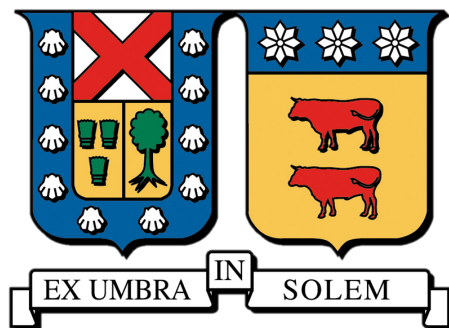




UNIVERSIDAD TÉCNICA FEDERICO SANTA MARÍA
DEPARTAMENTO DE INDUSTRIAS

**Desarrollo y Validación de una Plataforma de Simulación para Diagnosticar
la Capacidad Efectiva del Sistema de Atención de Camiones del Terminal
Marítimo Oxiquim Quintero**

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL INDUSTRIAL

AUTOR

Aníbal Herrera

PROFESOR GUÍA

Felipe Escudero

PROFESOR CO-REFERENTE

Mijail Littin

VALPARAÍSO DE CHILE, 08 DE OCTUBRE 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 y Validación de una Plataforma de Simulación para Diagnosticar la Capacidad Efectiva del Sistema de Atención de Camiones del Terminal Marítimo Oxiquim Quintero

Nombre del candidato(a): Aníbal Herrera San Martín

Carrera / Grado: Ingeniería Civil Industrial

Campus: Casa Central

Departamento: Industrias

2.- VALIDACIÓN DEL PROFESOR GUÍA/DIRECTOR DE TESIS

Yo, Felipe Andrés Escudero Barros, 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 (marcar una opción)

☒ 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 (**marcar una opción**):

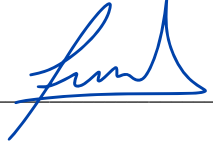
☐ 6 meses ☐ 12 meses ☐ 2 años ☐ 3 años ☐ 5 años ☐ 10 años

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

4.- FIRMAS

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

Fecha: 16-10-2026

Firma: 

Estudiante o Candidato(a):

Fecha: 15-10-2026

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.



Tabla de Contenidos

1. Agradecimientos	6
2. Resumen	8
3. Abstract	10
4. Introducción	12
5. Problema de Investigación	14
6. Objetivos	16
6.1. Objetivo General	16
6.2. Objetivos Específicos	16
7. Alcance	17
8. Marco Teórico	19
8.1. Capacidad de Diseño y Capacidad Efectiva	19
8.2. Teoría de Colas	20
8.3. Elementos Formales de Teoría de Colas	21
8.4. Redes de Colas y Descomposición en Subsistemas	23
8.5. Aprendizaje Supervisado y Bosques Aleatorios	23

8.6. Simulación de Eventos Discretos	24
8.7. Digitalización de Procesos Documentales en Logística Portuaria	26
8.8. Congestión y Gestión de Accesos en Terminales de Camiones	27
8.9. Gestión de la Seguridad Operacional en Industrias de Alta Criticidad	27
8.10. Impacto Social y Valor Compartido en la Gestión Logística	28
8.11. Antecedentes del Terminal Marítimo Oxiquim Quintero	29
9. Metodología	31
9.1. Levantamiento y Diagnóstico del Sistema Actual	31
9.2. Modelamiento de Procesos y Flujos	31
9.2.1. Arquitectura General y Tecnologías Utilizadas	32
9.2.2. Modelo Cinemático de Camiones Articulados	32
9.2.3. Detección de Colisiones y Distancia de Seguimiento	35
9.2.4. Máquina de Estados del Ciclo de Atención	37
9.2.5. Recolección de Estadísticas	39
9.2.6. Herramienta de Diseño Visual del Layout	40
9.2.7. Menú de Configuración Previo a la Simulación	41
9.3. Análisis Estadístico y Calibración de Parámetros	42
9.3.1. Preparación y Control de Calidad de los Datos	43

9.3.2. Mapeo de Productos y Corrección de la Categoría Aceite	44
9.3.3. Congestión Instantánea del Sistema: Técnica de Barrido de Eventos	45
9.3.4. Modelo Predictivo del Tiempo de Servicio	45
9.3.5. Perfil Horario de Llegadas $\lambda(t)$	47
9.3.6. Verificación de la Ley de Little y Análisis del Proceso de Llegadas	48
9.3.7. Modelo Analítico de Colas y Análisis de Restricciones Estructurales	48
9.3.8. Análisis de Causas Documentadas de Sobre-Estadía	49
9.3.9. Motor de Simulación de Eventos Discretos en R y Herramienta de Apoyo a Decisiones	49
9.4. Diseño de Alternativas e Integración de Soluciones de Soporte	51
9.5. Simulación y Evaluación de Escenarios de Demanda	52
10. Resultados	54
10.1. Diagnóstico y Determinación de la Capacidad Efectiva	54
10.1.1. Calibración de las Distribuciones de Tiempo de Servicio	54
10.1.2. Validación Estadística de la Categoría de Producto “Aceite”	58
10.1.3. Congestión del Sistema: Relación entre Espera y Camiones Activos	60
10.1.4. Verificación de la Ley de Little	61
10.1.5. Causas Documentadas de Sobre-Estadía y el Efecto de 2020	62
10.1.6. Perfil Horario de Llegadas ($\lambda(t)$) y Validación en Terreno	64

10.1.7. Modelo Analítico de Colas: Limitaciones Estructurales y Validación Em- pírica	67
10.1.8. Utilización Real, Holgura de Capacidad y Potencial de Agendamiento . . .	73
10.1.9. Validación Progresiva del Motor de Simulación de Eventos Discretos . . .	79
10.1.10.Herramienta de Apoyo a Decisiones Desarrollada	94
10.2. Propuesta de Rediseño del Sistema Logístico	94
11. Conclusiones y Recomendaciones	96
11.1. Cumplimiento de los Objetivos Específicos	96
11.2. Hallazgos Transversales	99
11.3. Conclusión General	100
11.4. Recomendaciones	101
11.5. Aporte y Trabajo Futuro	102
12. Limitaciones	104
12.1. Limitaciones de las Fuentes de Datos	104
12.2. Limitaciones del Modelo Predictivo (Random Forest y Gradient Boosting)	105
12.3. Limitaciones del Modelo Analítico de Colas y su Alcance	106
12.4. Limitaciones del Simulador Visual y del Motor de Simulación	107
12.5. Alcance No Abordado en esta Etapa	110



13. Anexos

116

1. Agradecimientos

Quiero empezar diciendo que no caben en mil páginas los agradecimientos que le debo a las personas que me permitieron llegar hasta aquí, desde el comienzo de mi educación, desde el aprender a caminar hasta este instante, todos aquellos que fueron parte del camino y acompañaron el andar en mi vida, quiero agradecer a todos, los que están, los que partieron y los que llegarán. Para mi familia esto va dedicado en su nombre, ellos que me han hecho lo que soy, quienes han criado y forjado. Para mis abuelos que con su ejemplo me enseñaron el empeño, el esfuerzo y el sacrificio, manteniendo el cariño en el día a día, sin limitarse a sus circunstancias, buscando soluciones creativas, siempre dedicándose a su quehacer con entereza, por amor a la familia. A mi hermano que siempre guió mis pasos, enseñándome por donde tener cuidado y señalándome los peligros, su vivir siempre ha sido un faro que ilumina el camino. Gracias a mis tíos por ser referentes en formas de ver el mundo, siempre alimentando mi conciencia para ser mejor, para alcanzar mis sueños sin descuidar mis principios esenciales. También mis primos que cimentaron mis relaciones de confianza, parte de la seguridad del hogar es por su existencia, su cariño me hizo ver que no hace falta estar cerca para sentirse acompañado, que el amor incondicional existe y que la familia es un núcleo que genera la energía suficiente para afrontar cualquier desafío o dificultad. También mis sobrinos por cambiarme la perspectiva en la vida, el verlos crecer y sentir que seré aquel tío de quien tanto aprendí, todo esto cobra un sentido especial pensando en ellos, han sido el impulso más grande desde que supe de su llegada. En lo extenso de este camino arribaron nuevos miembros que sin su compañía nada sería igual, en los periodos de mi vida lejos de casa ellos estuvieron para sostenerme, para no dejarme caer en la carrera, que más que carrera es una maratón. En ellos pude encontrar un bastón, una muleta, un amuleto, unas alas. Mis amigos, que en mis peores y mejores momentos siempre estuvieron, incondicionales, sin pedir nada, solo estar juntos. A ellos también me debo, hicieron de esta ruta algo mucho más ameno, divertido, disfrutable, supieron calmar las aguas cuando parecía llegar una tormenta, apagaron los incendios de mi mente y abrigaron las épocas glaciales, me enseñaron el valor de un buen amigo, a entender que la verdadera riqueza yace en las personas, son un espejo, una pizarra, una puerta a un mundo feliz. Mis profesores, que también se convirtieron en amigos en el camino, quiero decir que han sido inspiración, consejero, y me han cultivado el entusiasmo por el conocimiento, han sido un puente para alcanzar nuevos caminos y



han hecho patente en mí las cualidades que identifican a un sansano.

2. Resumen

El Terminal Marítimo Oxiquim Quintero enfrenta un problema recurrente de congestión logística en su sistema de atención de camiones, que se manifiesta en tiempos de espera elevados, saturación de espacios operativos y riesgos de seguridad asociados al tránsito peatonal en zonas operativas, sin que exista, al inicio de este trabajo, una determinación sistemática de su capacidad efectiva.

El propósito de este trabajo es desarrollar y validar una plataforma de simulación del sistema de atención de camiones del terminal, y aplicarla al diagnóstico de la capacidad efectiva de sus principales líneas de producto y a la evaluación de escenarios de demanda y de mejora operacional, de modo que sirva de línea base para un futuro modelo integral.

Para ello se combinaron cuatro componentes: un análisis estadístico de aproximadamente 111.000 registros operacionales históricos de la empresa (incluyendo un modelo predictivo del tiempo de servicio, verificación de la Ley de Little, y un modelo analítico de teoría de colas); un simulador visual de eventos discretos desarrollado en Python; un motor de simulación estadístico en R, validado progresivamente contra los datos reales; y una herramienta interactiva de apoyo a decisiones.

El análisis estadístico permitió establecer que un modelo analítico de colas simple subestima la espera real en dos órdenes de magnitud, brecha explicada por una restricción de agrupamiento (*pooling*) entre mesas de carga y por la no estacionariedad de la demanda. El motor de simulación desarrollado, que sí incorpora ambos mecanismos, logra capturar entre el 61 % y el 84 % de la espera real observada según la línea de producto. Se determinó además la capacidad efectiva de las principales líneas de producto: ácido resulta ser la línea más ajustada en su hora de mayor demanda (24,1 % de margen), con químico y GLP como casos secundarios; químico y NASH (sulfhidrato de sodio) aceleran su espera de forma no lineal a partir de un crecimiento de demanda de entre 150 % y 300 %, mientras que la isla de hidrocarburos requiere entre 12,5 y 15 veces la demanda actual para un comportamiento equivalente. Finalmente, dirigir el crecimiento de demanda hacia horas valle, en vez de repartirlo de forma uniforme, reduce la espera simulada entre 25,9 % y 49,8 %, con una ventaja que crece a medida que aumenta la demanda total.

Este trabajo entrega a Oxiquim, por primera vez, una plataforma de simulación validada del sistema de atención de camiones, que sirve de línea base para su modelamiento integral futuro, y un diagnóstico cuantitativo de capacidad por línea de producto que orienta decisiones de mejora, resguardando tanto la eficiencia como la seguridad de la operación. El marco conceptual sobre impacto social y valor compartido desarrollado en este trabajo queda como insumo para que futuros proyectos de implementación incorporen ese criterio junto a los de capacidad y seguridad.

Palabras clave: plataforma de simulación, capacidad efectiva, simulación de eventos discretos, teoría de colas, logística portuaria, terminal marítimo.

3. Abstract

The Oxiquim Quintero Marine Terminal (TMQ) faces a recurring logistics congestion problem in its truck service system, manifested in long waiting times, saturation of operational spaces, and safety risks associated with pedestrian traffic in operational areas, with no systematic determination of its effective capacity available at the outset of this work.

The purpose of this thesis is to develop and validate a simulation platform for the terminal's truck service system, and to apply it to the diagnosis of the effective capacity of its main product lines and to the evaluation of demand and operational improvement scenarios, so that it may serve as a baseline for a future integrated model.

To this end, four components were combined: a statistical analysis of approximately 111,000 historical operational records from the company (including a predictive model of service time, verification of Little's Law, and an analytical queueing model); a visual discrete-event simulator (DES) developed in Python; a statistical simulation engine in R, progressively validated against real data; and an interactive decision-support tool.

The statistical analysis established that a simple analytical queueing model underestimates real waiting time by two orders of magnitude, a gap explained by a pooling restriction across loading bays and by the non-stationarity of demand. The simulation engine developed, which incorporates both mechanisms, captures between 61% and 84% of the observed real waiting time depending on the product line. The effective capacity of the main product lines was also determined: sulfuric acid is the tightest line at its peak hour (24.1% margin), with chemicals and LPG as secondary cases; chemicals and sodium hydrosulfide (NASH) exhibit non-linear acceleration of waiting time from a demand growth of between 150% and 300%, whereas the hydrocarbons island requires between 12.5 and 15 times its current demand for equivalent behavior. Finally, directing demand growth toward off-peak hours, rather than distributing it uniformly, reduces simulated waiting time by between 25.9% and 49.8%, with an advantage that grows as total demand increases.

This work provides Oxiquim, for the first time, with a validated simulation platform for its truck service system, serving as a baseline for its future integrated modeling, and with a quantitative

capacity diagnosis by product line to guide improvement decisions, safeguarding both operational efficiency and safety. The conceptual framework on social impact and shared value developed in this work remains as input for future implementation projects to incorporate this criterion alongside those of capacity and safety.

Keywords: simulation platform, effective capacity, discrete-event simulation, queueing theory, port logistics, marine terminal.

4. Introducción

El Terminal Marítimo Oxiquim Quintero (TMQ) opera como un nodo logístico estratégico para la recepción, almacenamiento y distribución de productos químicos y combustibles en la bahía de Quintero, Región de Valparaíso. Su operación se caracteriza por un esquema continuo, multi-producto y de alta criticidad, que exige elevados estándares de seguridad, control y coordinación logística dada la naturaleza de los productos manejados (Alvarado y Herrera, 2026).

Como en la mayoría de los terminales que combinan tránsito pesado, operación marítima y manejo de sustancias peligrosas, TMQ enfrenta un problema recurrente de congestión logística: acumulación de camiones en accesos externos e internos, tiempos de espera elevados y saturación de espacios operativos. El fenómeno no es exclusivo de TMQ; la literatura reporta problemas similares en terminales portuarios de distinta naturaleza, desde puertos graneleros hasta terminales de contenedores (Sun et al., 2022; Huang et al., 2024; da Silva et al., 2023), pero adquiere una dimensión particular cuando se combina con productos de alto perfil de riesgo y procesos administrativos que requieren presencia física de los conductores en zonas operativas.

Este trabajo nace del levantamiento del Requerimiento del proyecto (Alvarado y Herrera, 2026), elaborado por el autor junto al Encargado de Sostenibilidad y Territorio de Oxiquim Quintero, que formalizó por primera vez el problema de congestión del terminal, identificó sus potenciales causas y su relevancia, y planteó como necesidad central la determinación cuantitativa de la capacidad efectiva del sistema. Sobre la base de ese Requerimiento, el autor elaboró posteriormente una evaluación comparativa de las alternativas para ejecutar el proyecto, mediante una rúbrica que ponderó equipo, metodología, entregables y vinculación con el territorio; a partir de ella, la gerencia de Oxiquim adjudicó el proyecto al Laboratorio S2B (Science to Business) de la Universidad Adolfo Ibáñez, y el autor asumió el rol de contraparte técnica de la empresa. A la fecha de esta memoria, ese proyecto se encuentra en etapa de diseño. La presente memoria se desarrolla en paralelo a él, no por intermedio de él: es un trabajo académico propio, con datos y acceso a terreno provistos por el Área de Sostenibilidad de Oxiquim S.A., y responde a esa necesidad para el sistema de atención de camiones.

Su foco es el sistema de atención de camiones: el conjunto de procesos que va desde la llegada del camión a la zona de espera exterior hasta su salida, pasando por la validación documental, el pesaje y la carga. Para abordarlo se construyó una plataforma que integra un simulador visual de eventos discretos en Python, un motor de simulación estadístico en R y una herramienta interactiva de apoyo a decisiones, y se aplicó al diagnóstico de la capacidad efectiva de sus principales líneas de producto. El sistema de atención de naves y su relación con el muelle, identificado en el Requerimiento como una variable de impacto sobre el flujo vehicular interno, se reconoce como una dimensión relevante del problema, pero queda fuera del alcance de esta etapa, según se detalla en la sección de Alcance.

La congestión de camiones no es solo un problema de eficiencia interna del terminal: genera externalidades sobre la comunidad y el entorno de Quintero, en la forma de mayor exposición a riesgos y mayor tránsito de vehículos pesados en el sector. Al desarrollarse desde el Área de Sostenibilidad, este trabajo hace explícita esa dimensión social e incorpora un marco conceptual sobre impacto social y valor compartido, que queda como insumo para que futuros proyectos de implementación la incorporen como criterio junto a los de capacidad y seguridad.

Los capítulos siguientes desarrollan el problema de investigación, los objetivos, el alcance, el marco teórico, la metodología aplicada, los resultados, las conclusiones y recomendaciones, y las limitaciones de este trabajo.

5. Problema de Investigación

El funcionamiento del Terminal Marítimo Oxiquim Quintero se caracteriza por la convergencia de múltiples flujos dentro de un mismo espacio operativo: camiones de alto tonelaje que transportan productos como combustibles, ácido, químicos, NASH (sulfhidrato de sodio), GLP y aceites, vehículos medianos dedicados a labores de mantenimiento, vehículos livianos, y personas que se desplazan a pie entre distintas zonas del terminal. Esta coexistencia, sumada a la concentración de arribos en determinados períodos del día, tensiona la capacidad del sistema y se traduce en episodios recurrentes de congestión (Alvarado y Herrera, 2026).

Una fuente identificada de ineficiencia es el propio proceso de ingreso y validación operativa de los camiones. Actualmente, los conductores deben descender de sus vehículos y trasladarse a pie hacia dependencias administrativas para la revisión de su documentación, la cual en un número relevante de casos se presenta incompleta o con observaciones. Este procedimiento no solo incrementa los tiempos de espera y estadía de los camiones, sino que expone a personas a zonas de tránsito pesado, generando un riesgo de seguridad adicional al propiamente logístico.

A esta dinámica se suma la interacción con la operación marítima: la llegada de naves incrementa la circulación de vehículos livianos de supervisión, lo que constituye una variable adicional de presión sobre el flujo vehicular interno. Si bien esta interdependencia es reconocida como relevante para la operación global del terminal, su análisis detallado excede el alcance de la presente etapa de trabajo (ver sección de Alcance).

El problema de fondo, sin embargo, no es únicamente la congestión observable, sino la ausencia de una determinación sistemática y cuantitativa de la capacidad efectiva de las principales líneas de producto del sistema de atención de camiones. Sin conocer los límites reales de atención bajo las condiciones operativas actuales, ni el comportamiento esperado del sistema ante variaciones de demanda, el terminal no cuenta con una línea base que permita anticipar puntos de quiebre, evaluar el impacto de eventuales rediseños o priorizar inversiones con criterios técnicos. Esta carencia adquiere especial relevancia frente a los escenarios de expansión futura del terminal, que plan-

tean incrementos de demanda sobre una infraestructura cuyo comportamiento actual no ha sido caracterizado formalmente.

En este contexto, la pregunta que orienta el presente trabajo es: ¿cuál es la capacidad efectiva actual de las principales líneas de producto del sistema de atención de camiones del Terminal Marítimo Oxiquim Quintero, y qué modificaciones a sus flujos, layout y puntos de control permitirían aumentarla sin comprometer la seguridad de las personas ni la continuidad operacional? Responder esta pregunta requiere avanzar más allá de la observación cualitativa del fenómeno, incorporando herramientas de modelamiento y simulación que permitan cuantificar el comportamiento del sistema bajo distintos escenarios de demanda.

El problema afecta directamente a los equipos de operaciones, logística y seguridad del terminal, así como a los transportistas que hoy asumen tiempos de espera elevados. La plataforma de simulación desarrollada en este trabajo, al registrar sistemáticamente las trayectorias y las interacciones entre camiones, permite cuantificar la capacidad efectiva de cada línea de producto y anticipar sus puntos de quiebre, sentando las bases para que las mejoras que se diseñen a partir de ella reduzcan la exposición de personas a zonas de riesgo y ordenen la operación, beneficiando también la relación del terminal con su entorno y con las proyecciones de crecimiento de la compañía.

6. Objetivos

6.1. Objetivo General

Desarrollar y validar una plataforma de simulación del sistema de atención de camiones del Terminal Marítimo Oxiquim Quintero, y aplicarla al diagnóstico de la capacidad efectiva de las principales líneas de producto y a la evaluación de escenarios de demanda y de mejora operacional, sin comprometer la seguridad de las personas ni la continuidad operacional, de modo que sirva de línea base para un futuro modelo integral.

6.2. Objetivos Específicos

- Caracterizar el sistema actual de atención de camiones del terminal, identificando tiempos de llegada, tiempos de servicio, niveles de congestión y restricciones de seguridad operacional asociadas a la interacción entre vehículos, personas y flujos de producto.
- Determinar los parámetros del sistema de colas (tasa de llegada, tasa de servicio y sus distribuciones de probabilidad, por tipo de producto y etapa del proceso) a partir del conjunto de datos operacionales históricos del terminal.
- Desarrollar y validar, contra datos operacionales reales, una plataforma de simulación del sistema de atención de camiones que integre un simulador visual de eventos discretos, un motor de simulación estadístico y una herramienta interactiva de apoyo a decisiones, como línea base para un futuro modelo integral del terminal.
- Aplicar la plataforma desarrollada para determinar la capacidad efectiva de las principales líneas de producto del terminal y evaluar escenarios de crecimiento de demanda y de mejora operacional, con el fin de proponer y priorizar mejoras que reduzcan los tiempos de espera y la congestión sin comprometer la seguridad de las personas ni la continuidad operacional.

7. Alcance

El Requerimiento del proyecto (Alvarado y Herrera, 2026), del cual nace esta memoria, contempla de manera complementaria tanto el sistema de atención de camiones como el sistema de atención de naves y la ocupación del muelle. La presente memoria acota su alcance al primero de estos dos componentes.

Sistema modelado: El estudio comprende el sistema de atención de camiones del Terminal Marítimo Oxiquim Quintero, desde su ingreso a la zona de espera exterior hasta su salida del recinto, incluyendo las etapas de validación documental, pesaje de entrada, servicio en isla de carga y pesaje de salida. Se consideran los seis tipos de producto actualmente operados por el terminal (combustible, ácido, químicos, sulfhidrato de sodio, GLP y aceite), cada uno con rutas y tiempos de servicio propios.

Sistema de naves y muelle: El análisis detallado de la capacidad y ocupación del muelle, así como su modelamiento mediante herramientas de simulación propias, no forma parte de esta etapa del trabajo. Se reconoce su interdependencia con el flujo vehicular interno, particularmente durante la atención de naves, que incrementa la circulación de vehículos livianos de supervisión, pero su tratamiento se limita a una mención contextual.

Datos y período de análisis: La calibración de los tiempos de servicio del modelo se sustenta en un conjunto de datos operacionales históricos de la empresa, del orden de cien mil registros, correspondientes a la operación real del terminal. Este conjunto de datos permite estimar distribuciones empíricas de tiempos de espera y servicio por tipo de producto y etapa del proceso.

Enfoque metodológico: El estudio es de carácter aplicado y cuantitativo. Combina observación directa y análisis de datos operacionales, de naturaleza principalmente descriptiva, con la construcción de una plataforma de simulación (un simulador visual de eventos discretos en Python, un motor de simulación estadístico en R y una herramienta interactiva de apoyo a decisiones) que permite evaluar el comportamiento del sistema ante distintos escenarios de demanda, de naturaleza explicativa, en tanto busca establecer relaciones causa-efecto entre modificaciones al sistema y su

desempeño. Esta combinación se ajusta mejor a la naturaleza del problema que las categorías clásicas de alcance de investigación exploratoria, descriptiva, correlacional o explicativa consideradas de forma aislada, dado que el estudio no busca explorar un fenómeno novedoso ni establecer correlaciones estadísticas entre variables no controladas, sino caracterizar y explicar el comportamiento de un sistema operacional real mediante modelamiento.

Dimensión social: Esta memoria incorpora un marco conceptual sobre impacto social y valor compartido (Marco Teórico), apoyado en literatura que cuantifica externalidades de la circulación de camiones (congestión, exposición a riesgo, relación con el entorno), pero no evalúa cuantitativamente la contribución social de alternativas de mejora específicas. Dicha evaluación, junto con una eventual valorización económica formal de las externalidades para TMQ y un estudio de percepción con la comunidad de Quintero, queda identificada como insumo para futuros proyectos de implementación, y no como un resultado que esta memoria se comprometa a cerrar.

Fuera de alcance: Quedan explícitamente fuera del alcance de esta memoria: el rediseño de infraestructura del muelle y sus instalaciones de bombeo; la evaluación económica detallada de inversiones en el sistema marítimo; la valorización económica formal de las externalidades sociales; la evaluación cuantitativa de la contribución social de alternativas de mejora específicas; y la implementación física de las alternativas de mejora propuestas, que se entregan como recomendaciones y no como proyectos ejecutados.

8. Marco Teórico

El presente estudio se sustenta en ocho cuerpos teóricos complementarios: la teoría de capacidad en sistemas operacionales, la teoría de colas, las redes de colas y la descomposición de sistemas en subsistemas, el aprendizaje supervisado y los bosques aleatorios, la simulación de eventos discretos, la literatura aplicada sobre congestión, digitalización documental y gestión de accesos de camiones en terminales portuarios, la gestión de la seguridad operacional en industrias de alta criticidad, y el impacto social y valor compartido como dimensión de la gestión logística. El capítulo cierra con los antecedentes específicos del terminal en que convergen estos cuerpos.

8.1. Capacidad de Diseño y Capacidad Efectiva

En administración de operaciones se distingue entre la capacidad de diseño de un sistema, entendida como la producción máxima teórica que puede alcanzar bajo condiciones ideales, y su capacidad efectiva, entendida como la producción que el sistema puede sostener dadas sus restricciones operativas reales: mantenimiento, variabilidad de la demanda, mezcla de productos y estándares de calidad y seguridad, entre otras (Chase et al., 2000). La mayoría de las instalaciones opera de manera deliberada por debajo de su capacidad de diseño, precisamente para absorber esta variabilidad sin degradar su desempeño. Este trabajo adopta la capacidad efectiva, y no la capacidad de diseño, como la magnitud relevante a determinar para las principales líneas de producto del sistema de atención de camiones de TMQ, en línea con el objetivo general de la memoria. Un antecedente metodológico cercano, también desarrollado en el Departamento de Industrias de la UTFSM, es el de Cabrera Segura (2025), quien combinó análisis econométrico de demanda con modelado de capacidad para determinar los recursos óptimos de atención de emergencias en una empresa de gas natural; la lógica de estimar la capacidad a partir del comportamiento real de la demanda, y no solo de parámetros nominales de diseño, es la misma que orienta la presente memoria.

8.2. Teoría de Colas

La teoría de colas estudia matemáticamente el comportamiento de líneas de espera que se forman cuando la demanda de un servicio supera, de manera transitoria, la capacidad disponible para atenderla. Sus elementos básicos (patrón de llegadas, patrón de servicio, número de servidores, disciplina de cola y capacidad del sistema) permiten caracterizar formalmente fenómenos que, de otro modo, solo se describen de manera cualitativa. La aplicación de teoría de colas a sistemas portuarios cuenta con antecedentes directos: Camelo et al. (2010) la emplearon junto con simulación para caracterizar el embarque de mineral de hierro y manganeso en la Terminal Marítima de Ponta da Madeira, mientras que trabajos más recientes la han aplicado específicamente al ingreso de camiones a recintos portuarios. Rivera Vanegas y Ulloa Verdezoto (2025) modelaron el sistema de ingreso vehicular de un puerto como una red de colas en tándem, validando sus parámetros mediante pruebas de bondad de ajuste sobre datos administrativos reales, y mostrando que incrementar la capacidad de servicio en la primera etapa del sistema, análoga a la validación documental de TMQ, reduce de forma significativa los tiempos de espera totales. En la misma línea, Acosta A. et al. (2014) aplicaron análisis de colas al servicio de descarga de camiones con coque en el Puerto de Barranquilla, identificando el punto de entrada al recinto como el cuello de botella principal del proceso. Estos antecedentes son directamente pertinentes para TMQ, dado que la validación documental presencial constituye, de manera análoga, una de las etapas críticas identificadas en el diagnóstico preliminar del sistema. En el plano estrictamente estadístico, Calquín Mella (2017) abordó el problema de estimar la función de distribución de probabilidad del tiempo de duración de procesos compuestos por actividades estocásticas, proponiendo un método aproximado que equilibra precisión y costo computacional; este antecedente, desarrollado también en el Departamento de Industrias de la UTFSM, respalda la factibilidad de ajustar distribuciones de probabilidad a los tiempos de servicio observados en TMQ, en lugar de asumir formas funcionales arbitrarias.

8.3. Elementos Formales de Teoría de Colas

La caracterización formal de un sistema de colas utiliza la notación de Kendall, que describe un sistema mediante la tripleta A/S/c: distribución de los tiempos entre llegadas (A), distribución de los tiempos de servicio (S) y número de servidores en paralelo (c). La letra M (markoviano) denota tiempos exponenciales (equivalentes a un proceso de llegadas de Poisson), mientras que G (general) admite cualquier distribución (Hillier y Lieberman, 2010). Las variables de desempeño fundamentales son el tiempo de espera en cola (W_q), el tiempo de servicio (S), el tiempo total en el sistema ($W = W_q + S$), el número promedio de entidades en el sistema (L) y la utilización por servidor ($\rho = \lambda/(c\mu)$), donde λ es la tasa de llegada y μ la tasa de servicio de un servidor individual.

Estas variables se relacionan mediante la Ley de Little, una identidad válida para cualquier sistema en estado estacionario, independiente de las distribuciones involucradas (Gai y Chaudhry, 2025):

$$L = \lambda W \quad (1)$$

Su generalidad la convierte tanto en herramienta de estimación como de verificación de consistencia interna entre las métricas de un sistema medido empíricamente, uso que se le da en el presente trabajo.

La variabilidad de los procesos de llegada y de servicio se cuantifica mediante el coeficiente de variación al cuadrado, $C^2 = \text{Var}(X)/E(X)^2$, aplicado a los tiempos entre llegadas (C_a^2) y a los tiempos de servicio (C_s^2). Un valor $C^2 = 1$ corresponde a un proceso exponencial puro (Poisson); valores superiores indican mayor irregularidad o agrupamiento que el azar puro, y valores inferiores, mayor regularidad.

