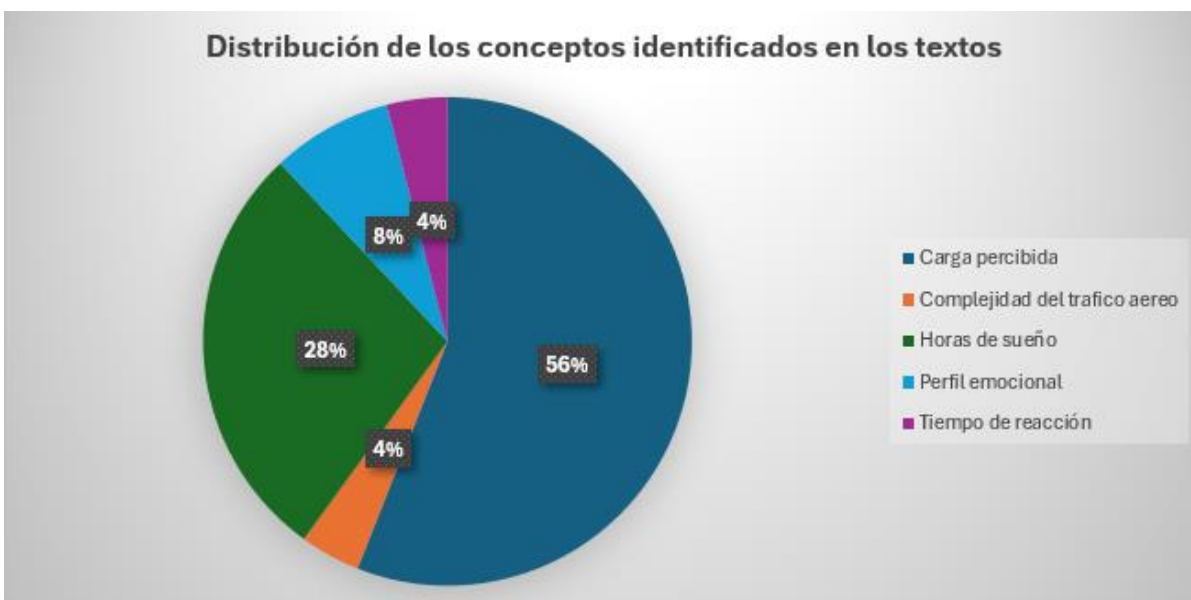


Imagen 3.1 Distribución de los conceptos identificados. Fuente: Elaboración propia

El gráfico muestra que las investigaciones se concentran mayormente en la carga percibida, seguida por las horas de sueño, mientras que dimensiones como la complejidad del tráfico aéreo o el tiempo de reacción presentan una menor representación en la literatura revisada.

Si bien esta distribución refleja las prioridades de las investigaciones no debe interpretarse como una jerarquía absoluta de importancia. Por el contrario, cada uno de estos conceptos aporta perspectivas complementarias y necesarias para entender el desempeño cognitivo en entornos de alta exigencia como es el control del tránsito aéreo.

A partir de estos conceptos, y en coherencia con el marco teórico de la carga cognitiva, se procedió a clasificar las variables, obteniendo lo siguiente:

Variable	Tipo	Categoría
N.º de aeronaves bajo control	Independiente	Operacional
Decisiones críticas por hora	Independiente	Operacional
Complejidad del sector	Independiente	Operacional
Emergencias atendidas	Independiente	Operacional

Tabla 3.1 Clasificación de variables operacionales. Fuente: Elaboración propia

Las variables operacionales seleccionadas son fundamentales para estimar la capacidad de respuesta cognitiva del controlador aéreo, ya que representan directamente las exigencias del entorno de trabajo. El número de aeronaves bajo control permite evaluar la carga simultánea de monitoreo y coordinación, siendo un indicador de la densidad operativa. La frecuencia de decisiones críticas por hora refleja la intensidad con la que el ATC debe intervenir en la separación de aeronaves o resolución de conflictos, lo que aumenta el nivel de trabajo mental requerido.

La complejidad del sector, definida por factores como la intersección de rutas, niveles de vuelo, condiciones meteorológicas y área asignada, influye en el esfuerzo cognitivo necesario para mantener la conciencia situacional. Finalmente, la presencia de emergencias atendidas da a entender sobre el estrés agudo y toma de decisiones bajo presión, siendo una de las condiciones que más afecta el rendimiento mental. En conjunto, estas variables permiten caracterizar de forma dinámica y precisa las condiciones externas que afectan la carga cognitiva del ATC.

Otras variables importantes que se deben considerar son las personales, las cuales se seleccionaron las siguientes:

Variable	Tipo	Categoría
Horas de sueño	Independiente	Personal
Estado de ánimo	Independiente	Emocional
Perfil de personalidad	Independiente	Psicológica

Tabla 3.2 Clasificación de variables personales. Fuente: Elaboración propia

Las variables personales y emocionales consideradas en este estudio son esenciales para comprender las diferencias individuales en la respuesta cognitiva de los controladores aéreos frente a demandas operacionales similares. La cantidad de horas de sueño es un factor crítico que incide directamente en la fatiga mental, el tiempo de reacción y la capacidad de mantener la atención sostenida, influyendo en el rendimiento general del ATC durante su turno.

El estado de ánimo evaluado antes permite detectar variaciones emocionales que pueden afectar el rendimiento, la concentración y la tolerancia al estrés. Por su parte, el perfil de personalidad ofrece información sobre rasgos del individuo, como la responsabilidad, el neuroticismo o la apertura a la experiencia, los cuales han demostrado tener una relación significativa con la forma en que se gestiona la carga cognitiva. Al incorporar estas variables, el modelo propuesto no solo considera las condiciones del entorno, sino también el ámbito psicológico y el estado emocional del operador, permitiendo una estimación más precisa y personalizada de su capacidad de respuesta.

Posteriormente y como ultimas variables se consideras las administrativas las cuales se tienen las siguientes:

Variables	Tipo	Categoría
Duración del turno	Independiente	Gestión del turno
Pausas realizadas	Independiente	Gestión del turno
Tiempo desde última pausa	Independiente	Gestión del turno

Tabla 3.3 Clasificación de variables gestión de turno. Fuente: Elaboración propia

Las variables asociadas a la gestión del turno son determinantes en la acumulación o recuperación de la carga cognitiva durante la jornada laboral del controlador aéreo. La duración del turno permite estimar el tiempo de exposición continua a condiciones de alta exigencia mental, siendo directamente proporcional al riesgo de fatiga operativa. Las pausas realizadas actúan como eventos de recuperación cognitiva, esenciales para reducir la sobrecarga mental y mantener la capacidad de respuesta ante nuevas demandas. Por otro lado, el tiempo transcurrido desde la última pausa es un indicador clave del deterioro progresivo en la función cognitiva, ya que períodos prolongados sin descanso pueden generar una disminución en la atención, la memoria de trabajo y la toma de decisiones.

3.2 Modelo estructural de la herramienta.

En primer lugar, se establece un sistema digital de entrada de datos, cuyo propósito es registrar información relevante del controlador en dos momentos clave: antes del inicio de la jornada y posterior al descanso operativo. Este mecanismo permitirá obtener una caracterización más completa del estado cognitivo del operador, al considerar no solo sus condiciones previas, sino también su capacidad de recuperación tras periodos de pausa.

Para la captura de información, la herramienta integrará una interfaz de usuario basada en cuestionarios estandarizados, estos se enfocan en variables que tienen un impacto directo en el rendimiento cognitivo y la toma de decisiones en entornos críticos. Los cuales tenemos:

3.2.1 Inventario de los Cinco Grandes (BFI).

La personalidad es evaluada mediante el Inventario de los Cinco Grandes (BFI) (John & Srivastava, 1999), el cual permite identificar rasgos psicológicos asociados al manejo del estrés, la responsabilidad y la adaptabilidad del individuo.

Este cuestionario está compuesto por 44 ítems (Ver anexo 2), diseñado para evaluar los rasgos fundamentales de la personalidad según el modelo de los Cinco Grandes. Cada ítem está asociado a una de las cinco dimensiones principales, apertura a la experiencia, responsabilidad, extraversión, amabilidad y neuroticismo.

Descripción	Ítems
Extraversión	1,6,11,16,21,26,31,36
Amabilidad	2,7,12,17,22,27,32,37,42
Responsabilidad	3,8,13,18,23,28,33,38,43
Neuroticismo	4,9,14,19,24,29,34,39
Apertura a la experiencia	5,10,15,20,25,30,35,40,41,44

Tabla 3.4 Clasificación de rasgos. Fuente: Inventario de los cinco grandes (John & Srivastava, 1999)

Para responder, los participantes utilizan una escala de 1 a 5, donde 1 indica “totalmente en desacuerdo” y 5 “totalmente de acuerdo”. Esta escala permite medir la intensidad con la que la persona se identifica con cada afirmación, capturando así las características y tendencias de su personalidad.

El cálculo del puntaje se realiza obteniendo el promedio de las respuestas correspondientes a cada dimensión, ajustando los ítems que estén invertidos según corresponda. Este método permite obtener un valor representativo para cada rasgo, facilitando la interpretación del perfil de personalidad de manera clara y comparativa.

Puntaje Promedio	Interpretación
1-2	Bajo, poca presencia del rasgo.
2.1 - 3.5	Medio, rasgo moderado o equilibrado
3.6 – 5	Alto, rasgo muy presente.

Tabla 3.5 Clasificación de rasgos. Fuente: *Inventario de los cinco grandes (John & Srivastava, 1999)*

Para representar esta información del usuario en la herramienta de IA, los puntajes promedio de cada rasgo se normalizaron a una escala común de 0 a 1. Utilizando la siguiente fórmula para Extraversión, Amabilidad, Responsabilidad y apertura a la experiencia:

$$Vx = \frac{x - 1}{4} \quad (X \in \{E, A, R, O\})$$

Donde,

X: Puntaje promedio

VE: Valor de Extraversión.

VA: Valor de Amabilidad.

VR: Valor de Responsabilidad.

VO: valor de Apertura a la experiencia

En el caso del neuroticismo, donde es un rasgo que en mayor valor afecta el controlador aéreo se debe utilizar la siguiente formula

$$Vn = 1 - \frac{x - 1}{4}$$

Donde,

X: Valor promedio.

Vn: valor de Neuroticismo.

3.2.1.1 Modelo de ponderación de la personalidad.

Con los valores normalizados obtenidos para cada dimensión, se determinó una ecuación principal de estimación de la personalidad, la cual permite representar cuantitativamente la influencia de los rasgos psicológicos en el rendimiento individual, esta función se define como:

$$BFI(x) = (V_E \cdot \beta_1) + (V_A \cdot \beta_2) + (V_R \cdot \beta_3) + (V_O \cdot \beta_4) + (V_N \cdot \beta_5)$$

Donde:

- V_E, V_A, V_R, V_O, V_N Corresponden a los valores normalizados (entre 0 y 1) de extraversión, amabilidad, responsabilidad, apertura a la experiencia y neuroticismo, respectivamente.
- $\beta_1 \dots \beta_5$ Representan los coeficientes beta, los cuales determinan la magnitud e influencia de cada rasgo dentro del perfil global de personalidad.

Los coeficientes β se extrajeron de un modelo de regresión aplicado al BFI, utilizado en una investigación de BMC psychology, donde se examinó la relación entre los rasgos de personalidad y el rendimiento laboral, la estabilidad emocional y la adaptabilidad cognitiva en entornos de alta exigencia (Angelini, 2023). En dicho estudio, los autores analizaron un conjunto de datos provenientes de profesionales sometidos a condiciones de presión, con el objetivo de estimar qué dimensiones del BFI predecían mejor el desempeño global y la regulación del estrés.

Estos resultados reflejan la ponderación de cada rasgo en contextos laborales donde la atención sostenida, la toma de decisiones rápidas y la autorregulación emocional son fundamentales especialmente para el trabajo de un Controlador de Tránsito Aéreo (ATC).

Rasgo	β (Coeficiente)
Extraversión (E)	0,25
Amabilidad (A)	0,16
Responsabilidad (C)	0,18
Apertura a la experiencia (O)	0,21
Neuroticismo (N)	-0,19

Tabla 3.6 Valores adoptados de beta para esta investigación. Fuente: BMC psychology

Los coeficientes positivos ($\beta > 0$), indican una relación directa entre el rasgo y el rendimiento. Por ejemplo, una mayor extraversión ($\beta = 0,25$) o responsabilidad ($\beta = 0,18$) se correlacionan a un mejor desempeño, mayor comunicación efectiva y adherencia a los procedimientos operativos. En cambio, los coeficientes negativos como del neuroticismo ($\beta = -0,19$) tiene una relación inversa, es decir altos niveles de inestabilidad emocional o mayor estrés tienden a reducir la eficacia del desempeño.

3.2.2 Cuestionario de Estado de Ánimo Multidimensional (MDMQ).

El Cuestionario MDMQ es un instrumento desarrollado para evaluar el estado emocional de una persona en un momento específico, a diferencia de los de personalidad que describen características estables. En esta herramienta, el MDMQ se emplea para identificar variaciones en el ánimo de los controladores de tránsito aéreo, variables que influyen directamente en su capacidad de atención, toma de decisiones y tolerancia al estrés operativo.

El cuestionario está compuesto por 12 preguntas (Ver anexo 3) respondidas en una escala de 1 a 5, donde 1= “Nunca” y 5= “Siempre”. Los ítems se agrupan en 3 dimensiones principales que representan los ejes fundamentales del estado de ánimo, los cuales son:

Dimensión	Descripción	Ítems
Buen /Mal Humor	Evalúa la presencia de emociones positivas o negativas como optimismo, satisfacción o tristeza.	1, 4, 7, 10
Vigilancia/ Somnolencia	Representa el nivel de activación, energía y atención sostenida.	2, 5, 8, 11
Calma/ Inquietud	Indica el grado de tranquilidad interna, relajación o tensión emocional.	3, 6, 9, 12

Tabla 3.7 Clasificación de ítems MDMQ. Fuente: psychology.org

Estas tres dimensiones conforman un perfil tridimensional del ATC, donde cada eje es independiente y describe una faceta específica del bienestar psicológico y funcional.

