



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: Impacto de IoT y Análisis Predictivo en la Reducción de Pérdidas en Distintas Cepas en la Industria Vitivinícola Chilena

Nombre del candidato(a): Cristian Pablo Orellana Gonzalez
Carrera / Grado: Magister En Tecnologías de la Informacion
Campus: Valparaiso Departamento: informática

2.- VALIDACIÓN DEL PROFESOR GUÍA/DIRECTOR DE TESIS

Yo, Marcello Alfredo Visconti Zamora 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: 13-05-2026 Firma: _____

Estudiante o Candidato(a):

Fecha: 12-05-2026 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.



Impacto de IoT y Análisis Predictivo en la Reducción de Pérdidas en Distintas Cepas en la Industria Vitivinícola Chilena

Cristian Pablo Orellana Gonzalez
Padre Alondo de Ovalle 840 Dpto 1202, Santiago, Region Metropolitana
corellanag@usm.cl

Resumen: La industria vitivinícola chilena enfrenta un escenario complejo marcado por la escasez hídrica, la variabilidad climática y el aumento de plagas, factores estrechamente vinculados al cambio climático y que afectan tanto la productividad como la calidad de los cultivos. Pese a este contexto, la adopción de tecnologías digitales en el sector avanza lentamente, manteniéndose una fuerte dependencia de métodos tradicionales con baja trazabilidad y escasa capacidad de anticipación. Esto deriva en un uso ineficiente de recursos críticos y en pérdidas recurrentes ante eventos imprevistos.

Frente a esta realidad, la siguiente tesina propone y evalúa un sistema de gestión integrado basado en IoT, Big Data, análisis predictivo e inteligencia artificial, diseñado para apoyar la toma de decisiones operativas en viñedos. El sistema captura datos en tiempo real mediante sensores en suelo, matas, imágenes obtenidas con drones y estaciones meteorológicas con fuente de información, los cuales se procesan en una plataforma en la nube para generar información clara y accionable. A partir de estos datos, se entrenan modelos de aprendizaje automático capaces de anticipar riesgos como enfermedades, estrés hídrico y condiciones ambientales adversas para el cultivo.

La propuesta se valida a través de un viñedo piloto que compara el manejo tradicional con el uso de estas tecnologías, utilizando análisis estadísticos para medir impactos en producción, uso de agua, eficiencia operativa y calidad de la uva. Más allá de los indicadores cuantitativos, el principal aporte del sistema es entregar a los productores herramientas concretas para anticiparse a los problemas, reducir la incertidumbre y avanzar hacia una viticultura más eficiente, resiliente y sostenible, con potencial de escalar a otros contextos agrícolas del país.

Palabras clave: IoT, Big Data, Análisis Predictivo, Inteligencia Artificial, Viticultura Sostenible, Sostenibilidad, Optimización, Ciberseguridad, Machine Learning.

1. Introducción

La vitivinicultura ha sido históricamente uno de los pilares productivos de Chile y un factor clave de su posicionamiento en los mercados internacionales. Sin embargo, el sector enfrenta hoy desafíos relevantes que amenazan su estabilidad, especialmente los efectos del cambio climático, reflejados en la escasez hídrica, el aumento de temperaturas extremas y una mayor frecuencia de eventos meteorológicos adversos. Estas condiciones alteran los ciclos de las vides, favorecen la aparición de plagas y enfermedades, y afectan tanto la calidad como el rendimiento de los cultivos.

A este escenario se suma una creciente presión regulatoria y comercial por adoptar prácticas más sostenibles y trazables. Pese a ello, una parte importante de la industria, en particular los pequeños y medianos productores, opera con bajos niveles de digitalización y métodos tradicionales basados en la observación manual y decisiones reactivas. Esta brecha tecnológica limita la capacidad de anticipación, genera pérdidas recurrentes y un uso ineficiente de recursos críticos como el agua y los insumos agrícolas.

En paralelo, los avances en tecnologías como IoT, Big Data, inteligencia artificial y computación en la nube abren nuevas oportunidades para transformar la agricultura mediante el uso de datos en tiempo real y modelos predictivos. Aunque la agricultura de precisión ha mostrado resultados positivos en países vitivinícolas líderes, su adopción en Chile sigue siendo incipiente. En este contexto, la tesina propone desarrollar y validar un sistema

integrado adaptado a la realidad chilena, con el objetivo de reducir mermas y mejorar la eficiencia productiva, contribuyendo así a una vitivinicultura más sostenible, competitiva y resiliente.