Para una cola con un servidor, llegadas de Poisson y servicio de distribución general (M/G/1), la fórmula de Pollaczek–Khinchine entrega el tiempo de espera esperado en cola:

$$W_q = \frac{\lambda E[S^2]}{2(1 - \rho)} \quad (2)$$

donde $E[S^2]$ es el segundo momento del tiempo de servicio. El denominador $(1 - \rho)$ explica el comportamiento no lineal característico de las colas: a medida que la utilización se aproxima a la saturación, la espera crece de forma explosiva y no proporcional.

Esta cantidad se relaciona con el coeficiente de variación definido anteriormente mediante:

$$E[S^2] = E[S]^2(1 + C_s^2) \quad (3)$$

lo que muestra explícitamente que el segundo momento, y por tanto la espera, crece con la variabilidad del servicio, no solo con su media.

Para sistemas con múltiples servidores y variabilidad general (M/G/c), no existe solución exacta cerrada, y se recurre a la aproximación de Allen–Cunneen (Allen, 1990), que corrige la espera de un sistema M/M/c, obtenida mediante la fórmula de Erlang C, por la variabilidad efectiva de llegadas y servicio:

$$W_q \approx \frac{P_{wait}}{c\mu - \lambda} \cdot \frac{C_a^2 + C_s^2}{2} \quad (4)$$

donde P_{wait} es la probabilidad de que una llegada deba esperar. Esta aproximación asume servidores completamente intercambiables y llegadas de Poisson con tasa constante; el incumplimiento de cualquiera de estos supuestos en un sistema real, como se documenta en el capítulo de resultados para el caso de TMQ, degrada su validez y constituye, precisamente, uno de los argumentos metodológicos a favor de la simulación de eventos discretos.

Finalmente, cuando la tasa de llegada varía a lo largo del día, el proceso de arribos se modela como un proceso de Poisson no homogéneo (NHPP), caracterizado por una función de intensidad $\lambda(t)$ en lugar de una tasa constante (Ross, 2014). Esta distinción es central para el presente trabajo: los modelos analíticos clásicos asumen implícitamente homogeneidad temporal, mientras que la demanda real de un terminal de camiones presenta una concentración horaria marcada que dichos modelos no capturan.

8.4. Redes de Colas y Descomposición en Subsistemas

Los modelos de un único nodo presentados en la sección anterior (M/G/1, M/G/c) asumen implícitamente que el sistema completo puede representarse como una única cola. Cuando un sistema real está compuesto por múltiples estaciones de servicio con acceso restringido según el tipo de cliente, como ocurre en TMQ, donde cada tipo de producto solo puede utilizar las mesas conectadas a su propio estanque, la teoría de redes de colas ofrece el marco formal para tratar el sistema como un conjunto de subsistemas interconectados en lugar de una cola monolítica (Zukerman, 2013). El resultado clásico de Jackson establece que, bajo ciertas condiciones (arribos externos de Poisson, enrutamiento markoviano entre nodos, servicio exponencial), la distribución conjunta de un sistema de colas interconectadas puede analizarse como si cada nodo fuera una cola independiente. Las condiciones de Jackson no se cumplen en TMQ (la demanda no es Poisson homogénea, el servicio no es exponencial y no existe enrutamiento entre nodos, dado que cada camión atiende en un único subsistema), por lo que este resultado no se aplica de manera directa. Lo que la perspectiva de redes de colas aporta al presente trabajo es el principio de descomposición: cuando los subsistemas no comparten recursos que actúen como restricción, cada uno puede analizarse por separado. En TMQ esa condición se verifica empíricamente en el capítulo de Resultados (los recursos compartidos, báscula y validación, se descartan como cuello de botella), lo que justifica determinar la capacidad efectiva por línea de producto, cada una con su propia mesa o conjunto de mesas, en lugar de como una magnitud agregada única para todo el terminal.

8.5. Aprendizaje Supervisado y Bosques Aleatorios

El aprendizaje supervisado se define formalmente como el problema de aprender, a partir de una experiencia E (datos históricos etiquetados), a ejecutar una tarea T (en este caso, predecir el tiempo de servicio de un camión) con un desempeño P medible (error cuadrático medio) que mejora con la experiencia (Mitchell, 1997). A diferencia de los modelos econométricos clásicos, que exigen especificar de antemano una forma funcional, típicamente lineal, y verificar supuestos estadísticos sobre los errores, los métodos de aprendizaje automático no paramétricos aprenden la forma de la

relación directamente de los datos, lo que resulta ventajoso cuando el objetivo es predictivo, las relaciones son potencialmente no lineales y existen interacciones no especificadas a priori entre variables mixtas (categóricas y numéricas).

El bosque aleatorio (*Random Forest*) es un método de ensamble que combina dos fuentes de aleatorización sobre árboles de decisión de regresión (Breiman, 2001). Primero, mediante *bagging* (bootstrap aggregating), cada árbol se entrena sobre una muestra bootstrap del conjunto de entrenamiento, y la predicción final es el promedio de los árboles individuales; esto reduce la alta varianza característica de un árbol profundo sin incrementar sustancialmente su sesgo. Segundo, en cada nodo de cada árbol solo se considera un subconjunto aleatorio de las variables predictoras para elegir el corte, lo que decorrelaciona los árboles entre sí y potencia el beneficio del promedio, especialmente cuando existe una variable dominante que, de otro modo, homogeneizaría el bosque. La importancia de cada variable predictora se estima mediante el incremento porcentual del error de predicción fuera de muestra ($\%IncMSE$) al permutar aleatoriamente sus valores, métrica robusta frente al sesgo que presentan las medidas basadas en pureza de nodos a favor de variables con muchos valores posibles.

Para evitar el sobreajuste y obtener una estimación honesta del error de generalización, el conjunto de datos se particiona en tres subconjuntos disjuntos: entrenamiento (ajuste del modelo), validación (selección de hiperparámetros) y prueba, este último utilizado una única vez sobre el modelo final (Hastie et al., 2009).

8.6. Simulación de Eventos Discretos

Cuando un sistema presenta múltiples fuentes de variabilidad interactuando simultáneamente, los modelos analíticos de teoría de colas pueden resultar insuficientes, y se recurre a la simulación de eventos discretos (DES, por sus siglas en inglés) como herramienta complementaria. La DES representa el sistema como una secuencia de eventos que ocurren en instantes específicos del tiempo (llegada de un camión, inicio de un servicio, liberación de un recurso) y permite experimentar con configuraciones alternativas sin intervenir el sistema real (Banks et al., 2000). Guerrero Hernandez

y Henriques Librantz (2014) aplicaron esta técnica para modelar la cadena logística de exportación marítima de commodities a granel, destacando su utilidad para analizar la sensibilidad de los parámetros del sistema y comparar escenarios de planificación de despachos. Una revisión reciente de la literatura confirma que la simulación de eventos discretos continúa siendo la técnica dominante para el análisis operacional de cadenas de suministro, y documenta una tendencia creciente a integrarla con técnicas de aprendizaje automático para el análisis de grandes volúmenes de datos operacionales (Kogler y Maxera, 2026), línea que excede el alcance de esta memoria pero que se identifica como una extensión natural del trabajo una vez consolidado el modelo base.

Antecedentes desarrollados en la propia UTFSM refuerzan la pertinencia de este enfoque para sistemas de transporte y manejo de materiales. Moreno Véliz (2025) aplicaron simulación de eventos discretos en el software Arena para modelar los ciclos de carguío y transporte de una cantera, encontrando que la capacidad del sistema quedaba limitada por un único recurso de procesamiento, de forma que aumentar el número de camiones o palas no mejoraba el desempeño global mientras ese cuello de botella no se abordara; un hallazgo directamente análogo al rol que cumple la validación documental como restricción de capacidad en TMQ. En una línea similar, Herrera Gallardo (2020) utilizaron la simulación de un sistema estocástico para optimizar el proceso de embarque de pasajeros en distintos modelos de aeronave, evaluando de manera unilateral el impacto de modificar parámetros críticos del proceso frente a un escenario base; esta forma de comparar alternativas una a una contra un escenario de referencia es la misma lógica que se aplica en esta memoria para evaluar mejoras al sistema de atención de camiones. Finalmente, Villanelo Villanelo (2020) desarrollaron un visualizador para un simulador de eventos discretos de las líneas de Metro Valparaíso, mostrando que la representación gráfica en tiempo real de un modelo de simulación facilita su validación y su comunicación con actores no técnicos; principio que orienta el uso de Pygame como capa de visualización del simulador construido en esta memoria.

El simulador desarrollado para la presente memoria se enmarca en este mismo paradigma: un modelo de eventos discretos construido en Python, que representa el recorrido de camiones articulados a través de las distintas estaciones del proceso (espera exterior, validación documental, pesaje, carga y salida) y cuyos tiempos de servicio se calibran a partir de datos operacionales reales del terminal.

El análisis de Monte Carlo utiliza muestreo aleatorio repetido y modelamiento estadístico para estimar el comportamiento de sistemas complejos a partir de múltiples realizaciones de un proceso estocástico (Harrison, 2010). Aplicado a un modelo de simulación de eventos discretos, este principio adquiere una relevancia particular: una única corrida entrega solo una realización particular del proceso aleatorio subyacente, cuyo resultado puede diferir sustancialmente de otra corrida con distintas semillas de números aleatorios. Para obtener estimaciones estadísticamente válidas del desempeño del sistema, la literatura especializada en simulación recomienda el método de réplicas independientes: ejecutar el modelo N veces con distintas semillas y construir, a partir de las N observaciones resultantes, un intervalo de confianza para la media de cada indicador de interés (Law, 2024):

$$\bar{X}(N) \pm t_{N-1, 1-\alpha/2} \frac{S(N)}{\sqrt{N}} \quad (5)$$

donde $\bar{X}(N)$ y $S(N)$ son la media y desviación estándar muestral de las N réplicas, y $t_{N-1, 1-\alpha/2}$ el valor crítico de la distribución t-Student.

8.7. Digitalización de Procesos Documentales en Logística Portuaria

La validación documental presencial, identificada en el diagnóstico preliminar como cuello de botella en TMQ, no es un problema exclusivo de terminales químicos. Ramírez González (2025) documentaron una problemática equivalente en el proceso de retiro de contenedores del Puerto de Valparaíso, donde errores tipográficos, inconsistencias documentales y retrasos en la revisión manual afectan el flujo logístico; como solución propusieron una plataforma web y una aplicación móvil que incorporan algoritmos de aprendizaje automático para automatizar la revisión documental y reducir errores humanos. Este antecedente es relevante para TMQ en dos sentidos: confirma que la validación documental manual es una fuente estructural de ineficiencia en la logística portuaria chilena, y anticipa el tipo de solución digital de soporte que el requerimiento del proyecto identifica como componente complementario al rediseño físico del sistema (Alvarado y Herrera, 2026).

8.8. Congestión y Gestión de Accesos en Terminales de Camiones

La competitividad portuaria debe considerarse hoy desde una perspectiva de cadena, y no solo desde lo que ocurre dentro del terminal: las conexiones terrestres ganan importancia creciente y, en la mayoría de los puertos, el transporte por carretera sigue siendo el modo dominante, con problemas de cuellos de botella y congestión que no se resuelven promoviendo un cambio de modo de transporte (Meersman et al., 2016). En ese marco, la congestión de camiones en accesos portuarios es un problema documentado ampliamente en la literatura internacional, particularmente en terminales de contenedores de alto volumen, donde se han desarrollado sistemas de citas (*truck appointment systems*) que combinan teoría de colas, optimización matemática y, más recientemente, aprendizaje automático, para distribuir la demanda de arribos a lo largo del día y reducir tanto los tiempos de espera como las externalidades asociadas a la circulación de camiones detenidos (Sun et al., 2022; Huang et al., 2024; da Silva et al., 2023). Si bien TMQ opera bajo una lógica distinta, sin sistema de citas y con un perfil de productos de mayor riesgo que el de un terminal de contenedores, el principio subyacente es el mismo: la variabilidad no gestionada en la llegada de camiones frente a una capacidad de servicio limitada es la causa estructural de la congestión, y su mitigación requiere actuar tanto sobre la capacidad de servicio como sobre la distribución de la demanda.

8.9. Gestión de la Seguridad Operacional en Industrias de Alta Criticidad

La seguridad operacional en instalaciones de alta criticidad no se resuelve únicamente con la segregación física de flujos, sino que requiere protocolos definidos y su integración con la gestión de calidad como un mismo sistema de mejora continua. Barrios Cea (2012) analizó los protocolos de desplazamiento de personal y equipos en zonas operativas de alto tránsito, mostrando que la reducción de la exposición peatonal a través de rutas y protocolos definidos disminuye la tasa de incidentes; principio que puede aplicarse a la exposición de conductores durante el proceso de validación documental presencial en TMQ. Finalmente, Campos Salgado (2012) propuso la integración de un sistema de gestión de calidad y seguridad operacional bajo un mismo marco de

mejora continua, evidenciando que ambas dimensiones se refuerzan mutuamente en lugar de competir por recursos; esta perspectiva sustenta el tratamiento de la seguridad como una restricción no negociable del diseño, y no como un elemento posterior a la optimización de la capacidad, en línea con lo definido en el requerimiento del proyecto (Alvarado y Herrera, 2026).

8.10. Impacto Social y Valor Compartido en la Gestión Logística

Más allá de su desempeño operacional, la circulación de camiones de carga genera externalidades que recaen sobre la sociedad y el entorno en que opera el terminal, lo que constituye una dimensión relevante para un proyecto desarrollado desde un área de sostenibilidad. Puga Fierro (2015) desarrolló un modelo que cuantifica el impacto social de la circulación de vehículos de carga en comunas del Gran Santiago, integrando variables de congestión, contaminación, inversión vial y costos asociados a la siniestralidad, y mostró que medidas de gestión relativamente acotadas (como restringir el acceso de camiones en horarios punta en una comuna específica) pueden generar beneficios sociales netos significativos. Este antecedente aporta un marco conceptual y metodológico que futuros proyectos de implementación podrían aplicar para estimar de manera preliminar la contribución social de las mejoras al sistema de atención de camiones de TMQ, más allá de sus beneficios puramente operacionales. El concepto de valor compartido, formulado por Porter y Kramer, plantea que el valor social es tan importante para la ventaja competitiva de una empresa como el valor económico (Matinheikki et al., 2017), y se ha convertido en uno de los enfoques más influyentes para sustentar el argumento empresarial a favor de la sostenibilidad (de los Reyes y Scholz, 2019). Matinheikki et al. (2017) muestran, en un estudio de caso del sector salud (el desarrollo de un campus de salud), que su implementación exige construir una visión compartida con los actores del entorno y llevarla a la acción. de los Reyes y Scholz (2019), por su parte, advierten que, en el ámbito de la sostenibilidad ecológica, las iniciativas de valor compartido corresponden a estrategias que reducen el daño o retribuyen a la sociedad optimizando negocios existentes, pero no cuestionan las premisas de esos negocios ni generan por sí mismas una innovación transformadora; las mejoras operacionales que propone esta memoria son de tipo optimizador, por lo que se ubican dentro de lo que ese enfoque sí puede aportar.

En la misma línea, Abbott Croxatto (2010) analizó cómo la responsabilidad social empresarial genera valor cuando las medidas adoptadas benefician simultáneamente a la empresa y a sus grupos de interés, en lugar de favorecer a uno a costa del otro; este principio de valor compartido es coherente con el enfoque del presente trabajo, que busca que las mejoras al sistema logístico de TMQ aumenten la capacidad efectiva de sus principales líneas de producto y reduzcan, al mismo tiempo, la exposición a riesgos de las personas y las externalidades sobre la comunidad de Quintero. Esta dimensión social se incorpora en esta memoria como marco conceptual, no como una evaluación cuantitativa a cerrar en este trabajo: los antecedentes presentados en esta sección quedan como insumo para que futuros proyectos de implementación de alternativas de mejora puedan incorporar su efecto esperado sobre el entorno y la comunidad como criterio adicional, junto a los de capacidad y seguridad.

8.11. Antecedentes del Terminal Marítimo Oxiquim Quintero

TMQ opera en la bahía de Quintero, Región de Valparaíso, como parte de un clúster industrial que concentra múltiples terminales marítimos dedicados a la recepción y distribución de combustibles y productos químicos. La operación de TMQ se distingue por su carácter multiproducto y continuo, y por la coexistencia, dentro de un mismo recinto, de sustancias con perfiles de riesgo diferenciados, lo que impone restricciones de seguridad no negociables sobre cualquier propuesta de rediseño de sus flujos y layout (Alvarado y Herrera, 2026).

El terminal cuenta, además, con terrenos actualmente sin uso operativo reservados para una eventual expansión futura de su capacidad (Alvarado y Herrera, 2026), lo que refuerza la relevancia de contar con una determinación cuantitativa de la capacidad efectiva del sistema actual como línea base antes de evaluar dicho crecimiento. Esta combinación de restricciones de seguridad no negociables, alta criticidad operacional y proyección de crecimiento es precisamente el contexto en el que convergen los cuerpos teóricos revisados en las secciones anteriores: la determinación de capacidad efectiva por sobre la de diseño, las redes de colas como marco para tratar subsistemas con acceso restringido, la simulación de eventos discretos como herramienta capaz de capturar mecanismos que los modelos analíticos no logran, y la seguridad operacional y el impacto social



como restricciones y cualidades transversales del diseño, y no como consideraciones posteriores a la optimización de la capacidad.

9. Metodología

La metodología del presente trabajo se organiza siguiendo la estructura general definida en el Requerimiento del proyecto (Alvarado y Herrera, 2026), adaptada al alcance acotado de esta memoria (sistema de atención de camiones), e incorpora además un componente adicional de análisis estadístico y calibración de parámetros que sustenta de forma transversal las etapas de modelamiento y simulación. A continuación se describe cada etapa.

9.1. Levantamiento y Diagnóstico del Sistema Actual

Se realizó observación directa del funcionamiento del terminal y se analizó un conjunto de datos operacionales históricos de la empresa, del orden de cien mil registros, correspondientes a tiempos de espera, estadía y eventos del proceso de atención de camiones. A partir de este levantamiento se identificaron los puntos críticos del proceso: la validación documental presencial, identificada en el diagnóstico preliminar como principal fuente de tiempos muertos y riesgo de seguridad, y la disponibilidad de islas de carga como restricción de capacidad, que orientan el diseño del modelo de simulación.

9.2. Modelamiento de Procesos y Flujos

Se construyó un modelo de simulación de eventos discretos en Python, utilizando la librería Pygame para su visualización, que representa el recorrido de camiones articulados (tracto y semirremolque) a través de las estaciones del proceso: espera exterior, validación documental, pesaje de entrada, servicio en isla de carga, pesaje de salida y espera de salida. El modelo incorpora los seis tipos de producto operados por el terminal (combustible, ácido, químico, nash, GLP y aceite), cada uno con rutas de salida y tiempos de servicio propios, y un sistema de gestión de posiciones en la cola exterior que libera espacios de manera diferida conforme avanzan los camiones que los ocupan, evitando sobreposiciones de agentes en el espacio de simulación. A continuación se detalla la arquitectura y los principales componentes técnicos del simulador.

9.2.1. Arquitectura General y Tecnologías Utilizadas

El simulador fue desarrollado íntegramente en Python 3, utilizando la librería Pygame como motor de renderizado y control del bucle de simulación. El código se organiza en seis módulos con responsabilidades claramente separadas: `main.py` contiene el bucle principal de simulación (captura de eventos, actualización de estado, renderizado) y el estado global del sistema; `vehicle.py` implementa la clase de agente móvil principal (camión articulado), junto con su máquina de estados y su lógica de movimiento; `layout.py` define la geometría del terminal (rutas, islas de carga, puntos de espera) y su renderizado; `utils.py` reúne funciones matemáticas y de dibujo de uso transversal (distancias, ángulos, interpolación); `stats.py` recolecta las métricas de desempeño de cada camión; y `config.py` centraliza los parámetros calibrables del modelo (velocidades, dimensiones de vehículos, tiempos de servicio por producto, colores). Esta separación permite modificar la geometría del terminal o los parámetros de calibración sin alterar la lógica de movimiento o de eventos, y facilita las validaciones incrementales que ha requerido el desarrollo del modelo. El bucle principal se ejecuta a una tasa fija de cuadros por segundo, desacoplando expresamente la velocidad de simulación, controlable en tiempo real por el usuario, del tiempo simulado en segundos, de modo que las métricas de tiempo permanecen comparables independientemente de la velocidad a la que se visualiza la simulación. La geometría del terminal se define en un sistema de coordenadas en píxeles, con un factor de escala de 0,36 metros por píxel que permite convertir cualquier distancia del modelo a su equivalente real y comparar el layout simulado con el plano general del terminal.

9.2.2. Modelo Cinemático de Camiones Articulados

Cada camión se representa como un vehículo articulado compuesto por un tractor y un semirremolque, unidos por un punto de enganche. El tractor es el punto de control primario: en cada cuadro de simulación se calcula el ángulo hacia el siguiente punto de la ruta y se limita el giro máximo permitido en función de la distancia recorrida y un radio de giro mínimo R_{min} , replicando

la restricción física de que un camión articulado no puede girar instantáneamente:

$$\Delta\theta_{max} = \frac{s}{R_{min}} \quad (6)$$

donde s es la distancia recorrida en el cuadro actual. El ángulo del tractor se actualiza acotando la diferencia hacia el ángulo objetivo dentro de $[-\Delta\theta_{max}, \Delta\theta_{max}]$, y se normaliza en cada paso mediante $\theta = \text{atan2}(\sin \theta, \cos \theta)$ para evitar la acumulación de rotación fuera del rango $[-\pi, \pi]$, un error que se manifestaba como giros erráticos cuando el camión permanecía inmóvil sobre un tramo de la ruta.

La posición del semirremolque se deriva de la del tractor mediante cinemática de enganche: el punto de enganche se ubica a una distancia fija ℓ_h detrás del tractor, y el remolque se orienta hacia ese punto y se posiciona a una distancia fija ℓ_r de él:

$$(x_h, y_h) = (x_t - \ell_h \cos \theta_t, y_t - \ell_h \sin \theta_t), \quad (x_r, y_r) = (x_h - \ell_r \cos \theta_r, y_h - \ell_r \sin \theta_r) \quad (7)$$

con θ_r el ángulo desde el remolque hacia el punto de enganche. Este esquema reproduce el efecto de recorte (*off-tracking*) característico de los vehículos articulados en curvas cerradas.

Para las maniobras de retroceso, requeridas por los camiones de tipo químico al posicionarse en su isla de carga por ejemplo, se invierte la cadena cinemática: el remolque pasa a ser el punto de control, avanzando directamente hacia el punto objetivo de retroceso (x_r^*, y_r^*) según su propio rumbo hacia ese punto,

$$\theta_r = \text{atan2}(y_r^* - y_r, x_r^* - x_r), \quad (x_r, y_r) \leftarrow (x_r + s \cos \theta_r, y_r + s \sin \theta_r) \quad (8)$$

con s la distancia recorrida en el cuadro actual, acotada a la distancia restante cuando el remolque está por llegar al punto objetivo. El punto de enganche y el tractor se derivan entonces del remolque, ambos empleando el mismo ángulo θ_r :

$$(x_h, y_h) = (x_r - \ell_r \cos \theta_r, y_r - \ell_r \sin \theta_r), \quad (x_t, y_t) = (x_h - \ell_h \cos \theta_r, y_h - \ell_h \sin \theta_r) \quad (9)$$

Emplear el mismo θ_r en ambos pasos, y no un ángulo propio del tractor, es lo que garantiza que este quede siempre exactamente del lado opuesto al remolque, sin posibilidad de que ambos cuerpos se superpongan; usar en su lugar el ángulo con que se dibuja el tractor generaría un doble signo negativo que lo colocaría del mismo lado que el remolque ($\cos(\theta_r + \pi) = -\cos \theta_r$). El ángulo de dibujo del tractor se suaviza por separado, con el mismo límite de giro $\Delta\theta_{max}$ ya descrito para el avance, pero esto es puramente visual: la posición (x_t, y_t) se calcula siempre directamente desde θ_r , con independencia de ese suavizado. En la implementación actual, R_{min} se fija en 5 metros como parámetro único de calibración visual. El módulo de configuración conserva un conjunto de parámetros físicos de un modelo cinemático tipo Ackermann con articulación (Gosar et al., 2022), que incluye el largo entre ejes del tractor, la distancia del kingpin al eje trasero del remolque, la distancia del eje trasero del tractor al kingpin, y los ángulos máximos de viraje y de articulación, resultado de un intento explícito de implementar dicho modelo para la maniobra de retroceso. Ese intento expuso una discontinuidad visual real (un salto de aproximadamente 6,6 píxeles al entrar en reversa, originado en una inconsistencia entre dos parámetros de distancia de enganche), por lo que se optó deliberadamente por simplificar el enfoque a una solución geométrica ad-hoc: una cadena cinemática invertida, donde el centro del acoplado avanza directo hacia el punto objetivo y el tractor se deriva geométricamente del ángulo del acoplado, en lugar de continuar depurando el modelo Ackermann completo. Los parámetros originales permanecen en el módulo de configuración sin uso, como registro de esa decisión de diseño; su remoción, o su integración en una versión más rigurosa del modelo, quedan como eventual trabajo futuro y no como una omisión (Sección 12.4).

Independientemente del modelo de giro, se incorporó un componente de frenado físico real en la aproximación a tres puntos de detención del recorrido (báscula, isla de servicio y estacionamiento de salida), mediante la ecuación cinemática de desaceleración uniforme,

$$v(d) = \sqrt{2ad} \quad (10)$$

con $a = 1,2 \text{ m/s}^2$ de deceleración y d la distancia restante hasta el punto de detención, acotando la velocidad resultante entre la velocidad mínima de maniobra y la velocidad de crucero. La posición y el ángulo del camión se fijan de forma exacta en el instante de llegada a cada punto, no solo la posición, dado que el radio de giro es proporcional a la velocidad instantánea: sin este

anclaje, la variación de velocidad introducida por el frenado alteraba sutilmente cuánto podía girar el camión por cuadro, exponiendo un problema de trayectoria orbital cerca de la llegada a la isla de combustible.

9.2.3. Detección de Colisiones y Distancia de Seguimiento

Para evitar que dos camiones se superpongan durante su desplazamiento, restricción explícita del modelo en línea con el comportamiento real observado en el terminal, se implementó una verificación de colisión que se ejecuta antes de mover cada camión en cada cuadro de simulación. Dos camiones se consideran en riesgo de colisión, deteniéndose el que va detrás, cuando se cumplen simultáneamente tres condiciones: (i) ambos se encuentran sobre el mismo carril, operacionalizado como una diferencia de coordenada transversal no mayor a un umbral fijo, lo que evita que camiones en carriles opuestos o en rutas distintas se bloqueen mutuamente; (ii) la distancia entre sus centros es menor que una distancia efectiva de seguimiento d_{ef} , definida como la suma del largo del tractor y el largo del remolque del tipo de camión evaluado; y (iii) el otro camión se encuentra adelante en la dirección de marcha, lo que se determina mediante el producto punto entre el vector hacia el otro camión y el vector unitario de orientación del camión evaluado:

$$(\vec{p}_{otro} - \vec{p}_{propio}) \cdot (\cos \theta, \sin \theta) > 0 \quad (11)$$

Un valor positivo indica que el otro camión está adelante; un valor negativo indica que está detrás y por lo tanto no debe bloquear el movimiento. Esta verificación se aplica de manera uniforme en todos los estados de desplazamiento del camión (ingreso, espera, tránsito hacia la isla, avance en cola, salida), de modo que el comportamiento de seguimiento es consistente en todo el ciclo de atención. Es importante precisar que este mecanismo opera como una regla de proximidad y dirección, no como un modelo físico de frenado con deceleración; esto es suficiente para el objetivo actual del modelo (evitar superposiciones y representar colas realistas), pero podría refinarse en etapas posteriores incorporando una relación entre velocidad y distancia de seguimiento, en la línea de los modelos de *car-following* de la literatura de tránsito.

Este mecanismo direccional presenta una limitación estructural conocida: no detecta camiones que se cruzan en sentidos opuestos, dado que cada uno percibe al otro como estando “detrás” de sí mismo en el instante del cruce, aunque sus trayectorias efectivamente se corten. Para cubrir este vacío se incorporó un mecanismo complementario de verificación global de solapamientos, sin filtro direccional, que actúa como red de seguridad ante distancias mínimas no cubiertas por la regla direccional. Sobre esta base, y a medida que se incrementó el volumen de camiones concurrentes evaluado durante el desarrollo, se identificaron mediante los registros de la simulación distintos puntos donde las rutas de tipos de producto diferentes coinciden físicamente en tramos compartidos y angostos del layout (accesos y corredores comunes cerca de las mesas de carga). En lugar de tratar cada coincidencia geométrica como un caso aislado, se convergió en un principio general de cesión de paso por proximidad real: el camión que ya se encuentra transitando una zona compartida mantiene la prioridad, y quien recién se aproxima espera si detecta a otro camión dentro de un radio de proximidad definido para esa zona. Cada corrección se validó siguiendo un protocolo sistemático: reproducción exacta del escenario reportado a partir de los registros de la simulación, confirmación de que el escenario específico se resuelve con física real, y una regresión completa de los seis tipos de producto para descartar efectos no deseados sobre el resto del sistema. Como resultado de este proceso queda, además, un residual arquitectónico conocido: en cruces frontales con trayectorias muy opuestas, la actualización secuencial, no simultánea, de los camiones dentro de un mismo cuadro de simulación permite una aproximación momentánea mayor a la que cualquiera de los dos camiones consideró al decidir su movimiento; en todos los casos observados esta aproximación es detenida por el mecanismo direccional dentro del cuadro siguiente, sin solapamiento sostenido, pero su eliminación completa requeriría un esquema de actualización en dos pasadas (calcular el movimiento pretendido de todos los camiones antes de aplicar las restricciones de colisión de forma conjunta), cambio de arquitectura que se identifica como trabajo futuro (Sección 12.4).

9.2.4. Máquina de Estados del Ciclo de Atención

El comportamiento de cada camión se modela mediante una máquina de estados finitos que representa las etapas sucesivas del proceso de atención descrito en el diagnóstico. Los estados principales son:

- **ENTERING**: el camión ingresa por la portería y se dirige hacia la zona de espera exterior, donde se le asigna un cupo de estacionamiento si hay disponibilidad.
- **VALIDACION**: el camión permanece detenido durante un tiempo fijo (10 minutos) mientras se representa la validación documental presencial; en este estado se genera un agente que representa al conductor descendiendo del vehículo, y el camión puede avanzar de cupo en cupo conforme se liberan posiciones más cercanas a la entrada, sin perder el tiempo ya transcurrido de validación.
- **MOVING**: una vez validado y con una isla de carga disponible, el camión se desplaza hacia ella; en esta transición puede intercalarse el estado **BASCULA_ENTRADA**, de duración aleatoria dentro de un rango calibrado por tipo de producto, que representa el pesaje de entrada.
- **SERVICE**: el camión permanece en la isla de carga durante una duración de servicio muestrada de una distribución normal truncada, con media, desviación estándar y límites calibrados empíricamente por tipo de producto a partir del conjunto de datos operacionales.
- **EXITING**: el camión se dirige hacia la salida, intercalando cuando corresponde el estado **BASCULA_SALIDA** (pesaje de salida) y, para ciertos tipos de producto, una etapa de espera en cupos de estacionamiento exteriores antes de abandonar el recinto.
- **DONE**: el camión ha completado su ciclo y se elimina de la simulación tras un breve período de permanencia visual.