3.2.2.1 Ajuste de puntuación.

Algunos ítems describen estados emocionales positivos (por ejemplo, “me sentí animado y optimista”), mientras que otros expresan estados negativos (por ejemplo, “me sentí triste o sin esperanza”). Por lo tanto, para asegurar que todas las puntuaciones se interpreten en la misma dirección, es decir, que valores altos reflejen siempre un mejor estado emocional, se aplicó una inversión a los ítems negativos mediante la siguiente fórmula:

$$V_{\text{ajustado}} = 6 - V_{\text{original}}$$

Así, si un participante respondió con un valor de 4 en un ítem negativo (“me sentí triste”), el valor ajustado sería 2, indicando un nivel bajo de afecto negativo. Este paso, respalda la coherencia de la escala y permite que todos los ítems sumen en la misma dirección.

Posteriormente se debe realizar el cálculo del puntaje promedio por cada dimensión que se realizaría con la siguiente formula:

$$D_i = \frac{\sum_{j=1}^{n_i} R_j}{n_i}$$

donde:

- D_i : puntaje promedio de la dimensión i (por ejemplo, Buen humor, Vigilancia o Calma).
- R_j : puntuación ajustada obtenida en el ítem j .
- n_i : número total de ítems asociados a esa dimensión.

3.2.2.2 Interpretación de resultados.

Puntaje promedio	Interpretación
1.0 – 2.0	Estado negativo o bajo nivel en la dimensión evaluada
2.1 – 3.5	Estado emocional neutro o equilibrado
3.6 – 5.0	Estado positivo o alto nivel de bienestar emocional

Tabla 3.8 Interpretación de resultados. MDMQ. Fuente: *psychology.org*

Un alto valor en “Buen humor” indica optimismo y disposición positiva, un alto valor en “Vigilancia” refleja atención activa y energía, mientras que un alto valor en “Calma” expresa serenidad y control emocional. Por el contrario, valores bajos en cualquiera de estas escalas reflejan estados opuestos: mal humor, somnolencia o inquietud.

3.2.2.3 Normalización para la herramienta.

Al igual que el BFI, los puntajes del MDMQ se normalizan a una escala de 0 a 1 para su incorporación en la herramienta creada, por lo tanto, tenemos las siguientes formulas:

$$V_i = \frac{x_i - 1}{4}$$

Donde x_i es el puntaje promedio obtenido en la dimensión i y V_i el valor normalizado correspondiente.

El MDMQ no genera un valor global único, sino tres valores independientes que representan el estado emocional momentáneo del controlador aéreo:

$$MDMQ(x) = \{V_{BH}, V_{VG}, V_{CL}\}$$

- V_{BH} : valor de Buen /Mal Humor
- V_{VG} : valor de Vigilancia/ Somnolencia
- V_{CL} : valor de Calma/ Inquietud

Estos valores se integran en el sistema junto con los resultados del BFI y las variables operacionales. Su propósito es ajustar el modelo de predicción de capacidad cognitiva y carga emocional, permitiendo detectar, por ejemplo, si un controlador se encuentra tranquilo pero fatigado, o alerta pero ansioso.

3.2.3 Índice de Carga de Trabajo NASA-TLX (Task Load Index).

El NASA-TLX es un instrumento psicométrico, el cual fue desarrollado por Hart Steveland (1988), diseñado para evaluar la carga de trabajo percibida por un individuo durante la ejecución de una tarea. A diferencia de los cuestionarios de personalidad o estado de ánimo, el NASA-TLX mide el nivel de esfuerzo mental, físico y emocional que la persona percibe, permitiendo estimar el grado de exigencia cognitiva que impone la tarea de un controlador aéreo. Por lo tanto, el objetivo principal del cuestionario es agregar este índice dentro de la herramienta como variable que complementa los factores psicológicos y emocionales para estimar la capacidad de respuesta del usuario.

El NASA-TLX está compuesto por seis dimensiones que reflejan los principales componentes de la carga de trabajo percibida. Cada dimensión se evalúa en una escala de 0 a 100 puntos, donde 0 representa “muy baja” y 100 “muy alta”.

Dimensión	Descripción
Demanda mental (DM)	Evalúa la cantidad de actividad mental requerida (pensar, decidir, recordar, analizar información, etc.).
Demanda Física (DF)	Estima el esfuerzo físico o motor requerido por la tarea.
Demanda Temporal (DT)	Mide la presión del tiempo percibida o la sensación de tener que realizar las tareas rápidamente.
Rendimiento (R)	Refleja el nivel de éxito percibido en la tarea. (Esta escala se invierte, ya que valores altos implican menor rendimiento).
Esfuerzo (E)	Representa el grado de esfuerzo mental y físico necesario para alcanzar el nivel de desempeño logrado.

Frustración (F)	Evalúa el grado de estrés, irritación o inseguridad experimentado durante la tarea.
-----------------	---

Tabla 3.9 Clasificación de dimensión NASA-TLX. Fuente: ergomedia.isl.gob.cl

3.2.3.1 Procedimiento de aplicación y puntuación.

El cuestionario no se compone de preguntas directas, sino de seis escalas gráficas donde el usuario marca un punto entre 0 y 100 en función de su percepción personal en cada dimensión. El formato se presenta como una línea continua con los extremos “muy bajo” y “muy alto”, por ejemplo:



Ilustración 3.1 Imagen de referencia de sistema. Fuente: Elaboración propia.

Igual que en los otros cuestionarios se debe realizar el cálculo del índice de carga de trabajo total, por lo cual, se debe realizar un cálculo invertido, ya que, la escala de Rendimiento (R) tiene un significado inverso, es decir, una puntuación alta conlleva a un bajo desempeño, por lo tanto, tenemos que:

$$R_{ajustado} = 100 - R_{original}$$

De esta forma, en todas las dimensiones los valores altos representan mayor carga percibida.

3.2.3.2 Cálculo del índice total NASA-TLX.

El índice global de carga de trabajo se obtiene como el promedio de las seis dimensiones (considerando el rendimiento ya ajustado):

$$TLX_{total} = \frac{DM + DF + DT + R_{ajustado} + E + F}{6}$$

Este valor final se expresa en una escala de 0 a 100 puntos, donde valores altos indican mayor carga subjetiva o esfuerzo percibido.

Rango	Interpretación	Nivel de carga
0 – 20	Muy baja	Sin carga significativa

21 – 40	Moderada	Carga leve o manejable
41 – 60	Media	Carga de trabajo considerable.
61 – 80	Alta	Exigencia elevada
81 – 100	Muy alta	Sobrecarga cognitiva o emocional

Tabla 3.10. Interpretación de resultados. Fuente: ergomedia.isl.gob.cl

3.2.3.3 Normalización para el modelo.

Con el fin de integrar este índice en la herramienta, los valores obtenidos se normalizaron a una escala de 0 a 1, en coherencia con los demás instrumentos utilizados (BFI y MDMQ). La transformación se realizó mediante la fórmula:

$$V_i = \frac{x_i}{100}$$

donde:

- x_i es el puntaje de la dimensión o del índice total (0–100),
- V_i es el valor normalizado (0–1).

En el caso de la dimensión Rendimiento, la inversión se realizó previamente, por lo que el valor final ya representa coherentemente una carga alta cuando aumenta V_i . Así, un valor cercano a 1 indica alta carga de trabajo, mientras que valores próximos a 0 reflejan baja exigencia cognitiva.

3.2.4 Ecuación principal para el modelo.

La función principal de la herramienta busca representar de manera cuantificable la capacidad de respuesta del Controlador de Tránsito Aéreo (ATC), implementando dimensiones como variables operaciones (dependiendo la clasificación y funciones del usuario), la personalidad (como predisposición estable al comportamiento), el estado emocional actual (como fluctuación momentánea de ánimo), y la carga de trabajo percibida y operacional (como demanda ergonómica del entorno).

Desde una perspectiva más global, el rendimiento cognitivo del ATC puede entenderse como el resultado de la interacción entre factores internos (propios del usuario) y factores externos (propios del entorno de tarea). Mencionado lo anterior la función principal compuesta busca establecer estas 2 relaciones, por lo tanto, obtenemos que:

$$BC(x) = \lambda_1 \cdot BFI(x) + \lambda_2 \cdot MDMQ(x) + \lambda_3 \cdot NASA-TLX(x) + \lambda_4 \cdot O(x)$$

Donde:

- $BC(x)$: Representa el índice cognitivo, salida principal del modelo.
- $BFI(x)$: valor normalizado que agrupa los rasgos de personalidad del individuo (extraversión, amabilidad, responsabilidad, apertura y neuroticismo ajustado).
- $MDMQ(x)$: vector que resume el estado emocional momentáneo, compuesto por los valores de *buen humor (BH)*, *vigilancia (VG)* y *calma (CL)*.
- $NASA-TLX(x)$: conjunto de valores que representan la carga de trabajo subjetiva percibida, considerando las demandas mentales, físicas, temporales, de esfuerzo, rendimiento y frustración.
- $O(x)$: vector de variables operacionales que describen las condiciones objetivas del entorno (aeronaves bajo control, duración del turno, frecuencia de comunicación, alertas, entre otros).
- $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4$: coeficientes de ponderación que determinan la influencia de cada subsistema en la carga cognitiva global ($\sum \lambda_i = 1$).

Los coeficientes λ_i permiten ajustar dinámicamente la sensibilidad del modelo según el contexto.

Por ejemplo:

- En estados de emergencia o sobrecarga de tráfico, el sistema puede aumentar el peso de $MDMQ(x)$ y $NASA-TLX(x)$ para priorizar la respuesta emocional y ergonómica.
- En turnos prolongados o condiciones rutinarias, se aumenta el peso de $BFI(x)$, reflejando la importancia de los rasgos de resiliencia y estabilidad conductual.

3.2.4.1 Interpretación del modelo

El resultado $BC(x)$ se expresa en una escala normalizada de 0 a 1, interpretándose de la siguiente forma:

Rango	Estado operativo	Descripción
0.00 – 0.33	Estado de riesgo cognitivo	Corresponde a un nivel crítico de desempeño. El controlador presenta signos de sobrecarga mental o emocional, evidenciando altos niveles de estrés, fatiga o distracción. En este rango, la capacidad de atención sostenida, la toma de decisiones rápidas y la gestión del

		tráfico aéreo pueden verse comprometidas. Este estado sugiere una posible necesidad de intervención inmediata, pausas activas o rotación de funciones, para evitar errores humanos y mantener la seguridad operacional.
0.34 – 0.66	Estado funcional medio	Indica una condición estable y controlada de funcionamiento. El controlador mantiene un rendimiento aceptable, mostrando un equilibrio entre carga de trabajo y desempeño. Aun cuando existe cierto nivel de esfuerzo o demanda cognitiva, esta no afecta significativamente la precisión ni la velocidad de respuesta. Este rango representa el estado operativo típico o deseable en condiciones normales de tráfico y turnos de trabajo moderados.
0.67 – 1.00	Estado óptimo	Representa el nivel ideal de operación cognitiva. En este estado, el controlador manifiesta alta estabilidad emocional, claridad mental y control situacional pleno. Las respuestas son rápidas y precisas, con adecuada regulación del estrés y uso eficiente de los recursos atencionales. Este rango es característico de un rendimiento experto o altamente adaptativo, observado en individuos con alto grado de entrenamiento, buena gestión emocional y equilibrio ergonómico.

Tabla 3.11. Interpretación de resultados del modelo establecido. Fuente: BMC psychology.

3.3 Programación.

Este capítulo describe el proceso del desarrollo de la herramienta diseñada para evaluar, registrar y visualizar el nivel de capacidad de respuesta cognitiva de los controladores aéreos.

La aplicación fue construida bajo un enfoque escalable, implementando tecnologías web, una arquitectura tipo cliente servidor y un modelo de inteligencia artificial para el cálculo del índice de capacidad de respuesta, el cual combina variables personales, emocionales y operacionales en tiempo real, cumpliendo los lineamientos metodológicos definidos en los capítulos anteriores y ajustándose a las recomendaciones de la Organización de Aviación Civil Internacional (OACI) en materia de gestión de la fatiga y desempeño humano.

3.3.1 Arquitectura del sistema.

El sistema desarrollado se estructuró bajo una arquitectura de tres capas (Three-Tier Architecture), modelo ampliamente utilizado en desarrollo de aplicaciones debido a su capacidad para separar las responsabilidades funcionales, facilitar el mantenimiento y asegurar

la escalabilidad del sistema. Esta estructura permitió que cada componente del proyecto como interfaz, lógica y gestión de datos, operara de manera independiente, pero coordinada.

En términos generales, la arquitectura se compone de tres niveles: la capa de presentación (frontend), la capa lógica (backend) y la capa de datos (base de datos). Cada una de ellas cumple funciones específicas dentro del proceso de evaluación, registro y visualización de la información cognitiva y emocional de los controladores de tránsito aéreo (ATC).

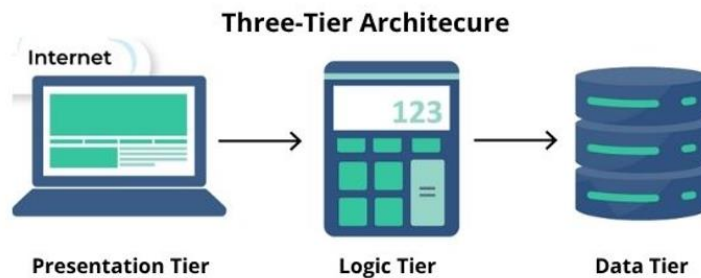


Ilustración 3.2 Three- tier Architecture Fuente: Ibm.com

3.3.1.1 Capa de Presentación (Frontend).

La capa de presentación es la interacción directa entre el usuario y el sistema. Su función principal es presentar de forma clara la información e índices procesados, permitiendo al controlador ir por los distintos módulos del sistema como la evaluaciones psicológicas, resultados, panel operativo y monitoreo cognitivo.

Para el desarrollo de la capa de presentación se implementó el framework React.js (De JavaScript), este fue seleccionado por su capacidad para construir interfaces independientes, como formularios, gráficos o paneles de control, que pueden actualizarse sin requerir la recarga completa de la página. Gracias a esta estructura basada en componentes, el sistema mantiene un estilo reutilizable, lo que facilita la ampliación o modificación de componentes visuales sin afectar la estabilidad general de la plataforma.