1.1 Descripción del problema

La vitivinicultura chilena se desarrolla en un contexto productivo cada vez más complejo, influenciado por factores ambientales, económicos y tecnológicos que afectan la estabilidad y competitividad del sector. En particular, las distintas cepas cultivadas presentan comportamientos altamente sensibles a variaciones climáticas, disponibilidad hídrica y presencia de enfermedades, lo que demanda un manejo agronómico preciso y oportuno para asegurar la calidad y rendimiento del cultivo. Sin embargo, las condiciones actuales del entorno dificultan dicha gestión.

En primer lugar, los efectos del **cambio climático** han modificado los ciclos fenológicos ^[37] y las condiciones agroecológicas tradicionales de zonas vitivinícolas. Fenómenos como sequías prolongadas, aumento de temperaturas máximas, reducción de precipitaciones y mayor frecuencia de eventos extremos como heladas tardías, granizos (viñas cordilleranas) ^[1], olas de calor generan estrés fisiológico en las vides y favorecen la aparición de plagas y enfermedades como oídio ^[2], botrytis ^[3], o peronospora ^[4]. Esta creciente variabilidad ambiental dificulta la anticipación de riesgos y aumenta la probabilidad de pérdidas productivas, especialmente en cepas susceptibles a fluctuaciones climáticas.

En segundo lugar, la **escasez hídrica estructural** constituye una amenaza crítica para la producción. La disponibilidad de agua se ha reducido significativamente en los últimos años, obligando a los productores a optimizar su uso para evitar impactos negativos en el desarrollo de las vides. No obstante, la mayoría de los viñedos continúa aplicando estrategias de riego basadas en estimaciones empíricas y observación manual, carentes de mediciones continuas y soporte analítico predictivo, lo que genera sobre aplicación o déficit hídrico, ambos perjudiciales para la productividad y la sustentabilidad.

Un tercer elemento problemático es la **baja adopción de tecnologías digitales avanzadas** en el sector vitivinícola chileno. Si bien existen iniciativas emergentes de agricultura de precisión, la realidad predominante muestra una limitada integración de sensores IoT, plataformas en la nube, sistemas de monitoreo continuo, herramientas de análisis predictivo o modelos basados en Inteligencia Artificial. La mayoría de los productores dependen aún de métodos manuales para registrar información, evaluar el estado del cultivo o tomar decisiones operativas, lo que da a lugar a procesos lentos, subjetivos y con un nivel reducido de trazabilidad y precisión.

Este déficit tecnológico tiene consecuencias directas en la calidad de los vinos:

- Imposibilidad de anticipar brotes de enfermedades o condiciones climáticas adversas.
- Ausencia de modelos predictivos que permitan simular escenarios y planificar acciones preventivas.
- Baja capacidad para correlacionar factores ambientales con pérdidas en distintas cepas.
- Dificultad para detectar patrones que podrían reducir mermas y optimizar recursos.

A nivel internacional, la agricultura de precisión y el uso de IoT, IA y Big Data ya se han consolidado como herramientas fundamentales para la reducción de pérdidas y la mejora de eficiencia en países vitivinícolas líderes como **Francia, España, Italia, Australia y Estados Unidos** ^[5]. Estas industrias utilizan plataformas integradas capaces de monitorear en tiempo real, anticipar riesgos y optimizar intervenciones agronómicas. Sin embargo, en Chile la adopción es limitada y muchas soluciones disponibles no se ajustan a las particularidades agroclimáticas, operativas ni económicas del entorno local ni a las especificidades de las distintas cepas nacionales.

Tabla 1: Variedades con mayor superficie declarada a nivel nacional 2024 Ministerio de agricultura [6]

Cepa (Variedad)	Tipo	Participación aproximada viníferas más cultivadas 2024
Cabernet Sauvignon	Tinta	27%
Sauvignon Blanc	Blanca	12%
Merlot	Tinta	8%
Chardonnay	Blanca	8%
Carmenere	Tinta	8%
Syrah	Tinta	5%
Pais	Tinta	9%
Pinot Noir	Tinta	3%
Moscatel de Alejandría	Blanca	4 %
Otras Variedades	Mixto	11%
Tintorera	Mixto	5%

Estas brechas tecnológicas se traducen en pérdidas económicas recurrentes, menor productividad por hectárea, uso ineficiente de recursos (especialmente agua y agroquímicos), dificultades para cumplir estándares de sostenibilidad y pérdida de competitividad frente a mercados internacionales cada vez más exigentes en trazabilidad, eficiencia y sustentabilidad ambiental.