Este flujo general aplica a combustible, ácido, químico y nash. Dos ramificaciones relevantes deben señalarse. Primero, ácido incorpora un estado de espera en un buffer interno propio tras el pesaje,

mientras aguarda una mesa alcanzable, y nash incorpora una lógica de equidad entre sus dos islas de descarga, para evitar que la ruta más directa hacia una de ellas desplace sistemáticamente a los camiones que deben tomar la ruta más larga hacia la otra. Segundo, y de manera más significativa, GLP y aceite no transitan por el estado de VALIDACION ni por las básculas estándar de entrada y salida: siguen un flujo simplificado propio, con sus propios estados de espera y un estacionamiento de salida compartido entre ambos productos.

Los camiones de tipo químico incorporan además un estado de pausa previo a la maniobra de retroceso descrita en la sección anterior, activado al alcanzar un punto predefinido de su ruta hacia la isla de carga. Cada transición de estado relevante para el análisis de capacidad queda registrada como una marca de tiempo en el módulo de estadísticas.

La duración del estado **SERVICE** se muestrea de una distribución normal truncada entre un mínimo y un máximo, con parámetros calibrados por tipo de producto a partir del conjunto de datos operacionales reales. La calibración de cada categoría se realizó ajustando una distribución normal truncada a los tiempos de servicio observados, una vez aplicado el criterio de exclusión de registros extremos descrito en la Sección 9.3 (umbral de 600 minutos): la media y la desviación estándar corresponden a los estadísticos muestrales de cada categoría tras esa depuración, y el rango se fija en los valores mínimo y máximo observados. La Tabla 1 resume el resultado de esta calibración para las seis categorías.

Tabla 1: Parámetros de calibración del tiempo de servicio por tipo de producto

Producto	Media (min)	Desv. Est. (min)	Rango (min)
Combustible	30,0	13,5	[19,7, 49]
Ácido	37,6	11,5	[25, 54,6]
Químico	57,4	32,2	[26,2, 112]
Nash	58,6	20,3	[35, 93]
GLP	63,9	28,3	[38, 123]
Aceite	85,5	40,4	[49,3, 139]

Además de esta calibración de tiempos de servicio, la tasa de generación de camiones del simulador asigna probabilidad de arribo a las siete categorías de producto: combustible (35 %), ácido (25 %), químico (15 %), GLP (10 %), NASH-descarga a estanque 106 (8 %), aceite (5 %) y NASH-

descarga a estanque 205 (2 %). La selección del tipo de producto para cada camión generado se realiza mediante muestreo categórico acumulativo: se recorren las categorías en orden, acumulando sus pesos, hasta que un número aleatorio uniforme cae dentro del intervalo acumulado correspondiente. Estos pesos son configurables por el usuario, lo que permite construir mezclas de demanda hipotéticas y experimentar con el comportamiento del sistema más allá de la demanda observada; su valor está en esa versatilidad para explorar escenarios alternativos de composición de la demanda, no en reproducir la proporción real de cada producto. Para cualquier análisis que deba reflejar específicamente el volumen y la mezcla real observada, el modo de llegada horaria $\lambda(t)$, descrito a continuación, es la fuente calibrada correspondiente. El pesaje de entrada y salida se modela con una duración uniforme entre 1 y 1,5 minutos en la báscula principal, y entre 3 y 6 minutos en la báscula sur, valores de referencia operacional, no derivados estadísticamente de los datos disponibles, dado que estos no permiten aislar el tiempo de pesaje específico dentro del tiempo de servicio total registrado.

9.2.5. Recolección de Estadísticas

El módulo `stats.py` registra, para cada camión, una marca de tiempo simulado en cada transición relevante del ciclo de atención (llegada, término de validación documental, inicio y término de pesaje de entrada, inicio y término de servicio en isla, inicio y término de pesaje de salida, inicio de espera de salida y salida del recinto). A partir de estas marcas se derivan directamente los indicadores base para el diagnóstico de capacidad: tiempo de espera exterior (equivalente a `HORA_LLEGADA`→`HORA_ATENCION` en los datos reales), estadía dentro del terminal (`HORA_ATENCION`→`HORA_SALIDA`) y tiempo total en el sistema, todos ellos desagregables por tipo de producto. Esta estructura de datos es exportable a CSV bajo demanda durante la ejecución, una fila por camión con las marcas de tiempo crudas y las métricas derivadas descritas arriba; el cálculo formal de la capacidad efectiva y la evaluación de los escenarios de demanda descritos en los objetivos de esta memoria se sustentó, en la práctica, en el motor de simulación de eventos discretos desarrollado en R (Sección 9.3), y no directamente en estas marcas de tiempo del simulador visual.

De manera complementaria, se incorporaron dos paneles de monitoreo visual en tiempo real dentro del propio simulador. El primero es un gráfico de línea que registra la evolución de la longitud de la cola exterior mediante un muestreo cada 30 segundos de tiempo simulado, almacenado en un buffer de las últimas 200 mediciones (equivalente a 100 minutos de historia reciente) y codificado por color según umbrales de saturación. El segundo es un gráfico de barras que muestra la utilización de las islas de carga por tipo de producto, definida como la razón entre islas ocupadas y el total disponible para cada producto:

$$\rho_p = \frac{\text{islas ocupadas}_p}{\text{islas totales}_p} \quad (12)$$

Este indicador de utilización corresponde directamente a la intensidad de tráfico del sistema en el sentido de la teoría de colas descrita en el Marco Teórico, y ofrece una lectura visual inmediata de la carga del sistema complementaria al cálculo formal de capacidad, que se realizó con el motor de simulación en R (Sección 9.3). Ambos paneles (Figura 1) son, por ahora, de monitoreo en pantalla; su exportación a series de tiempo persistentes para análisis estadístico posterior queda pendiente, en línea con lo señalado en la Sección de Resultados.



Figura 1: Paneles de monitoreo en tiempo real: cola exterior (izquierda) y utilización de islas por producto (derecha)

9.2.6. Herramienta de Diseño Visual del Layout

De manera complementaria al simulador, se desarrolló un editor visual de layout como aplicación web local (HTML5 Canvas y JavaScript, ejecutada directamente en el navegador sin servidor ni

conexión a internet), independiente de Pygame. El editor permite construir y modificar la geometría del terminal (rectángulos, círculos, caminos y etiquetas de texto) sobre una imagen de fondo de referencia, como el plano general del terminal, con guardado automático en el navegador y exportación a un archivo `layout.json`. Es necesario precisar el rol exacto de este archivo dentro del simulador: `layout.py` lo carga y lo dibuja como una capa visual de referencia, útil para verificar que el layout funcional calza con la geometría real de la planta; las coordenadas funcionales que efectivamente utilizan los camiones para desplazarse (rutas, islas, *waypoints*) están definidas por separado, directamente en el código, informadas por lo trazado en el editor pero transcritas manualmente en lugar de generarse automáticamente a partir de él. Esta distinción se documenta como limitación del flujo de trabajo actual (Sección 12.4): un cambio trazado en el editor no se refleja en el comportamiento del simulador hasta que sus coordenadas se transcriben manualmente al código.

9.2.7. Menú de Configuración Previo a la Simulación

Se incorporó una capa de interfaz independiente que se ejecuta antes del inicio de la simulación, sin modificar la lógica interna de los módulos ya validados. Permite ajustar parámetros de ejecución (velocidad inicial de la simulación) e incluye una herramienta de muestreo directo de las distribuciones de tiempo de servicio ya calibradas, sin animación ni restricciones de colas, útil como contraste rápido de los parámetros estadísticos frente al comportamiento visual completo del simulador. Su validación se realizó mediante inyección automatizada de eventos de interfaz, confirmando la correcta propagación de la configuración elegida a través de las distintas pantallas hacia el módulo principal de simulación.

Sobre esta base se incorporaron dos funcionalidades adicionales. La primera es una pantalla de selección de categorías con tasa de llegada horaria real (Sección 10.1.6): el usuario activa un interruptor general y marca, de forma independiente, qué tipos de producto llegan según su perfil $\lambda(t)$ real; las categorías no marcadas no generan ningún arribo. Esto habilita un caso de uso metodológicamente relevante: aislar el comportamiento de un único tipo de producto, por ejemplo activando únicamente químico, para observar su patrón de congestión bajo su propio perfil horario real, sin la

interferencia de otros productos compitiendo por corredores y básculas compartidas; comparando esa corrida aislada contra una corrida con todas las categorías activas simultáneamente, es posible atribuir qué parte de la congestión observada en el sistema completo proviene del propio patrón de llegada de un producto y cuál proviene de su interacción con el resto, distinción que el modo tradicional de tasa constante y selección aleatoria de tipo no permite aislar. La segunda funcionalidad es un lanzador que abre, en el navegador, la herramienta de análisis estadístico desarrollada en R (descrita más adelante en este capítulo), ejecutada como proceso independiente para no bloquear la ventana de simulación. Ambas capas quedan preparadas como punto de entrada para exponer, en etapas futuras, parámetros adicionales en tiempo de ejecución, como la configuración de mesas por producto.

9.3. Análisis Estadístico y Calibración de Parámetros

En paralelo al desarrollo del simulador se construyó un componente de análisis estadístico en R, con tres propósitos: calibrar las distribuciones de tiempos de servicio y los perfiles de llegada del simulador a partir de datos reales, cuantificar qué proporción de la variabilidad operacional es explicable mediante las variables disponibles, y validar empíricamente los supuestos de teoría de colas aplicables al sistema. Todos los análisis se realizaron en R, con un nivel de significancia $\alpha = 0,05$. Dada la asimetría marcada de los tiempos de espera y servicio, observada de manera consistente en el conjunto de datos, se optó sistemáticamente por pruebas no paramétricas (Mann–Whitney, Kruskal–Wallis, correlación de Spearman) en lugar de sus contrapartes paramétricas (prueba t, ANOVA, correlación de Pearson), evitando el supuesto de normalidad que estas últimas requieren. Asimismo, dado el gran tamaño muestral del conjunto de datos, se priorizó la magnitud del efecto por sobre la significancia estadística aislada al interpretar los resultados, dado que con muestras de decenas de miles de observaciones incluso diferencias de escasa relevancia práctica alcanzan significancia estadística (Tomczak y Tomczak, 2014).

Para la prueba de Kruskal–Wallis sobre el tiempo de espera de los camiones, agrupados según el número de mesas habilitadas para su producto, se reportó el tamaño del efecto

$$\eta_H^2 = \frac{H - k + 1}{N - k} \quad (13)$$

donde H es el estadístico de Kruskal–Wallis (reportado como χ^2 en los resultados, dado que bajo la hipótesis nula se distribuye aproximadamente como χ^2 con $k - 1$ grados de libertad), k el número de grupos y N el total de observaciones; multiplicado por 100, indica el porcentaje de la varianza de la variable dependiente asociado a la variable de agrupación (Tomczak y Tomczak, 2014). A continuación se describe cada componente metodológico.

9.3.1. Preparación y Control de Calidad de los Datos

Se trabajó sobre un conjunto de datos operacionales históricos de 111.422 registros de atención de camiones (enero 2020 – julio 2026), con tres marcas de tiempo por registro (llegada, inicio de atención y salida) y el producto transportado. A partir de estas marcas se derivaron las variables de espera (W_q , diferencia entre inicio de atención y llegada) y de servicio (S , diferencia entre salida e inicio de atención). Se excluyeron los registros con marcas de tiempo faltantes, esperas negativas y servicios fuera del rango (0, 600) minutos.

El umbral superior de 600 minutos excluye 57 registros (0,05 % del total), correspondientes a tres grupos distintos. El primero (8 registros, 10 a 22 horas) corresponde a atenciones que cruzan la medianoche de forma trivial, con el 75 % de los casos documentados con una causa operacional explícita (falla de equipo, camión no apto, retraso de conductor); son eventos reales, correctamente señalados como atípicos por el umbral. El segundo, mayoritario (48 registros, 24,3 a 28,5 horas, un día calendario más un resto acotado), presenta una tasa de documentación del 39,6 %, considerablemente superior al 2,7 % de cobertura del registro de causas en el conjunto general de datos; esto indica que una fracción relevante de este grupo corresponde a esperas reales prolongadas, y no exclusivamente a un artefacto sistemático de registro de fecha, aunque el mecanismo exacto de cada caso individual no puede determinarse a partir del dato disponible. Un tercer registro aislado (2-etilhexilacrilato monómero, aproximadamente siete días de duración, sin causa documentada), pudo corresponder a un evento real, pero su magnitud extrema lo mantiene como un caso atípico que distorsionaría las mediciones de incluirse en el análisis, reforzando la pertinencia de su

exclusión. En los tres casos, la exclusión del umbral se mantiene metodológicamente justificada por tratarse de eventos operacionalmente atípicos, no representativos del proceso de servicio típico del terminal. La diferencia descriptiva en la tasa de causa documentada entre estos tres grupos (75 % en el grupo de cruce de medianoche, 39,6 % en el grupo mayoritario de 24 a 28 horas), aunque sugerente, no resultó estadísticamente significativa (prueba exacta de Fisher, $p = 0,12$), tanto considerando los tres grupos como excluyendo el caso aislado; esta limitación es atribuible al reducido tamaño muestral del primer grupo ($n = 8$), y no afecta la validez de la clasificación en sí, sustentada en el patrón objetivo de duración observado y no en esta comparación de tasas.

Como validación adicional del criterio de exclusión adoptado, se contrastó el umbral basado en investigación de dominio (600 min) contra la regla estadística estándar del rango intercuartíl ($Q_3 + 1,5 \cdot IQR$), aplicada sobre el conjunto de datos sin distinguir por tipo de producto. Esta última arrojaría un límite de apenas 80,5 minutos ($Q_1 = 33,0$ min, $Q_3 = 52,0$ min), marcando como atípicos a 7.113 registros, 125 veces más que los 57 excluidos por el criterio de dominio, en su mayoría servicios operacionalmente normales de productos con mayor tiempo de carga característico (como aceite, con media 85,5 min). Esta comparación confirma que una regla estadística genérica, aplicada sin considerar la heterogeneidad de producto, sería inadecuada para este conjunto de datos, y respalda la decisión metodológica de emplear un criterio informado por investigación de dominio en lugar de un umbral estadístico automático.

9.3.2. Mapeo de Productos y Corrección de la Categoría Aceite

Los productos individuales del registro histórico se agruparon en las seis categorías del simulador (ácido, combustible, nash, GLP, químico y aceite) según la isla de carga que utilizan físicamente. Una corrección relevante surgida durante este proceso fue la redefinición de la categoría aceite: solo el producto Chevron 100 utiliza la isla de aceite dedicada, mientras que el resto de los aceites del registro histórico (Chevron 220, Hyprene 100, entre otros) carga en la isla de químicos y fue reasignado en consecuencia. La viabilidad de mantener aceite como categoría independiente pese a su reducido tamaño muestral ($n = 177$) se evaluó formalmente mediante las pruebas de

Kolmogorov–Smirnov y Mann–Whitney contra la categoría químico, cuyos resultados se presentan en el capítulo de resultados.

9.3.3. Congestión Instantánea del Sistema: Técnica de Barrido de Eventos

Para cuantificar la congestión que enfrenta cada camión al llegar, se construyó la variable *camiones activos*: el número de camiones presentes en el sistema (entre su propia llegada y salida) en el instante exacto de cada nueva llegada. Su cálculo eficiente sobre más de cien mil registros se resolvió mediante una técnica de barrido de eventos (*sweep line*): cada camión genera un evento $+1$ en su llegada y -1 en su salida; los eventos se ordenan cronológicamente, resolviendo los empates con las salidas antes que las llegadas, y la suma acumulada de la secuencia entrega el nivel de ocupación instantáneo del sistema en cada punto del tiempo. Esta misma estructura de eventos se reutiliza posteriormente para calcular el número promedio de camiones en el sistema ponderado por tiempo, insumo de la verificación de la Ley de Little.

9.3.4. Modelo Predictivo del Tiempo de Servicio

Se entrenó un bosque aleatorio de regresión para estimar el tiempo de servicio de cada camión como función de cuatro variables observables al momento de su llegada:

$$S_i = f(P_i, H_i, D_i, N_i) + \varepsilon_i \quad (14)$$

donde S_i es el tiempo de servicio del camión i (minutos), P_i su producto, H_i la hora de llegada, D_i el día de la semana, N_i el número de camiones activos en el sistema en ese instante, y ε_i la variabilidad no explicada por las variables anteriores. La función f no se postula con una forma paramétrica: se estima de manera no paramétrica mediante el bosque aleatorio, como el promedio de las predicciones de B árboles de regresión,

$$\hat{f}(\mathbf{x}) = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B T_b(\mathbf{x}) \quad (15)$$

donde T_b es el b -ésimo árbol, ajustado sobre una muestra bootstrap del conjunto de entrenamiento, y $\mathbf{x} = (P_i, H_i, D_i, N_i)$ el vector de variables predictoras. La variable de producto se evaluó en dos granularidades, el tipo agregado de seis categorías y el producto específico de 27 niveles, seleccionando entre ambas sobre el conjunto de validación.

El conjunto de datos se particionó aleatoriamente en entrenamiento (70 %), validación (15 %) y prueba (15 %), con semilla fija para garantizar reproducibilidad. El hiperparámetro de tamaño mínimo de nodo se seleccionó mediante búsqueda sobre el conjunto de validación, y el desempeño final se evaluó una única vez sobre el conjunto de prueba, reportando RMSE, MAE, sesgo y coeficiente de determinación R^2 , junto con la importancia relativa de cada variable predictora (%IncMSE normalizado). El propósito del modelo no es la predicción puntual en producción, sino cuantificar qué fracción de la variabilidad del servicio es explicable con las variables disponibles: un R^2 moderado, acompañado de un sesgo despreciable, constituye evidencia de que la variabilidad remanente es inherente al proceso, lo que justifica modelar el servicio en el simulador como variable aleatoria calibrada por tipo de producto, y no como valor determinístico.

Los hiperparámetros de cada modelo se seleccionaron mediante búsqueda en grilla, evaluando el error cuadrático medio sobre el conjunto de validación y seleccionando la configuración de menor error; el conjunto de prueba se mantuvo inalterado hasta la evaluación final. Para el bosque aleatorio se exploró el tamaño mínimo de nodo (5, 10, 20, 30 y 50), resultando ganador el valor 10, con 100 árboles durante la búsqueda (aumentados a 200 solo para el modelo final); el número de variables candidatas por división (*mtry*) se mantuvo en el valor por defecto de R, que con cuatro predictores equivale a una variable por división. Como verificación de que el techo predictivo encontrado no constituye una limitación propia del algoritmo empleado, se entrenó adicionalmente un modelo de Gradient Boosting bajo el mismo esquema de validación, explorando la combinación conjunta de profundidad de árbol (2, 4 y 6) y tasa de aprendizaje (0,01 y 0,1), con 500 árboles fijos; la combinación ganadora fue profundidad 4 y tasa de aprendizaje 0,1 (Tabla 2).

Tabla 2: Búsqueda de hiperparámetros: valores explorados y ganadores

Modelo	Hiperparámetro	Qué controla	Valores probados	Ganador
Bosque aleatorio	Tamaño mínimo de nodo	Profundidad/complejidad de cada árbol	5, 10, 20, 30, 50	10
Gradient Boosting	Profundidad de árbol	Profundidad de cada árbol individual	2, 4, 6	4
Gradient Boosting	Tasa de aprendizaje	Corrección aportada por cada árbol nuevo	0,01 / 0,1	0,10

Para Gradient Boosting, ambos hiperparámetros se exploraron en combinación completa (seis configuraciones), dado que interactúan entre sí: una tasa de aprendizaje baja suele requerir mayor profundidad para compensar el aprendizaje más lento.

9.3.5. Perfil Horario de Llegadas $\lambda(t)$

La tasa de llegada por tipo de producto y hora del día se estimó normalizando el conteo histórico de llegadas de cada celda (tipo, hora) por el número total de días observados, obteniendo una tasa en camiones/hora que constituye la función de intensidad $\lambda(t)$ de un proceso de Poisson no homogéneo. Para la categoría aceite, cuyo bajo volumen ($n = 177$ repartido en 24 horas) produce celdas con cero o una observación, se aplicó un suavizado de media móvil circular con ventana de tres horas, respetando la naturaleza cíclica del día, bajo el criterio de que dichas celdas reflejan dispersión muestral y no ausencia real de demanda; el suavizado no se aplicó a las restantes categorías, cuyo volumen no presenta este problema. El perfil resultante se exportó en formato tabular para su incorporación al generador de arribos del simulador. Los patrones atípicos detectados en el perfil, en particular la concentración de llegadas nocturnas de ácido sulfúrico, se sometieron a verificación en dos niveles: descarte estadístico de artefactos de registro (análisis de la distribución de minutos y segundos dentro de la hora) y confirmación operacional directa con el supervisor de logística del terminal.

9.3.6. Verificación de la Ley de Little y Análisis del Proceso de Llegadas

La consistencia interna de las métricas construidas se verificó mediante la Ley de Little (Ecuación 1), comparando tres estimaciones independientes del número promedio de camiones en el sistema: el producto λW , el promedio ponderado por tiempo derivado de la estructura de eventos del barrido, y el promedio muestreado en los instantes de llegada. La coincidencia de las dos primeras constituye una verificación de la identidad; la divergencia de la tercera respecto de ellas se interpreta a la luz de la propiedad PASTA (*Poisson Arrivals See Time Averages*), cuya violación es indicativa de un proceso de llegadas no homogéneo. Complementariamente, el grado de agrupamiento de las llegadas se midió directamente mediante el coeficiente C_a^2 de los tiempos entre llegadas consecutivas, calculado en dos niveles: agregado sobre todas las horas del día, y restringido a franjas horarias de tasa aproximadamente constante, considerando en este último caso únicamente pares de llegadas del mismo día calendario para evitar la contaminación por huecos nocturnos artificiales. La comparación entre ambos niveles permite separar el efecto de la no estacionariedad de $\lambda(t)$ del agrupamiento genuino de corto plazo.

9.3.7. Modelo Analítico de Colas y Análisis de Restricciones Estructurales

Como contraste metodológico frente a la simulación, se construyó un modelo analítico M/G/c de la isla de químicos mediante la aproximación de Allen–Cunneen (Ecuación 4), agregando las tasas de llegada y los dos primeros momentos del tiempo de servicio de todos los productos que comparten la isla, con las tres mesas de carga confirmadas en terreno como servidores. La brecha entre la espera teórica de este modelo y la espera real observada se descompuso mediante análisis de sensibilidad sobre el número de servidores efectivos, incorporando el mapeo real de conexiones producto–mesa obtenido del archivo de configuración vigente de la isla, que revela que los productos no acceden de manera uniforme a las tres mesas. El efecto de esta restricción de agrupamiento (*pooling*) sobre la espera se validó finalmente de forma empírica: mediante la prueba de Kruskal–Wallis sobre el tiempo de espera de los camiones, agrupados según el número de mesas habilitadas para su producto, y mediante una regresión lineal con el tiempo de servicio como covariable de

control, para aislar el efecto de la disponibilidad de mesas de las características propias de cada producto.

9.3.8. Análisis de Causas Documentadas de Sobre-Estadía

Se incorporó una segunda fuente de datos con anotación manual de causas de sobre-estadía registradas por el terminal (disponibles para el 2,7 % de los registros), sometida a su propio control de calidad: parseo robusto de fechas en formato mixto (texto y serial de planilla), verificación cruzada entre las duraciones pre-calculadas de la fuente y las derivadas de las marcas de tiempo, y exclusión de los registros inconsistentes (0,28 % del total, de los cuales solo tres contenían causa documentada, por lo que su exclusión no altera los resultados). Las causas se compararon entre el año 2020 y el período 2021–2026 para contrastar la hipótesis de disrupción operacional por la pandemia de covid con evidencia documental directa.

9.3.9. Motor de Simulación de Eventos Discretos en R y Herramienta de Apoyo a Decisiones

Como respuesta directa a la insuficiencia del modelo analítico de colas documentada en la subsección anterior, se construyó un motor de simulación de eventos discretos independiente, en R, utilizando el paquete `simmer`. Este motor complementa al simulador visual presentado anteriormente en este capítulo, y se plantea como resultado central para evaluar los Objetivos 3 y 4 de esta memoria: la capacidad de reproducir simultáneamente la restricción de *pooling* y la no estacionariedad de la demanda que el modelo analítico no logra capturar.

Generación de arribos no homogénea. Los arribos se generan mediante un proceso de Poisson no homogéneo, simulado mediante el método de adelgazamiento (*thinning*): se generan arribos candidatos a la tasa máxima del perfil horario $\lambda(t)$ mediante muestreo exponencial, y cada candidato se acepta con probabilidad proporcional a la razón entre la tasa real de esa hora y la tasa máxima (Law, 2024). Este procedimiento reproduce fielmente el perfil de demanda horario calibrado (Sección 10.1.6) sin necesidad de resolver una distribución de arribos de forma cerrada.

Arquitectura del motor. Cada mesa de carga se modela como un recurso independiente de capacidad unitaria; la trayectoria de cada camión selecciona, entre las mesas elegibles según la configuración vigente o una configuración alternativa, aquella con la cola más corta, ocupa el recurso durante un tiempo de servicio muestreado directamente de la distribución empírica histórica del producto correspondiente, y lo libera al finalizar. La espera total reportada se compone de dos términos con comportamiento distinto ante una reconfiguración: la espera en cola por disponibilidad de mesa (el único componente que una reconfiguración de mesas puede modificar) y un componente de espera administrativa constante (un “piso” identificado durante la validación del motor, subsección siguiente), que no depende de la configuración de mesas y se añade mediante remuestreo (*bootstrap*) de su distribución empírica.

Validación incremental del motor. La validación del motor construido se abordó mediante un enfoque de refinamiento secuencial: en lugar de calibrar simultáneamente todos los mecanismos potencialmente relevantes, cada versión sucesiva del modelo incorpora un único mecanismo adicional, evaluando su aporte específico antes de introducir el siguiente (Resultados). Este enfoque de estimación secuencial de parámetros, donde acotar primero los de mayor efecto reduce la dimensionalidad del problema en cada paso y mejora la calidad del ajuste final, es consistente con la práctica de homologación de un modelo frente a un sistema real en otros contextos de ingeniería (Novacovic Gatica, 2020).

Comparación de escenarios mediante semillas pareadas. Para evaluar el efecto de una reconfiguración de mesas, el motor ejecuta dos conjuntos de réplicas de Monte Carlo, bajo la configuración vigente y bajo una configuración alternativa que el usuario define, utilizando exactamente las mismas semillas aleatorias en ambos casos. Esto asegura que cualquier diferencia observada en la espera resultante sea atribuible al cambio de configuración y no a variación de muestreo entre corridas independientes, aplicando directamente el principio de comparación de escenarios descrito en el Marco Teórico.

Herramienta interactiva de apoyo a decisiones. El motor validado se expuso mediante una aplicación interactiva (R Shiny), ejecutable desde el propio menú del simulador visual (subsección anterior), con dos módulos, Isla de Químicos e Isla de Hidrocarburos, que comparten el mismo diseño: reconfiguración de mesas, comparando en tiempo real la configuración vigente contra una alternativa definida por el usuario, y evaluación de escenarios de crecimiento de demanda, aplicado por igual a ambos lados de la comparación para aislar el efecto de cada cambio. El módulo de la Isla de Químicos incorpora además una tabla que traduce cualquier reconfiguración hipotética a los clientes reales afectados, permitiendo anticipar, antes incluso de ejecutar una simulación, a quién afectaría un cambio específico. Ambos módulos incluyen un mecanismo de alerta que compara los parámetros usados en la última corrida ejecutada contra los controles actualmente seleccionados, evitando que el usuario interprete como vigentes resultados que corresponden a una configuración distinta a la que ve en pantalla.

El análisis sistemático de sensibilidad al crecimiento de demanda presentado en las secciones siguientes, que evalúa decenas de niveles con réplicas suficientes para construir intervalos de confianza y comparar escenarios formalmente, se ejecutó mediante scripts independientes que reutilizan el mismo motor de simulación validado por esta aplicación, no a través de la interfaz interactiva, cuyo diseño está orientado a la exploración manual de un escenario a la vez.

9.4. Diseño de Alternativas e Integración de Soluciones de Soporte

Se construyó una infraestructura de experimentación para evaluar alternativas de layout sin comprometer el modelo ya validado: dos módulos paralelos (`layout_propuesta.py` y `vehicle_propuesta.py`) que replican la geometría y la lógica de movimiento vigentes, con una isla de carga adicional incorporada y sin ningún estado compartido con los módulos del layout actual.

La selección entre ambos layouts se resuelve en tiempo de carga mediante una función que reasigna las referencias globales del módulo principal al conjunto de estructuras correspondiente (actual o

propuesta), de modo que el resto del código de simulación (waypoints, islas, rutas) opera de forma idéntica sobre cualquiera de los dos sin necesidad de duplicar la lógica de movimiento en sí.

La isla incorporada en la propuesta se diseñó deliberadamente como un producto genérico (*placeholder*), y no como una alternativa fija ligada a un producto real específico: el objetivo es contar con un banco de pruebas configurable, sobre el cual ensayar distintos supuestos de demanda y comportamiento, en lugar de una propuesta cerrada a evaluar una única vez. La configuración actual de esta isla aísla completamente su demanda (100 % del peso de arribo asignado al producto genérico, sin competencia de los demás productos), lo que permite validar su geometría y su lógica de forma independiente. Un escenario de demanda mixta (la isla propuesta conviviendo con el nivel de demanda actual de los demás productos) constituye la extensión natural de esta infraestructura y queda identificado como trabajo futuro; la capacidad efectiva del sistema actual, condición necesaria para evaluar el aporte relativo de dicha extensión, ya se determinó por línea de producto en el capítulo de Resultados.

9.5. Simulación y Evaluación de Escenarios de Demanda

En esta memoria la capacidad efectiva de una línea de producto se operacionaliza mediante tres magnitudes complementarias, todas expresadas relativas a la demanda actual: la utilización y el margen de utilización de sus mesas en hora punta, la holgura de crecimiento diario bajo un umbral seguro de utilización, y el punto de quiebre, definido como el nivel de crecimiento de demanda a partir del cual la espera se acelera de forma no lineal y estadísticamente significativa. Esta operacionalización, en lugar de un valor único de producción máxima sostenible, responde a que el sistema no se comporta como una cola de estado estacionario y a que la espera se degrada mucho antes de la saturación de sus recursos.