El diseño visual fue complementado mediante el uso de Tailwind CSS, un framework de estilos que permite realizar configuraciones visuales directamente en el código, favoreciendo la estética y la homogeneidad del diseño. Su implementación ayudó a la creación de una interfaz adaptada a la industria aeronáutica.

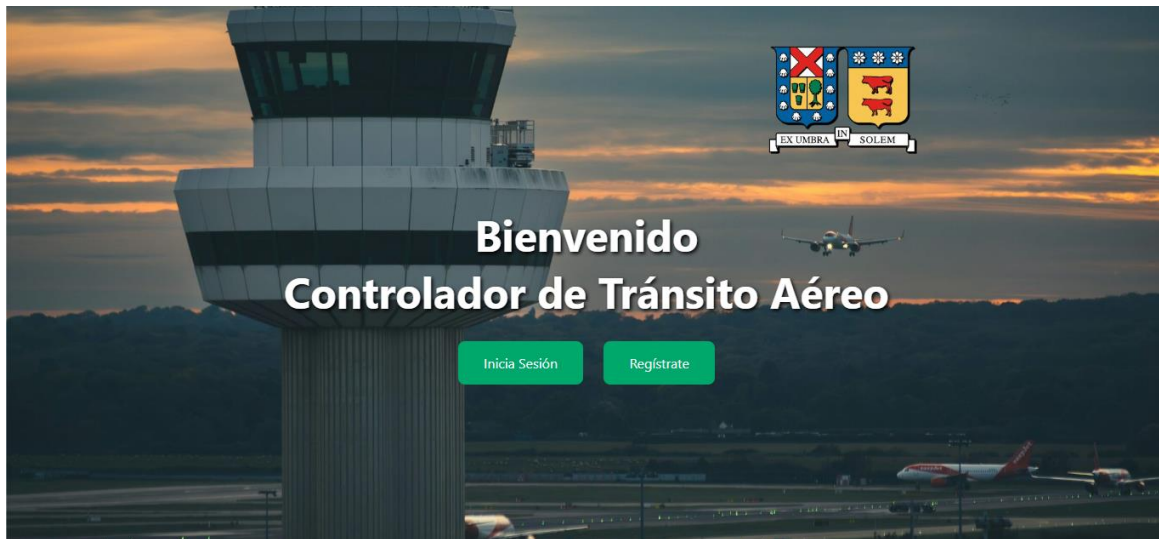
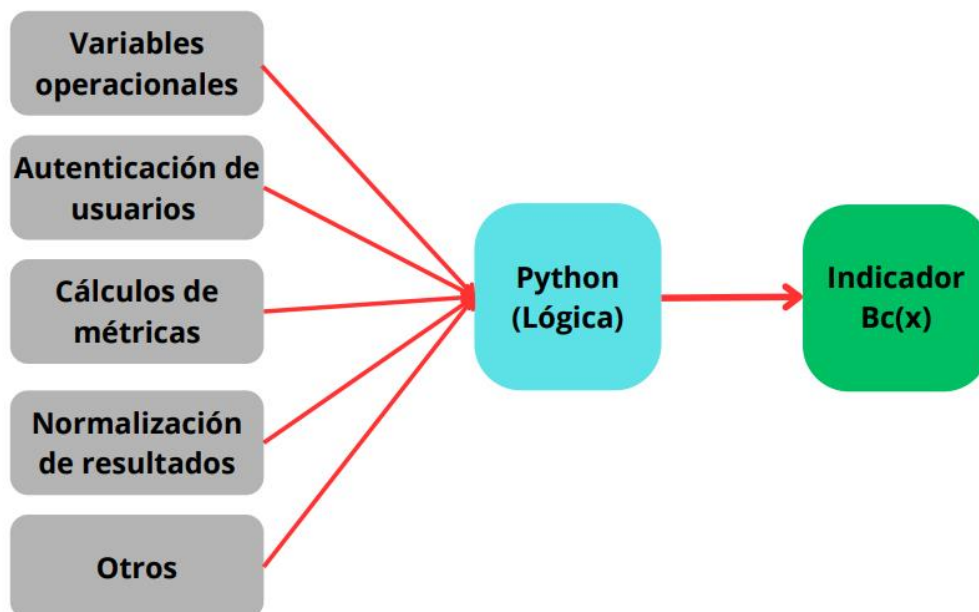


Imagen 3.1 Bienvenida al usuario de la herramienta. Fuente: Elaboración propia.

3.3.1.2 Capa Lógica (Backend).

La capa lógica se encarga del procesamiento de los datos. Esta sección fue implementada utilizando el framework FastAPI, escrito en Python. En esta capa se gestionan procesos esenciales como la autenticación de usuarios, el cálculo de métricas psicológicas y operacionales, la normalización de resultados, y la interacción con el modelo predictivo BC(x). El backend actúa como intermediario entre la interfaz y la base de datos, asegurando una comunicación eficiente y controlada frente a las solicitudes del usuario.



Esquema 3.1 Lógica de la herramienta. Fuente: Elaboración propia.

3.3.1.3 Capa de Datos (Base de Datos).

La capa de datos almacena toda la información de la herramienta. En esta sección se usó el sistema gestor de bases de datos PostgreSQL, el diseño se estructuró mediante tablas organizadas en función de los principales datos que conforman el sistema, usuarios, resultados de las pruebas psicológicas (BFI y MDMQ), parámetros operativos y registros de sesión. Esta estructura permite mantener los datos separados, asegurando la coherencia entre las distintas tablas y evitando inconsistencias en la información almacenada.

En conjunto, la implementación de esta arquitectura permitió generar un sistema seguro y escalable, capaz de implementar futuras versiones con módulos adicionales. Esta estructura asegura que la herramienta pueda evolucionar hacia una solución plenamente operativa dentro del marco del Sistema de Gestión del Riesgo por Fatiga (FRMS) de la Dirección General de Aeronáutica Civil (DGAC), contribuyendo de manera efectiva a la mejora continua de la seguridad operacional en el entorno aeronáutico chileno.

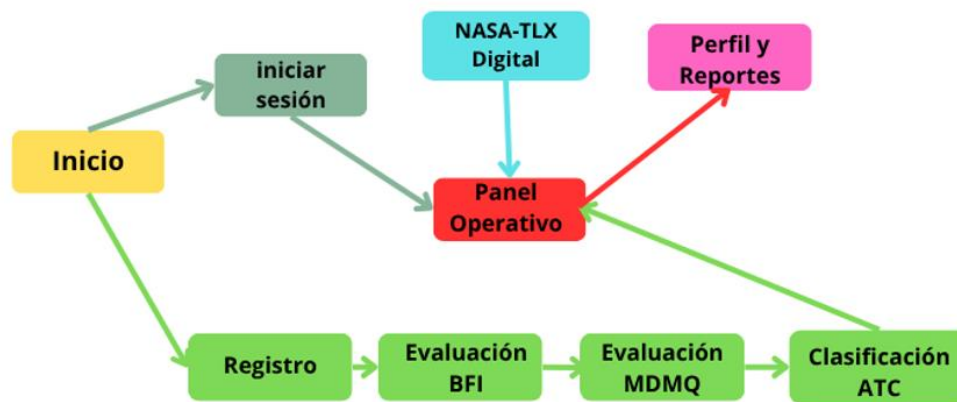
Tabla Resumen

Categoría	Herramienta/ Framework	Función principal
Lenguajes Base	Python y JavaScript	Python gestiona la lógica del sistema, el cálculo del modelo cognitivo BC(x) y el análisis de datos. JavaScript permite la interfaz en el navegador y la comunicación con el servidor.
Framework Frontend	React.js y Tailwind CSS	React.js permite construir interfaces, mientras que Tailwind CSS facilita la aplicación de estilos.
Framework Backend	FastAPI (Python)	Implementación de la capa lógica del sistema, procesamiento de datos y conexión con la base de datos.
Base de Datos	PostgreSQL	Almacenamiento estructurado y normalizado de los datos, resultados psicológicos, parámetros operativos y evaluaciones cognitivas.
Inteligencia Artificial	Scikit-learn (Random Forest)	Entrenamiento y ejecución del modelo predictivo BC(x).
Entorno de Desarrollo	Visual Studio Code, Docker, Live Server	Creación, depuración y ejecución local del sistema (fases de desarrollo, pruebas y despliegue).

Tabla 3.12. Resumen de las herramientas utilizadas Fuente: Elaboración propia.

3.3.2 Estructura Funcional.

La herramienta desarrollada se estructura en una serie de módulos interconectados, que representan la secuencia lógica de la aplicación mediante la evaluación psicológica, los componentes operativos y la situación emocional del controlador aéreo.



Esquema 3.2 Interacción del usuario en la herramienta. Fuente: Elaboración propia.

El diagrama anterior representa el flujo general de operación de la herramienta. El proceso inicia en el módulo Inicio, donde el usuario puede optar por registrarse o iniciar sesión en el sistema

Una vez autenticado, se habilita la secuencia de evaluación compuesta por los siguientes módulos:

1. Registro: Permite el ingreso de datos del usuario, generando una identidad digital asociada a su perfil operativo (nombre, tipo de controlador, clasificación).
2. Evaluación BFI: Corresponde al cuestionario de 44 ítems del *Big Five Inventory*, el cual determina los cinco rasgos principales de personalidad. Los resultados obtenidos son procesados automáticamente y almacenados en la base de datos.
3. Evaluación MDMQ: Mide el estado emocional momentáneo del controlador a partir de 12 ítems distribuidos en las dimensiones de felicidad, energía, estrés y motivación. Los datos se grafican dinámicamente para su interpretación inmediata.

4. Clasificación ATC: Este módulo identifica el tipo de dependencia donde opera el usuario (TWR, APP, ACC, GND o DEL). La selección condiciona el tipo de información mostrada posteriormente en el *Panel Operativo*.

Una vez completadas las fases de evaluación y clasificación, el sistema dirige al usuario hacia el Panel Operativo, el cual actúa como núcleo central de la herramienta. En esta sección se integran los distintos resultados psicológicos y operacionales, junto con variables externas como condiciones meteorológicas, carga de trabajo y tráfico aéreo, entregando una visión global del desempeño cognitivo del controlador.

El módulo NASA-TLX Digital se encuentra vinculado directamente al Panel Operativo, permitiendo la incorporación de mediciones adicionales sobre la carga mental percibida. Los valores obtenidos se combinan con los indicadores de personalidad y estado emocional para la interpretación del modelo cognitivo BC(x).

Finalmente, el flujo culmina en el módulo Perfil y Reportes, donde se consolidan los resultados individuales del usuario. Este módulo permite exportar los datos en formato PDF y visualizar tendencias cognitivas históricas.

3.3.3 Flujo de Datos y Comunicación entre Componentes.

El flujo de datos es el eje operativo de la herramienta, ya que la información psicológica, emocional y operacional del controlador aéreo se desplaza entre los distintos niveles del sistema. Debido a que este flujo permite integrar, procesar y retroalimentar los resultados obtenidos por el usuario en tiempo real, asegurando una coherencia entre los módulos de evaluación y el panel operativo.

El sistema fue diseñado para mantener una comunicación continua entre las tres capas que lo conforman frontend (encargada de la interacción visual), backend (responsable del procesamiento de datos y del modelo cognitivo) y la base de datos (conserva la información de manera estructurada y accesible).

El modelo de comunicación es de tipo cliente servidor, el cual establece la forma en que los distintos componentes intercambian información. En este modelo, el cliente (frontend) realiza solicitudes al servidor (backend), que procesa dichas peticiones y responde con los datos requeridos. La comunicación entre ambos se realiza utilizando el protocolo HTTP (Hypertext Transfer Protocol), que es el estándar para la transmisión de información en aplicaciones web.

Los datos se envían y reciben mediante el formato JSON (JavaScript Object Notation), que permite estructurar la información de manera clara y legible para la persona que está programando.

3.3.4. Desarrollo del panel operativo.

3.3.4.1. Identificación de funciones operativas.

El desarrollo del panel operativo requirió, como primera etapa, la identificación y estandarización de las funciones reales que desempeña un Controlador de Tránsito Aéreo (ATC) en las distintas dependencias operativas. Para ello, la fuente normativa principal utilizada fue el “*Procedimientos para los Servicios de Tránsito Aéreo (PANS-ATM)*” de la Organización de Aviación Civil Internacional (OACI), el cual establece las reglas y procedimientos que guían los servicios de tránsito aéreo a nivel internacional.

El Documento define las responsabilidades, procedimientos y tareas operativas que deben cumplir los distintos tipos de clasificación TWR (Control de Aeródromo), APP (Control de Aproximación) y ACC (Control de Área), GND (Controlador de tierra) y Servicio de Información de Vuelo (FIS). A partir de esto, se extrajeron y organizaron las funciones que posteriormente se implementaron en el panel operativo.

El proceso consistió en tres pasos:

➤ **Revisión normativa.**

La revisión se centró específicamente en los capítulos que detallan las tareas asignadas a TWR, APP, ACC, GND y FIS, permitiendo identificar qué funciones realiza cada tipo de controlador.

El capítulo 4.3 entregó las funciones propias del Control de Aeródromo, como autorizaciones de despegue y aterrizaje, control de rodaje, vigilancia de la zona de maniobras y manejo de emergencias. El capítulo 4.4 permitió definir las tareas del Control de Aproximación, entre ellas separación, asignación de niveles y gestión de esperas. Asimismo, el capítulo 4.5 definió las funciones del Control de Área, vinculadas al tránsito en ruta, la aplicación de separaciones longitudinales y laterales, la coordinación entre FIR y la gestión de contingencias. Finalmente, el capítulo 7 sirvió para extraer las responsabilidades del Servicio de Información de Vuelo.

Este análisis permitió construir un catálogo de 50 funciones operativas (Ver anexo 4), que fueron asignadas dependiendo la clasificación del controlador.