En síntesis, el problema central se fundamenta en la **ausencia de un sistema integrado y adaptado al contexto chileno que permita monitorear, predecir y optimizar la producción vitivinícola mediante tecnologías de información avanzadas**. Esta carencia limita la capacidad de anticipación, incrementa las mermas ^[7], impide la toma de decisiones basada en evidencia y vulnera la sostenibilidad económica y ambiental del cultivo, especialmente en un escenario climático altamente incierto y competitivo.

1.2 Propuesta de solución

La solución propuesta se orienta a superar las limitaciones actuales de la gestión vitivinícola mediante el desarrollo de un sistema integrado de monitoreo, análisis predictivo y apoyo a la toma de decisiones, sustentado en tecnologías de Internet de las Cosas (IoT), Big Data, Inteligencia Artificial (IA) y computación en la nube. El objetivo es transformar el proceso productivo tradicional a un modelo de agricultura inteligente, capaz de anticipar riesgos, reducir pérdidas y optimizar el uso de recursos en distintas cepas, considerando las particularidades agroclimáticas y operativas del contexto chileno.

1.3 Fundamentación de la propuesta.

La literatura internacional demuestra que la integración de tecnologías avanzadas en agricultura permite:

- Mejorar la precisión agronómica.
- Reducir la incertidumbre derivada de la variabilidad climática.
- Disminuir pérdidas por plagas y enfermedades
- Optimizar recursos críticos como agua y agroquímicos.
- Mejorar la trazabilidad y sostenibilidad del cultivo.

Sin embargo, la aplicación de estas tecnologías en Chile ha sido fragmentada, careciendo de soluciones integrales adaptadas a las características de las cepas locales (**ver Tabla 1**) y a la realidad de pequeños y medianos productores. La falta de sistemas unificados de sensorización, análisis y visualización genera una brecha tecnológica que esta propuesta busca subsanar mediante una plataforma robusta, escalable y centrada en el contexto nacional.

1.4 Componentes de la solución

1.4.1 Sensores IoT y dispositivos de captura multispectral.

Se plantea la instalación de una red de sensores IoT que registre en tiempo real variables ambientales y fisiológicas claves para el comportamiento de distintas cepas: humedad de suelo, temperatura ambiente y foliar, radiación, velocidad del viento, pluviometría y salud vegetal. El uso combinado de drones con cámaras RGB o multispectrales permitirá obtener mapas de vigor^[38], índices vegetativos (NDVI, GNDVI) y detección temprana de anomalías no visibles a simple vista.

Fundamento técnico:

- Incrementa la granularidad del monitoreo, superando la observación manual.
- Genera datos continuos esenciales para modelamiento predictivo.
- Aumenta la precisión en la identificación de estrés hídrico y fitosanitario.

1.4.2 Plataforma de Big Data en la nube.

Los datos capturados por sensores y drones serán enviados a una infraestructura cloud (AWS, Azure, GCP o Huawei), donde se centralizarán, limpiarán y procesarán mediante pipelines^[8] automatizados.

Justificación:

- La nube ofrece escalabilidad, seguridad, trazabilidad y tolerancia a fallas.
- Facilita la integración de fuentes heterogéneas (IoT, clima, históricos).
- Permite análisis masivos necesarios para modelos de predicción confiables.

Además, se incorporarán bases de datos históricas climáticas y productivas para entrenar modelos más robustos y contextualmente ajustados.

1.4.3 Modelos predictivos basados en Inteligencia Artificial

La solución integra algoritmos de aprendizaje automático para obtener los siguientes resultados:

- Predecir incidencias de plagas y enfermedades con base en condiciones ambientales.
- Anticipar estrés hídrico y optimizar estrategias de riego.
- Proyectar rendimiento por hectárea según condiciones actuales.
- Correlacionar multidimensionalmente factores de pérdida en distintas cepas.

Fundamento metodológico:

- La literatura evidencia que modelos supervisados (Random Forest, Gradient Boosting, ANN) pueden predecir eventos críticos con altos niveles de precisión.
- El uso de redes neuronales permite identificar patrones no lineales complejos.
- La IA reduce la incertidumbre y habilita decisiones preventivas.