El análisis de los escenarios de demanda se sustenta en el método de réplicas de Monte Carlo descrito en el Marco Teórico. Para cada nivel de demanda evaluado se ejecutan N réplicas independientes del simulador; cuando el objetivo es comparar dos niveles o configuraciones entre sí, las réplicas se ejecutan además con semillas aleatorias comunes entre ambos escenarios (números

aleatorios comunes), de modo que la diferencia observada sea atribuible al cambio evaluado y no a variación de muestreo entre corridas independientes. El desempeño de cada escenario se reporta mediante la expresión de intervalo de confianza presentada en la Ecuación (5) del Marco Teórico, donde $\bar{X}(N)$ y $S(N)$ corresponden, en este caso, a la media y desviación estándar muestral del indicador evaluado (por ejemplo, tiempo de espera o ρ_p) a través de las N réplicas del escenario correspondiente. La comparación entre escenarios se considera estadísticamente significativa solo cuando el intervalo de confianza de la diferencia de medias no contenga el cero, evitando conclusiones basadas en una única corrida no representativa; esta metodología se aplicó de forma completa a los barridos de crecimiento de demanda de químico, NASH e Isla de Hidrocarburos presentados en Resultados.

La capacidad efectiva del sistema, en los términos de condiciones de borde que exige el Requerimiento del proyecto, se determinó mediante una búsqueda del punto de quiebre: se incrementó progresivamente la tasa de llegada λ , ejecutando réplicas de Monte Carlo en cada nivel, para químico, NASH e Isla de Hidrocarburos. El criterio de saturación originalmente previsto para detectar ese punto, utilización de mesa $\rho_p \rightarrow 1$, resultó, en la práctica, poco confiable como indicador temprano: en los tres casos evaluados, la aceleración estadísticamente significativa de la espera se detectó considerablemente antes de que la utilización de cualquier mesa individual se acercara a un umbral de saturación tradicional. El punto de quiebre se reporta, en consecuencia, como el nivel de crecimiento de demanda en que la espera comienza a acelerarse de forma no lineal y estadísticamente significativa, y no como el punto en que la utilización de mesa alcanza un valor crítico, dado que este último resultó ser un indicador tardío y poco práctico para este sistema.

10. Resultados

10.1. Diagnóstico y Determinación de la Capacidad Efectiva

El simulador desarrollado se encuentra operativo y registra, para cada camión que ingresa al sistema, marcas de tiempo en cada una de las estaciones del proceso (espera exterior, validación documental, pesaje, carga y salida). A partir de estos registros, y del análisis estadístico del conjunto de datos operacionales históricos del terminal, se desarrolló un diagnóstico completo del sistema de atención de camiones: un modelo predictivo del tiempo de servicio, la verificación de las condiciones de aplicabilidad de la Ley de Little, un modelo analítico de teoría de colas y las razones de su insuficiencia para este sistema, y un motor de simulación de eventos discretos que sí logra reproducir la espera observada. A partir de este diagnóstico se determinó la capacidad efectiva de las principales líneas de producto del terminal, su holgura respecto a un umbral de utilización seguro, y el punto de quiebre en que la espera se acelera de forma no lineal ante el crecimiento de la demanda, para las líneas evaluadas en profundidad (químico, NASH e Isla de Hidrocarburos).

10.1.1. Calibración de las Distribuciones de Tiempo de Servicio

Sobre el conjunto de datos operacionales depurado (110.718 registros, tras el mapeo a los seis tipos de producto del simulador) se entrenó un bosque aleatorio de regresión para predecir el tiempo de servicio en función del producto, la hora de llegada, el día de la semana y el número de camiones activos en el sistema al momento de la llegada. El conjunto se particionó en entrenamiento, validación y prueba según lo descrito en la Sección 9.3 (Breiman, 2001; Hastie et al., 2009). El modelo se especificó inicialmente con el tipo de producto agregado (las seis categorías del simulador) como variable categórica. Sobre el conjunto de validación se evaluó reemplazar esa variable por el producto específico (27 niveles, la misma columna de la que se derivan los seis tipos), lo que elevó el R^2 de validación de 0,242 a 0,353; esta última especificación se adoptó como modelo final. La incorporación adicional del cliente no aportó capacidad predictiva (R^2 de validación de 0,354), consistente con la estructura mono-cliente que caracteriza a la mayoría de los productos (Sección 10.1.7).

Tabla 3: Partición del conjunto de datos

Subconjunto	N° de registros
Entrenamiento	77.502
Validación	16.608
Prueba	16.608

El desempeño de ambas especificaciones sobre el conjunto de prueba se resume en la Tabla 4; la selección entre ellas se realizó exclusivamente sobre el conjunto de validación, y el conjunto de prueba se utilizó una única vez por especificación.

Tabla 4: Desempeño del modelo predictivo de tiempo de servicio (conjunto de prueba)

Métrica	Tipo agregado	Producto específico (final)
RMSE	19,73 min	18,27 min
MAE	11,61 min	10,81 min
R^2	0,246	0,354
Sesgo (error medio)	−0,17 min	−0,04 min
Mediana del error	−2,53 min	−2,62 min
Mejora sobre <i>baseline</i> (media global)	24,6 %	35,4 %

La importancia relativa de cada variable predictora del modelo final, estimada mediante el incremento porcentual del error de predicción al permutar sus valores (%IncMSE, normalizado a 100), se presenta en la Tabla 5. La importancia se estimó con un ajuste de hiperparámetros y semilla idénticos a los del modelo final, con el cálculo por permutación activado (R^2 de validación de 0,353 en ambos).

Tabla 5: Importancia relativa de las variables predictoras (modelo final)

Variable	Importancia relativa
Producto	52,9 %
Hora de llegada	20,7 %
Camiones activos	15,4 %
Día de la semana	11,0 %

El producto domina ampliamente como predictor, lo que valida la arquitectura del simulador, cuyo motor estadístico remuestrea el tiempo de servicio de la distribución empírica propia de cada producto. La ganancia respecto de la especificación por tipo agregado se concentra íntegramente en

la categoría de químicos (Tabla 6): al desagregar los 20 productos que esa categoría reúne, el R^2 dentro de ella pasa de 0,03 a 0,30, mientras que en las categorías restantes, compuestas en la práctica por un único producto, el ajuste no varía. Esto muestra que una parte de la variabilidad que la especificación inicial atribuía a factores no observados correspondía, en realidad, a heterogeneidad de producto oculta bajo la etiqueta agregada.

Tabla 6: Coeficiente de determinación por tipo de producto, ambas especificaciones (conjunto de prueba)

Tipo	n (prueba)	R^2 tipo agregado	R^2 producto específico
Ácido	9.213	0,03	0,03
Químico	3.453	0,03	0,30
NASH	1.644	0,01	0,01
GLP	1.352	0,02	0,02
Combustible	921	0,01	−0,01
Aceite*	25	−0,10	−0,14

* Con 25 observaciones en el conjunto de prueba, el R^2 de aceite no es interpretable: uno o dos casos atípicos bastan para volverlo negativo bajo ambas especificaciones.

El coeficiente de determinación del modelo final ($R^2 = 0,354$; Figura 2), acompañado de un sesgo despreciable (Figura 3), indica que una fracción sustancial de la variabilidad del tiempo de servicio sigue siendo inherente al proceso y no explicable con las variables disponibles, incluso a nivel de producto específico; esto justifica que el simulador modele el servicio como una variable aleatoria calibrada por producto y no como un valor determinístico. La mediana del error (−2,62 min) revela una leve sobreestimación sistemática del caso típico, compensada en el promedio por la subestimación de servicios excepcionalmente largos, patrón consistente con la brecha entre el MAE (10,81 min) y el RMSE (18,27 min) y con una distribución de errores de cola pesada. La desagregación por producto redujo la cola moderada de esa distribución (la proporción de errores superiores a 30 minutos bajó de 6,6 % a 5,5 %, y el percentil 95 del error absoluto de 33,5 a 31,3 min), pero dejó prácticamente inalterada la cola severa (errores superiores a 50 minutos: 2,1 % frente a 2,0 %; error máximo de 421 min en ambas especificaciones), lo que refuerza que estos casos extremos responden a factores puntuales (incidentes operacionales como los documentados en la Sección 10.1.5) y no a heterogeneidad de producto no resuelta.

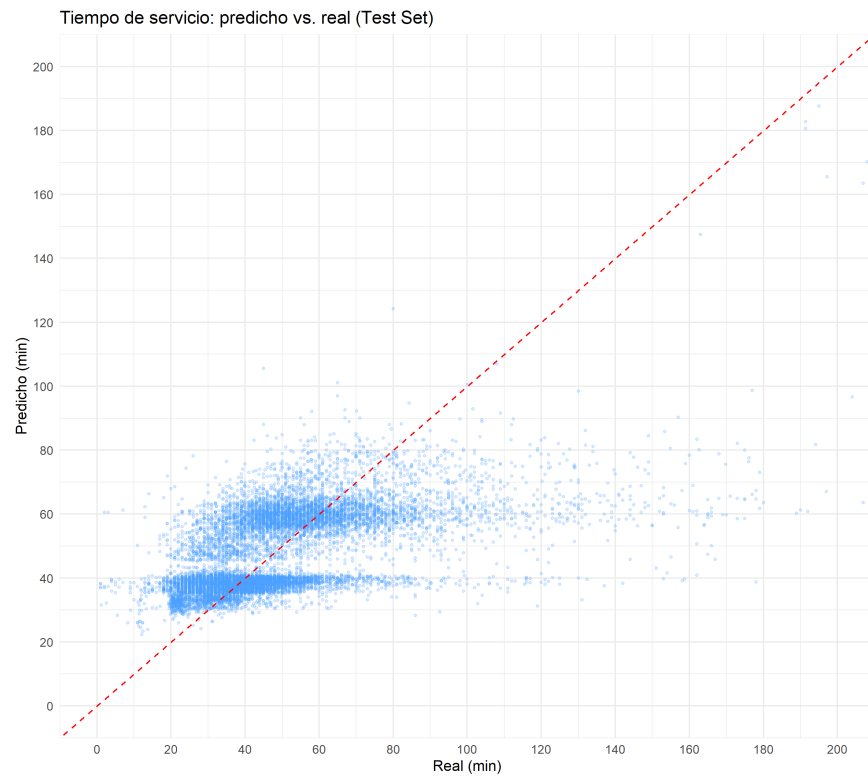


Figura 2: Tiempo de servicio predicho versus observado, conjunto de prueba

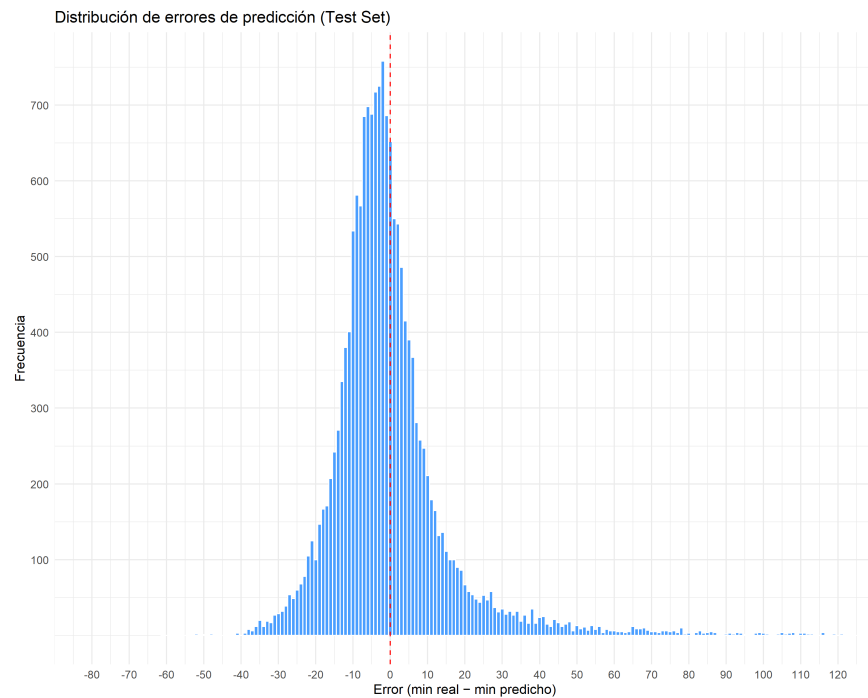


Figura 3: Distribución de errores de predicción (real menos predicho), conjunto de prueba

Verificación de robustez: Gradient Boosting. Como verificación de que el techo predictivo encontrado no es una limitación propia del algoritmo, se entrenó un modelo de Gradient Boosting con la misma especificación final y el mismo esquema de validación (Tabla 7).

Tabla 7: Comparación de desempeño: Random Forest vs. Gradient Boosting, modelo final (conjunto de prueba)

Modelo	RMSE	MAE	R^2
Random Forest	18,27 min	10,81 min	0,354
Gradient Boosting	18,12 min	10,76 min	0,364

Dos algoritmos de naturaleza distinta (Random Forest promedia árboles independientes; Gradient Boosting los encadena, corrigiendo secuencialmente los residuos del árbol anterior) convergen prácticamente al mismo techo predictivo, evidencia sólida de que las variables disponibles no contienen información adicional extraíble, independientemente del método de modelamiento empleado. Esta convergencia se verificó tanto para la especificación inicial (R^2 de 0,246 y 0,248, respectivamente) como para la final, y es coherente con el resto de los hallazgos de esta memoria: el modelo M/G/c también falla en explicar la espera real, y la regresión de control del efecto de *pooling* también exhibe un R^2 bajo, pese a que ambos coeficientes son estadísticamente significativos. Ambos algoritmos coinciden, además, en la jerarquía de las variables: el producto es la variable dominante en los dos (52,9 % de importancia por permutación en Random Forest; 82,1 % de influencia relativa en Gradient Boosting, medidas de distinta naturaleza y, por tanto, no comparables en magnitud), y el orden de las tres restantes (hora de llegada, camiones activos, día de la semana) es idéntico en ambos, lo que refuerza que el producto es la variable dominante bajo cualquier método de modelamiento empleado.

10.1.2. Validación Estadística de la Categoría de Producto “Aceite”

Durante el proceso de calibración se evaluó la viabilidad de mantener el producto Chevron 100 como categoría independiente (“aceite”) pese a su reducido tamaño muestral ($n = 177$), dado que es el único producto que utiliza la isla de aceite dedicada del terminal. La Tabla 8 resume sus estadísticos descriptivos frente a la categoría “químico”.

Tabla 8: Estadísticos del tiempo de servicio: aceite vs. químico

	Aceite	Químico
n	177	23.433
Media	85,5 min	57,4 min
Desviación estándar	40,4 min	32,2 min
Mediana	77,0 min	50,0 min

La prueba de Kolmogorov–Smirnov ($D = 0,494$; $p \approx 1,1 \times 10^{-37}$) y la prueba de Mann–Whitney ($p \approx 8,7 \times 10^{-41}$) confirman que ambas distribuciones difieren significativamente, con una diferencia de medianas de 27 minutos (Figura 4). Dada la magnitud del efecto, con clara relevancia operacional además de significancia estadística, se mantiene aceite como categoría independiente en el simulador, reconociendo como limitación la mayor incertidumbre paramétrica asociada al reducido tamaño muestral: el intervalo de confianza al 95 % para la media de servicio de aceite ([79,5; 91,5] min) es aproximadamente 14,6 veces más ancho que el de la categoría químico ([57,0; 57,8] min), pese a que ambas estimaciones son estadísticamente válidas.

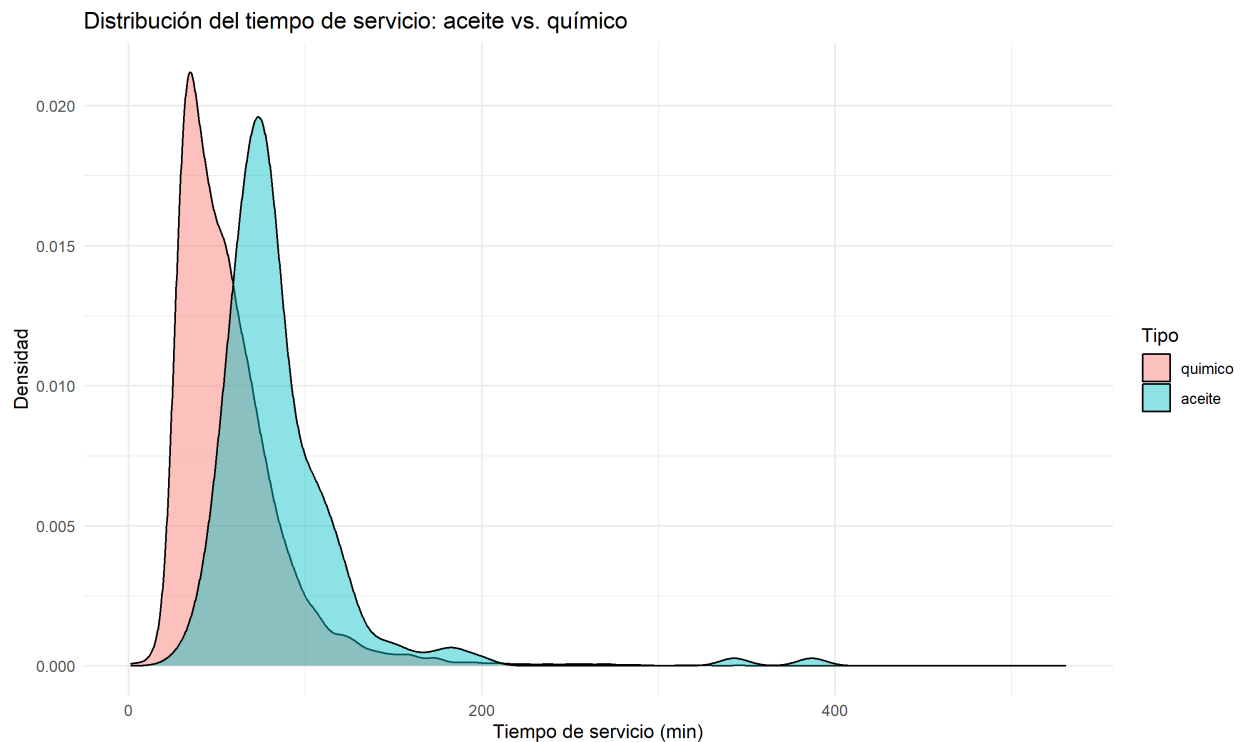


Figura 4: Distribución del tiempo de servicio: aceite vs. químico

10.1.3. Congestión del Sistema: Relación entre Espera y Camiones Activos

Para cuantificar la congestión que enfrenta cada camión al momento de su llegada se construyó la variable *camiones activos*, calculada mediante la técnica de barrido de eventos descrita en la Sección 9.3. Su distribución presenta una mediana de 4 camiones, una media de 4,54 y un máximo histórico de 26.

La Figura 5 muestra la relación entre esta variable y el tiempo de espera observado, ajustada mediante un modelo aditivo generalizado (GAM). El rango de análisis se truncó en 18 camiones activos simultáneos por dos razones convergentes: por un lado, la capacidad física aproximada del terminal (15 mesas de carga más 4 cupos de estacionamiento interno destinados a camiones de ácido) se encuentra cercana a ese valor; por otro, el soporte muestral se degrada rápidamente más allá de este punto (de 337 observaciones en 15 camiones activos a solo 3 en 24–26).

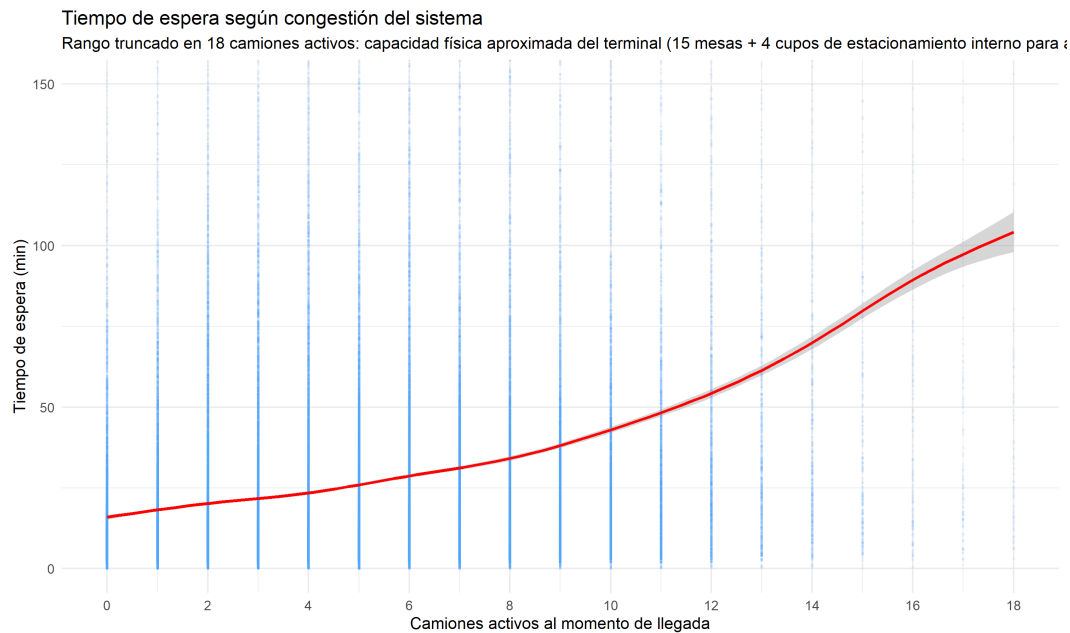


Figura 5: Tiempo de espera según nivel de congestión del sistema

La relación es marcadamente no lineal: la espera crece de forma aproximadamente proporcional hasta los 13–14 camiones activos, y de forma mucho más pronunciada a partir de ese punto, consistente con el comportamiento esperado de un sistema de colas cerca de su capacidad de saturación.

Cabe señalar que la variable *camiones activos* puede incluir camiones en fila exterior al terminal, dado que la marca de llegada puede registrarse antes del ingreso físico, por lo que el umbral de truncamiento debe interpretarse como una aproximación a la capacidad interna, no como un límite exacto.

Los eventos de mayor congestión registrada (23 a 26 camiones activos) se concentran en un reducido número de fechas, la más extrema de las cuales corresponde al 9 de abril de 2020, coincidente con el período de disrupción operacional analizado en la Sección 10.1.5.

10.1.4. Verificación de la Ley de Little

La consistencia interna de las métricas construidas (tasa de llegada, tiempo en el sistema y número de camiones activos) se verificó mediante la Ley de Little (Ecuación 1), comparando tres estimaciones del número promedio de camiones en el sistema: el producto λW ; el promedio ponderado en el tiempo, derivado de la estructura de eventos del barrido; y el promedio muestreado en los instantes de llegada. Los resultados se presentan en la Tabla 9, tanto para el período completo como excluyendo el año 2020.

Tabla 9: Verificación de la Ley de Little

	Período completo	Excluyendo 2020
W (tiempo en el sistema)	72,35 min	68,99 min
λ (tasa de llegada)	1,93 camiones/h	1,91 camiones/h
L teórico (λW)	2,33	2,19
L ponderado en el tiempo	2,33	2,19
L muestreado en llegadas	4,54	4,31
Brecha (llegada vs. tiempo)	95,3 %	96,8 %

La coincidencia exacta entre L teórico y L ponderado en el tiempo (diferencia 0,0 % en ambos períodos) confirma la identidad matemática de la Ley de Little y la consistencia interna de las métricas derivadas del proceso de barrido de eventos. En contraste, el número de camiones que percibe un camión típico al momento de su propia llegada resulta entre un 95 % y un 97 % superior al promedio real del sistema, brecha prácticamente idéntica con y sin el año 2020, lo que indica

que se trata de una característica estructural del terminal y no de un efecto atribuible a la disrupción pandémica.

Esta discrepancia constituye evidencia de que el proceso de llegadas no es Poisson homogéneo, por lo que no le es aplicable la propiedad PASTA (*Poisson Arrivals See Time Averages*), según la cual, bajo un proceso de llegadas de Poisson homogéneo, un cliente que llega debería observar, en promedio, exactamente el estado promedio del sistema en el tiempo. Su incumplimiento es consistente con la concentración horaria de la demanda documentada mediante el perfil $\lambda(t)$ (Sección 10.1.6) y con los patrones de llegada por cliente descritos en la Sección 10.1.5: un camión tiende a llegar precisamente en las ventanas horarias donde el sistema ya se encuentra más congestionado, lo que infla su experiencia de congestión respecto al promedio de largo plazo del terminal.

10.1.5. Causas Documentadas de Sobre-Estadía y el Efecto de 2020

Como fuente complementaria a los datos de servicio, se incorporó un registro con anotación manual de causas de sobre-estadía, disponible para el 2,7 % de los eventos del período completo. La Figura 6 presenta la evolución mensual del tiempo de espera promedio a lo largo de todo el período, con una sección resaltada como referencia visual del posible efecto de la disrupción pandémica.

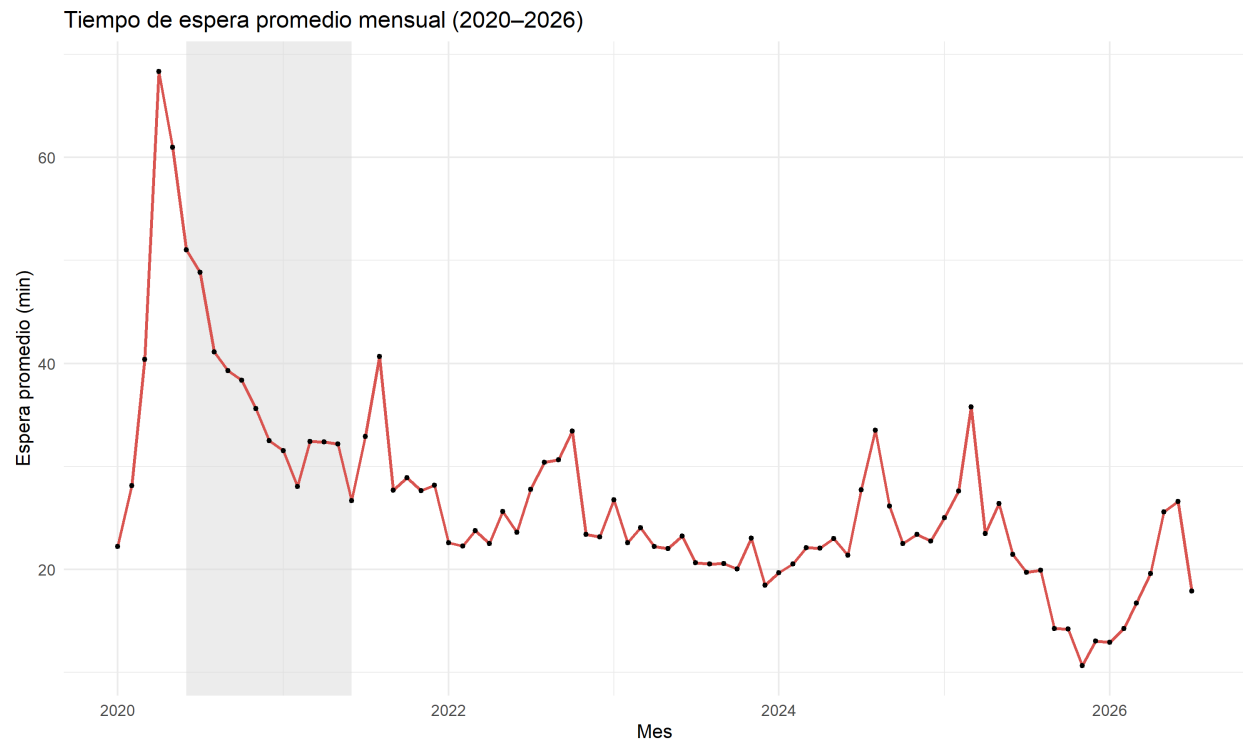


Figura 6: Evolución mensual del tiempo de espera promedio (2020–2026)

Su comparación entre el año 2020 y el resto del período (2021–2026) se presenta en la Tabla 10.

Tabla 10: Distribución de causas documentadas de sobre-estadía, 2020 vs. resto del período

Período	Causa	n	%
2020	Congestión isla de carga	498	82,6 %
2020	Causas terminal	83	13,8 %
2020	Causas cliente	22	3,6 %
2021–2026	Congestión isla de carga	1.389	56,3 %
2021–2026	Causas terminal	702	28,5 %
2021–2026	Causas cliente	374	15,2 %

En 2020, el 82,6 % de las causas documentadas correspondió a congestión en la isla de carga, dominada por la subcausa “espera isla de carga cliente” (n=366), frente a 56,3 % en el resto del período. Las causas atribuibles al propio terminal estuvieron, en cambio, subrepresentadas en 2020 (13,8 % frente a 28,5 % en 2021–2026). Este patrón descarta una degradación de la capacidad operativa del terminal como explicación principal de la disrupción de 2020, y apunta en cambio a

una alteración del patrón de llegada de camiones, coherente con posibles disrupciones logísticas de los clientes durante el inicio de la pandemia de COVID-19, hallazgo que reemplaza la hipótesis inicial de un error genérico de registro de fecha explorada durante el control de calidad de los datos. Ambas asociaciones descriptivas se confirmaron mediante test estadístico formal: la relación entre pertenecer a la categoría “extremo” y contar con causa documentada mediante prueba exacta de Fisher ($p < 0,001$; razón de momios $\approx 22,4$, es decir, un registro extremo tiene aproximadamente 22 veces más probabilidad de contar con causa documentada que uno normal), y la asociación entre el período (2020 vs. 2021–2026) y la composición de causas mediante prueba de chi-cuadrado ($\chi^2 = 145,07$; $df = 2$; $p < 0,001$).

10.1.6. Perfil Horario de Llegadas ($\lambda(t)$) y Validación en Terreno

La tasa de llegada por tipo de producto y hora del día, estimada según lo descrito en la Sección 9.3, se presenta en la Figura 7. Los perfiles horarios son coherentes con la naturaleza de cada producto: ácido y químico concentran su actividad en horario laboral (7–13 hrs), mientras que combustible presenta un perfil más temprano (5–10 hrs).