➤ **Categorías operativas por dependencia ATC.**

Dependencia	Categorías de funciones
TWR (Torre de Control)	• Control de pista • Control de superficie • Control de tránsito aéreo • Autorizaciones y planificación • Meteorología / ATIS / NOTAM • Emergencias y contingencias • Coordinación y comunicaciones • Seguridad operacional y sistemas • Administración y registro
GND (Control de Superficie)	• Control de superficie • Acceso / salida de pista • Emergencias y contingencias • Coordinación y comunicaciones • Meteorología / Operación en rampa • Seguridad operacional y sistemas • Administración
APP (Control de Aproximación)	• Control de tránsito aéreo • Autorizaciones y planificación • Meteorología y NOTAM • Emergencias y contingencias • Coordinación y comunicaciones • Seguridad operacional y sistemas • Administración
ACC (Centro de Control de Área)	• Control en ruta • Autorizaciones y flujo • Meteorología y NOTAM • Emergencias y SAR • Coordinación y comunicaciones • Seguridad operacional y sistemas • Administración
FIS (Información de Vuelo)	• Información de vuelo y alerta • Meteorología y NOTAM • Coordinación y comunicaciones • Seguridad / Administración

Tabla 3.13. clasificación de ATC fuente: OACI.

➤ Implementación software.

Una vez definidas las cincuenta acciones, estas se implementaron a la herramienta mediante un identificador único “data-action”, permitiendo que cada botón del panel representara una acción operacional y pudiera ser registrada por el sistema. La interacción entre el frontend, el

script y el almacenamiento permitió registrar cada evento con metadatos (identificador, nombre, dependencia, página y timestamp).

3.3.4.2. Asignación de ponderaciones.

La asignación de ponderaciones (w_i) tuvo como objetivo cuantificar la importancia de cada una de las 50 funciones operativas del catálogo, de modo que pudieran implementarse posteriormente en el modelo cognitivo BC(x). Para ello, se aplicó un criterio mixto basado en lo crítico de la operación, frecuencia de uso y demanda cognitiva, apoyado del documento (OACI, 2020), que distingue entre funciones esenciales para la seguridad, tareas y actividades de apoyo.

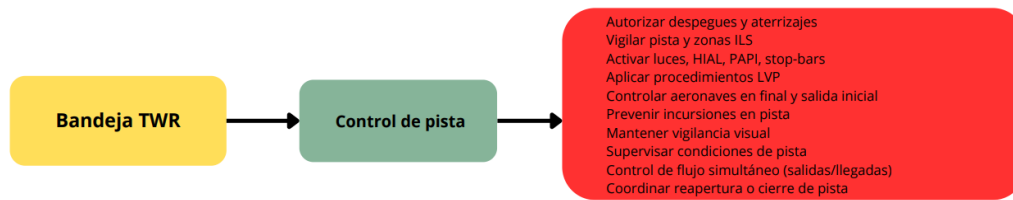
Se definió una escala entre 0,04 y 0,06, donde los valores altos (0,06) representan funciones críticas para la seguridad, los intermedios (0,05) corresponden a tareas frecuentes y los menores (0,04) a actividades de apoyo de menor impacto. Esta estructura permitió asignar a cada función un peso estable utilizado dentro del prototipo mediante el atributo data action.

3.3.4.3. Estructura del panel.

El diseño del panel operativo se construyó siguiendo una arquitectura modular, lo que permitió organizar de forma clara y funcional las diferentes categorías de tareas asociadas al trabajo de los Controladores de Tránsito Aéreo (ATC). Esta se basa en la estructura descrita por la OACI, donde las responsabilidades se diferencian según la dependencia que presta el servicio.

Cada módulo del panel fue implementado como una página HTML independiente, representando una subunidad funcional dentro del sistema. Por ejemplo, las páginas asociadas a TWR agrupan funciones como autorizaciones de despegue, gestión de pista y control visual, mientras que los módulos de APP se enfocan en la gestión de aproximaciones y los de ACC contienen tareas de control en ruta y asignación de niveles de vuelo.

Del mismo modo, todas las páginas comparten una misma estructura formal de presentación de funciones tipo “tarjetas interactivas”. Cada tarjeta representa una función ATS documentada previamente y definida mediante un ID único, asegurando la trazabilidad. El controlador, al hacer clic en cualquiera de estas tarjetas, genera un evento que es registrado automáticamente por el módulo del sistema.



Entrada herramienta TWR. Fuente: Elaboración propia

3.3.5. Cálculo del componente operacional $O(x)$.

El componente $O(x)$ representa el Estado Operacional del Controlador y corresponde a la única variable del modelo $BC(x)$ que no proviene de un test psicométrico, sino de la conducta operativa real del ATC dentro del sistema. Mientras $BFI(x)$, $MDMQ(x)$ y $NASA-TLX(x)$ se obtienen mediante instrumentos validados, $O(x)$ se calcula a partir de la interacción del controlador con el panel operativo, registrando las funciones que ejecuta (y cuántas de ellas son críticas o altamente demandantes), la frecuencia con que las realiza, la distribución temporal de dichas acciones, la dependencia donde está operando (TWR, APP, ACC, GND, FIS).

Para medir dichas interacciones, se desarrolló el script “*instrumentation.js*”, cuya función es **capturar cada acción operacional que el controlador ejecuta en la interfaz**, construida previamente con las 50 funciones definidas.

Cada vez que el usuario hace clic en una función del panel, el sistema registra un *evento* que incluye:

- **ActionId:** ID único de la función.
- **ActionName:** Descripción de la función.
- **Role:** Tipo de dependencia (TWR, APP, ACC, GND o FIS).
- **Page:** Módulo donde ocurrió la acción.
- **Timestamp:** Fecha y hora exacta.
- **Weight (w_i):** Ponderación asignada según criticidad.

```
"actionId": 26,  
"actionName": "Autorización de despegue",  
"role": "TwR",  
"page": "/twr/pista.html",  
"timestamp": 18-11-2025 18:36:42,  
"weight": 0.06
```

Ejemplo práctico de registro. Fuente: Elaboración Propia.

Todos estos datos quedan almacenados bajo el nombre "atc_events". El sistema mantiene un registro continuo, lo que convierte la actividad del controlador en una serie temporal operativa.

3.3.5.1. Transformación de los eventos en un índice numérico.

El cálculo de $O(x)$ se basa en transformar los eventos registrados en un **puntaje operacional normalizado entre 0 y 1**.

La fórmula utilizada es:

$$O(x) = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^n w_i \cdot c_i$$

Donde:

- w_i = Ponderación asignada a la función i (0,04–0,06).
- c_i = Número de veces que la función fue ejecutada en la sesión.
- n = Cantidad total de funciones activadas por el ATC.
- K = Constante de normalización que asegura que el valor final oscile entre 0 y 1.

La fórmula utilizada para el cálculo permite transformar la actividad operativa del controlador en un indicador cuantitativo comparable entre sesiones y dependencias. De esta forma, el modelo evita sesgos asociados al volumen bruto de clics y se centra en la naturaleza de las funciones realizadas, alineándose con la jerarquía funcional descrita por la OACI.

3.3.5.2. Cálculo de la constante de normalización (k).

Para establecer la constante de normalización operacional K , se estableció un enfoque compuesto por dos etapas:

1. Fijación inicial de un umbral base.
2. Ajuste según el comportamiento real del controlador.

La determinación del umbral inicial se fundamentó con literatura sobre carga del controlador, frecuencias de toma de decisiones por unidad de tiempo y tasa de intervenciones ATC reportadas en entornos reales y simulaciones.

La literatura en factores humanos ATC no especifica un número exacto de “acciones operativas por hora”, sí existe consenso en que el trabajo del controlador implica un flujo continuo de decisiones, cuyo ritmo depende de factores como la complejidad del tráfico, la carga táctica del sector y el grado de automatización disponible. (Aricò et al., 2016) describen que los ATC ejecutan intervenciones frecuentes de carácter táctico, observables como cambios de nivel, autorizaciones, instrucciones y coordinaciones que requieren atención sostenida y rápida actualización situacional.

En ausencia de un estándar normativo que defina explícitamente la cantidad de acciones por turno, resulta necesario establecer un parámetro interno de referencia. En este contexto, fijar un umbral inicial de 65 acciones por hora no pretende reproducir una cifra exacta documentada, sino representar un valor orientativo coherente con la magnitud y naturaleza del trabajo ATC descrito en la literatura, en el cual la carga operativa se expresa más por la intensidad de las decisiones que por un conteo prescrito. El margen adicional de 10 acciones se incorpora siguiendo enfoques de modelación adaptativa, donde se recomienda reservar capacidad para variaciones operativas sin comprometer la estabilidad del indicador. De esta manera, el umbral inicial quedó fijado en 75 acciones.

Para evitar que el sistema permanezca anclado a un parámetro estático, se implementó un mecanismo de ajuste de K , de forma que el máximo esperado se actualice cuando el controlador supere el umbral. Así, si en una sesión el usuario ejecuta 66 acciones, el límite se ajustará automáticamente a:

$$K_{nuevo} = (Max(C_t) + 10) \cdot \bar{W}$$

Donde:

- $Max(C_t)$ = Mayor número de acciones observadas hasta ese momento.
- $+10$ = Margen de holgura fijo.
- $\bar{w}$ = Promedio de los pesos de las funciones (0.05).

El parámetro K evoluciona mediante la siguiente expresión:

$$K_{t+1} = \begin{cases} (Max(C_t) + 10) \cdot \bar{W} & \text{si } C_t > C_{t-1} \\ K_t & \text{si } C_t \leq C_{t-1} \end{cases}$$

Este mecanismo garantiza que el modelo se mantenga sensible a incrementos reales en la actividad, evitando la saturación del índice y preservando la comparabilidad entre sesiones.

3.3.6 Entrenamiento e integración del modelo de inteligencia artificial.

Una vez definido el cálculo del componente operacional $O(x)$, la siguiente etapa del desarrollo corresponde al entrenamiento e integración del modelo de inteligencia artificial encargado de estimar el estado cognitivo del controlador aéreo. Esta fase permite validar los valores obtenidos con el propósito de clasificar la capacidad de respuesta cognitiva del usuario en función de la interacción entre dichos factores.

En los apartados anteriores se establecieron los componentes principales del modelo, $BFI(x)$, asociado al perfil de personalidad, $MDMQ(x)$ vinculado al estado emocional, $NASA-TLX(x)$ relacionado con la carga mental percibida y $O(x)$ correspondiente al componente operacional derivado de las acciones ejecutadas en el panel ATC. Si bien cada uno de estos elementos entrega información relevante de manera individual, su verdadero aporte se produce al ser analizados de forma conjunta, ya que el estado cognitivo del controlador no depende de una sola variable, sino de la combinación entre condiciones personales, emocionales, subjetivas y operacionales.

En este contexto, la inteligencia artificial no reemplaza las ecuaciones definidas previamente, sino que las complementa. Las fórmulas permiten normalizar, ordenar y estructurar los datos de entrada, sin embargo, el modelo de IA permite reconocer patrones entre esas variables y clasificar el estado cognitivo de manera más flexible. Esto es importante porque la influencia de cada componente no necesariamente se mantiene constante en todos los escenarios. Por ejemplo, una alta carga operacional puede no representar un estado crítico si el controlador presenta buen descanso, estabilidad emocional y baja carga percibida. Por el contrario, una carga operacional moderada podría asociarse a un mayor riesgo si se combina con pocas horas de sueño, bajo nivel de vigilancia, alta frustración o ausencia prolongada de pausas.

De esta manera, la incorporación de inteligencia artificial permite que los pesos (w) o la influencia relativa de las variables puedan interpretarse de forma adaptativa según el comportamiento observado en los datos. Esto no significa que el sistema modifique el modelo

teórico, sino que aprende a identificar combinaciones de factores que se asocian con distintos niveles de capacidad de respuesta. El modelo no se limita a aplicar una ponderación fija, sino que busca reconocer relaciones entre variables.

3.3.6.1. Selección del algoritmo de aprendizaje automático.

Para el entrenamiento del modelo se seleccionó el algoritmo Random Forest, implementado mediante la librería scikit learn en Python. Esta elección responde a la necesidad de trabajar con múltiples variables normalizadas de distinta naturaleza, tales como los resultados del BFI, MDMQ, NASA-TLX y el componente operacional $O(x)$, todos ellos definidos previamente dentro del modelo de capacidad cognitiva $BC(x)$.

Random Forest corresponde a un algoritmo de aprendizaje supervisado basado en la construcción de múltiples árboles de decisión. Cada árbol analiza distintas combinaciones de variables y genera una clasificación independiente. Posteriormente, el resultado final se obtiene mediante votación mayoritaria, lo que permite mejorar la estabilidad del modelo y reducir el riesgo de depender de una sola regla de decisión.

3.3.6.2 Variables de entrada del modelo

Las variables de entrada corresponden a los indicadores normalizados que la herramienta obtiene desde los módulos anteriores. Cada uno de estos valores representa una dimensión específica del estado del controlador aéreo.

Variable	Fuente	Interpretación
BFI(x)	Inventario de los Cinco Grandes	Perfil de personalidad del controlador
MDMQ_BH	Cuestionario MDMQ	Buen humor / mal humor
MDMQ_VG	Cuestionario MDMQ	Vigilancia / somnolencia
MDMQ_CL	Cuestionario MDMQ	Calma / inquietud
NASA-TLX(x)	Índice NASA-TLX	Carga de trabajo percibida
$O(x)$	Panel operativo ATC	Carga operacional real
Horas de sueño	Registro previo al turno	Nivel de descanso previo
Tiempo desde última pausa	Registro de turno	Nivel de recuperación

Tabla 3.14. Variables de entradas fuente: Elaboración propia.

Todas estas variables se expresan en una escala común entre 0 y 1, lo que permite que el modelo pueda procesarlas de manera uniforme. Esta normalización es necesaria porque los instrumentos utilizados poseen escalas originales diferentes. Por ejemplo, el NASA-TLX se

expresa originalmente entre 0 y 100, mientras que el BFI y el MDMQ utilizan escalas de respuesta entre 1 y 5.

3.3.6.3. Construcción de la base de datos de entrenamiento.

La construcción de la base de entrenamiento corresponde a una etapa fundamental para el funcionamiento del modelo de inteligencia artificial, ya que permite organizar los datos que posteriormente serán utilizados por el algoritmo para reconocer patrones asociados a distintos niveles de capacidad de respuesta cognitiva. En esta investigación, la base de entrenamiento se estructura a partir de los componentes definidos en el modelo BC(x), como es el perfil de personalidad, el estado emocional, la carga mental percibida y el operacional, además de variables relacionadas con el descanso y la gestión del turno.