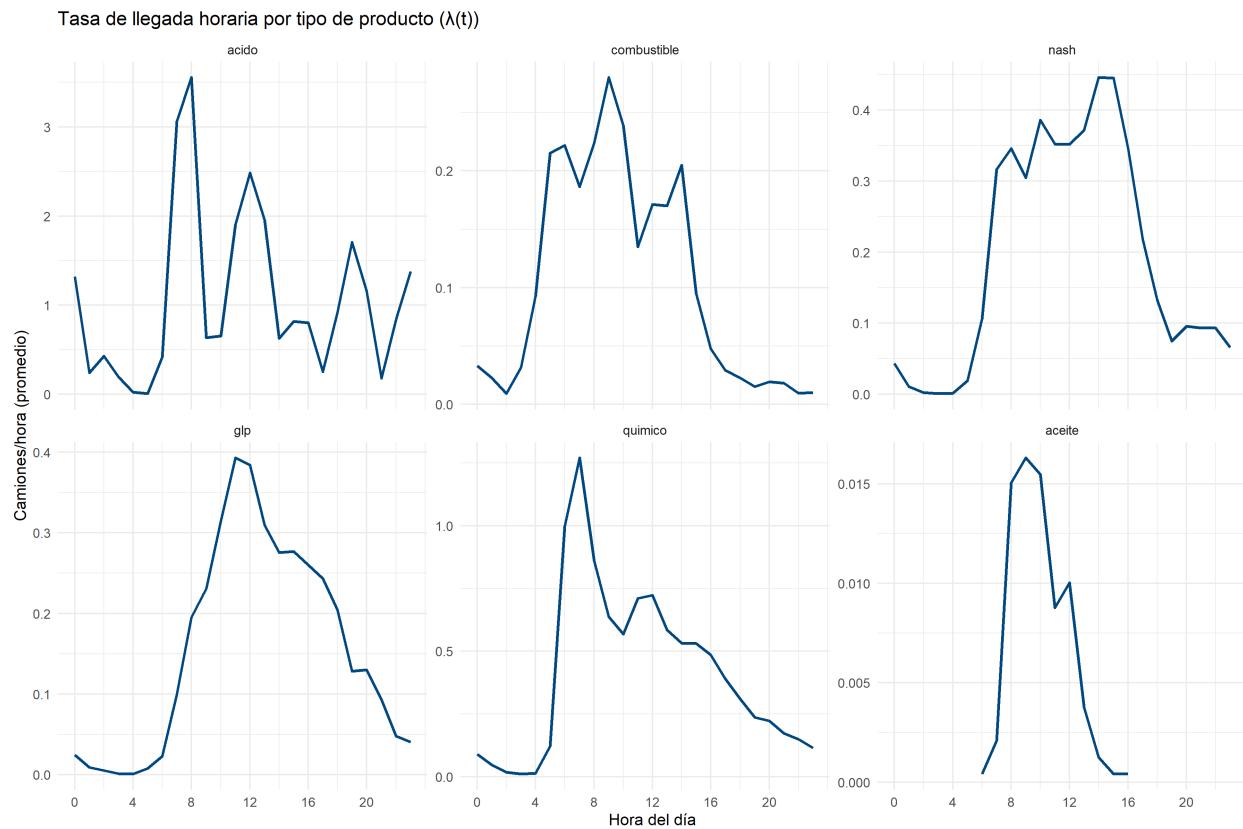


Figura 7: Tasa de llegada horaria por tipo de producto

Durante la construcción de este perfil se detectó un patrón inicialmente atípico: una concentración de llegadas de ácido sulfúrico en horario nocturno (hora 0), superior incluso a varias horas de la madrugada. Se investigó si correspondía a un artefacto de registro, revisando la distribución de minutos y segundos dentro de la hora, sin encontrar concentración anómala en el valor “00:00:00” que delataría un valor por defecto del sistema, y se confirmó posteriormente con el supervisor de logística del terminal que corresponde a un comportamiento operacional real: convoyes de camiones de un mismo cliente que arriban de forma simultánea, incluso durante la madrugada, generando colas extensas. Este hallazgo constituye una tercera manifestación, independiente y convergente, del mismo fenómeno estructural documentado mediante la Ley de Little (Sección 10.1.4) y las causas de sobre-estadía de 2020 (Sección 10.1.5): la demanda no se distribuye uniformemente en el tiempo, sino que se concentra en bloques por decisión logística de los clientes.

La Figura 8 presenta la misma información en su forma agregada, mostrando la contribución conjunta de los seis tipos de producto al volumen total de llegadas por hora.

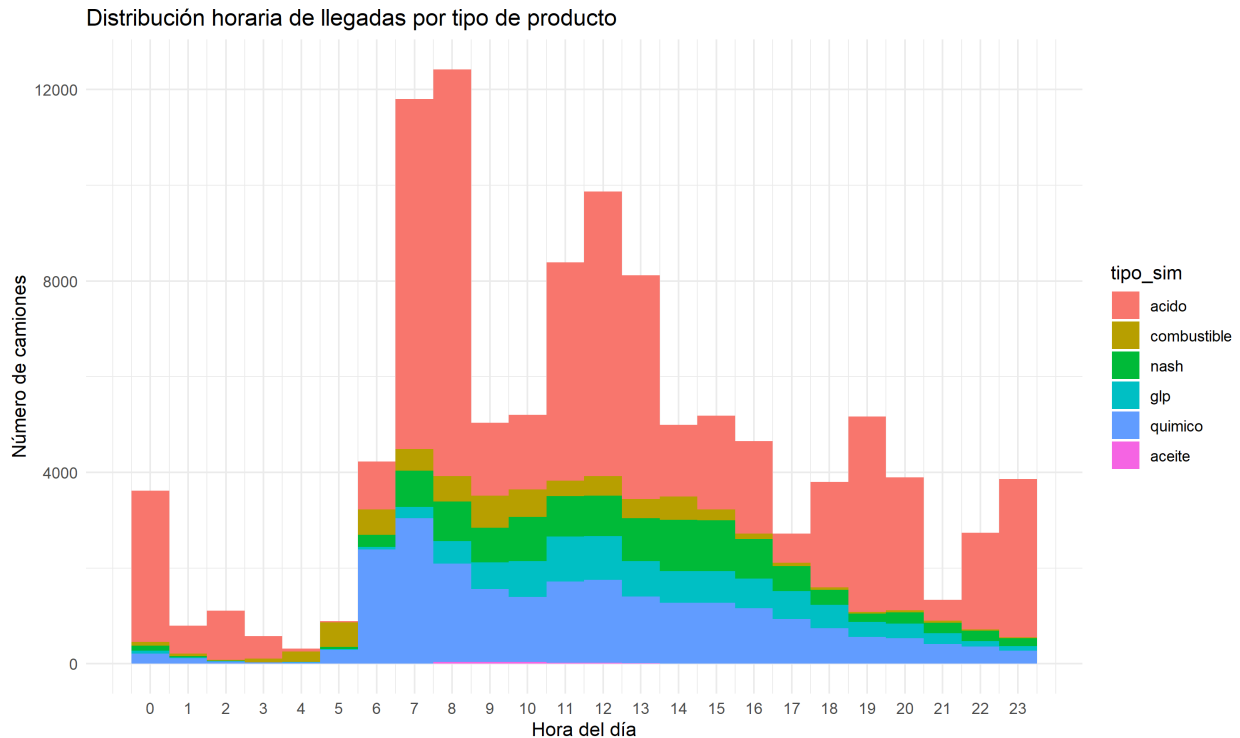


Figura 8: Distribución horaria de llegadas, agregada por tipo de producto

Se observan tres picos de demanda agregada claramente definidos (7 a 8, 11 a 12 y 19 horas), dominados en su mayoría por ácido, cuyo perfil marcadamente puntiagudo contrasta con el de químico, cuya contribución se mantiene comparativamente más estable a lo largo del horario diurno. Este contraste entre productos, una demanda altamente concentrada en el caso de ácido frente a una más distribuida en el caso de químico, es coherente con la diferencia en holgura de capacidad en hora punta ya reportada entre ambos (Tabla 14), y refuerza visualmente por qué un análisis de capacidad agregado para todo el sistema, sin desagregar por tipo de producto, ocultaría patrones de demanda sustancialmente distintos entre líneas.

10.1.7. Modelo Analítico de Colas: Limitaciones Estructurales y Validación Empírica

Como contraste metodológico frente al enfoque de simulación, se construyó un modelo analítico de colas M/G/c (aproximación de Allen–Cunneen, Ecuación 4) para la isla de químicos, agregando las tasas de llegada y momentos del tiempo de servicio de todos los productos que la utilizan, con las tres mesas de carga confirmadas en terreno como servidores.

Fracaso instructivo del modelo base. El modelo estimó un tiempo de espera en cola de apenas 0,11 minutos, frente a una espera real observada de 37,24 minutos, una subestimación de dos órdenes de magnitud. Esta discrepancia no refleja un error de cálculo, sino la insuficiencia del supuesto de estado estacionario del modelo: con una utilización promedio de apenas 13 % por mesa, la fórmula predice correctamente una espera casi nula bajo el supuesto de que la demanda se distribuye uniformemente en el tiempo, supuesto que la Sección 10.1.6 demuestra falso.

Hipótesis descartada: demanda “fantasma”. Se evaluó si la inclusión de productos históricos hoy discontinuados explicaba la subestimación. Tras un proceso de verificación cruzada, contrastando la configuración de mesas vigente contra la fecha de última llegada real de cada producto en disputa, lo que permitió corregir tres productos inicialmente clasificados como discontinuados, se recalculó el modelo únicamente con productos vigentes. El tiempo de espera estimado disminuyó (de 0,11 a 0,07 minutos) en lugar de aumentar, descartando esta hipótesis: remover demanda de un sistema ya poco cargado solo lo descarga más.

Hipótesis confirmada: restricción de *pooling* entre mesas. El supuesto de Allen–Cunneen de servidores completamente intercambiables no se cumple: según la configuración física de la isla, únicamente metanol, 13,7 % de la demanda vigente, puede utilizar las tres mesas de la isla de químicos; el 74,5 % de la demanda está restringida a dos mesas, y un 11,8 % a una sola, según la conexión de cada producto a su estanque de origen. Una prueba de sensibilidad, recalculando el modelo bajo distintos supuestos de servidores efectivos, se presenta en la Tabla 11.

Tabla 11: Sensibilidad del tiempo de espera teórico según servidores efectivos

Escenario	W_q estimado	% de la espera real explicado
$c = 3$ (pooling completo, supuesto original)	0,07 min	0,2 %
$c = 2$ (típico de la mayoría de la demanda)	1,07 min	2,9 %
$c = 1$ (peor caso, sin pooling)	18,60 min	50,0 %

Incluso en el escenario más conservador (un servidor efectivo por producto), la restricción de *pooling* explica la mitad de la brecha observada, evidencia sustancial de que la fragmentación estructural de la capacidad es un factor relevante, aunque queda un 50 % de la brecha sin explicar bajo este mecanismo únicamente.

El remanente: no-estacionariedad, no agrupamiento de corto plazo. Para explicar el 50 % restante bajo el supuesto más conservador de *pooling*, se estimó el coeficiente de variación al cuadrado de los tiempos entre llegadas (C_a^2) que sería necesario para cerrar la brecha completa, obteniéndose un valor de 2,33; considerablemente superior al valor de referencia de un proceso de Poisson puro ($C_a^2 = 1$). Esto sugirió como hipótesis de trabajo un agrupamiento de llegadas tipo convoy. Se midió entonces C_a^2 directamente de los tiempos entre llegadas reales, en dos niveles: agregando todas las horas del día, y restringiendo el análisis a franjas horarias de tasa aproximadamente constante (Tabla 12 y Figura 9).

Tabla 12: Coeficiente de variación al cuadrado de los tiempos entre llegadas (C_a^2), isla de químicos

Ventana de análisis	C_a^2 empírico
Agregado (todas las horas)	4,03
07:00–08:00, mismo día ($n = 1,556$)	0,84
12:00–13:00, mismo día ($n = 589$)	0,66

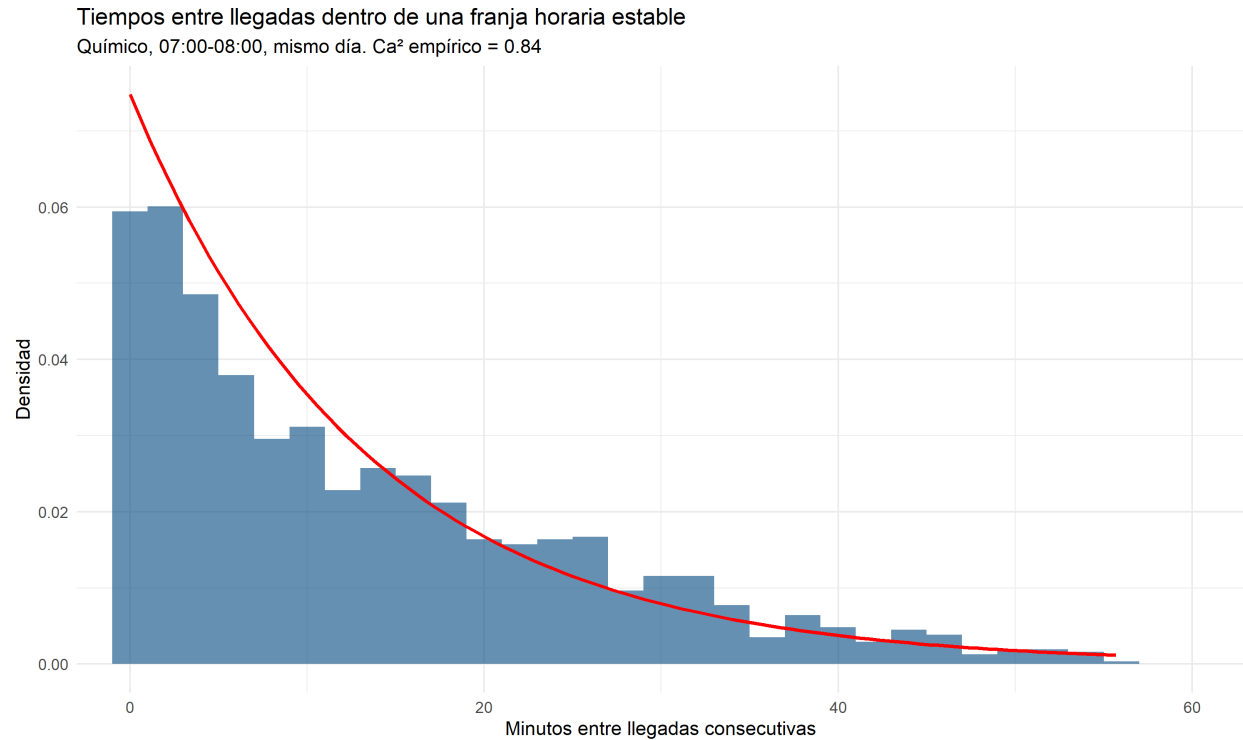


Figura 9: Tiempos entre llegadas dentro de una franja horaria estable, isla de químicos

Dentro de una ventana horaria de tasa estable, el C_a^2 desciende a valores cercanos o inferiores a los de un proceso de Poisson puro, lo opuesto de lo que predeciría un agrupamiento tipo convoy. Esto descarta el agrupamiento de corto plazo dentro de una misma hora como explicación del remanente, y atribuye la elevada variabilidad observada al agregar todas las horas ($C_a^2 = 4,03$) principalmente a la no estacionariedad de la tasa de llegada $\lambda(t)$ (Sección 10.1.6), no a convoyes de clientes dentro de una franja horaria específica.

Validación empírica del efecto de *pooling*. Finalmente, el efecto del número de mesas disponibles sobre la espera se contrastó directamente contra los datos históricos, mediante la prueba de Kruskal–Wallis ($\chi^2 = 486,38$; $p < 0,001$) sobre el tiempo de espera de los camiones, agrupados según el número de mesas habilitadas para su producto (Figura 10). Dado que el grupo de tres mesas corresponde a un único producto (metanol), se aisló el efecto del *pooling* de las características propias de dicho producto mediante una regresión lineal con el tiempo de servicio como covariable

de control:

$$\text{espera_min} \sim \text{factor}(n_mesas) + \text{servicio_min} \quad (16)$$

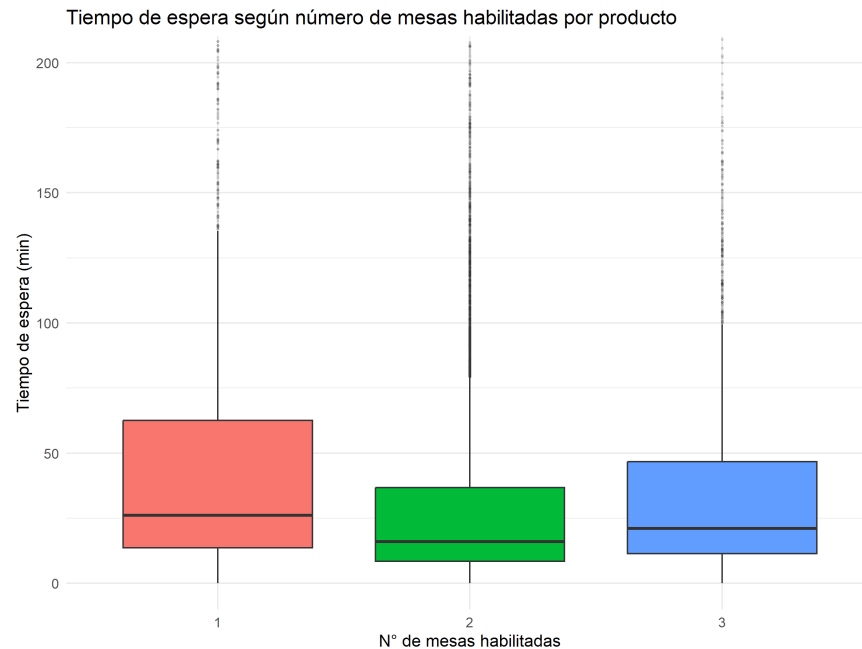


Figura 10: Tiempo de espera según número de mesas habilitadas por producto

Los residuos de este modelo violan el supuesto de homocedasticidad (prueba de Breusch–Pagan: $BP = 132,28$; $p < 0,001$), por lo que los coeficientes se reportan con errores estándar robustos (HC3). Los coeficientes estimados para dos y tres mesas resultaron prácticamente idénticos entre sí ($-9,67$ y $-9,62$ minutos respecto a una sola mesa, $p < 0,001$ en ambos casos; Figura 11), patrón de rendimientos decrecientes consistente con la teoría de colas: el mayor beneficio del *pooling* se obtiene en el primer incremento de capacidad, mientras que incrementos adicionales aportan un beneficio marginal decreciente bajo los niveles de utilización observados en esta isla.

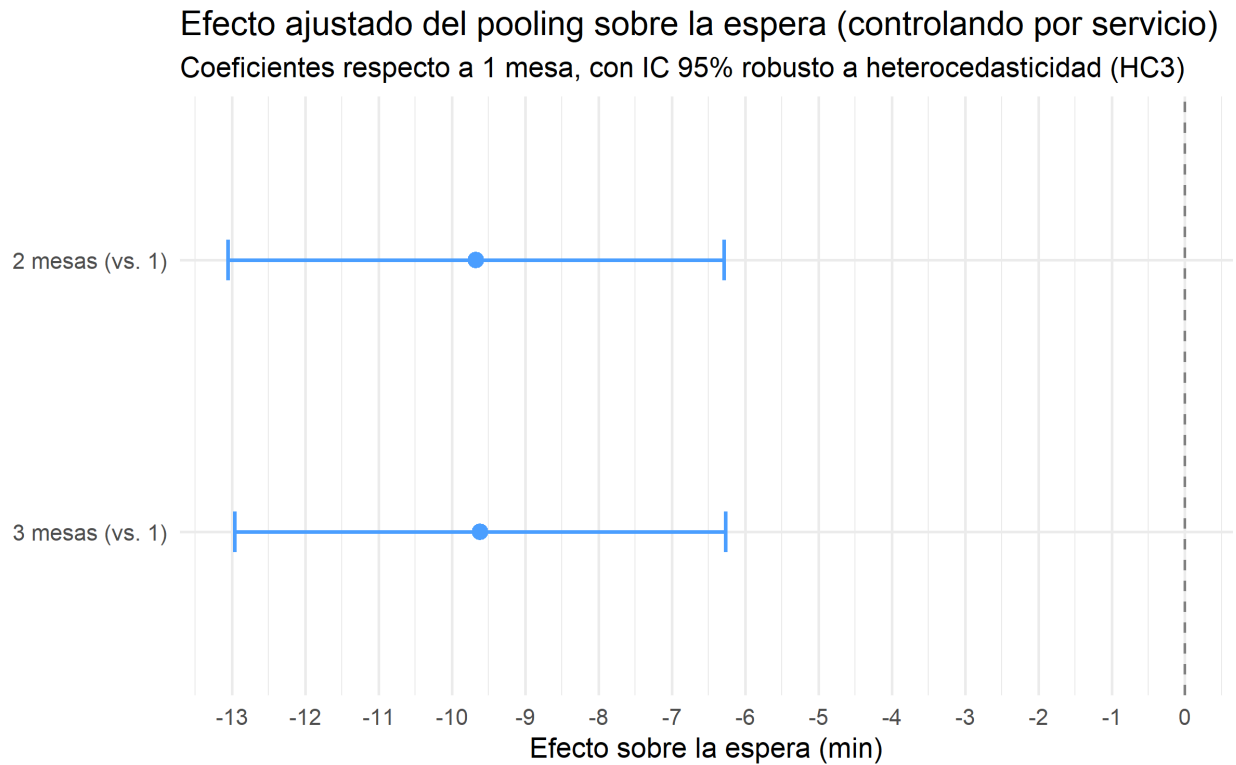


Figura 11: Efecto ajustado del *pooling* sobre la espera, con IC 95 % robusto a heterocedasticidad (HC3)

El tamaño del efecto asociado a la prueba de Kruskal–Wallis ($\eta_H^2 = 0,023$, es decir, cerca de un 2 % de la varianza de la espera) es pequeño en términos relativos, consistente con el R^2 de la regresión de control (0,033), reflejando que el número de mesas disponibles es uno de varios factores que determinan la espera, no el único. Su relevancia radica en la magnitud absoluta del efecto (~9,6 minutos), no en la proporción de varianza total explicada.

Variabilidad de espera por producto específico dentro de químico. Se evaluó si la variabilidad de espera observada entre productos individuales de la isla de químicos (Kruskal–Wallis, $\chi^2 = 737,15$; $df = 19$; $p < 0,001$) era enteramente atribuible a la restricción de *pooling* ya documentada, o si reflejaba una fuente adicional de variabilidad. Un modelo que incorpora el producto específico, además del número de mesas y el tiempo de servicio, mejora significativamente el ajuste (ANOVA de modelos anidados, $F = 30,98$; $p < 0,001$), y la diferencia persiste incluso al restringir el análisis a productos con idéntico número de mesas habilitadas (Kruskal–Wallis,

$\chi^2 = 36,38$; $df = 4$; $p < 0,001$), descartando que se trate de un artefacto de la covarianza entre producto y disponibilidad de mesas. La magnitud de este efecto adicional es, sin embargo, modesta (R^2 aumenta de 0,033 a 0,048), consistente con el patrón de tamaños de efecto pequeños observado en el resto del análisis de *pooling*. Se descarta modelar esta variabilidad como una distribución de espera calibrada directamente por producto, dado su carácter circular respecto a las variables ya utilizadas para explicarla; se identifica en cambio como evidencia adicional de que el patrón de llegada específico por cliente, no capturado en el presente análisis, constituye una línea de trabajo futuro relevante.

Reencuadre de negocio: pooling restringido como restricción entre clientes. Un análisis complementario, que cruza cada producto de la isla de químicos y NASH contra el cliente que lo demanda, muestra que 12 de los 15 productos o tipos que compiten por estas mesas corresponden, en la práctica, a un único cliente cada uno (nota de modelo de negocio: Oxiquim no es propietaria del producto ni de la flota que lo transporta, sino que presta un servicio de recepción, almacenamiento y despacho contratado de forma independiente por cada cliente). Esto reencuadra el hallazgo de *pooling* restringido presentado más arriba: no se trata de productos abstractos compitiendo por mesas, sino de clientes específicos, cada uno prácticamente mono-producto, forzados a compartir infraestructura física según a qué estanque conecta la mesa asignada a su producto. La restricción de *pooling* es, en el fondo, una restricción sobre a qué clientes distintos se les puede ofrecer más capacidad sin afectar a otros, no una característica abstracta del sistema. Se identificó además una excepción relevante al modelo de negocio general: para uno de los productos (metanol), el proveedor contrata el servicio de recepción y almacenamiento, pero posteriormente vende el producto a Oxiquim, que actúa como comprador y gestiona su propio retiro y distribución, esquema que le permite a la compañía capturar margen comercial adicional al cobro por servicio de terminal, y que explica por qué el registro de cliente en la etapa de despacho de ese producto corresponde a la propia Oxiquim.

Conclusión metodológica. Los tres análisis convergen en una conclusión: la subestimación del modelo analítico de colas se explica por la combinación de una restricción de *pooling* no capturada

por el supuesto estándar de servidores intercambiables, y por una demanda estructuralmente no estacionaria, no por un exceso de agrupamiento de llegadas en el corto plazo. Ningún modelo analítico cerrado de teoría de colas captura simultáneamente ambos mecanismos para un sistema con las características de TMQ, lo que constituye la justificación metodológica central del enfoque de simulación de eventos discretos adoptado en este trabajo.

10.1.8. Utilización Real, Holgura de Capacidad y Potencial de Agendamiento

Más allá de describir la espera, se buscó cuantificar cuántos camiones adicionales por día podría atender cada isla, y en qué medida esa capacidad depende de cuándo llegan los camiones y no solo de cuántos llegan en total, pregunta que conecta directamente con el título de esta memoria y con un eventual sistema de agendamiento y control de flujo de llegadas.

Capacidad teórica vs. real, agregada por tipo de producto. Utilizando $\text{camiones_día}_{\text{teórico}} = c_{\text{mesas}} \times 1440 / \text{servicio_medio}$ (supuesto de operación continua de 24 horas, sin descontar mantenimiento ni cambios de turno) contra el volumen real observado, se obtiene el porcentaje de capacidad utilizada en promedio (Tabla 13).

Tabla 13: Capacidad teórica vs. real, por tipo de producto (promedio 24 horas)

Tipo	c mesas	Servicio medio	Camiones/día teórico	Camiones/día real	% capacidad usada
Ácido	4	37,6 min	153,0	25,6	16,7 %
Combustible	3	30,0 min	144,0	2,5	1,7 %
NASH	2 (solo carga)	58,6 min	49,1	4,62	9,4 %
GLP	1	63,9 min	22,5	3,7	16,4 %
Químico	3	57,4 min	75,3	9,8	13,0 %
Aceite	1	85,5 min	16,8	0,07	0,4 %

Estos porcentajes promedian sobre 24 horas y 365 días al año, exactamente el tipo de promedio que ya se demostró engañoso en la verificación de la Ley de Little y en el modelo analítico de colas presentados anteriormente, y no deben interpretarse como margen disponible sin el ajuste por hora punta que se presenta a continuación.

Utilización en hora punta: el número que realmente importa. Repitiendo el cálculo de ρ usando el perfil $\lambda(t)$ específico de la hora de mayor demanda de cada tipo, en vez del promedio de 24 horas, la lectura cambia sustancialmente (Tabla 14).

Tabla 14: Utilización en hora punta vs. promedio de 24 horas

Tipo	% uso promedio 24h	Hora punta	ρ en hora punta	Margen real en hora punta
Ácido	16,7 %	8h	55,6 %	44,4 %
Químico	13,0 %	7h	40,5 %	59,5 %
GLP	16,4 %	11h	41,8 %	58,2 %
NASH	9,4 %	14h	21,8 %	78,2 %
Combustible	1,7 %	9h	4,7 %	95,3 %
Aceite	0,4 %	9h	2,3 %	97,7 %

La Tabla 14 calcula λ en la hora de mayor demanda dividiendo por la totalidad de los días del período, incluyendo fines de semana. Se verificó, sin embargo, que la actividad de fin de semana difiere sustancialmente entre tipos de producto: ácido, combustible y aceite muestran una caída pronunciada o nula actividad los días domingo (1,8 %, 4,4 % y 0 % de los domingos del período con al menos un camión registrado, respectivamente), mientras que químico, GLP y NASH mantienen actividad de fin de semana comparable a la de un día hábil. Este patrón diluye el promedio de λ en la hora punta de los primeros tres tipos, subestimando su utilización real en un día de operación típico. La Tabla 15 repite el cálculo restringiendo el denominador a días hábiles (lunes a viernes) exclusivamente.

Tabla 15: Utilización en hora punta, corregida por patrón de día de la semana (solo días hábiles)

Tipo	% uso promedio 24h	Hora punta (días hábiles)	ρ en hora punta	Margen real en hora punta
Ácido	16,7 %	8h	75,9 %	24,1 %
Químico	13,0 %	7h	53,9 %	46,1 %
GLP	16,4 %	11h	48,4 %	51,6 %
NASH	9,4 %	15h	26,1 %	73,9 %
Combustible	1,7 %	9h	5,6 %	94,4 %
Aceite	0,4 %	9h	3,3 %	96,7 %

Nota sobre el cálculo para combustible: la utilización en hora punta de combustible asume tres mesas dedicadas (Isla 2), una simplificación, dado que estas mesas se comparten con Corsol, Axxsol, Hyprene y Polioli. Una prueba de sensibilidad independiente, que incorpora la demanda ponderada

real de estos productos en la misma hora punta, arroja un margen de 94,5 %, prácticamente idéntico al 94,4 % obtenido por la corrección de días hábiles; dos caminos metodológicamente distintos convergen en el mismo valor, y en ningún criterio probado este tipo de producto compite de forma relevante por el recurso.

Bajo el criterio corregido, ácido resulta ser el tipo con menor margen real en su hora de mayor demanda (24,1 %), notoriamente más ajustado que químico y GLP (46,1 % y 51,6 %, respectivamente), que a su vez muestran un margen sensiblemente menor que NASH (73,9 %). Combustible y aceite mantienen un margen superior al 94 % incluso bajo esta corrección, confirmando que no compiten de forma relevante por el recurso en ningún criterio de cálculo probado. La conclusión operativa se precisa, por tanto: ácido es el caso prioritario claro para un sistema de agendamiento de llegadas; químico y GLP quedan como candidatos secundarios, ahora mejor diferenciados entre sí.

Holgura de capacidad bajo un umbral seguro de utilización. Se estimó la holgura de capacidad diaria bajo un umbral seguro de utilización (85 %, valor de referencia adoptado como supuesto de planificación, y no derivado de los datos: bajo el término $(1 - \rho)$ de la fórmula de Pollaczek–Khinchine la espera se cuadruplica entre $\rho = 0,85$ y $\rho = 0,96$, de modo que el umbral acota la zona de crecimiento explosivo; el resultado de holgura debe leerse como sensible a esta elección), agregando la capacidad no utilizada hora por hora según el perfil real de llegadas $\lambda(t)$. La holgura relativa al techo propio de cada isla resultó más ajustada para ácido (80,4 %) y GLP (80,7 %) que para el resto de los tipos de producto, coincidiendo con que estas dos islas presentan también la mayor utilización en su hora de mayor demanda. Esto identifica a ácido y GLP como los candidatos donde un sistema de agendamiento de horarios de llegada tendría el mayor efecto marginal sobre la capacidad efectiva del terminal.

Este resultado debe interpretarse como un techo de referencia teórico y no como una proyección de capacidad segura: los hallazgos presentados sobre restricción de *pooling* y no estacionariedad de la demanda indican que este sistema no se comporta como una cola de estado estacionario simple, por lo que acercarse a dicho umbral probablemente generaría esperas mayores a las que

una estimación de colas básica sugeriría. Adicionalmente, su viabilidad depende de la disposición de los clientes, quienes gestionan de forma independiente su propia flota de camiones, a operar en ventanas horarias de menor congestión.

Sensibilidad frente a una eventual restricción horaria nocturna. Como línea de trabajo adicional, se evaluó la sensibilidad de la holgura de capacidad frente a una eventual restricción del horario operacional. Esta propuesta se fundamenta en un riesgo documentado oficialmente en Chile: la fatiga del conductor es un factor de riesgo relevante en los accidentes de buses y camiones en ruta (Comisión Nacional de Seguridad de Tránsito (CONASET), 2006), con estimaciones de la Asociación Chilena de Seguridad que la sitúan como causa presente en hasta un 80 % de los accidentes del sector (Asociación Chilena de Seguridad (ACHS), 2007). Evidencia internacional adicional muestra que el riesgo de error de conducción escala específicamente con sesiones de manejo nocturno prolongadas, más allá de las horas totales conducidas (Sagaspe et al., 2008). Esta dimensión de seguridad se suma a la de exposición comunitaria propia del entorno de Quintero, y conecta directamente con la gestión de riesgo operacional como eje de sostenibilidad corporativa en el rubro del transporte de carga.

Se construyeron tres escenarios ilustrativos, de menor a mayor restricción (05:00–24:00, 06:00–22:00 y 07:00–19:00 horas), sin que ninguno corresponda a una política actualmente vigente en el terminal. Los resultados muestran que la holgura relativa se reduce de forma proporcional a la severidad de la restricción para todos los tipos de producto, sin alterar el orden relativo ya identificado: ácido y GLP permanecen como los tipos más ajustados en los tres escenarios (Figura 12). Esto sugiere que, de adoptarse una restricción horaria nocturna por motivos de seguridad vial y gestión comunitaria, el efecto sobre la capacidad efectiva del terminal sería cuantificable y proporcional, sin invalidar las prioridades de intervención ya identificadas en esta memoria.

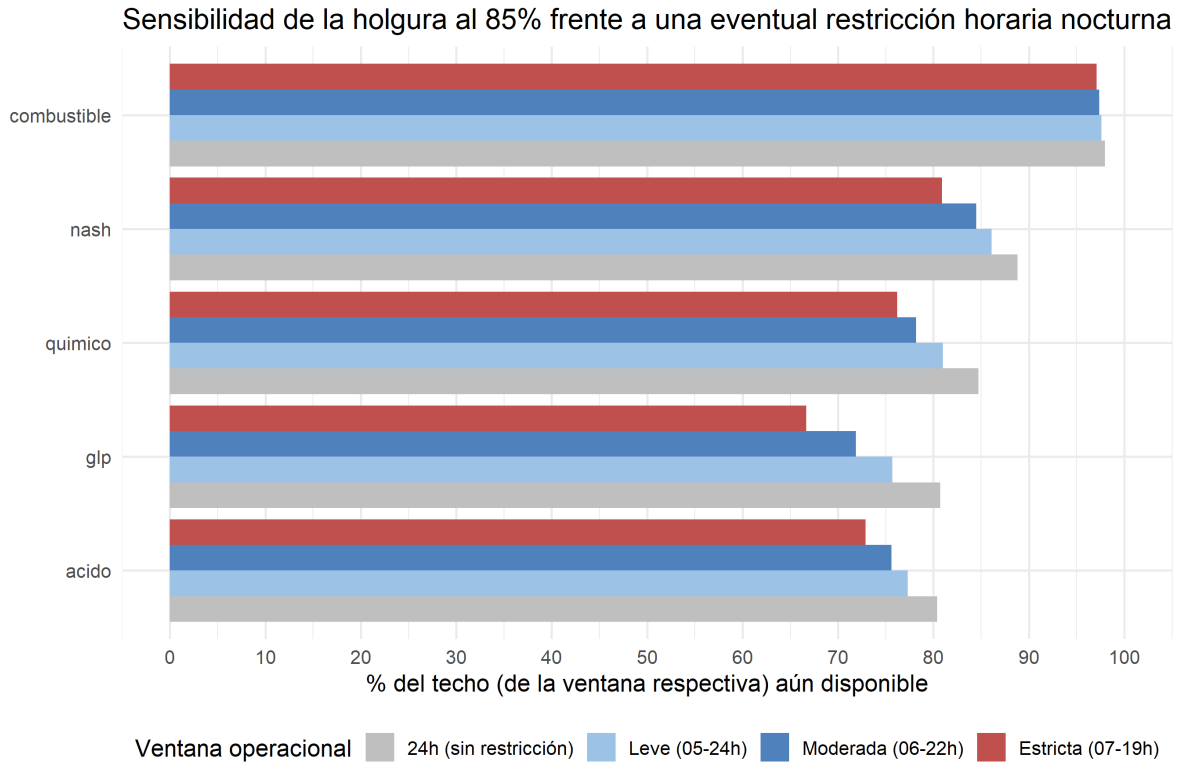


Figura 12: Holgura de capacidad relativa por tipo de producto bajo tres escenarios de restricción horaria nocturna

Validación directa: dirigir el crecimiento a horas valle reduce la espera de forma sustancial.

Para poner a prueba directamente el supuesto de que dirigir crecimiento de demanda hacia horas valle atenuaría su efecto sobre la espera, en comparación con un crecimiento uniforme, se extendió el motor de simulación de eventos discretos de la isla de químicos y NASH (más adelante en este capítulo) para aceptar una tasa de llegada horaria modificada, repartiendo un monto de crecimiento total idéntico al ya evaluado en el barrido uniforme (+100 % y +200 %) de forma ponderada por la holgura disponible en cada hora, en lugar de pareja en las 24 horas (Tabla 16).

Tabla 16: Espera bajo crecimiento uniforme vs. dirigido a horas valle, mismo monto total de crecimiento

Crecimiento	Producto	Uniforme	Dirigido a valle	Reducción
+100 %	Químico	32,0 min [31,0; 33,1]	23,7 min [22,8; 24,7]	25,9 %
+100 %	NASH	34,9 min [33,9; 35,9]	24,8 min [23,6; 26,0]	28,9 %
+200 %	Químico	55,8 min [53,7; 57,9]	30,9 min [29,9; 31,9]	44,6 %
+200 %	NASH	66,2 min [64,1; 68,4]	33,2 min [31,5; 34,9]	49,8 %

Las cuatro comparaciones, sin excepción, muestran una espera significativamente menor bajo el reparto dirigido a horas valle (Figura 13). El hallazgo más relevante no es solo que dirigir el crecimiento sea mejor, sino que la ventaja se amplía a medida que aumenta el nivel de crecimiento total (de 25,9 % a 44,6 % en químico; de 28,9 % a 49,8 % en NASH): mientras mayor es el crecimiento de demanda, más importa cómo se distribuye en el tiempo, no solo cuánta demanda adicional hay. La utilización simulada de mesa bajo el escenario dirigido se mantiene muy por debajo del 85 % asumido incluso en el escenario más exigente (+200 %; mesa más cargada: 58,8 %), confirmando que el mecanismo detrás de esta reducción es evitar que la hora de mayor demanda se acerque a la región de crecimiento no lineal de la espera, consistente con el término $(1 - \rho)$ de la fórmula de Pollaczek–Khinchine presentada en el Marco Teórico. Esta comparación no es pareada (se contrastan los intervalos de confianza de ambos escenarios, dado que las réplicas individuales del barrido uniforme original no se conservaron), a diferencia de las comparaciones por semillas comunes de las secciones anteriores; no obstante, la separación entre ambos intervalos de confianza es lo suficientemente amplia como para no alterar la conclusión. Este resultado valida cuantitativamente, mediante simulación directa y no mediante una fórmula de colas ya demostrada insuficiente para este sistema, el valor de un eventual sistema de agendamiento de horarios de llegada como palanca de capacidad efectiva.

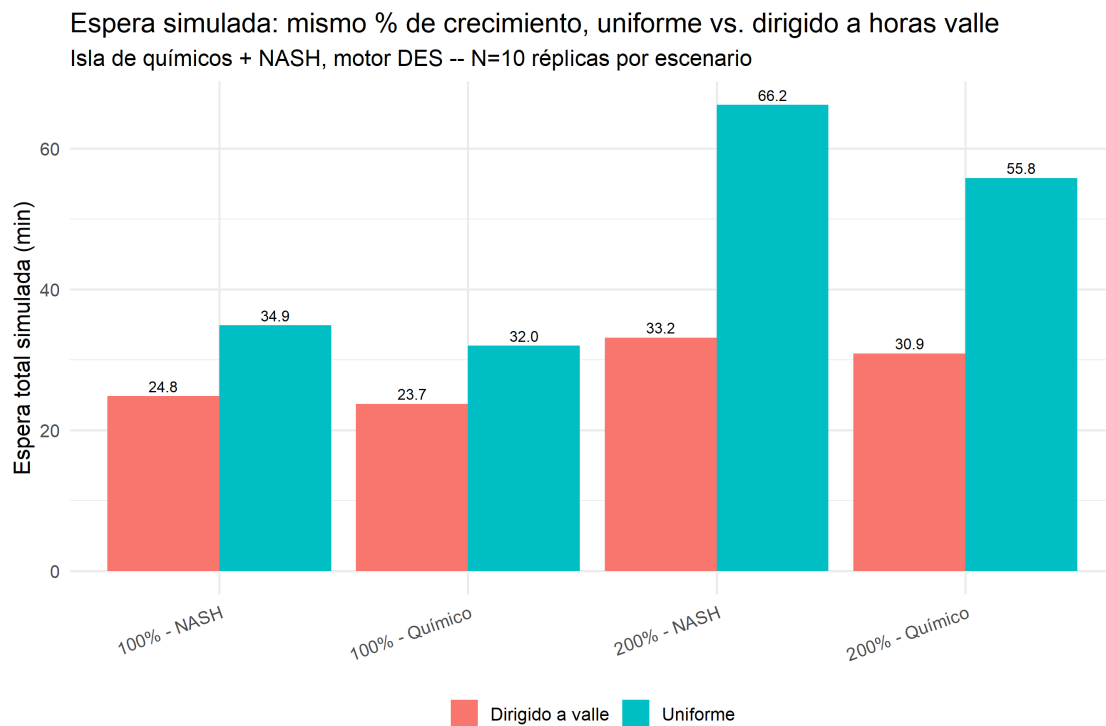


Figura 13: Espera simulada bajo crecimiento uniforme y dirigido a horas valle, para el mismo monto total de crecimiento (N=10 réplicas por escenario)

10.1.9. Validación Progresiva del Motor de Simulación de Eventos Discretos

A diferencia del modelo analítico de colas, el motor de simulación de eventos discretos construido en R (Sección 9.3) sí logra aproximar la espera real observada, mediante un proceso incremental de siete versiones, cada una incorporando un mecanismo adicional identificado en el análisis estadístico previo (Tabla 17). Esta progresión es en sí misma una narrativa metodológica: muestra, paso a paso, qué mecanismos son necesarios para explicar la brecha que el modelo analítico dejó sin resolver.

Tabla 17: Progresión de validación del motor de simulación (isla de químicos y NASH)

Versión	Descripción	Espera químico	Espera NASH
V1	Sintético, una corrida	3,86 min	–
V2	Monte Carlo sintético (30 réplicas)	3,06 min [IC 95 %: 2,81; 3,31]	–
V3	+ NASH-carga compitiendo por mesa	3,68 min [IC 95 %: 3,37; 3,99]	–
V4	<i>Trace-driven</i> (secuencia histórica real)	9,34 min	10,82 min
V5	+ báscula de entrada compartida	9,39 min (descartada, $\rho \approx 0,036$)	–
V6	+ piso administrativo (<i>bootstrap</i>)	26,95 min (72,4 % del real)	28,40 min (61,4 % del real)
V7	+ incidente de baja probabilidad (percentil 90)	41,43 min (+11 % sobre el real)	43,93 min (–5 % del real)
Real observada	–	37,24 min	46,28 min

Mecanismo técnico de cada versión. Las llegadas de V1 y V2 son sintéticas: se generan mediante el mismo algoritmo de adelgazamiento (*thinning*) de un proceso de Poisson no homogéneo descrito en el Marco Teórico, que respeta el perfil real $\lambda(t)$ por hora pero produce, en cada ejecución, una secuencia de instantes de llegada distinta de la que efectivamente ocurrió; a cada llegada se le asigna un producto ponderado por su demanda real y un tiempo de servicio remuestreado del historial, pero ni el momento exacto ni la secuencia de productos coinciden con ningún día real. V1 corresponde a una única ejecución de 90 días simulados; V2 repite exactamente el mismo mecanismo 30 veces con semillas distintas, no como una versión conceptualmente nueva del motor, sino como respuesta a cuánto varía el resultado de una corrida a otra, convirtiendo la cifra puntual de V1 en una media con intervalo de confianza. V3 agrega un segundo generador de llegadas sintéticas, con el mismo algoritmo y el $\lambda(t)$ propio de NASH, compitiendo por las mismas mesas: hasta ese punto, la demanda de NASH había quedado excluida de todo el análisis previo (ni el modelo M/G/c ni el *pooling* ponderado la incluían), pese a competir físicamente por mesa_1 y mesa_2.

V4 reemplaza las llegadas sintéticas por la secuencia *trace-driven*: se reproduce el historial real, camión por camión, en el orden cronológico exacto en que ocurrió, sin ningún componente aleatorio, por lo que basta una única ejecución determinística. Esta versión se introduce para aislar una pregunta abierta tras V3: si la espera seguía muy por debajo de la real, ¿el problema estaba en cómo se generaban las llegadas sintéticas, que podrían no capturar correlación a una escala mayor que la de una hora (variación por día de la semana, agrupamiento por cliente), o en la lógica de colas en sí (elegibilidad de mesa, política de asignación)? Al reemplazar únicamente el mecanismo

de generación de llegadas y mantener idéntica la lógica de colas, el salto en la espera resultante (de 3,68 a 9,34 minutos) aísla la respuesta: existía correlación real en los datos que el generador sintético, pese a ser matemáticamente correcto, no lograba reproducir.

Hallazgos metodológicos de la progresión. La versión V5 permitió descartar la báscula de entrada compartida como cuello de botella relevante: aun agregando ácido y combustible al modelo, su utilización agregada resultó demasiado baja ($\rho \approx 0,036$) para generar cola. La versión V6 identificó, en cambio, un “piso” de espera independiente de la congestión, de 9 a 18 minutos según la isla, confirmado empíricamente incluso en observaciones con cero camiones activos compitiendo por mesa, correspondiente a un proceso administrativo o documental que ocurre siempre, modelado como una demora aditiva por remuestreo, sumada después de concluida la simulación de cola pura de V4; deliberadamente no se implementa como un recurso adicional dentro del motor de eventos discretos, dado que hacerlo contaminaría la contabilidad interna de tiempo de actividad que el motor usa para calcular la espera de cola. V6 constituye una estimación conservadora: en las tres líneas evaluadas el promedio simulado quedó por debajo de la espera real observada. La versión V7 agregó un mecanismo de incidente de baja probabilidad: para cada camión simulado, con una probabilidad calibrada empíricamente (la frecuencia real de observaciones sobre el percentil 90 de espera), su tiempo de espera de V6 se reemplaza por completo, no se le suma, por un valor remuestreado de esas mismas observaciones extremas reales, modelando que un incidente operacional domina por sobre la dinámica normal del sistema cuando ocurre, en vez de agregarse como un componente adicional a ella. El estadístico D mide la distancia vertical máxima entre las funciones de distribución acumulada empírica de la espera simulada y la real ($D = \sup_x |F_{sim}(x) - F_{real}(x)|$); a diferencia del valor p de la misma prueba, que con más de 20.000 observaciones resulta significativo para prácticamente cualquier diferencia por pequeña que sea, D sí es interpretable en magnitud, en puntos porcentuales de la peor discrepancia posible entre ambas curvas acumuladas. Bajo este criterio, V7 mejora el ajuste de la forma completa de la distribución respecto a V6 (D desciende de 0,162 a 0,104, consistente con la nota visual ya presentada sobre la cola derecha), pero a costa de perder la propiedad conservadora de V6 en la isla de químicos (+11 % sobre lo real). Dado que su calibración, que corresponde a un reemplazo total por un percentil 90 genérico en lugar de una mezcla probabilística más fina, se recomienda documentar V7 como un refinamiento de sensibi-

lidad sobre la cola derecha de la distribución, y reportar V6 como la estimación primaria de este trabajo.

Intervalo de confianza para la estimación primaria (V6). A diferencia de V2/V3, cuyas llegadas se generan aleatoriamente, V4–V6 utilizan la secuencia histórica real de llegadas como dato determinístico; la única fuente de variación posible en esa estimación es el remuestreo (*bootstrap*) del piso administrativo. Como verificación adicional de robustez, se repitió 30 veces este procedimiento de remuestreo, obteniéndose un intervalo de confianza al 95 % de [26,81; 26,95] minutos para químico y [27,97; 28,19] minutos para NASH. El punto estimado reportado como resultado principal (26,95 y 28,40 minutos, respectivamente, obtenido de una única extracción) resulta coherente con este intervalo, confirmando que no corresponde a un valor atípico del procedimiento de remuestreo; se mantienen 26,95 y 28,40 minutos como las cifras de referencia en el resto de esta memoria, dado que las cifras de captura (72,4 %/61,4 %) y la prueba de Kolmogorov–Smirnov ya reportadas se calcularon sobre esa extracción específica.

La corrección de alcance de NASH (Sección 9.3: solo el 52,3 % del volumen, correspondiente a carga, compite efectivamente por mesa_1/mesa_2) resultó determinante para la validez de este resultado: una versión preliminar que asumía el 100 % de NASH compitiendo por mesa arrojaba una captura aparente de 76,4 %, cifra que se corrigió a 61,4 % (V6) una vez separado el flujo de descarga, que opera en mesas independientes. La cifra corregida es más honesta y sugiere que NASH tiene además una dinámica propia no explicada solo por la competencia de mesa, consistente con tratarse, en la práctica, de un cliente prácticamente único.

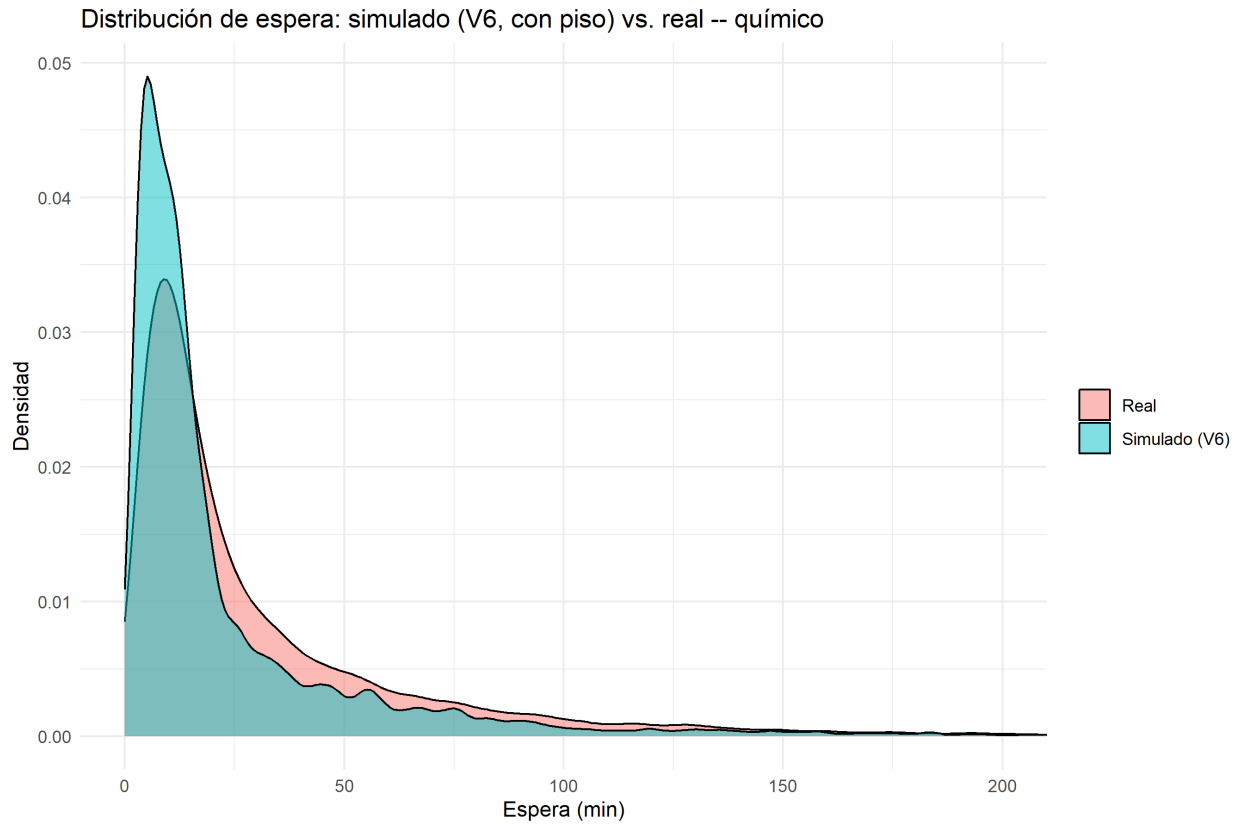


Figura 14: Distribución de la espera simulada (V6) vs. la espera real, isla de químicos

Nota sobre la interpretación visual de la distribución (V6, Figura 14): al comparar la curva de espera simulada por V6 contra la distribución real, se observan dos rasgos aparentemente distintos (una cola derecha más liviana en lo simulado, y un pico más alto y angosto) que no son fenómenos independientes: al tratarse de densidades normalizadas a área unitaria, la mayor masa de probabilidad que la distribución real concentra en la cola derecha (esperas extremas, ligadas a incidentes puntuales no modelados en V6) implica necesariamente una menor concentración en el pico. Ambos rasgos son manifestaciones simultáneas de una misma causa, la ausencia del mecanismo de incidentes en V6, no dos limitaciones separadas del motor.

Extensión a Isla 2: el mejor resultado de validación obtenido. El motor inicial de Isla 2 trataba sus tres mesas como un *pool* exclusivo de combustible, sin considerar que Polioli y una fracción de otros productos químicos comparten físicamente esas mismas mesas. Al incorporar ese volumen

adicional (7.145 camiones reales frente a los 5.988 del motor simplificado, un 19 % más) y el mismo componente de piso administrativo, el motor extendido de Isla 2 alcanzó la mejor validación entre todos los motores construidos (Tabla 18).

Tabla 18: Comparación de todos los motores de simulación de eventos discretos construidos

Motor	Espera simulada	Espera real	% capturado
Químico (V6)	26,95 min	37,24 min	72,4 %
NASH (V6)	28,40 min	46,28 min	61,4 %
Isla 2, simplificado (solo combustible)	20,42 min	28,49 min	71,7 %
Isla 2, completo (con productos compartidos)	22,07 min	26,24 min	84,1 %

Que Isla 2 alcance la mejor captura es consistente con el resto de los hallazgos de este trabajo: su producto dominante (gasolina 97, 53 % del volumen real) goza de *pooling* completo entre las tres mesas, sin la fragmentación de acceso que caracteriza a la isla de químicos, dado que en ese sentido hay menos fricción estructural que el motor deba reproducir. Este resultado refuerza, desde un caso independiente, que la restricción de *pooling* (no la simulación en sí) es el factor que más limita la fidelidad de un modelo de este sistema.

La Figura 15 contrasta la distribución completa de la espera simulada contra la real para esta isla, análogamente a la Figura 14 construida para químico/NASH. El ajuste resulta sustancialmente mejor: $D = 0,072$ (Kolmogorov–Smirnov), menos de la mitad del $D = 0,162$ obtenido para V6 en la isla de químicos; consistente con la menor fragmentación de *pooling* ya señalada, esta isla no solo captura mejor la media de la espera real, sino la forma completa de su distribución.

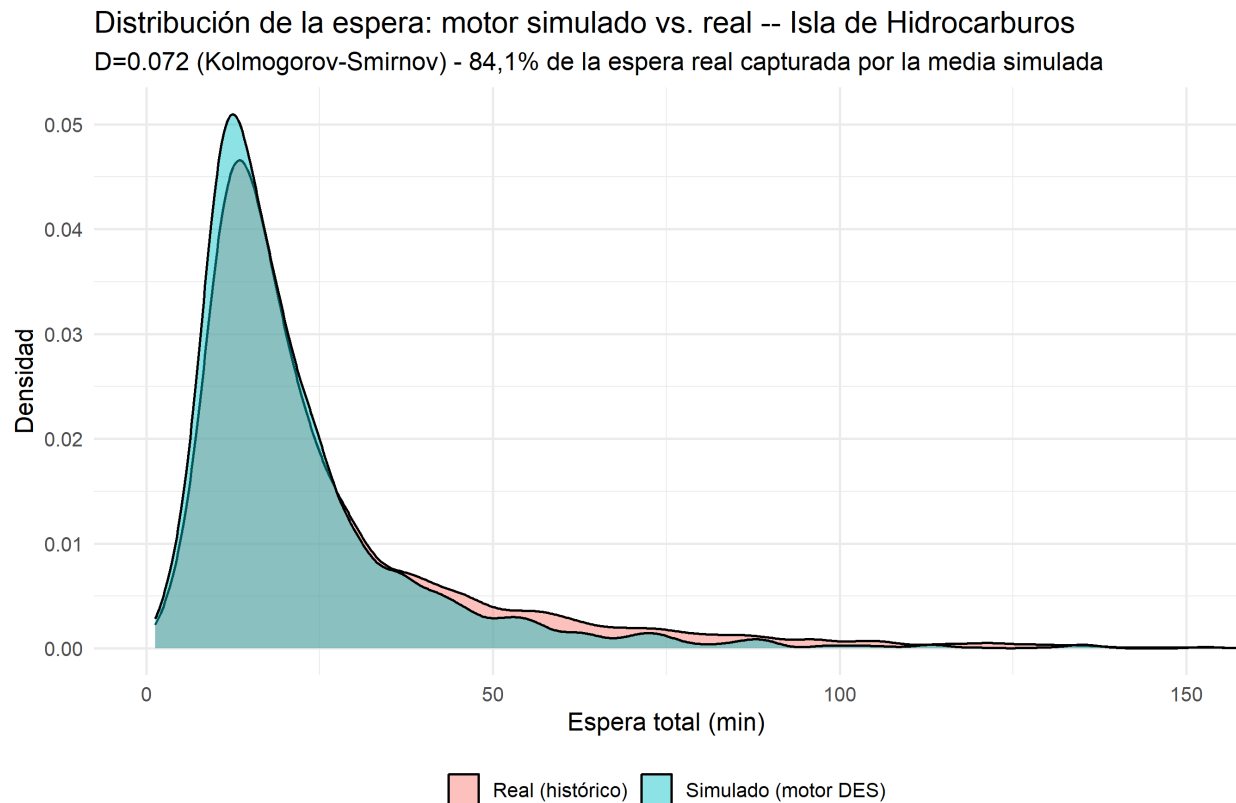


Figura 15: Distribución de la espera simulada vs. la espera real, Isla de Hidrocarburos

Validación adicional del motor de Isla 2: confirmación externa y prueba de escenarios de crecimiento. La asignación de mesas de Isla 2 construida empíricamente (a partir del parseo del campo de observación del conjunto de datos operacionales) se contrastó contra la tabla oficial de configuración física del terminal, confirmando una coincidencia exacta producto por producto: esta no es una configuración inferida únicamente de patrones estadísticos, sino una que coincide con el documento de configuración vigente. Adicionalmente, se utilizó la herramienta de apoyo a decisiones para simular escenarios de crecimiento de demanda de hasta 300 % sobre la configuración vigente, con el mismo diseño de comparación pareada (misma semilla aleatoria en ambos escenarios) descrito en la Sección de Metodología. La utilización promedio se mantiene muy por debajo del umbral de saturación considerado (85 %, sección anterior) incluso en el escenario más extremo evaluado (11 % de utilización con 300 % de crecimiento de demanda), confirmando empíricamente, mediante el motor de simulación completo y no solo el análisis de capacidad teórica, que esta

isla concentra la mayor holgura de capacidad del terminal. Se observó además que la espera total permanece prácticamente estable ante este crecimiento (22,0 a 23,3 min), dado que a los niveles de utilización involucrados la espera está dominada por el componente de demora administrativa fija identificado en la validación del motor, y no por la competencia de cola entre camiones.

Barrido sistemático de crecimiento de demanda para químico y NASH: el punto de quiebre real. A diferencia de Isla 2, la isla de químicos concentra, según el análisis de holgura presentado anteriormente en este capítulo, el mayor valor marginal esperado de un futuro sistema de agendamiento. Se ejecutó un barrido sistemático de crecimiento de demanda (0 % a 300 %, en incrementos de 25 puntos porcentuales, 10 réplicas de Monte Carlo por nivel) sobre la configuración vigente, reutilizando el mismo motor de simulación validado en las subsecciones anteriores, sin modificar su lógica (Tabla 19 y Figura 16).

Tabla 19: Barrido de crecimiento de demanda: espera y utilización de mesas (químico y NASH)

Crecimiento	Espera químico (min)	Espera NASH (min)	Util. mesa 1	Util. mesa 2	Util. mesa 3
0 %	20,7	21,3	16,6 %	21,9 %	8,9 %
25 %	23,1	23,4	20,1 %	26,8 %	12,2 %
50 %	24,9	27,1	23,8 %	31,1 %	15,8 %
75 %	27,7	29,8	27,5 %	35,6 %	19,9 %
100 %	32,0	34,9	31,2 %	39,8 %	24,2 %
125 %	36,6	40,1	34,7 %	44,1 %	28,7 %
150 %	41,1	46,8	38,5 %	48,2 %	32,8 %
175 %	49,3	56,1	41,5 %	51,7 %	37,7 %
200 %	55,8	66,2	45,4 %	55,5 %	41,8 %
225 %	68,4	81,6	48,9 %	59,0 %	46,8 %
250 %	77,7	93,6	52,5 %	61,9 %	51,4 %
275 %	93,0	115	57,0 %	65,5 %	56,1 %
300 %	111	140	61,2 %	69,4 %	60,2 %

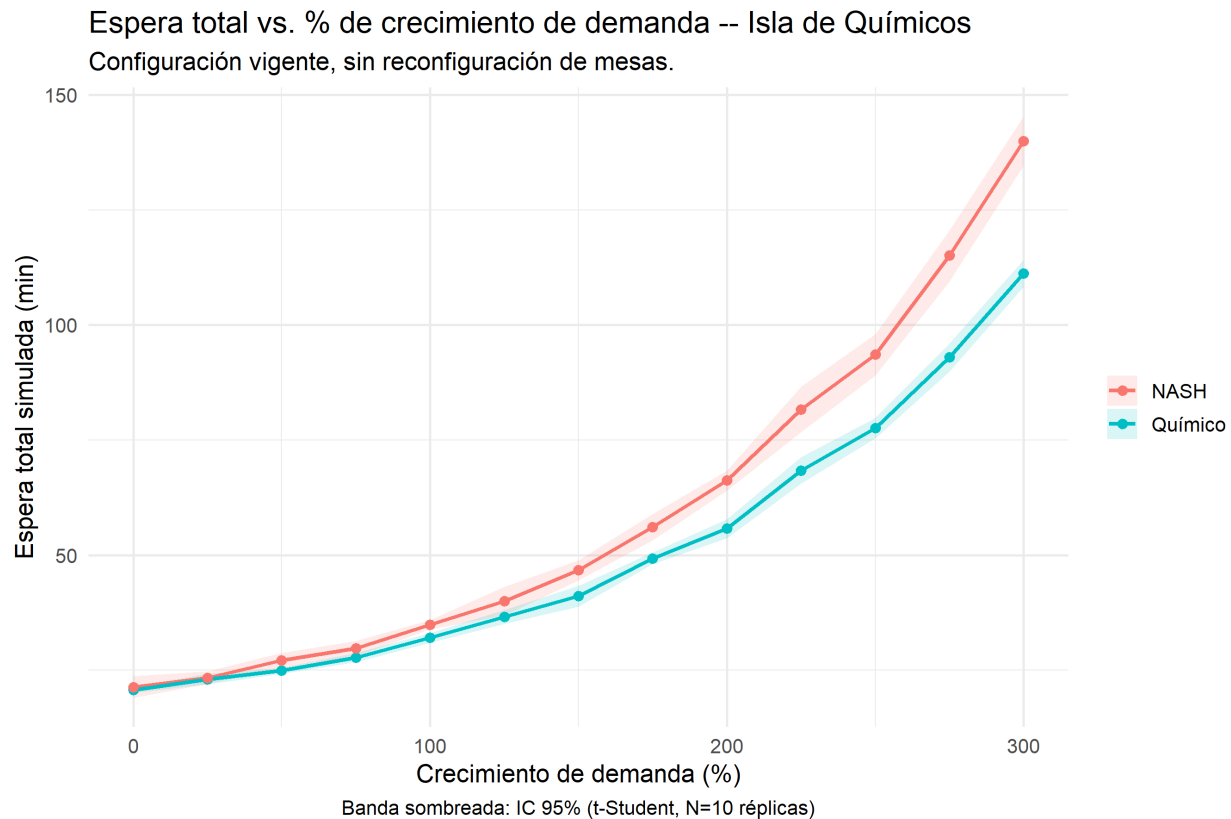


Figura 16: Espera simulada vs. % de crecimiento de demanda, químico y NASH (banda: IC 95 %)

El criterio de utilización de mesa no es un indicador temprano confiable. Ninguna mesa alcanza siquiera un 70 % de utilización promedio dentro de todo el rango evaluado (máximo: mesa 2 con 69,4 % a 300 % de crecimiento; Figura 17). Sin embargo, la espera sí se dispara de forma claramente no lineal: el incremento marginal de espera por cada 25 puntos porcentuales adicionales de crecimiento se multiplica entre 5 y 8 veces al comparar el tramo inicial con el tramo final del barrido, y la aceleración se vuelve visible entre 150 % y 200 % de crecimiento, mucho antes de que cualquier mesa individual se acerque a un umbral de saturación tradicional (90 % a 100 %). Esta es la confirmación empírica directa, mediante el motor de simulación completo, del mismo mecanismo descrito de forma teórica en el Marco Teórico: el término $1/(1 - \rho)$ de la fórmula de Pollaczek–Khinchine acelera la espera de forma no lineal considerablemente antes de que ρ se aproxime a 1. El motor de simulación reproduce este comportamiento cualitativo sin que haya sido impuesto explícitamente en su lógica interna.