Dado que la herramienta se encuentra en una etapa inicial, la base de entrenamiento no se construye a partir de datos reales de controladores aéreos en operación, sino mediante registros simulados. Esta decisión permite validar la lógica del modelo, comprobar la coherencia de las variables seleccionadas y evaluar el comportamiento inicial del algoritmo.

Se definió una base inicial compuesta por 600 registros simulados, distribuidos de manera equilibrada. De esta forma, se consideran 200 registros asociados al estado de riesgo cognitivo, 200 registros correspondientes al estado funcional medio y 200 registros vinculados al estado óptimo.

Estado cognitivo	Cantidad de registros simulados
Estado de riesgo cognitivo	200
Estado funcional medio	200
Estado óptimo	200
TOTAL	600

Tabla 3.15. Cantidad de registros simulados almacenados. fuente: Elaboración propia.

Cada registro representa una sesión simulada de evaluación de un controlador aéreo. En dicha sesión se obtienen los resultados normalizados de los cuestionarios psicométricos, los indicadores de carga percibida, las variables operacionales obtenidas desde el panel y los datos asociados al descanso o recuperación del usuario. De esta manera, cada fila de la base representa una condición específica de trabajo, mientras que cada columna corresponde a una variable de entrada utilizada por el modelo.

La clase esperada corresponde al estado cognitivo que el modelo debe aprender a reconocer. Esta clase se define a partir de los rangos establecidos para el índice BC(x) (ver Tabla 3.1), transformando el resultado continuo en una salida categórica. De este modo, el modelo puede clasificar cada sesión en uno de estos tres estados.

La base de entrenamiento tiene la siguiente estructura:

Sesión	BFI	MDMQ BH	MDMQ VG	MDMQ CL	NASA- TLX	O(x)	HORAS DE SUEÑO	TIEMPO PAUSA
1	0,78	0,72	0,80	0,75	0,35	0,42	0,87	0,30
2	0,61	0,55	0,50	0,48	0,62	0,68	0,60	0,70
3	0,44	0,30	0,25	0,35	0,88	0,91	0,35	0,90

Tabla 3.16. Ejemplo de base de entrenamiento fuente: Elaboración propia.

En el primer caso, los valores reflejan un perfil favorable, buen estado emocional, alta vigilancia, baja carga percibida, carga operacional moderada y descanso adecuado. Por ello, la clase esperada se asocia a un estado óptimo. En el segundo caso, se observa una condición intermedia, con carga percibida y operacional más elevada, pero sin alcanzar un deterioro crítico, por lo que se clasifica como estado funcional medio. Finalmente, el tercer caso presenta una combinación de bajo estado emocional, baja vigilancia, alta carga, alto componente operacional y descanso reducido, lo que permite clasificarlo como estado de riesgo cognitivo.

Una vez construida la base simulada, esta se divide en dos subconjuntos, 80 % para entrenamiento y 20 % para prueba. Esto implica que aproximadamente 480 registros son utilizados para que el modelo aprenda los patrones entre variables, mientras que 120 registros se reservan para evaluar su capacidad de clasificación frente a datos no utilizados durante el entrenamiento. Esta separación permite verificar el comportamiento inicial del modelo y reducir el riesgo de que el algoritmo solo memorice los datos simulados

Conjunto	Porcentaje	Cantidad de registros	Función
Entrenamiento	80 %	480	Permite que el modelo aprenda patrones entre variables
Prueba	20 %	120	Permite evaluar el desempeño del modelo con datos no vistos
Total	100 %	600	Base simulada.

Tabla 3.17. Clasificación de distribución de datos, fuente: Elaboración propia.

Para mantener el equilibrio entre las clases, la división de entrenamiento y prueba se realiza de forma proporcional. De esta manera, de los 200 registros simulados por cada estado cognitivo, aproximadamente 160 registros se destinan al entrenamiento y 40 registros se reservan para la prueba.

3.3.6.4. Proceso de entrenamiento.

El proceso de entrenamiento corresponde a la etapa en que el modelo de inteligencia artificial aprende a relacionar las variables de entrada con los estados cognitivos definidos en la investigación. Dado que la herramienta se encuentra en una fase inicial, este proceso se realiza mediante un script en Python.

El objetivo de esta etapa es comprobar que la base simulada pueda ser procesada por el algoritmo Random Forest para clasificar el estado cognitivo del controlador aéreo en una de las tres categorías establecidas (riesgo cognitivo, estado funcional medio o estado óptimo).

Durante el entrenamiento, Random Forest construye múltiples árboles de decisión. Cada árbol analiza distintas combinaciones de variables y genera una clasificación. Luego, el resultado final se obtiene mediante votación mayoritaria entre los árboles. Esto permite que el modelo no dependa de una única regla fija, sino que pueda reconocer patrones entre variables personales, emocionales, subjetivas y operacionales.

Mediante el análisis se pueden obtener los siguientes resultados:

Patrón observado	Interpretación
NASA-TLX alto + O(x) alto + bajo MDMQ	Mayor probabilidad de riesgo cognitivo
O(x) alto + buen descanso + MDMQ positivo	Posible estado funcional medio
BFI estable + baja carga percibida	Mayor probabilidad de estado óptimo
Poco sueño + alta carga operacional	Aumento del riesgo de deterioro cognitivo
Pausa reciente + carga moderada	Posible recuperación del estado funcional

Tabla 3.18. Resultados predictivos de relación de variables. fuente: Elaboración propia.

Estas relaciones no deben entenderse como reglas absolutas, sino como patrones que el modelo reconoce a partir de la combinación de datos. Por ello, la inteligencia artificial permite que la herramienta no dependa únicamente de ponderaciones fijas, sino que pueda interpretar distintos escenarios según la interacción entre variables.

Finalmente, una vez entrenado el modelo puede guardarse localmente mediante una librería como joblib, generando un archivo reutilizable dentro de la herramienta. De esta manera, no se necesita entrenar el modelo cada vez que se ejecuta, sino que puede cargar el modelo previamente entrenado para clasificar nuevos registros ingresados por el usuario.

3.5. Construcción de interfaz (Batería).

La construcción de la interfaz de la batería corresponde a la etapa final del modelo desarrollado. Su objetivo principal es transformar el resultado obtenido por el modelo de inteligencia artificial en una gráfica simple, interpretable y útil para el usuario. A diferencia de los capítulos anteriores, centrados en la definición de variables, el cálculo de los valores y el entrenamiento del modelo, esta sección se enfoca en la forma en que el resultado final es comunicado al controlador aéreo.

En un entorno de alta carga, la información debe presentarse de forma clara, rápida y sin generar una carga adicional para el usuario. Por esta razón, se seleccionó una representación tipo batería, ya que permite asociar intuitivamente el nivel de capacidad de respuesta con un porcentaje de disponibilidad cognitiva. Mientras mayor sea el valor entregado por el modelo, mayor será el nivel de carga visual de la batería, por el contrario, valores bajos indicarán una posible disminución de la capacidad de respuesta.

La batería funciona como el elemento de salida del sistema. Para ello, recibe el resultado generado por el modelo $BC(x)$. Este resultado se expresa en una escala entre 0 y 1, la cual posteriormente se transforma en un porcentaje entre 0 % y 100 % para ayudar su interpretación visual. La fórmula es la siguiente:

$$BC\% = BC(x) * 100$$

Donde:

$BC(x)$: Corresponde al valor normalizado de capacidad de respuesta cognitiva.

$BC\%$: Corresponde al porcentaje visual mostrado en la batería.

De esta forma, si el modelo entrega un valor $BC(x) = 0,76$, la interfaz lo representa como una batería al 76%. En cambio, si el valor obtenido es $BC(x) = 0,28$, el sistema lo visualiza como una batería al 28%, lo que indicaría una condición de riesgo cognitivo.

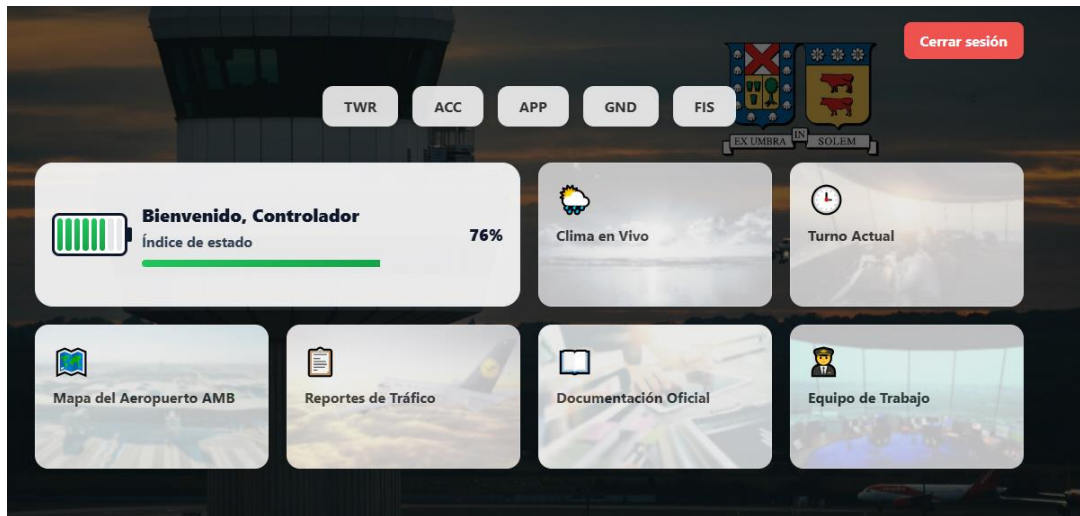


Imagen 3.4 “Interfaz batería cognitiva en panel con 76% de capacidad” Fuente: Visual code studio

Además, la interfaz incorpora un sistema de mensajes automáticos de retroalimentación preventiva, los cuales se activan según la categoría en que se encuentre el controlador. Estos mensajes no tienen carácter obligatorio ni sustituyen los procedimientos operacionales establecidos, sino que funcionan como recomendaciones de apoyo para orientar al usuario respecto de su estado.

De esta forma, a medida que disminuye el nivel de batería y el usuario desciende de categoría, el sistema entrega mensajes más preventivos. Por ejemplo, en un estado óptimo la interfaz indica que el controlador mantiene una condición adecuada. En un estado funcional medio, el sistema recomienda mantener atención sobre la carga de trabajo y considerar una pausa próxima. Finalmente, en un estado de riesgo cognitivo, la herramienta sugiere realizar un descanso.

Estado	Nivel de batería	Mensaje sugerido al usuario
Estado óptimo	67 % – 100 %	“Condición cognitiva estable. Mantener monitoreo regular.”
Estado funcional medio	34 % – 66 %	“Se observa aumento de carga cognitiva. Considere una pausa preventiva o reducción temporal de carga.”
Estado de riesgo cognitivo	0 % – 33 %	“Nivel crítico estimado. Se recomienda descanso operativo.”

Tabla 3.19. Mensajes preventivos. fuente: Elaboración propia.

La incorporación de estos mensajes permite que la batería no solo cumpla una función visual, sino también una función orientativa. El objetivo es que el usuario pueda recibir una señal clara cuando el sistema detecte una posible disminución de su capacidad de respuesta. Esto refuerza el carácter preventivo de la herramienta.

3.6. Evaluación funcional y propuesta de mejora.

La evaluación funcional de la herramienta tiene como objetivo determinar en qué medida el desarrollo cumple con el objetivo de estimar y representar el nivel de capacidad de respuesta cognitiva de un controlador de tránsito aéreo durante su jornada operativa. Esta evaluación se realiza considerando tres conceptos principales, viabilidad técnica, funcional y económica.

Es importante señalar que la herramienta corresponde a un prototipo desarrollado en entorno local, por lo que su evaluación no implica una validación operacional definitiva en dependencias reales de control de tránsito aéreo. Sin embargo, permite comprobar la coherencia interna del sistema, la integración de sus módulos principales y su potencial como complemento al Sistema de Gestión del Riesgo por Fatiga (FRMS) de la DGAC.

3.6.1 Evaluación viabilidad técnica

La viabilidad técnica de la herramienta se evalúa a partir de la capacidad para componer sus módulos principales, procesar datos de distinta naturaleza y representar el resultado mediante una interfaz visual tipo batería.

Para estructurar esta evaluación se utiliza como referencia la escala *Technology Readiness Level (TRL)*, metodología empleada originalmente por la NASA para medir el grado de madurez de una tecnología. Esta escala considera nueve niveles, donde TRL 1 corresponde a la observación de principios básicos y TRL 9 representa una tecnología probada exitosamente en un entorno operacional real. Los TRL permiten evaluar el avance de una tecnología desde su concepto inicial hasta su implementación completa, diferenciando entre validaciones en prototipos, entornos relevantes y entornos operacionales reales. El uso de esta escala también se encuentra respaldado a nivel normativo internacional mediante la norma ISO 16290, “*Definition of the Technology Readiness Levels and their criteria of assessment.*” Esta norma define los niveles de madurez tecnológica y los criterios necesarios para su evaluación.

En términos generales, los niveles intermedios de la escala permiten clasificar prototipos cuyos componentes ya han sido integrados y evaluados en ambientes controlados. Por ejemplo, TRL 4 se asocia con la validación de componentes o prototipos en ambiente local, mientras que TRL 5 implica una validación en un entorno relevante. Los niveles superiores, como TRL 7, TRL 8 y TRL 9, requieren demostraciones en ambientes operacionales o sistemas completamente calificados y utilizados en condiciones reales.

Bajo esta lógica, la viabilidad técnica de la herramienta se analiza considerando criterios verificables, tales como la arquitectura del sistema, la integración de módulos, el procesamiento de datos normalizados, el entrenamiento inicial del modelo de inteligencia artificial, la representación visual mediante batería y las limitaciones actuales del prototipo. A partir de estos criterios se determina posteriormente el nivel de madurez tecnológica alcanzado por la herramienta.