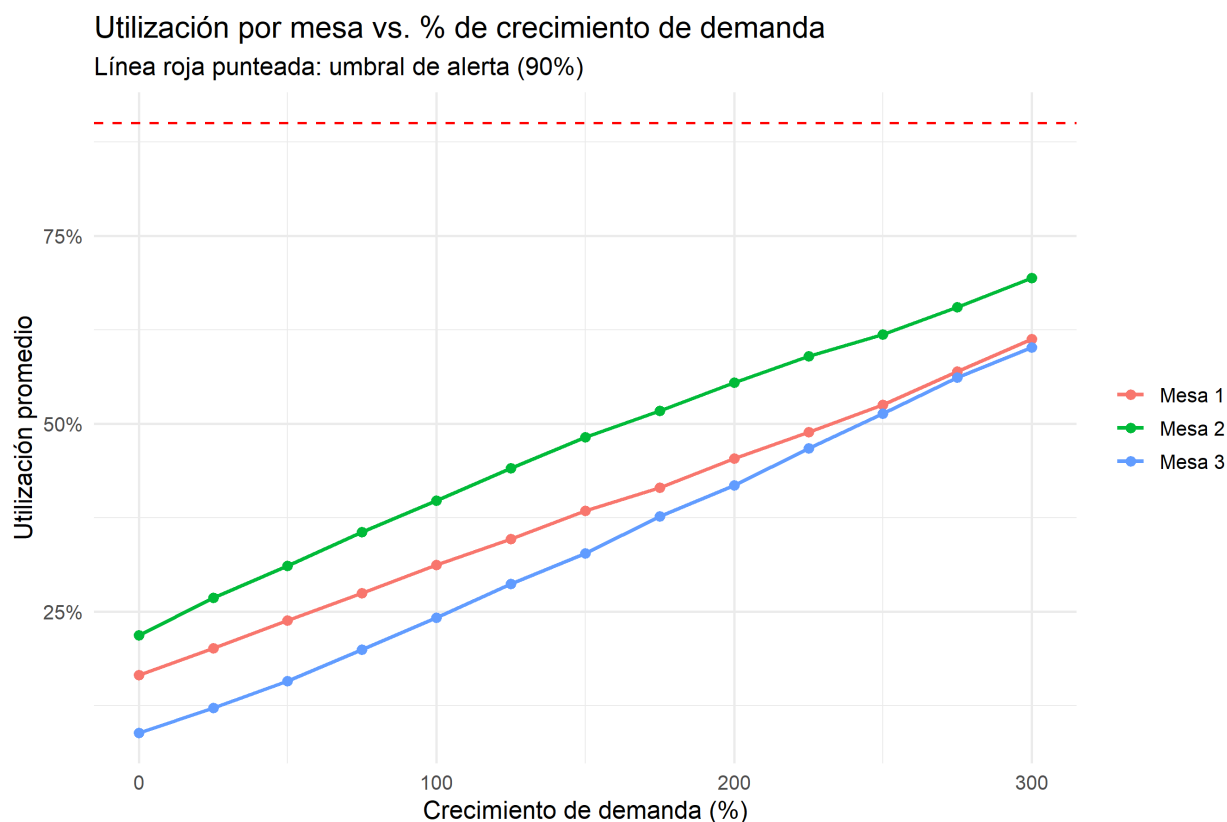


Figura 17: Utilización de mesa vs. % de crecimiento de demanda, químico y NASH

Confirmación estadística formal de la aceleración no lineal. Aplicando el criterio de comparación de escenarios descrito en el Marco Teórico, según el cual una diferencia se considera significativa cuando el intervalo de confianza al 95 % de la diferencia de medias, calculado de forma pareada entre réplicas con semilla común, no contiene el cero, se evaluaron ocho comparaciones entre los niveles 0 %, 100 %, 200 % y 300 % de crecimiento, para químico y NASH (Tabla 20). Las ocho resultaron estadísticamente significativas.

Tabla 20: Comparación pareada entre niveles de crecimiento: diferencia de medias e intervalo de confianza

Comparación	Variable	Δ media	IC 95 % de la diferencia	¿Excluye el cero?
0 % $\rightarrow$ 100 %	Químico	+11,3 min	[10,1; 12,6]	Sí
0 % $\rightarrow$ 100 %	NASH	+13,5 min	[11,1; 15,9]	Sí
100 % $\rightarrow$ 200 %	Químico	+23,8 min	[21,8; 25,8]	Sí
100 % $\rightarrow$ 200 %	NASH	+31,3 min	[29,0; 33,6]	Sí
200 % $\rightarrow$ 300 %	Químico	+55,4 min	[52,8; 58,0]	Sí
200 % $\rightarrow$ 300 %	NASH	+73,7 min	[68,7; 78,7]	Sí
0 % $\rightarrow$ 300 %	Químico	+90,5 min	[87,9; 93,1]	Sí
0 % $\rightarrow$ 300 %	NASH	+119 min	[112; 125]	Sí

Esta tabla constituye, en sí misma, la evidencia estadística formal de la aceleración no lineal, más allá de su descripción cualitativa: el incremento marginal por cada 100 puntos de crecimiento adicional pasa de +11,3 min (0 % $\rightarrow$ 100 %) a +23,8 min (100 % $\rightarrow$ 200 %) a +55,4 min (200 % $\rightarrow$ 300 %) para químico, cada salto además estadísticamente significativo por separado. Para NASH, el mismo patrón resulta sistemáticamente más pronunciado en cada tramo evaluado, cuantificando con respaldo estadístico la brecha creciente entre ambos productos ya documentada.

La brecha entre NASH y químico se amplía con el crecimiento. NASH espera consistentemente más que químico en todos los niveles evaluados, y esa diferencia crece de forma sostenida: de 0,6 minutos en el escenario vigente a 29 minutos en el escenario de 300 % de crecimiento. La explicación es coherente con la restricción de *pooling* ya documentada: NASH está limitado de forma permanente a dos mesas, mientras que el promedio de químico incluye a metanol, el único producto con acceso a las tres mesas; ese margen adicional de *pooling* amortigua mejor el crecimiento de demanda para el agregado de químico, margen del que NASH no dispone.

En contraste con Isla 2, que como se detalla a continuación no muestra estrés hasta un nivel de crecimiento muy superior, químico y NASH exhiben una aceleración clara y cuantificada dentro de un rango de crecimiento considerablemente más bajo. Esto confirma, mediante el motor de simulación completo y no solo el análisis de capacidad teórica presentado anteriormente en este

capítulo, cuál de las dos islas concentraría el mayor valor marginal ante un eventual sistema de agendamiento de horarios de llegada.

Isla de Hidrocarburos: el quiebre existe, pero a escala extrema. Dado que un primer barrido hasta 500 % (el mismo rango evaluado para químico y NASH) no mostró aceleración estadísticamente significativa, se extendió el barrido de crecimiento de demanda de Isla de Hidrocarburos hasta 2.500 % (25 veces la demanda actual), con incrementos de 25 puntos porcentuales hasta 500 % y de 250 puntos en adelante, para determinar si existe un punto de quiebre en algún rango, aunque sea extremo (Tabla 21 y Figura 18).

Tabla 21: Comparación pareada entre niveles de crecimiento, Isla de Hidrocarburos

Comparación	Δ media	IC 95 % de la diferencia	¿Excluye el cero?
0 % $\rightarrow$ 100 %	+0,80 min	[−0,23; 1,83]	No
100 % $\rightarrow$ 200 %	+0,08 min	[−0,92; 1,08]	No
200 % $\rightarrow$ 300 %	+0,02 min	[−0,81; 0,85]	No
300 % $\rightarrow$ 400 %	+0,94 min	[0,39; 1,49]	Sí
400 % $\rightarrow$ 500 %	+1,05 min	[0,35; 1,75]	Sí
500 % $\rightarrow$ 1.000 %	+7,52 min	[6,25; 8,79]	Sí
1.000 % $\rightarrow$ 1.500 %	+15,3 min	[12,6; 17,9]	Sí
1.500 % $\rightarrow$ 2.000 %	+33,5 min	[30,2; 36,9]	Sí
2.000 % $\rightarrow$ 2.500 %	+59,8 min	[56,3; 63,2]	Sí
0 % $\rightarrow$ 2.500 % (control)	+119 min	[117; 121]	Sí

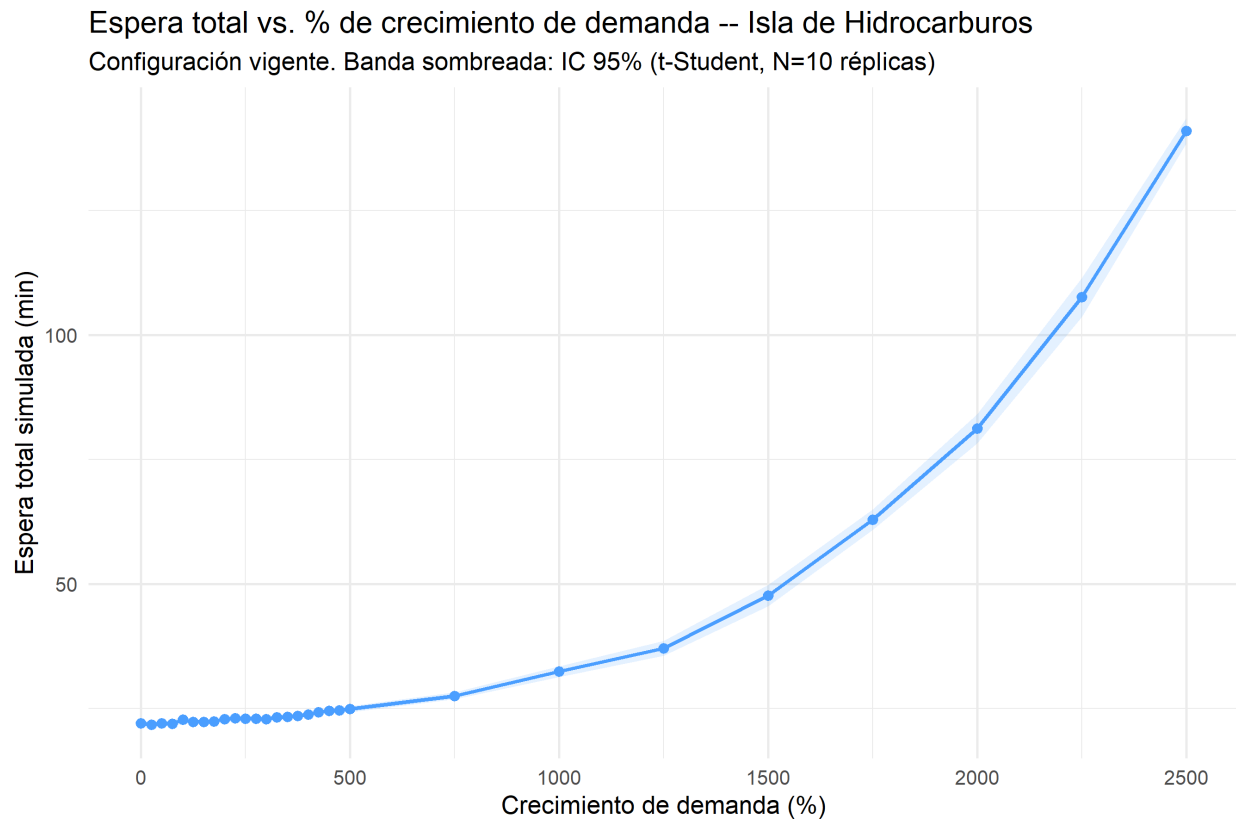


Figura 18: Espera simulada vs. % de crecimiento de demanda, Isla de Hidrocarburos

Las tres primeras comparaciones (0 %→100 %, 100 %→200 %, 200 %→300 %) no resultan estadísticamente significativas: el intervalo de confianza de la diferencia contiene el cero en los tres casos, confirmando que, a diferencia de químico y NASH, esta isla no muestra ninguna señal de estrés dentro de ese rango. La significancia aparece recién entre 300 % y 500 % de crecimiento.

Localización precisa del quiebre: una meseta antes del despegue. La tasa marginal de espera, normalizada por cada 100 puntos de crecimiento para comparar tramos de distinto ancho, revela que la aceleración no es uniforme desde el punto en que se vuelve significativa (Tabla 22).

Tabla 22: Tasa marginal de espera por cada 100 puntos de crecimiento, Isla de Hidrocarburos

Tramo de crecimiento	Δ por cada 100 pts
300 %–500 %	~1,0 min
750 %–1.000 %	1,92 min
1.000 %–1.250 %	1,88 min
1.250 %–1.500 %	4,24 min
1.500 %–1.750 %	6,08 min
1.750 %–2.000 %	7,32 min
2.000 %–2.250 %	10,72 min
2.250 %–2.500 %	13,20 min

Entre 750 % y 1.250 % de crecimiento la tasa marginal se mantiene en una meseta prácticamente plana (1,92 a 1,88 minutos por cada 100 puntos, incluso con una leve baja), antes de un despegue genuino que ocurre específicamente entre 1.250 % y 1.500 %: desde ese punto, el incremento marginal se duplica en cada tramo sucesivo (4,24 a 6,08 a 7,32 a 10,72 a 13,20 minutos). El quiebre real de esta isla se ubica, con precisión, en 1.250 %–1.500 % de crecimiento, y no en un punto más temprano y difuso como “desde los 1.000 %”.

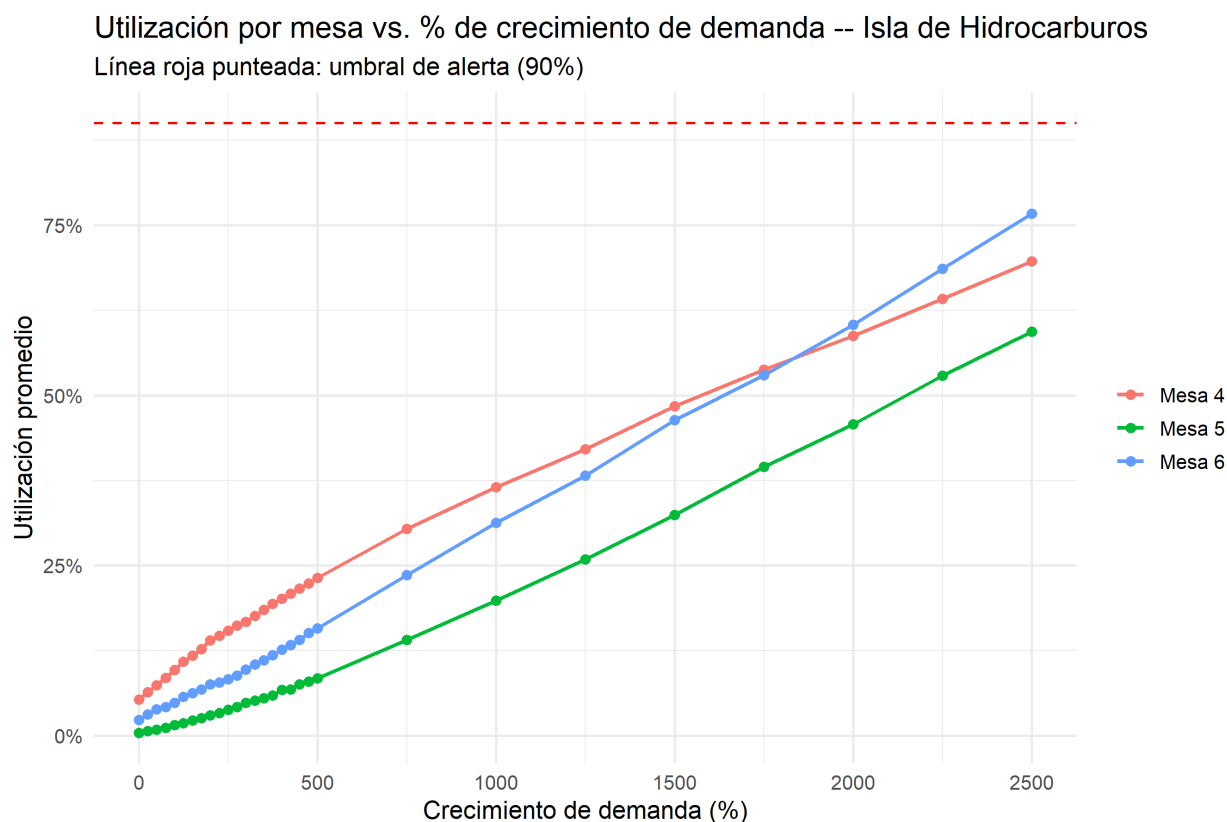


Figura 19: Utilización de mesa vs. % de crecimiento de demanda, Isla de Hidrocarburos

Consistente con el hallazgo documentado para químico y NASH, ninguna mesa alcanza el umbral de saturación tradicional dentro de todo el rango evaluado. En el punto de quiebre (1.250 %–1.500 %), la mesa más cargada opera al 48,4 %; en el extremo del barrido (2.500 %), cuando el incremento marginal ya es de 13,2 minutos por cada 100 puntos, la mesa 6 alcanza un 76,7 % y la mesa 4 un 69,7 % (Figura 19). En ninguna de las dos islas la espera esperó a que una mesa superara el 77 % para dispararse, lo que confirma que la utilización de mesa no constituye un indicador temprano confiable del deterioro del servicio.

Encontrar que el quiebre existe, pero requiere entre 12,5 y 15 veces la demanda actual, es una cuantificación más precisa y más defendible que reportar simplemente que no se detectó aceleración dentro de un rango acotado, lo que habría dejado abierta la pregunta de si el rango evaluado fue insuficiente. Con el quiebre ya localizado con precisión, la comparación entre islas queda cuantificada: químico y NASH aceleran con fuerza a partir de un crecimiento de apenas 150 %–300 %,

mientras que Isla de Hidrocarburos requiere entre 5 y 8 veces más crecimiento relativo para exhibir un comportamiento equivalente, confirmando y precisando el hallazgo cualitativo de holgura de capacidad ya establecido anteriormente en este capítulo.

10.1.10. Herramienta de Apoyo a Decisiones Desarrollada

Como resultado del proceso de calibración y validación del motor de simulación, se desarrolló una interfaz interactiva (R Shiny, Sección 9.3) que permite explorar escenarios de reconfiguración de la asignación de mesas y de crecimiento de demanda, comparando los resultados simulados contra la configuración vigente del terminal bajo semillas aleatorias pareadas. La herramienta incorpora el mapeo verificado de cliente dominante por producto, permitiendo anticipar qué clientes se verían afectados por una reconfiguración específica antes de ejecutar la simulación. El motor que sustenta la aplicación es el mismo validado en esta sección (V6, conservador): la herramienta hereda esa validación y no constituye un modelo aparte sin respaldo, traduciendo los hallazgos analíticos de esta memoria en un instrumento de apoyo a la toma de decisiones operacionales, en línea con el Objetivo 4 de este trabajo.

10.2. Propuesta de Rediseño del Sistema Logístico

Como primer paso hacia una propuesta de rediseño evaluable, se construyó una infraestructura de simulación paralela que incorpora una isla de carga adicional al layout del terminal, diseñada deliberadamente como un banco de pruebas configurable (producto genérico, no atado a un caso real específico) antes que como una alternativa cerrada. Esta infraestructura permite, en principio, comparar el layout actual contra el propuesto bajo condiciones de demanda controladas, sin arriesgar la validez del modelo ya calibrado. A la fecha de esta memoria, la propuesta se ha validado únicamente en aislamiento (100 % de la demanda asignada al producto genérico, sin interacción con el resto de los productos). El escenario de demanda mixta, con la isla propuesta operando junto a la demanda actual de los demás productos, constituye la extensión natural de esta infraestructura y queda identificado como trabajo futuro; la capacidad efectiva del sistema actual, condición nece-



saria para evaluar el aporte relativo de dicha extensión, ya se determinó por línea de producto en las secciones anteriores de este capítulo.

11. Conclusiones y Recomendaciones

Esta memoria se propuso desarrollar y validar una plataforma de simulación del sistema de atención de camiones del Terminal Marítimo Oxiquim Quintero, que sirviera de línea base para un futuro modelo integral del terminal, y aplicarla al diagnóstico de la capacidad efectiva de sus principales líneas de producto. Las conclusiones se organizan en torno a los cuatro objetivos específicos planteados, seguidas de los hallazgos transversales que emergen del conjunto del trabajo, la conclusión general que responde a la pregunta de investigación, las recomendaciones que se desprenden de los hallazgos y las líneas de trabajo futuro que la propia plataforma deja abiertas.

11.1. Cumplimiento de los Objetivos Específicos

Caracterización del sistema actual. El sistema de atención de camiones de TMQ quedó caracterizado a partir de aproximadamente 111.000 registros operacionales históricos, complementados con observación directa y validación en terreno. Tres hallazgos estructurales emergieron de esta caracterización, independientes entre sí y convergentes. Primero, la demanda no se distribuye uniformemente en el tiempo, sino que se concentra en bloques por decisión logística de los clientes, como lo evidencian la verificación de la Ley de Little (Sección 10.1.4), las causas documentadas de sobre-estadía de 2020 (Sección 10.1.5) y la confirmación en terreno de convoyes de ácido que arriban de forma simultánea incluso durante la madrugada (Sección 10.1.6). Segundo, el tiempo de servicio presenta una variabilidad inherente al proceso que las variables disponibles no logran explicar: dos algoritmos de naturaleza distinta convergen al mismo techo predictivo (R^2 de 0,354 con Random Forest y 0,364 con Gradient Boosting), con el producto específico como variable dominante, techo que se mantiene incluso al llevar la granularidad de esa variable a su nivel más fino disponible, lo que justifica modelar el servicio como una variable aleatoria calibrada por producto y no como un valor determinístico. Tercero, la validación documental presencial se manifiesta en un piso de espera administrativa de 9 a 18 minutos por camión, según la isla, que ocurre incluso con cero camiones compitiendo por mesa y es por tanto independiente de la congestión (Sección 10.1.9); y la disponibilidad de mesas de carga, bajo acceso restringido por producto, se confirmó como la restricción de capacidad relevante (Sección 10.1.7).

Determinación de los parámetros del sistema de colas. Se determinaron, para las seis categorías de producto, las distribuciones empíricas de tiempo de servicio (Tabla 1) y los perfiles horarios de llegada $\lambda(t)$ (Figura 7), cuyos patrones atípicos fueron validados en terreno. La verificación de la Ley de Little mostró que el número de camiones que percibe un camión al momento de su llegada es entre un 95 % y un 97 % superior al promedio real del sistema, confirmando que la demanda se concentra en las horas de mayor congestión y que esa no estacionariedad es estructural y no un efecto transitorio. Se midió, además, el efecto de la restricción de agrupamiento (*pooling*) entre mesas de carga: una reducción de aproximadamente 9,6 minutos en la espera al pasar de una a dos o tres mesas disponibles (Sección 10.1.7), el hallazgo del análisis estadístico con mayor impacto sobre la fidelidad de cualquier modelo del sistema. El tratamiento de la capacidad por línea de producto queda justificado por la estructura del sistema, cada línea opera sobre un conjunto propio de mesas con acceso restringido, y por la verificación empírica de que los recursos compartidos no actúan como restricción.

Desarrollo y validación de la plataforma. El resultado más instructivo de esta etapa fue el fracaso del modelo analítico de colas: la aproximación M/G/c predijo una espera de 0,11 minutos para la isla de químicos frente a los 37,24 minutos reales observados, una subestimación de dos órdenes de magnitud en la línea de mayor complejidad estructural del terminal. Este fracaso no fue un error de cálculo sino un diagnóstico: ningún modelo analítico cerrado captura simultáneamente la restricción de *pooling* y la no estacionariedad de la demanda, que son precisamente los dos mecanismos que gobiernan la espera en este sistema, y esa insuficiencia es la justificación metodológica del enfoque de simulación adoptado. Se construyó, en consecuencia, una plataforma de tres componentes integrados: un simulador visual de eventos discretos en Python, que reproduce la geometría del terminal, las maniobras de los camiones articulados y la máquina de estados del ciclo de atención; un motor de simulación estadístico en R, construido sobre generación de arribos no homogénea y recursos por mesa; y una herramienta interactiva de apoyo a decisiones que expone dicho motor para la comparación de escenarios bajo semillas aleatorias comunes. El motor fue validado mediante una progresión incremental de siete versiones (Tabla 17), en la cual cada versión incorporó un único mecanismo adicional. Este proceso permitió descartar la báscula de entrada compartida como cuello de botella, identificar el piso de espera administrativa ya seña-

lado, y alcanzar una estimación conservadora, por debajo de la espera observada en las tres líneas evaluadas, capturando el 72,4 % de la espera real en la isla de químicos, el 61,4 % en NASH y el 84,1 % en la Isla de Hidrocarburos (Tabla 18), este último el mejor resultado obtenido, consistente con que esa isla opera con *pooling* completo entre sus mesas. La asignación de mesas de la Isla de Hidrocarburos construida empíricamente coincidió, producto por producto, con la tabla oficial de configuración del terminal. La versión V6 del motor constituye la estimación primaria de este trabajo; la herramienta interactiva hereda esa validación y no constituye un modelo aparte. La plataforma incorpora además una infraestructura de layout alternativo que permite ensayar configuraciones hipotéticas sin comprometer el modelo validado, cumpliendo así su rol de línea base para un modelamiento integral futuro.

Aplicación de la plataforma al diagnóstico de capacidad. La capacidad efectiva se determinó por línea de producto, no como un escalár único para todo el terminal, dado que el sistema opera como un conjunto de subsistemas casi independientes con acceso restringido a sus propias mesas. La determinación resultante difiere sustancialmente de la que sugieren los promedios diarios: aunque la utilización promedio de 24 horas es baja para todas las líneas (entre 0,4 % y 16,7 %, Tabla 13), en la hora de mayor demanda, calculada sobre días hábiles dado que ácido prácticamente no opera los domingos, ácido alcanza un 75,9 % de utilización, lo que lo convierte en el tipo de producto más ajustado del terminal por un margen amplio (24,1 % de margen real, frente a 46,1 % de químico y 51,6 % de GLP, Tabla 15); ácido y GLP son, además, los productos con menor holgura diaria respecto a un umbral seguro del 85 %, cercana al 80 % en ambos casos. El barrido sistemático de crecimiento de demanda (Tabla 19) reveló que químico y NASH aceleran su espera de forma no lineal y estadísticamente significativa a partir de un crecimiento de entre 150 % y 200 %, cuando ninguna mesa supera el 70 % de utilización, mientras que la Isla de Hidrocarburos requiere entre 12,5 y 15 veces la demanda actual para exhibir un comportamiento equivalente, es decir, entre cinco y ocho veces más crecimiento relativo. Finalmente, la simulación directa de un escenario de crecimiento dirigido a horas valle, frente a un crecimiento uniforme del mismo monto total, mostró una reducción de la espera de entre 25,9 % y 49,8 % según la línea y el nivel de crecimiento (Tabla 16), con una ventaja que se amplía a medida que la demanda total aumenta,

validando cuantitativamente el valor de un sistema de agendamiento de horarios de llegada como palanca de capacidad efectiva.

11.2. Hallazgos Transversales

Del conjunto del trabajo emergen cuatro conclusiones que trascienden los objetivos individuales y que constituyen el aporte conceptual de esta memoria.

La capacidad efectiva es una propiedad de cada línea de producto, no del terminal como un todo. El sistema no es una cola homogénea, sino una red de subsistemas conectados por recursos compartidos. Reportar un único número de capacidad para todo el terminal habría ocultado que ácido opera a tres cuartos de su capacidad en hora punta, y químico y GLP a cerca de la mitad, mientras combustible y aceite disponen de holgura casi total.

La utilización de mesa no es un indicador temprano confiable del deterioro del servicio. En los tres casos evaluados, la espera comenzó a acelerarse de forma estadísticamente significativa mucho antes de que ninguna mesa se acercara a un umbral de saturación tradicional: en químico y NASH ninguna mesa superó el 70 % de utilización incluso a 300 % de crecimiento, y en Isla de Hidrocarburos la mesa más cargada alcanzaba apenas 48,4 % cuando la espera ya se disparaba. Esta es la forma cualitativa que predice el término $1/(1-\rho)$ de la fórmula de Pollaczek–Khinchine, cuyo nivel el modelo analítico no logró reproducir, pero cuya forma el motor de simulación recupera sin haberla impuesto en su lógica. La implicancia práctica es directa: monitorear la utilización de mesas para anticipar congestión daría una alerta tardía; el indicador que debe seguirse es la aceleración de la espera.

La restricción de *pooling* es una restricción sobre clientes, no solo sobre productos. La lectura de negocio del efecto de *pooling* es más relevante que su lectura técnica: 12 de los 15 productos

de la isla de químicos y NASH corresponden, en la práctica, a un único cliente cada uno. Reconfigurar el acceso a mesas no es una decisión abstracta de asignación de recursos, sino una decisión sobre a qué clientes se les ofrece más capacidad, lo que la convierte en un asunto comercial y no solo operacional.

A mayor demanda, más importa cómo se distribuye en el tiempo que cuánta hay. La ventaja del crecimiento dirigido a horas valle sobre el crecimiento uniforme no es constante: pasa de 25,9 % a 44,6 % en químico y de 28,9 % a 49,8 % en NASH al duplicar el nivel de crecimiento. El mecanismo es el mismo que explica el hallazgo anterior: dirigir la demanda a horas valle evita que la hora punta ingrese a la región no lineal de la espera. En un terminal cuya demanda está concentrada por decisión de los clientes, la gestión de la distribución temporal de las llegadas es la palanca de capacidad de mayor rendimiento, y su valor crece con el crecimiento del terminal.

11.3. Conclusión General

La pregunta que orientó este trabajo, cuál es la capacidad efectiva actual de las principales líneas de producto del sistema de atención de camiones de TMQ y qué modificaciones permitirían aumentarla sin comprometer la seguridad, admite ahora una respuesta cuantitativa y fundamentada. La capacidad efectiva no es una magnitud única del terminal, sino una propiedad de cada línea de producto, determinada por el número de mesas a las que esa línea tiene acceso, por la concentración horaria de su demanda y por un piso administrativo que ninguna reconfiguración de mesas modifica. Bajo las condiciones actuales, ninguna línea supera el umbral seguro de utilización, aunque ácido se aproxima a él en su hora punta; el margen en hora punta es sustancialmente menor que el margen promedio, y la espera comienza a acelerarse mucho antes de que las mesas se saturen. La palanca de mayor efecto sobre la capacidad efectiva no es, en consecuencia, agregar mesas, sino gestionar la distribución temporal de las llegadas. El objetivo general se cumplió en sus dos dimensiones: la plataforma quedó construida, validada contra datos reales y documentada como línea base reutilizable, y su aplicación entregó un diagnóstico de capacidad por línea de producto que las herramientas analíticas clásicas no habrían podido producir para este sistema.

11.4. Recomendaciones

Priorizar un sistema de agendamiento de horarios de llegada. Es la intervención con mayor respaldo cuantitativo en este trabajo, validada mediante simulación directa y no mediante una fórmula de colas ya demostrada insuficiente. Su aplicación debiera priorizarse en ácido, en primer lugar, por ser con claridad la línea con menor margen en hora punta; en químico y GLP, como candidatos secundarios; y en la isla de químicos y NASH en particular, por ser la única isla donde el beneficio se cuantificó directamente por simulación. Dado que la mayoría de las líneas corresponden a un único cliente, su viabilidad depende de la disposición de clientes específicos, que gestionan de forma independiente su propia flota, a operar en ventanas horarias definidas, por lo que su diseño debe abordarse como una coordinación negociada y no como una política general impuesta desde el terminal.

Tratar las restricciones de acceso a mesas como decisiones comerciales. Dado que cada mesa restringida corresponde en la práctica a un cliente, cualquier evaluación de reconfiguración debe realizarse con la tabla de clientes afectados a la vista, como lo permite la herramienta interactiva desarrollada, y en coordinación con el área comercial. El caso del metanol, cuyo proveedor vende a Oxiquim y esta gestiona su propio retiro, muestra que existen esquemas alternativos de operación cuya evaluación excede lo puramente logístico.

Abordar el piso administrativo de espera como una línea de mejora independiente. Entre 9 y 18 minutos por camión, según la isla, no dependen de la disponibilidad de mesas sino de procesos administrativos o documentales que ocurren siempre, por lo que ninguna reconfiguración física los reduce. Su revisión conecta naturalmente con la validación documental presencial, cuyo riesgo asociado de exposición de conductores a zonas de tránsito pesado fue señalado en el planteamiento del problema, de modo que una misma intervención podría reducir simultáneamente espera y riesgo.

Adoptar la aceleración de la espera como indicador de seguimiento. Para anticipar el deterioro del servicio ante el crecimiento de la demanda, el terminal debiera monitorear la tasa de cambio de la espera por línea de producto, y no la utilización de mesas, que este trabajo demostró ser un indicador tardío en las dos islas evaluadas.

Emplear la plataforma como instrumento permanente de evaluación, con los criterios de validez documentados. La versión V6 del motor debe usarse como estimación de referencia, reservando V7 como análisis de sensibilidad sobre la cola derecha de la distribución. Para cualquier análisis que deba reflejar la demanda real, corresponde emplear el modo de llegada horaria $\lambda(t)$; los pesos de arribo del modo tradicional del simulador visual son una herramienta de experimentación con mezclas hipotéticas y no reproducen la demanda observada. La herramienta interactiva permite, además, anticipar qué clientes se verían afectados por una reconfiguración antes de implementarla.

11.5. Aporte y Trabajo Futuro

El aporte central de esta memoria es la plataforma misma: un conjunto validado de herramientas que no existía en el terminal, calibrado contra sus datos reales, y que queda disponible como línea base para desarrollar un modelo integral del terminal. Las extensiones que deja abiertas constituyen el camino hacia ese modelo. La primera es la evaluación del layout alternativo bajo un escenario de demanda mixta, con la isla propuesta operando junto a la demanda actual de los demás productos, extensión identificada como el siguiente paso natural. La segunda es la incorporación del sistema de atención de naves y la ocupación del muelle, excluidos de esta etapa por alcance, cuya interdependencia con el flujo vehicular interno fue reconocida desde el Requerimiento del proyecto. La tercera es el análisis de utilización a nivel de mesa individual, que permitiría precisar el efecto de reconfiguraciones dentro de cada isla, y que requiere completar los campos correspondientes en la exportación de datos del simulador visual. Quedan además como trabajo futuro la exportación de las series de utilización del simulador visual para su análisis estadístico y una calibración más fina del mecanismo de incidentes de baja probabilidad.

La dimensión social del trabajo se incorporó como marco conceptual y no como evaluación cuantitativa: los antecedentes sobre externalidades de la circulación de camiones y sobre valor compartido quedan como insumo para que futuros proyectos de implementación incorporen el efecto esperado sobre la comunidad y el entorno de Quintero como criterio adicional, junto a los de capacidad y seguridad. En ese sentido, la contribución de esta memoria a la sostenibilidad del terminal es indirecta pero concreta: entrega los instrumentos y el diagnóstico necesarios para que las decisiones de mejora se tomen con evidencia cuantitativa, en lugar de sobre la observación cualitativa de un problema que, hasta ahora, no había sido caracterizado formalmente.

12. Limitaciones

Este capítulo documenta las limitaciones metodológicas y de alcance identificadas durante el desarrollo del trabajo, organizadas según su origen: las fuentes de datos, el modelo predictivo estadístico, el modelo analítico de colas, el estado actual del simulador, y el alcance no abordado en esta etapa. Su declaración explícita busca acotar con precisión el dominio de validez de los resultados presentados en el capítulo anterior.

12.1. Limitaciones de las Fuentes de Datos

El registro de causas documentadas de sobre-estadía (Sección 10.1.5) cubre únicamente el 2,7 % de los eventos del período completo, proporción que si bien resultó suficiente para sustentar las conclusiones presentadas, al concentrarse desproporcionadamente en los eventos más atípicos, impide caracterizar con el mismo nivel de detalle la generalidad de los casos sin causa documentada. De manera relacionada, el mecanismo exacto que originó el patrón de duraciones de 24 a 28 horas identificado durante el control de calidad de los datos (Sección 9.3) no pudo determinarse de manera unívoca para cada caso individual, quedando como una mezcla no separable de esperas reales y posibles artefactos de registro.

La ventana temporal del conjunto de datos disponible (enero 2020 – julio 2026) no permite evaluar el efecto del acuerdo de distribución de despachos alcanzado entre el terminal y sus clientes en 2014, dado que todo el período observado corresponde a un escenario posterior a dicho acuerdo; cualquier comparación antes–después de esa medida queda fuera del alcance de los datos disponibles. El perfil de llegada horario $\lambda(t)$ (Sección 10.1.6), por su parte, se estimó de manera agregada para toda la semana, sin desagregar por día hábil o fin de semana, decisión adoptada para mantener acotada la complejidad del modelo de arribos del simulador; el cálculo de utilización en hora punta, en cambio, sí incorporó esa distinción (Tabla 15), dado el patrón de fin de semana marcadamente distinto entre productos que allí se documenta.

12.2. Limitaciones del Modelo Predictivo (Random Forest y Gradient Boosting)

El coeficiente de determinación del modelo final ($R^2 = 0,354$) implica que el modelo no es adecuado para predicción puntual en un contexto de producción, y su valor se interpreta en este trabajo como evidencia de variabilidad inherente al proceso más que como un objetivo de desempeño a maximizar; que ese techo se mantenga moderado incluso llevando la granularidad de la variable de producto a su nivel más fino disponible refuerza esta lectura, en lugar de debilitarla. A diferencia de un modelo de regresión lineal clásico, la importancia de variables reportada ($\%IncMSE$) cuantifica la contribución relativa de cada predictor, pero no entrega el signo ni la magnitud de su efecto marginal, limitando su utilidad para afirmaciones causales directas. Asimismo, el modelo no extrapola de manera confiable fuera del rango de datos observado: la escasa representación muestral de niveles de congestión superiores a 18 camiones activos simultáneos (Sección 9.3) limita la validez de cualquier inferencia sobre el comportamiento del sistema en esos niveles extremos. La categoría “aceite” se mantiene con una incertidumbre paramétrica mayor que el resto de las categorías: con solo 25 observaciones en el conjunto de prueba, consecuencia de su reducido tamaño muestral total ($n = 177$) bajo un particionado no estratificado, su coeficiente de determinación resulta negativo bajo ambas especificaciones del modelo ($-0,10$ y $-0,14$) y no debe interpretarse como evidencia sustantiva sobre esa categoría.

La mejora obtenida al especificar el modelo por producto en lugar de por tipo agregado no es uniforme entre categorías: se concentra íntegramente en químico, la única categoría que agrupa múltiples productos con perfiles de servicio distintos bajo una misma etiqueta; en las cinco categorías restantes, compuestas en la práctica por uno o dos productos, el ajuste no varía entre especificaciones (Tabla 6). Esta mejora, además, es parcial en su alcance dentro de la propia distribución de errores: redujo la proporción de errores moderadamente grandes (superiores a 30 minutos, de 6,6 % a 5,5 % de los casos) y el percentil 95 del error absoluto, pero dejó prácticamente inalterada la cola más severa de esa distribución (errores superiores a 50 minutos, y el error máximo individual), consistente con que estos últimos respondan a factores puntuales, incidentes operacionales, según

lo documentado en la Sección 10.1.5, no capturables por ninguna variable disponible, incluida la identidad del producto.

La búsqueda de hiperparámetros de ambos modelos se acotó a los parámetros con mayor efecto esperado sobre el desempeño, dejando otros fijos sin incorporarlos a la búsqueda principal: en el bosque aleatorio, el número de variables candidatas por división se mantuvo en el valor por defecto del paquete `randomForest` para regresión ($\lfloor p/3 \rfloor$, es decir, una variable por división con cuatro predictores), valor que una exploración en validación de 1 a 4 variables no logró mejorar (el R^2 disminuye de 0,353 a 0,316 al aumentar el parámetro); en Gradient Boosting, el número de árboles se fijó en 500 para las seis combinaciones evaluadas de profundidad y tasa de aprendizaje. Esta última decisión introduce una limitación menor: bajo una tasa de aprendizaje de 0,01, 500 árboles podrían ser insuficientes para que esa configuración específica alcance su desempeño potencial, dado su ritmo de corrección más lento. Esto no altera la conclusión del ejercicio de robustez, dado que la configuración ganadora correspondió a la tasa de aprendizaje más alta (0,1), no a la más lenta. Los demás hiperparámetros (el tamaño mínimo de hoja del bosque aleatorio y la profundidad, la tasa de aprendizaje y el número de árboles de Gradient Boosting) se heredaron, sin una nueva búsqueda, de la especificación inicial por tipo agregado (seis niveles) al adoptar la especificación final por producto (27 niveles); no puede descartarse que una variable categórica de mayor cardinalidad se beneficie de una configuración distinta a la óptima para la variable original.

12.3. Limitaciones del Modelo Analítico de Colas y su Alcance

El análisis de teoría de colas mediante la aproximación de Allen–Cunneen se desarrolló en profundidad únicamente para la isla de químicos, dada su mayor complejidad estructural (múltiples productos, mesas con conexión diferenciada). Las restantes islas del terminal, ácido (cuatro mesas dedicadas a un único producto), aceite (una mesa dedicada), GLP (una mesa dedicada) y la isla de descarga de sulfhidrato de sodio (NASH), no fueron sometidas al mismo nivel de análisis, dado que su condición de producto único por isla reduce considerablemente la complejidad de su dinámica de colas frente al caso de químicos. De manera relacionada, el producto poliol quedó excluido del modelo de la isla de químicos al identificarse que su mesa de carga real pertenece a una isla distinta

(hidrocarburos–isla 2), compartida con productos combustibles; su modelamiento se resolvió en el motor extendido de la Isla de Hidrocarburos (Tabla 18), que incorpora ese volumen compartido. Cabe señalar, además, que no se construyó un modelo analítico cerrado de colas multi-clase con restricción de servidores, que habría permitido capturar simultáneamente el *pooling* restringido y la no estacionariedad de la demanda, dado que dicho modelo no cuenta, en general, con solución cerrada conocida para sistemas de esta complejidad; en su lugar, se optó por descomponer la brecha del modelo estándar mediante análisis de sensibilidad y validación empírica independiente de cada mecanismo, según lo descrito en la Sección 10.1.7.

12.4. Limitaciones del Simulador Visual y del Motor de Simulación

El simulador visual presenta las limitaciones que se describen a continuación, identificadas como trabajo futuro. La tasa de generación de camiones asigna probabilidad de arribo a las siete categorías de producto definidas (combustible, ácido, químico, GLP, NASH-descarga a estanque 106, aceite y NASH-descarga a estanque 205), con las seis categorías agregadas de tiempo de servicio calibradas empíricamente a partir del historial de operación del terminal (Sección 9.2). Los pesos de arribo del modo tradicional son configurables por el usuario y están pensados como una herramienta de experimentación con mezclas de demanda hipotéticas, no como una reproducción de la demanda real observada, según se explica en la Metodología; el modo de llegada horaria $\lambda(t)$ (Sección 10.1.6) es, en cambio, el calibrado directamente contra datos oficiales, y permite activar cualquier combinación de estas categorías según su perfil real de llegada, de forma independiente entre sí. El perfil horario de NASH-descarga a estanque 205 se construye, en particular, reescalando la forma horaria de NASH combinado al 47,7 % de su volumen, sin verificación independiente del patrón temporal específico de descarga. Una comparación directa entre ambos patrones (correlación de Spearman, $\rho = 0,766$; $p < 0,001$) confirma que comparten el mismo ritmo general día/noche, pero revela dos divergencias con volumen suficiente para ser confiables: descarga mantiene una cola de actividad nocturna notoria (19 a 23 horas) que carga prácticamente no presenta, y el pico de mediodía de carga resulta más agudo que el de descarga. El supuesto de “misma for-

ma, solo escalada” es razonable como primera aproximación, pero probablemente subestima la actividad nocturna real de esta subcategoría.

El modelo cinemático de los camiones articulados opera con un radio de giro mínimo fijo (Sección 9.2); un intento explícito de implementar un modelo tipo Ackermann con articulación fue descartado deliberadamente tras exponer una discontinuidad visual en la maniobra de retroceso, y sus parámetros permanecen sin uso en el módulo de configuración, pendientes de remoción o de una futura reimplementación más rigurosa. La detección de colisiones entre camiones en desplazamiento opera como una regla de proximidad y dirección, sin relación entre velocidad y distancia de seguimiento; sí se incorporó, en cambio, un componente de frenado físico real (desaceleración cinemática uniforme) en la aproximación a los tres puntos fijos de detención del recorrido: báscula, isla de servicio y estacionamiento de salida. La actualización secuencial, no simultánea, de los camiones dentro de un mismo cuadro de simulación permite, en cruces frontales con trayectorias muy opuestas, una aproximación momentánea entre camiones mayor a la prevista por cada uno al decidir su movimiento; el mecanismo de colisión vigente la detiene y corrige en el cuadro siguiente sin solapamiento sostenido, pero su eliminación completa requeriría una arquitectura de actualización en dos pasadas, cambio que se identifica como trabajo futuro y no como un defecto abierto del modelo actual. De manera relacionada, persiste un caso de bloqueo mutuo (*deadlock*) no resuelto en uno de los corredores internos, cuya reproducción requiere una densidad de tráfico simultáneo poco frecuente en corridas cortas.

El editor visual de layout y las coordenadas funcionales que efectivamente utiliza el simulador para el desplazamiento de camiones (Sección 9.2) se mantienen sincronizados mediante un proceso manual (trazar y verificar en el editor, y luego transcribir al código) en lugar de una generación automática; esto introduce un riesgo de desincronización si una modificación trazada en el editor no se transcribe a las estructuras de datos correspondientes. Los paneles de monitoreo de cola y utilización son, por ahora, de visualización en pantalla; su exportación a series de tiempo persistentes para análisis estadístico posterior, incluyendo el eventual contraste mediante la prueba de Kolmogorov–Smirnov entre las distribuciones simuladas y las reales, queda pendiente. De manera relacionada, la exportación a CSV de `stats.py` (Sección 9.2) no completa actualmente tres campos de la estructura de datos (mesa específica utilizada y los índices finales de estacionamiento de

entrada y salida), dado que ningún punto del código llama a la función de registro correspondiente para ellos; esto queda como mejora pendiente si en el futuro se requiere análisis de utilización a nivel de mesa individual, directamente conectado con el hallazgo de *pooling* restringido ya documentado en Resultados.

El simulador visual en Python calibra el tiempo de servicio por tipo de producto agregado (seis categorías, Tabla 1), mientras que el motor estadístico en R lo remuestrea por producto específico. Dado que el modelo predictivo muestra que la desagregación por producto es relevante dentro de la categoría de químicos (Tabla 6), la distribución agregada de esa categoría en el simulador visual promedia productos con perfiles de servicio distintos; su media es correcta y su dispersión ya incorpora la variación entre productos, por lo que no introduce sesgo, pero no distingue qué camiones individuales son más lentos o más rápidos. La desagregación de químico por producto en ese componente queda como refinamiento pendiente.

Por su parte, el simulador visual desarrollado en Python no incorpora las restricciones de *pooling* de mesas por producto identificadas en la isla de químicos (Sección 10.1.7), cuyo efecto medido, una reducción de aproximadamente 9,6 minutos en la espera al pasar de una a dos o tres mesas disponibles, constituye el hallazgo del análisis estadístico con mayor impacto directo sobre la fidelidad del modelo. Este análisis se resuelve, en cambio, en la herramienta de análisis estadístico desarrollada en R (Sección 9.3): su módulo de reconfiguración de mesas opera sobre datos más rigurosos que los que un motor de colas simplificado en Python podría ofrecer (remuestreo de tiempos de servicio reales, perfil de llegada $\lambda(t)$ real, y el piso administrativo medido empíricamente), por lo que se optó deliberadamente por no duplicar esta funcionalidad en el simulador visual. El método de réplicas de Monte Carlo descrito en el Marco Teórico sigue la misma lógica: se aplicó en la herramienta desarrollada en R, y no en el simulador visual en Python, por la misma razón de rigor de datos y de mayor velocidad y ajustabilidad frente al riesgo de imprecisión al ejecutar el simulador visual a velocidades de simulación muy elevadas.

Finalmente, los intervalos de confianza de los barridos de crecimiento se calcularon nivel a nivel, sin corrección por comparaciones múltiples. Dado que el objetivo de esos barridos es caracterizar la forma de la curva de espera, y no identificar un nivel individual como significativo, y que los

puntos de quiebre se reportan como rangos y no como valores puntuales, esta omisión no altera las conclusiones; una corrección conservadora desplazaría el inicio del rango, no su existencia.

12.5. Alcance No Abordado en esta Etapa

Dos líneas de análisis, identificadas como valiosas durante el desarrollo del trabajo, se excluyen explícitamente del alcance central de esta memoria por restricciones de tiempo. La primera es el análisis de los efectos de distintas configuraciones producto–mesa sobre los tiempos de espera segmentados por cliente, de interés corporativo directo dado que los clientes de TMQ contratan el servicio de almacenamiento y despacho de manera diferenciada; su desarrollo requeriría datos con mayor granularidad (identificación de cliente y transportista) que los utilizados en el análisis central, y queda identificado como trabajo futuro. La segunda es la caracterización de los tiempos de llegada a nivel de mesa individual, en lugar de por tipo de producto o isla agregada, que permitiría calibrar un simulador plenamente versátil para experimentar con reconfiguraciones de asignación producto–mesa; información parcialmente disponible en el registro operacional mediante códigos de mesa embebidos en las observaciones de cada evento, cuyo procesamiento sistemático se identifica como trabajo futuro directo. Finalmente, y de manera consistente con lo definido en el Alcance de esta memoria, el análisis del proceso de atraque y descarga de embarcaciones se mantiene fuera del sistema central de estudio y no se aborda en esta memoria, más allá de su mención contextual en el Alcance.

Referencias

- Abbott Croxatto, M. I. (2010). Impacto de la responsabilidad social empresarial como ventaja competitiva de una aerolínea: Caso southwest airlines. Memoria para optar al título de Ingeniero en Aviación Comercial, Universidad Técnica Federico Santa María.
- Acosta A., C., Acosta Martinez, G., Gomez F., A. y Lambis-Miranda, H. A. (2014). Análisis de colas aplicado al servicio de descargue de camiones con coque en la empresa puerto de barranquilla mediante la utilización del software arena. *Teknos Revista Científica*, 14(1):17–25. DOI: 10.25044/25392190.502.
- Allen, A. O. (1990). *Probability, Statistics, and Queueing Theory with Computer Science Applications*. Academic Press, San Diego, 2 edition.
- Alvarado, A. y Herrera, A. (2026). Requerimiento: Evaluación de la capacidad efectiva y propuesta de mejora del sistema logístico del terminal marítimo oxiquim quintero. Requerimiento, Oxiquim S.A., Área de Sostenibilidad, Valparaíso, Chile. Documento interno.
- Asociación Chilena de Seguridad (ACHS) (2007). Fatiga en la conducción. Technical report, Boletín Técnico de Ergonomía ACHS. Disponible en achs.cl.
- Banks, J., Carson, J. S., Nelson, B. L. y Nicol, D. M. (2000). *Discrete-Event System Simulation*. Prentice Hall.
- Barrios Cea, D. F. (2012). Seguridad del personal y equipos en movimientos de operación terrestre. Trabajo de titulación, Técnico Universitario en Mantenimiento Aeronáutico, Universidad Técnica Federico Santa María.
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1):5–32.
- Cabrera Segura, D. I. (2025). Análisis econométrico de la demanda y modelado de capacidad: Determinación de recursos Óptimos para la atención de emergencias en empresa de gas natural. Memoria para optar al título de Ingeniero Civil Industrial, Universidad Técnica Federico Santa María.

- Calquín Mella, J. F. (2017). Evaluación aproximada, con error acotado, de la función de distribución de probabilidad del tiempo de duración de una red de actividades estocásticas. Memoria para optar al título de Ingeniero Civil Industrial y grado de Magíster en Ciencias de la Ingeniería Industrial, Universidad Técnica Federico Santa María.
- Camelo, G. R. et al. (2010). Aplicación de la teoría de colas y de la simulación al embarque de mineral de hierro y manganeso en la terminal marítima de ponta da madeira. *Revista Gestão Industrial*, 6(3):63–78. Universidade Tecnológica Federal do Paraná.
- Campos Salgado, H. A. (2012). Propuesta de implementación de un sistema integrado de calidad y seguridad operacional en una empresa aérea. Memoria para optar al título de Ingeniero en Aviación Comercial, Universidad Técnica Federico Santa María.
- Chase, R. B., Aquilano, N. J. y Jacobs, F. R. (2000). *Administración de Producción y Operaciones*. McGraw-Hill, 8 edition.
- Comisión Nacional de Seguridad de Tránsito (CONASET) (2006). Fatiga en la conducción: Diagnóstico y propuestas para evitar accidentes de tránsito de buses y camiones en rutas. Technical report, Ministerio de Transportes y Telecomunicaciones, Gobierno de Chile, Santiago, Chile.
- Cuevas Pacheco, F. A. (2013). Sobre la selección de modelos estadísticos. Tesis para optar al grado de Magíster en Ciencias, mención Matemática, Universidad Técnica Federico Santa María.
- da Silva, M. R. F., Agostino, I. R. S. y Frazzon, E. M. (2023). Integration of machine learning and simulation for dynamic rescheduling in truck appointment systems. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 125:102747. DOI: 10.1016/j.simpat.2023.102747.
- de los Reyes, G. y Scholz, M. (2019). The limits of the business case for sustainability: Don't count on 'Creating Shared Value' to extinguish corporate destruction. *Journal of Cleaner Production*, 221:785–794.
- Gai, J. y Chaudhry, M. (2025). Proof and application of little's formula in optimizing bulk-service multi-server queue systems. *Procedia Computer Science*, 270:5685–5694. DOI: 10.1016/j.procs.2025.10.037. Acceso abierto (CC BY-NC-ND).

- Gosar, V. V., Alirezai, M., Besselink, I. J. M. y Nijmeijer, H. (2022). Model validation of a low-speed and reverse driving articulated vehicle. In *AVEC'22: 15th International Symposium on Advanced Vehicle Control*, Eindhoven, The Netherlands. arXiv:2310.00691. Acceso abierto.
- Guerrero Hernandez, M. A. y Henriques Librantz, A. F. (2014). Simulación de eventos discretos de la cadena logística de exportación de commodities. *Ingeniare. Revista chilena de ingeniería*, 22(2):257–262.
- Harrison, R. L. (2010). Introduction to monte carlo simulation. *AIP Conference Proceedings*, 1204:17–21. DOI: 10.1063/1.3295638. Disponible en PubMed Central (PMC).
- Hastie, T., Tibshirani, R. y Friedman, J. (2009). *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*. Springer, 2 edition.
- Herrera Gallardo, J. F. (2020). Optimización del proceso de embarque de pasajeros mediante el uso de herramientas de simulación. Memoria para optar al título de Ingeniero en Aviación Comercial, Universidad Técnica Federico Santa María, Academia de Ciencias Aeronáuticas.
- Hillier, F. S. y Lieberman, G. J. (2010). *Introducción a la Investigación de Operaciones*. McGraw-Hill, México, 9 edition.
- Huang, Y., Jin, Z., Liu, P., Wang, W. y Zhang, D. (2024). Container drayage problem integrated with truck appointment system and separation mode. *Computers & Industrial Engineering*, 193:110307. DOI: 10.1016/j.cie.2024.110307.
- Kogler, C. y Maxera, P. (2026). A literature review of supply chain analyses integrating discrete simulation modelling and machine learning. *Journal of Simulation*, 20(1):110–134. DOI: 10.1080/17477778.2025.2500393. Acceso abierto.
- Law, A. M. (2024). *Simulation Modeling and Analysis*. McGraw-Hill, 6 edition.
- Matinheikki, J., Rajala, R. y Peltokorpi, A. (2017). From the profit of one toward benefitting many: Crafting a vision of shared value creation. *Journal of Cleaner Production*, 162:S83–S93.

- Meersman, H., Van de Voorde, E. y Vanelslander, T. (2016). Port competitiveness now and in the future: What are the issues and challenges? *Research in Transportation Business & Management*, 19:1–3.
- Mitchell, T. M. (1997). *Machine Learning*. McGraw-Hill.
- Moreno Véliz, J. E. (2025). Aplicación de simulación de eventos discretos en una cantera. Memoria para optar al título de Ingeniero Civil de Minas, Universidad Técnica Federico Santa María.
- Novacovic Gatica, I. A. (2020). Homologación de modelos para replicar el comportamiento de una central eléctrica utilizando técnicas de estimación de parámetros en sistemas dinámicos. Memoria, Ingeniería Civil Electricista, Universidad Técnica Federico Santa María.
- Puga Fierro, P. C. (2015). Modelo de análisis del impacto social de la circulación de vehículos de carga en comunas del gran santiago. Memoria para optar al título de Ingeniero Civil Industrial, Universidad Técnica Federico Santa María.
- Ramírez González, V. T. (2025). Desarrollo de un backend para la optimización del proceso de retiro de contenedores en el puerto de valparaíso. Memoria, Ingeniería en Informática, Universidad Técnica Federico Santa María.
- Rivera Vanegas, C. D. y Ulloa Verdezoto, J. J. (2025). Modelo de teoría de colas para optimizar el número de puertas de ingreso de vehículos de carga en el puerto de guayaquil. Proyecto Integrador, Escuela Superior Politécnica del Litoral (ESPOL).
- Ross, S. M. (2014). *Introduction to Probability Models*. Academic Press, Oxford, 11 edition.
- Sagaspe, P., Taillard, J., Åkerstedt, T., Bayon, V., Espié, S., Chaumet, G., Bioulac, B. y Philip, P. (2008). Extended driving impairs nocturnal driving performances. *PLOS ONE*, 3(10):e3493. DOI: 10.1371/journal.pone.0003493.
- Sun, S., Zheng, Y., Dong, Y., Li, N., Jin, Z. y Yu, Q. (2022). Reducing external container trucks' turnaround time in ports: A data-driven approach under truck appointment systems. *Computers & Industrial Engineering*, 174:108787. DOI: 10.1016/j.cie.2022.108787.

Tomczak, M. y Tomczak, E. (2014). The need to report effect size estimates revisited. An overview of some recommended measures of effect size. *Trends in Sport Sciences*, 21(1):19–25. Acceso abierto.

Villanelo Villanelo, S. F. J. (2020). Visualizador de simulador metro valparaíso. Memoria de titulación, Ingeniería Civil Electrónica, Universidad Técnica Federico Santa María.

Zukerman, M. (2013). Introduction to queueing theory and stochastic teletraffic models. arXiv:1307.2968. Disponible en acceso abierto en [arxiv.org](https://arxiv.org/abs/1307.2968).

13. Anexos

Dada su extensión, el código fuente completo del simulador no se reproduce en el cuerpo de este documento; se entrega como archivo digital adjunto a esta memoria. La Tabla 23 resume los módulos que lo componen, descritos en detalle en la Sección de Metodología.

Tabla 23: Módulos del simulador entregados como anexo digital

Archivo	Contenido
<code>main.py</code>	Bucle principal de simulación, estado global, cámara, HUD y controles
<code>vehicle.py</code>	Clase de agente móvil principal (camión articulado), máquina de estados y cinemática de movimiento
<code>layout.py</code>	Geometría del terminal (rutas, islas, waypoints) y su renderizado
<code>utils.py</code>	Funciones matemáticas y de dibujo de uso transversal
<code>stats.py</code>	Recolección de estadísticas por camión (<code>TruckRecord</code> , <code>SimStats</code>)
<code>config.py</code>	Parámetros calibrables del modelo (velocidades, dimensiones, tiempos de servicio por producto)
<code>editor.html</code>	Editor visual de layout (HTML5/Canvas), independiente del simulador