3.6.1.1 Criterios técnicos de evaluación

Para evaluar la viabilidad técnica se definieron criterios verificables, orientados a determinar si la herramienta cuenta con los componentes mínimos necesarios para capturar información, procesarla, clasificar el estado cognitivo del controlador y representarlo mediante una interfaz visual. Esta evaluación se realiza considerando que la herramienta se encuentra en una etapa de prototipo local, por lo que no busca demostrar una implementación operacional definitiva, sino comprobar el grado de funcionamiento alcanzado por los módulos desarrollados. En este sentido, los criterios se construyen a partir de los componentes ya definidos en la investigación: variables de entrada, panel operativo, modelo de inteligencia artificial, batería cognitiva y validación preliminar.

Para asignar el resultado de cada criterio se utilizaron cuatro categorías de evaluación:

Resultado	Criterio de asignación
Cumple	El componente se encuentra implementado o definido dentro de la herramienta y puede ser utilizado dentro del flujo funcional de la herramienta.
Cumple parcialmente	El componente existe o fue diseñado, pero aún requiere ajustes, integración completa, pruebas adicionales o validación con datos
Pendiente	El componente aún no ha sido implementado o no ha sido evaluado en esta etapa del desarrollo
No cumple	El componente no fue desarrollado, no funciona según lo esperado o no responde al objetivo técnico definido

Tabla 3.20. Criterios de asignación. fuente: Elaboración propia.

A partir de estos criterios, se elaboró la siguiente matriz de evaluación técnica:

Criterio técnico	Indicador verificable	Dato de entrada	Resultado
Variables procesadas	Cantidad de variables principales de entrada	8	Cumple
Funciones ATC integradas	Funciones operativas ponderadas en el panel	50	Cumple
Estados cognitivos clasificados	Categorías de salida del modelo	3	Cumple
Base de entrenamiento	Registros simulados totales	600	Cumple
Datos de entrenamiento	Registros usados para aprendizaje del modelo	480	Cumple
Datos de prueba	Registros usados para prueba inicial	120	Cumple
Interfaz visual	Rango porcentual de batería cognitiva	0 % – 100 %	Cumple
Retroalimentación preventiva	Mensajes asociados al nivel de batería	3 niveles	Cumple
Entorno de ejecución	Ejecución local	Computador del desarrollador	Cumple parcialmente
Validación operacional	Prueba con ATC reales o entorno institucional	No realizada	Pendiente

Tabla 3.21. Análisis de cumplimiento. fuente: Elaboración propia.

Los resultados de la matriz muestran que la herramienta cumple con la mayoría de los criterios técnicos definidos para esta etapa de desarrollo. El prototipo logra integrar las variables principales del modelo, incorporar funciones operativas ATC ponderadas, estructurar una base simulada de entrenamiento y representar el resultado mediante una batería cognitiva. Esto permite afirmar que la herramienta supera una etapa únicamente conceptual y alcanza un nivel funcional dentro de un entorno local.

Sin embargo, la validación operacional permanece pendiente, debido a que el sistema aún no ha sido probado con controladores reales, Por lo tanto, la viabilidad técnica identificada debe entenderse como preliminar, el prototipo funciona como base técnica inicial, pero requiere futuras pruebas con usuarios y condiciones operacionales más cercanas al contexto de la DGAC.

3.6.1.2 Viabilidad de la arquitectura del sistema

La viabilidad de la arquitectura del sistema se evalúa en función de su capacidad para sostener el flujo completo de la herramienta, como lo es, el ingreso de datos, procesamiento, clasificación y visualización del estado cognitivo del controlador aéreo. En este sentido, la arquitectura propuesta resulta adecuada para la herramienta porque permite separar responsabilidades entre los distintos componentes del sistema, evitando que la captura de información, el cálculo del modelo y la representación visual dependan de una única estructura de programación.

La herramienta fue diseñada bajo una arquitectura modular, compuesta por una capa de presentación, una capa lógica y una capa de datos. Esta separación permite que cada módulo cumpla una función específica dentro del sistema. Desde el punto de vista técnico, esta decisión es viable porque la herramienta trabaja con datos de distinta naturaleza, como lo son las respuestas psicométricas, los registros operacionales, las variables de descanso, resultados del modelo de inteligencia artificial y salida visual mediante batería cognitiva. Si todos estos procesos se concentraran en un solo bloque, el sistema sería más difícil de mantener, validar y escalar.

Un argumento relevante para respaldar esta decisión es que las tecnologías seleccionadas son compatibles con una arquitectura modular. React permite construir interfaces mediante componentes reutilizables, lo que resulta coherente con una herramienta dividida en módulos como cuestionarios, panel operativo y batería cognitiva. FastAPI permite construir APIs con Python, facilitando la separación entre la interfaz y la lógica del sistema, especialmente cuando se requiere ejecutar cálculos, normalización de datos o modelos de inteligencia artificial en una capa independiente.

Otro aspecto que respalda la viabilidad es su capacidad de ampliación. Al estar separada por módulos, una futura mejora podría modificar la batería cognitiva sin alterar el modelo de inteligencia artificial, reentrenar el modelo sin rediseñar los cuestionarios, o migrar la ejecución local hacia un servidor sin reconstruir completamente la herramienta. Esta característica es importante porque aún se requieren etapas posteriores, como validación con datos, reportes históricos, seguridad de datos e integración con un sistema institucional.

3.6.1.3 Nivel de madurez tecnológica alcanzado

A partir de los criterios técnicos evaluados, la herramienta desarrollada se ubica preliminarmente en un nivel TRL 3, correspondiente a una etapa de prueba de concepto experimental. Esta clasificación se considera adecuada porque la investigación no se limita únicamente a una propuesta teórica, sino que avanza hacia la construcción de una estructura funcional compuesta por variables normalizadas, una base de datos simulada, un modelo inicial de clasificación y una interfaz visual tipo batería cognitiva.

El nivel alcanzado evidencia que la herramienta cuenta con una lógica técnica comprobable en entorno local. En esta etapa, el prototipo permite representar el flujo principal del sistema, ingreso de datos, procesamiento de variables, cálculo del componente operacional $O(x)$, clasificación del estado cognitivo y visualización del resultado mediante la batería. Esto demuestra que el modelo propuesto puede ser implementado de forma preliminar y que sus componentes principales son compatibles entre sí.

La clasificación en TRL 3 también es coherente con el uso de datos simulados, ya que estos permiten comprobar la lógica inicial del sistema sin requerir todavía una aplicación directa en un entorno operacional real. En este sentido, la base simulada de 600 registros cumple la función de validar experimentalmente la estructura del modelo, permitiendo observar cómo las variables ingresadas pueden ser organizadas, normalizadas y utilizadas por el algoritmo de inteligencia artificial.

No obstante, para avanzar hacia niveles superiores de madurez tecnológica, será necesario realizar una validación con datos reales o con escenarios de simulación controlados con usuarios ATC. Esto permitiría evaluar con mayor precisión el desempeño del modelo, ajustar los parámetros de clasificación y verificar la utilidad de la batería cognitiva en condiciones más cercanas a la operación real.

3.6.2 Viabilidad funcional.

La viabilidad de la herramienta se evalúa a partir de su capacidad para cumplir el objetivo para el cual fue diseñada, estimar, clasificar y representar el nivel de capacidad de respuesta

cognitiva del controlador aéreo durante su jornada. A diferencia de la viabilidad técnica, que se centra en determinar si la herramienta puede construirse y ejecutarse, la viabilidad funcional analiza si la herramienta aporta una utilidad dentro del contexto de gestión de fatiga.

En esta investigación, dicha evaluación se relaciona directamente con el objetivo de analizar la herramienta como complemento al Sistema de Gestión del Riesgo por Fatiga (FRMS) utilizado en la DGAC.

3.6.2.1 Complementariedad con el FRMS

La viabilidad funcional de la herramienta como complemento al FRMS se sustenta en que el sistema incorpora variables que normalmente no son monitoreadas de manera directa en los sistemas tradicionales de gestión de fatiga. Mientras un FRMS se orienta principalmente al control de tiempos de servicio, descanso y planificación de turnos, la herramienta desarrollada incorpora variables cognitivas, emocionales y operacionales que permiten estimar el estado funcional del controlador durante la jornada.

Esta diferencia resulta relevante porque diversas investigaciones han demostrado que la fatiga y el deterioro del rendimiento no dependen únicamente de las horas trabajadas. La Organización de Aviación Civil Internacional (OACI), en el documento *Fatigue Management Guide for Air Traffic Service Providers*, señala que el rendimiento humano puede verse afectado por factores como carga de trabajo, interrupciones del sueño, estrés y condiciones operacionales, incluso cuando se cumplen los tiempos reglamentarios de descanso.

En este contexto, la herramienta aporta una capa funcional adicional al FRMS, ya que permite integrar variables como estado emocional, carga mental percibida, horas de sueño, pausas y actividad operacional registrada en el panel ATC. Esto permite que dos controladores sometidos al mismo turno puedan presentar resultados distintos dependiendo de su condición cognitiva estimada.

Comparación funcional entre FRMS y la herramienta propuesta

La comparación funcional entre el FRMS y la herramienta desarrollada permite identificar que ambos enfoques buscan un objetivo común, reducir riesgos asociados a fatiga y deterioro del desempeño, pero lo hacen desde perspectivas distintas. Mientras el FRMS se orienta principalmente a la gestión preventiva del riesgo mediante planificación operacional y cumplimiento normativo, la herramienta propuesta busca representar el estado cognitivo individual del controlador durante la jornada operativa.

De acuerdo con la OACI, FRMS corresponde a un sistema basado en datos y procedimientos orientados a monitorear y gestionar riesgos asociados a fatiga, considerando aspectos como horarios de trabajo, períodos de descanso, sueño y desempeño humano. En consecuencia, el enfoque tradicional del FRMS se estructura principalmente sobre variables organizacionales y de planificación operacional.

Sin embargo, investigaciones sobre factores humanos en aviación han demostrado que el rendimiento cognitivo puede variar entre individuos aún bajo condiciones operacionales similares. Estudios desarrollados por la FAA señalan que la fatiga en controladores aéreos depende no solo de la duración de la jornada, sino también de la carga mental, complejidad operacional, nivel de vigilancia y calidad de recuperación. (*FAA, The Impact of Fatigue on Air Traffic Controllers*)

A partir de esta diferencia conceptual, la herramienta propuesta incorpora una lógica funcional complementaria al FRMS. El sistema no reemplaza la planificación de turnos ni los límites regulatorios de descanso, sino que agrega una evaluación basada en variables individuales y operacionales. Esto permite que el estado cognitivo pueda representarse de manera más específica durante el desarrollo de la jornada.

La siguiente comparación resume las principales diferencias funcionales entre ambos enfoques:

FRMS	Herramienta
Gestión preventiva basada en planificación de turnos y descanso	Monitoreo del estado cognitivo durante la jornada
Evaluación colectiva según condiciones generales de operación	Estimación individualizada del controlador
Énfasis en cumplimiento normativo y límites operacionales	Énfasis en comportamiento funcional y carga cognitiva
Supervisión basada en horarios, pausas y descanso mínimo	Integración de variables emocionales, cognitivas y operacionales
Identificación preventiva del riesgo por fatiga	Representación visual inmediata mediante batería cognitiva
Medidas organizacionales de mitigación	Recomendaciones preventivas asociadas al estado funcional

Tabla 3.22. Comparación FRMS VS Herramienta. fuente: IACO FRMS

La diferencia más relevante es que el FRMS opera principalmente sobre criterios generales de seguridad operacional, mientras que la herramienta desarrollada intenta representar cómo esas condiciones afectan al controlador en tiempo real. Esto resulta importante porque la fatiga no

siempre se manifiesta únicamente por exceso de horas trabajadas, sino también por factores como presión operacional, carga mental sostenida, falta de recuperación o estrés momentáneo.

En este contexto, la variable operacional y psicométricas incorporadas permiten que el modelo considere elementos que normalmente no son observables dentro de una planificación convencional de turnos. Así, el sistema puede detectar disminuciones del estado funcional incluso cuando el controlador aún se encuentra dentro de los límites reglamentarios establecidos por el FRMS.

Otro aspecto funcional relevante es la capacidad de retroalimentación inmediata. Mientras el FRMS actúa principalmente desde la planificación y supervisión organizacional, la batería cognitiva entrega una representación visual instantánea del estado estimado del usuario. Esto permite transformar múltiples variables en una salida simple e interpretable, facilitando la identificación temprana de posibles condiciones de sobrecarga.

Por lo tanto, ambos enfoques deben entenderse como sistemas complementarios y no excluyentes. El FRMS continúa siendo el marco principal de gestión institucional de fatiga, mientras que la herramienta propuesta actúa como un apoyo adicional orientado al monitoreo individual y preventivo del estado cognitivo del controlador aéreo.

3.6.3 Viabilidad económica.

Esta evaluación se centra en determinar si la solución propuesta representa una alternativa de bajo costo relativo frente a otros sistemas de monitoreo cognitivo utilizados en investigaciones de factores humanos, los cuales suelen requerir sensores fisiológicos, dispositivos EEG, eye tracking o equipamiento especializado.

La principal ventaja económica del prototipo es que su funcionamiento se basa en software, cuestionarios digitales y registro operacional dentro del panel ATC. Por lo tanto, no requiere la adquisición inicial de dispositivos biomédicos para medir actividad cerebral, movimiento ocular o variabilidad cardíaca. Esto reduce considerablemente la barrera de entrada para una primera etapa de desarrollo y validación.

Para efectos de estimación económica, se utilizó como referencia el dólar observado publicado por el Banco Central de Chile el 18 de mayo de 2026, equivalente a \$906,68 CLP por dólar.

3.6.3.1 Costos del prototipo desarrollado (Inicial)

En la etapa actual, la herramienta se ejecuta localmente. Por esta razón, los costos directos del prototipo se asocian principalmente al uso de software y librerías de código abierto.

Python, scikit learn y PostgreSQL permiten construir el modelo, procesar datos y almacenar registros sin pago de licencias. Scikit learn se distribuye bajo licencia BSD de 3 cláusulas, mientras que PostgreSQL se define oficialmente como un sistema de base de datos de código abierto.

Por lo tanto, los costos obtenidos en la fase inicial son los siguientes:

Ítem	Costo estimado
Python / JavaScript	\$0
Scikit learn	\$0
PostgreSQL	\$0
TOTAL	\$0 CLP

Tabla 3.23. Costos herramienta. fuente: Elaboración propia

Este valor no significa que el proyecto no tenga costo económico real, ya que existe tiempo de desarrollo, diseño y validación. Sin embargo, desde el punto de vista de adquisición tecnológica directa, el prototipo no requiere inversión inicial en licencias ni equipamiento especializado.

3.6.3.2 Comparación con alternativas basadas en sensores.

Una alternativa más compleja para monitorear carga cognitiva sería utilizar sensores EEG o dispositivos de seguimiento ocular. Sin embargo, estos sistemas elevan considerablemente el costo de implementación.

Por ejemplo, la placa OpenBCI Cyton de 8 canales tiene un valor oficial de US\$1.249, equivalente aproximadamente a:

$$1.249 * 906,68 = 1.132.445 \text{ CLP}$$

Asimismo, el dispositivo Tobii Eye Tracker 5 tiene un precio oficial de US\$339, equivalente aproximadamente a:

$$339 * 906,68 = 307.365 \text{ CLP}$$

Esta comparación muestra que la herramienta propuesta presenta una ventaja económica, ya que evita la compra de hardware.

3.6.3.4 Costos futuros de implementación

Si bien la herramienta desarrollada presenta un bajo costo inicial, una futura implementación como complemento al FRMS requeriría considerar costos adicionales asociados a despliegue, operación, seguridad, capacitación y mantención. Estos costos no forman parte de la etapa actual, pero permiten estimar la inversión necesaria para pasar desde una prueba local hacia una herramienta operativa.

Costos de despliegue y operación anual

En una primera etapa, la herramienta puede implementarse manteniendo una infraestructura de bajo costo, suficiente para validar su funcionamiento con un grupo reducido de usuarios antes de avanzar hacia una implementación formal. Esta etapa permitiría comprobar la estabilidad del sistema, el registro de datos, el funcionamiento de la batería cognitiva y la generación de resultados sin requerir una inversión tecnológica mayor.

Para ello, se consideran costos asociados al alojamiento del sistema, base de datos, dominio, respaldo de información y certificado de seguridad. Estos elementos permitirían que la herramienta deje de operar en un sistema local y pueda funcionar en un entorno web accesible para usuarios definidos y con capacidad básica de almacenamiento. Los costos establecidos por un año serían los siguientes:

Ítem	Costo	Costo anual
Servidor backend / hosting	\$20.000 mensual	\$240.000
Base de datos en la nube	\$15.000 mensual	\$180.000
Dominio web	\$15.000 anual	\$15.000
Respaldo / almacenamiento	\$5.000 mensual	\$60.000
Total	\$41.250	\$495.000

Tabla 3.24. Costos herramienta implementación inicial. fuente: Elaboración propia

Los costos presentados en la tabla corresponden a una estimación básica para una etapa de implementación. La mayor parte del gasto se concentra en mantener operativo el sistema mediante hosting, base de datos y respaldo de información, elementos necesarios para asegurar disponibilidad y almacenamiento de los registros generados por la herramienta. Aun considerando estos costos, la inversión anual estimada continúa siendo relativamente baja para un sistema orientado al monitoreo cognitivo, especialmente al compararse con alternativas que requieren sensores fisiológicos, dispositivos biométricos o equipamiento especializado.

Costos de capacitación inicial

Además de la infraestructura tecnológica, una futura implementación requeriría una etapa de capacitación inicial, orientada principalmente a asegurar que los usuarios comprendan correctamente el propósito y los límites de la herramienta. Esta capacitación tiene como objetivo explicar cómo interpretar la batería cognitiva, qué significan sus tres niveles, cómo leer los mensajes preventivos y en qué casos la información podría servir como apoyo para decisiones de pausa, monitoreo o revisión del estado del controlador.

Mencionado lo anterior, los costos serían los siguientes:

Ítem	Supuesto	Costo
Preparación de material de capacitación	8 horas	\$120.000
Jornada de capacitación piloto	4 horas	\$80.000
Manual de uso y ajustes documentales	6 horas	\$90.000
Total		\$290.000

Tabla 3.25. Costos herramienta capacitación fuente: Elaboración propia

Los costos de capacitación inicial corresponden a una estimación para preparar el uso básico de la herramienta en una etapa piloto. La mayor parte del gasto se asocia a la elaboración de material explicativo, la realización de una jornada breve de capacitación y la preparación de un manual de uso.

Costos de mantención y mejora

Una vez implementada, la herramienta requeriría una mantención básica para asegurar su continuidad operativa y corregir posibles errores detectados durante el uso. Esta mantención incluiría revisión del funcionamiento del sistema, respaldo periódico de la información, ajustes menores en la interfaz y actualización del modelo cuando se incorporen nuevos registros. Además, permitiría mejorar gradualmente la precisión y estabilidad del prototipo, evitando que la herramienta quede limitada a su versión inicial. Por esta razón, los costos de mantención y mejora son los siguientes:

Ítem	Supuesto	Costo anual
Mantención técnica	\$50.000 mensual	\$600.000
Reentrenamiento y ajuste del modelo	2 jornadas anuales $\times$ \$100.000	\$200.000
Revisión de base de datos y respaldos	\$25.000 mensual	\$300.000
Total		\$1.100.000

Tabla 3.26. Costos herramienta mantenimiento fuente: Elaboración propia

La tabla muestra que el mayor costo de esta categoría corresponde a la mantención técnica, estimada en \$600.000 anuales, debido a que considera revisiones mensuales del

funcionamiento general del sistema. Luego se encuentra la revisión de base de datos y respaldos, con \$300.000 anuales, necesaria para asegurar que los registros no se pierdan y que la información se mantenga ordenada. Finalmente, el reentrenamiento y ajuste del modelo representa \$200.000 anuales, ya que se realizaría solo en jornadas específicas durante el año.

Costo total herramienta

Al sumar los costos anteriores, se obtiene una estimación del gasto requerido para ejecutar una primera implementación de la herramienta. Esta suma considera los recursos mínimos para que el sistema pueda operar fuera del sistema local y ser utilizado por usuarios y mantenerse activo durante un año. La estimación agrupa tres componentes principales, despliegue y operación, capacitación inicial y mantención del sistema. De esta manera, el cálculo es el siguiente:

Categoría	Costo
Operación anual	\$495.000
Capacitación inicial	\$290.000
Mantención y mejora anual	\$1.100.000
Total	\$1.885.000 CLP

Tabla 3.26. Costos herramienta total fuente: Elaboración propia

El costo total estimado de la herramienta es de \$1.885.000 anuales para una implementación. Al analizar, se observa que el mayor gasto corresponde a mantención y mejora anual, con \$1.100.000, equivalente aproximadamente al 58,4 % del total. Esto indica que el costo principal no está en instalar la herramienta, sino en mantenerla operativa, revisar su funcionamiento, respaldar datos y ajustar el modelo durante el año. En segundo lugar, se ubican los costos de despliegue y operación anual, con \$495.000, equivalentes al 26,3 % del total. Finalmente, la capacitación inicial representa \$290.000, es decir, cerca del 15,4 % del costo total.

Esta distribución muestra que la herramienta tiene una barrera de entrada baja, ya que los costos iniciales de puesta en marcha son reducidos y no se requiere adquirir equipamiento especializado. Su implementación se basa principalmente en software, alojamiento digital, base de datos, capacitación básica y mantención técnica. Esto la diferencia de otras alternativas de monitoreo cognitivo que requieren sensores fisiológicos, dispositivos biométricos, EEG, eye tracking u otro hardware, cuyo costo de adquisición y operación puede ser considerablemente mayor.

Desde la perspectiva del FRMS, esta característica resulta relevante, ya que permite incorporar una capa adicional de monitoreo cognitivo sin modificar completamente la estructura existente de gestión de fatiga. El FRMS puede continuar funcionando como sistema principal de planificación de turnos, descansos y control de riesgo, mientras que la herramienta propuesta actuaría como un complemento de bajo costo para entregar información sobre el estado cognitivo del controlador. En otras palabras, no sería necesario reemplazar el sistema actual, sino añadir una herramienta preventiva que fortalezca la toma de decisiones sobre pausas, seguimiento del operador y prevención de sobrecarga cognitiva.

Por lo tanto, el bajo costo favorece una implementación gradual. Primero podría aplicarse como piloto en un grupo reducido de usuarios, con el objetivo de validar su funcionamiento antes de escalarlo a la DGAC. Esta gradualidad reduce el riesgo económico de implementación, ya que permite evaluar la utilidad funcional de la herramienta antes de comprometer una inversión mayor. Por lo tanto, desde el punto de vista económico, la herramienta presenta una viabilidad favorable como complemento al FRMS, especialmente porque ofrece una solución preventiva, escalable y basada en software, con un costo anual acotado frente al beneficio potencial de anticipar condiciones de sobrecarga cognitiva en controladores de tránsito aéreo.

CONCLUSIÓN

La presente investigación tuvo como objetivo desarrollar una propuesta metodológica orientada al diseño de una herramienta capaz de estimar la capacidad de respuesta cognitiva de los controladores de tránsito aéreo (ATC) en Chile. Este trabajo surgió ante la necesidad de abordar la gestión de la seguridad operacional y la evaluación del estado cognitivo y emocional del controlador durante su jornada laboral, aspecto que actualmente no es cubierto de manera completa por el Sistema de Gestión del Riesgo por Fatiga (FRMS) implementado por la Dirección General de Aeronáutica Civil (DGAC). Si bien el FRMS regula los tiempos de servicio y descanso, no considera factores individuales como el estado emocional, la personalidad, la carga mental percibida o el estrés acumulado, variables que influyen directamente en el desempeño operacional del controlador aéreo.

A lo largo del desarrollo de la investigación se estableció un marco teórico que permitió comprender los fundamentos psicológicos y operacionales asociados al desempeño cognitivo de los ATC. Se incorporaron referentes clave como la teoría de la carga cognitiva de Sweller (1988) y la teoría de los recursos múltiples de Wickens (2002), las cuales explican cómo la atención, la memoria de trabajo y el procesamiento de información pueden verse afectados por las exigencias del entorno operacional. A partir de estas bases conceptuales se definieron elementos fundamentales para la investigación, como capacidad de respuesta cognitiva, fatiga operativa, automatización adaptativa e inteligencia artificial, conceptos que orientaron el diseño metodológico y estructural de la propuesta.

En relación con el primer objetivo, orientado a identificar las variables operacionales y cognitivas asociadas al estrés y la fatiga en controladores de tránsito aéreo, este puede considerarse cumplido mediante una revisión documental sistemática realizada en bases de datos académicas como ScienceDirect, Google Académico y Research Rabbit. El proceso permitió reunir 30 investigaciones relacionadas con factores humanos y desempeño cognitivo en aviación, de las cuales se seleccionaron 27 tras aplicar criterios de temática. A partir de esta revisión se elaboró una matriz de análisis que permitió identificar las variables más recurrentes presentes en la literatura científica, agrupándolas en categorías operacionales, personales emocionales y de gestión del turno.

Asimismo, se incorporaron instrumentos psicométricos reconocidos internacionalmente, como el Inventario de los Cinco Grandes (BFI), el Cuestionario de Estado de Ánimo Multidimensional (MDMQ) y el índice de carga mental NASA-TLX, los cuales fueron definidos como base metodológica para futuras mediciones no invasivas del estado cognitivo del controlador. La consideración de estos instrumentos permitió establecer un enfoque multidimensional, considerando no solo variables operacionales, sino también características psicológicas y emocionales que influyen en el rendimiento humano.

Respecto al segundo objetivo, relacionado con el diseño de un modelo basado en inteligencia artificial para clasificar el nivel de capacidad de respuesta cognitiva, se logró desarrollar una estructura metodológica capaz de almacenar variables psicológicas, emocionales y operacionales dentro de una función cognitiva denominada BC(x). Esta propuesta permite interpretar el estado funcional del ATC mediante distintos niveles de desempeño y riesgo cognitivo, creando las bases para futuras etapas de entrenamiento supervisado, validación y aprendizaje automático con usuarios reales. Aunque el alcance de esta investigación se centró en el diseño estructural y conceptual del sistema, se logró establecer una metodología sólida para su futura implementación operativa

En cuanto al tercer objetivo específico, correspondiente al diseño e implementación de una interfaz visual, este también fue alcanzado mediante el desarrollo de una arquitectura web basada en HTML, CSS, JavaScript y Python. La programación se estructuró considerando cada dependencia ATC como un módulo independiente y funcional, permitiendo representar distintos entornos operacionales como TWR, APP, ACC, GND y DEL. La implementación de más de 50 funciones operativas asociadas a un script central permitió registrar eventos ejecutados por el usuario, capturar información operacional y transformarla en datos cuantificables para el cálculo de variables operacionales del modelo cognitivo. Esta estructura permitió construir un sistema escalable, modular y adaptable a distintos escenarios operacionales.

Además, la herramienta propuesta incorpora paneles operativos capaces de representar visualmente el estado cognitivo del controlador mediante una batería cognitiva dinámica, facilitando la interpretación rápida de niveles de carga mental, fatiga y desempeño funcional. Esto resulta especialmente relevante en un entorno crítico como el control de tránsito aéreo, donde la rapidez en la toma de decisiones y la capacidad de anticipar deterioros cognitivos pueden influir directamente en la seguridad operacional.

Por otra parte, se orientó a evaluar la herramienta como complemento al FRMS de la DGAC, también puede considerarse cumplido desde una perspectiva técnica y económica. El análisis realizado permitió concluir que la propuesta posee una barrera de entrada relativamente baja, ya que su implementación se basa principalmente en software, almacenamiento digital y procesamiento de datos. Esta característica convierte a la herramienta en una alternativa para una implementación en los ATC.

En términos generales, la investigación demuestra que existe una oportunidad para incorporar tecnologías basadas en inteligencia artificial al ámbito de la seguridad operacional aeronáutica en Chile. La propuesta desarrollada aporta no solo una estructura tecnológica y metodológica innovadora, sino también una nueva perspectiva respecto a la gestión de factores humanos en la aviación. Como proyección futura, se recomienda desarrollar etapas de validación experimental con controladores reales, incorporar modelos de aprendizaje automático basados



en datos históricos. De esta manera, la investigación abre nuevas posibilidades de desarrollo en áreas como inteligencia artificial aplicada, monitoreo cognitivo y automatización, contribuyendo potencialmente al fortalecimiento de la seguridad operacional y al bienestar laboral de los controladores de tránsito aéreo en Chile.

BIBLIOGRAFÍA

- Angelini, G. (2023). Big five model personality traits and job burnout: a systematic literature review. *BMC Psychology*, 11(1). <https://doi.org/10.1186/s40359-023-01056-y>
- Aricò, P., Borghini, G., Di Flumeri, G., Colosimo, A., Bonelli, S., Golfetti, A., Pozzi, S., Imbert, J. P., Granger, G., Benhacene, R., & Babiloni, F. (2016). Adaptive automation triggered by EEG-based mental workload index: A passive brain-computer interface application in realistic air traffic control environment. *Frontiers in Human Neuroscience*, 10(OCT2016). <https://doi.org/10.3389/fnhum.2016.00539>
- Barceló García, Miquel. (2014). *Inteligencia artificial*. El Cid Editor.
- Breiman, L. (2001). *Random Forests* (Vol. 45).
- Clark, C., & Kimmons, R. (2023). Cognitive Load Theory. *EdTechnica*. <https://doi.org/10.59668/371.12980>
- Collet Claude Bernard University Lyon, C., Delhomme, G., Dittmar, A., Collet, C., Averty, P., & Vernet-maury, E. (2003). *Subjective aspects of mental workload in air-traffic control*. <https://www.researchgate.net/publication/228709650>
- David, P., & Woods, D. (n.d.). *Human Factors Integration in ATM System Design*. Doc 9966 Manual for the Oversight of Fatigue Management Approaches. (2016). www.icao.int
- Endsley, M. R. (1995). Toward a theory of situation awareness in dynamic systems. In *Human Factors* (Vol. 37, Issue 1, pp. 32–64). <https://doi.org/10.1518/001872095779049543>
- Christopher D. Wickens. (1997). *Flight to the Future*. National Academies Press. <https://doi.org/10.17226/5493>
- Hubert, N., Gilles, M., Desbrosses, K., Meyer, J., Felblinger, J., & Hubert, J. (2013). Ergonomic assessment of the surgeon's physical workload during standard and robotic assisted laparoscopic procedures. *International Journal of Medical Robotics and Computer Assisted Surgery*, 9(2), 142–147. <https://doi.org/10.1002/rcs.1489>
- Jaiswal, A., Zadeh, M. Z., Hebri, A., & Makedon, F. (2022). *Assessing Fatigue with Multimodal Wearable Sensors and Machine Learning*. <http://arxiv.org/abs/2205.00287>
- Mei-Lien Chena, Shih-Yi Lub, & I-Fang Maob. (2019). *Subjective symptoms and physiological measures of fatigue in air traffic controllers*.

- Pan, W., Liang, R., Wang, Y., Song, D., & Yin, Z. (2025). Situational Awareness Prediction for Remote Tower Controllers Based on Eye-Tracking and Heart Rate Variability Data. *Sensors*, 25(7). <https://doi.org/10.3390/s25072052>
- Pang, Y., Hu, J., Lieber, C. S., Cooke, N. J., & Liu, Y. (2023). *Air Traffic Controller Workload Level Prediction using Conformalized Dynamical Graph Learning*. <http://arxiv.org/abs/2307.10559>
- Parasuraman, R., Sheridan, T. B., & Wickens, C. D. (2000). A model for types and levels of human interaction with automation. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics Part A: Systems and Humans*, 30(3), 286–297. <https://doi.org/10.1109/3468.844354>
- Pham, D. T., Alam, S., & Duong, V. (2020). An Air Traffic Controller Action Extraction-Prediction Model Using Machine Learning Approach. *Complexity*, 2020. <https://doi.org/10.1155/2020/1659103>
- Sweller, J. (1988). Cognitive Load During Problem Solving: Effects on Learning. In *COGNITIVE SCIENCE* (Vol. 12).
- Triyanti, V., Azis, H. A., Iridiastadi, H., & Yassierli. (2020). Workload and Fatigue Assessment on Air Traffic Controller. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 847(1). <https://doi.org/10.1088/1757-899X/847/1/012087>
- Truschzinski, M., Betella, A., Brunnert, G., & Verschure, P. F. M. J. (2018). Emotional and cognitive influences in air traffic controller tasks: An investigation using a virtual environment? *Applied Ergonomics*, 69. <https://doi.org/10.1016/j.apergo.2017.12.019>
- Global air passenger demand reaches record high in 2024*. (s/f). Iata.org. <https://www.iata.org/en/pressroom/2025-releases/2025-01-30-01>
- ACI World & OACI*. (2025, enero 28). *Passenger traffic report: Trends and outlook 2025*. Airports Council International & International Civil Aviation Organization
- Ministerio de Transportes y Telecomunicaciones (MTT)*. *Transporte aéreo alcanzó récord histórico en 2024*. Gobierno de Chile. <https://www.mtt.gob.cl>
- Dirección General de Aeronáutica Civil (DGAC). *Tráfico aéreo comercial en el país Boletín estadístico*. DGAC Chile. <https://www.dgac.gob.cl>

ANEXO

Anexo 1- Investigaciones extraídas para realizar estudio bibliográfico.

Título	Año	Concepto identificado
Evaluating the Performance-Shaping Factors of Air Traffic Controllers Using Fuzzy DEMATEL and Fuzzy BWM Approach	2023	Horas de sueño
Psychophysiological coherence training to moderate stress and improve performance in stressful situations	2022	Horas de sueño
State of science: mental workload in ergonomics	2015	Carga percibida
A dynamic closed-looped and multidimensional model of workload assessment in ATC	2016	Carga percibida
Multifactor interactions and the air traffic control task: A study of sleep, workload and performance	2017	Horas de sueño
A High-Precision Fatigue Detecting Method for ATCos Based on EEG and Pupil Characteristics	2020	Horas de sueño
Studying Eye Movements as a Basis for Measuring ATCos' Workload in Simulated Scenarios	2018	Carga percibida
Measuring mental workload using physiological and subjective measures during simulated ATC tasks	2019	Carga percibida
Assessing how visual search entropy and engagement relate to performance in ATC	2021	Tiempo de reacción, Perfil emocional
EOG metrics for cognitive workload detection	2021	Carga percibida
Application of workload assessment techniques in air traffic control	2016	Carga percibida
Mental Workload and Stress in ATC: Physiological, Behavioral and Subjective Approaches	2020	Carga percibida

Measuring Air Traffic Controllers' Workload via EEG Alpha Band Power	2019	Carga percibida
An Integrated Framework for Workload Prediction in Air Traffic Control	2017	Carga percibida
Effects of Sleep Deprivation on Aviation Performance	2018	Horas de sueño
The Effect of Sleep Restriction on Air Traffic Controller Performance	2017	Horas de sueño
Impact of Fatigue on Air Traffic Controllers' Operational Performance	2016	Horas de sueño
Exploring Eye Movement Metrics to Assess Mental Workload in ATC Tasks	2020	Carga percibida
Use of Heart Rate Variability to Evaluate Cognitive Workload in ATC	2019	Carga percibida
Performance and Workload in Simulated Conflict Detection Scenarios	2016	Tiempo de reacción
A Real-Time Mental Workload Evaluation Approach Using EEG	2020	Carga percibida
The Impact of Workload on Decision-Making in Complex ATC Scenarios	2015	Frecuencia de las decisiones
Analyzing the Effect of Complexity and Sector Configuration in ATC Performance	2017	Complejidad del tráfico aéreo
Emotional Factors and Cognitive Control in Simulated Air Traffic Operations	2019	Perfil emocional
Exploring Decision Frequency and Error Rates in Air Traffic Control	2020	Frecuencia de las decisiones
Mental Load Prediction with fNIRS in Complex Aviation Tasks	2021	Carga percibida
Real-Time Cognitive Workload Monitoring for ATCOs Using AI Models	2023	Carga percibida

Anexo 2- Preguntas Test BFI.

1. Habla mucho.
2. Se da cuenta de los puntos débiles de otras personas.
3. Hace las cosas con cuidado y completamente.
4. Esta triste, deprimido.
5. Es original y aporta nuevas ideas.
6. Se guarda sus pensamientos para sí mismo.
7. Es servicial y no egoísta con los demás.
8. Puede ser un poco descuidado.
9. Es relajado y maneja bien el estrés.
10. Siente curiosidad por muchas cosas diferentes.
11. Tiene mucha energía.
12. Inicia discusiones con otros.
13. Es un buen trabajador.
14. Puede ser tenso, no siempre es fácil llevarse bien.
15. Inteligente, piensa mucho.
16. Hace que las cosas sean emocionantes.
17. Perdona a los demás fácilmente.
18. No es muy organizado.
19. Se preocupa mucho.
20. Tiene una imaginación buena y activa.
21. Tiende a ser callado.
22. Generalmente confía en la gente.
23. Tiende a ser perezoso.
24. No se enoja fácilmente, es constante.
25. Es creativo e inventivo.
26. Tiene una personalidad buena y fuerte.
27. Puede ser frío y distante con los demás.
28. Sigue trabajando hasta que las cosas estén hechas.
29. Puede estar de mal humor.
30. Le gusta las experiencias artísticas y creativas.
31. Es un poco tímido.
32. Amable y considerado con casi todo el mundo.
33. Hace las cosas con rapidez y cuidado.
34. Mantiene la calma en situaciones difíciles.
35. Le gusta el trabajo que es siempre el mismo.
36. Es extrovertido, le gusta estar con gente.

37. A veces es grosero con los demás.
38. Hace planes y se apega a ellos.
39. Se pone nervioso fácilmente.
40. Le gusta pensar y jugar con ideas
41. No le gustan las cosas artísticas (Obras de teatro, música)-
42. Le gusta cooperar, va de acuerdo con los demás.
43. Tiene problemas para prestar atención.
44. Sabe mucho sobre arte, música y libros.

Anexo 3- Test de preguntas MDMQ

1. Me sentí animado(a) y optimista.
2. Tuve problemas para dormir por preocupaciones.
3. Me sentí tranquilo(a) y en paz.
4. Me costó concentrarme.
5. Me sentí con energía.
6. Me sentí triste o sin esperanza.
7. Disfruté las cosas como de costumbre.
8. Me sentí ansioso(a) o nervioso(a).
9. Me sentí motivado(a) para realizar mis tareas.
10. Tuve cambios bruscos de ánimo.
11. Me sentí satisfecho(a) conmigo mismo(a).
12. Me sentí mentalmente agotado(a).

Anexo 4- Lista de funciones operativas ATC y sus ponderaciones.

1. Controlar el tránsito aéreo en su espacio asignado **(0.05)**
2. Autorizar despegues y aterrizajes **(0.06)**
3. Autorizar rodaje desde/hacia pista **(0.04)**
4. Mantener separación mínima entre aeronaves **(0.06)**
5. Gestionar entradas y salidas del aeródromo **(0.04)**
6. Asignar pistas y rutas de salida/entrada (SID/STAR) **(0.04)**
7. Emitir autorizaciones IFR/VFR **(0.05)**
8. Coordinar transferencias entre sectores ATC **(0.04)**
9. Supervisar movimientos en superficie (ASMGCS) **(0.05)**
10. Controlar vehículos en pista/calles de rodaje **(0.03)**
11. Vigilar pistas y zonas ILS (ocupación/incursiones) **(0.06)**

12. Activar luces, HIAL, PAPI, stop-bars **(0.03)**
13. Monitorear y difundir información meteorológica (METAR/ATIS) **(0.03)**
14. Elaborar o actualizar ATIS **(0.02)**
15. Aplicar procedimientos LVP (baja visibilidad) **(0.05)**
16. Coordinar operaciones de emergencia (Mayday, PAN) **(0.08)**
17. Activar crash phone / SSEI / bomberos **(0.07)**
18. Priorizar aeronaves en emergencia o MEDEVAC **(0.06)**
19. Controlar aeronaves en final y salida inicial **(0.05)**
20. Controlar tránsito en aproximación o salida IFR/VFR **(0.05)**
21. Controlar nivel, rumbo y velocidad de tránsito IFR **(0.05)**
22. Autorizar niveles de vuelo y cambios de ruta **(0.04)**
23. Monitorear flujo y carga de tráfico aéreo (ATFM) **(0.03)**
24. Gestionar restricciones o demoras (SLOT/CTOT) **(0.03)**
25. Coordinar esperas (holding patterns) **(0.05)**
26. Emitir alertas de colisión o conflicto (STCA/MTCD) **(0.07)**
27. Gestionar fallas de radio (NORDO) **(0.06)**
28. Detectar y prevenir incursiones en pista **(0.07)**
29. Mantener vigilancia visual de aeronaves **(0.03)**
30. Controlar aeronaves en circuito de tránsito (local training) **(0.04)**
31. Proporcionar información de tránsito esencial **(0.03)**
32. Coordinar con Operaciones de aeropuerto y mantenimiento **(0.02)**
33. Emitir o actualizar NOTAM locales **(0.02)**
34. Supervisar condiciones de pista (estado, FOD, contaminación) **(0.04)**
35. Controlar aeronaves en rodaje post-aterrizaje **(0.03)**
36. Registrar movimientos de vuelo **(0.02)**
37. Registrar y archivar grabaciones de voz y datos **(0.01)**
38. Mantener briefings y handovers entre turnos **(0.02)**
39. Participar en reportes de seguridad (Safety Reports) **(0.02)**
40. Cumplir con normas OACI, DAN-91, Manual ATS **(0.02)**
41. Supervisar equipos y sistemas de comunicación y radar **(0.03)**
42. Usar fraseología estandarizada OACI **(0.02)**
43. Coordinar con otras dependencias ATC **(0.02)**
44. Monitorear alertas meteorológicas o NOTAM críticos **(0.03)**
45. Difundir SIGMET, AIRMET, VOLMET **(0.03)**
46. Asesorar vuelos VFR con información y alertas **(0.03)**
47. Suministrar servicio de alerta SAR **(0.06)**
48. Controlar flujo de operaciones simultáneas (salidas/llegadas) **(0.05)**
49. Gestionar espacios aéreos temporales (TSA, TRA, TFR) **(0.04)**
50. Coordinar reapertura o cierre de pista/aeródromo **(0.06)**



UNIVERSIDAD TECNICA
FEDERICO SANTA MARIA

DEPARTAMENTO
DE AERONAUTICA