1.4.4 Dashboard interactivo de apoyo a la decisión

Se desarrollará una interfaz accesible para productores y administradores del viñedo, visualizando:

- Indicadores clave en tiempo real.
- Alertas tempranas basadas en predicciones.
- Recomendaciones operativas (riego, fertilización, aplicación de fungicidas).
- Mapas térmicos y análisis comparativos entre áreas del viñedo.

Fundamento práctico:

- Facilita la adopción tecnológica por parte de usuarios no expertos.
- Transforma datos complejos en información accionable.
- Aumenta la velocidad y precisión de las decisiones agronómicas.

1.4.5 Validación experimental en campo

- El proyecto adopta un diseño experimental controlado.
- Un área experimental con el sistema IoT-IA-Big Data implementado.
- Un área de control operando con prácticas tradicionales.

Fundamento científico:

- Permite evaluar causalidad mediante comparación directa.
- Facilita la medición del impacto real en mermas, eficiencia hídrica y calidad de uva.
- Se emplearán técnicas estadísticas rigurosas (T-test, ANOVA^[36], análisis multivariado).

1.5 Contribución esperada de la solución

Se espera que la plataforma debe entregar los siguientes resultados para la viña experimental:

- Reduzca mermas productivas en un 20% o más.
- Incremente la eficiencia en uso de agua, fertilizantes y pesticidas entre 15% y 30%.
- Mejore la capacidad de anticipación frente a eventos críticos mediante alertas predictivas.
- Fortalezca la sostenibilidad del cultivo y su trazabilidad digital.
- Genere un modelo escalable aplicable a otras cepas y regiones del país.

1.6 Originalidad y Valor Agregado

La solución es innovadora porque:

- Integra tecnologías avanzadas en un sistema único y adaptado al contexto chileno.
- Considera las particularidades de distintas cepas, en lugar de modelos genéricos.
- Combina monitoreo en tiempo real con modelos predictivos.
- Valida empíricamente su impacto mediante experimentación rigurosa.

Aporta evidencia científica y un modelo replicable para agricultura inteligente en Chile.

1.7 Hipótesis y Metodología de validación

1.7.1 Hipótesis

La investigación plantea que la implementación de un sistema integrado basado en IoT, Big Data e inteligencia artificial puede reducir de forma significativa las mermas productivas en la vitivinicultura chilena y mejorar el uso de recursos clave como el agua, fertilizantes y agroquímicos. Esta mejora se sustenta en la capacidad del sistema para generar datos en tiempo real, anticipar eventos críticos y apoyar la toma de decisiones agronómicas de manera oportuna y basada en evidencia.

La hipótesis se apoya en el contexto actual del sector, marcado por la variabilidad climática, la escasez hídrica y un bajo nivel de digitalización. Las prácticas tradicionales, centradas en la inspección visual y decisiones reactivas, limitan la detección temprana de problemas como el estrés hídrico, las plagas o los efectos de eventos climáticos adversos, lo que se traduce en pérdidas recurrentes y un uso ineficiente de los recursos. La evidencia internacional muestra que los sistemas integrados IoT-IA mejoran la precisión del monitoreo y la eficiencia operativa, aunque en Chile su adopción sigue siendo fragmentada y poco adaptada a las particularidades locales.

La hipótesis propone que, al aplicar el sistema en un viñedo piloto, se logre una reducción mínima del 20% en las mermas y una mejora de entre 15% y 30% en la eficiencia del uso de recursos, resultados que serán validados mediante análisis estadísticos comparativos. De este modo, se establece un marco riguroso y medible para evaluar el impacto real de la transformación digital en la vitivinicultura chilena.

1.8 Metodología de validación

La validación de esta tesina se llevará a cabo mediante una combinación de **métodos cuantitativos, cualitativos y experimentales** que permitirán evaluar con rigor académico y sensibilidad práctica el impacto real del sistema integrado basado en IoT, Big Data e Inteligencia Artificial sobre la producción de distintas cepas en un viñedo piloto. Estos métodos buscan demostrar, de manera transparente y verificable, si la incorporación tecnológica contribuye efectivamente a reducir mermas, optimizar recursos y mejorar la gestión agrícola.

1.8.1 Diseño Experimental Controlado

El método principal de validación consiste en la implementación de un **diseño experimental con dos áreas comparativas** dentro del viñedo:

- Área experimental, donde se desplegará el sistema IoT, el Big Data e IA.
- Área de control, manejada con los métodos tradicionales del predio.

Este enfoque permitirá aislar el efecto de la tecnología y medir las diferencias reales entre ambas zonas bajo las mismas condiciones climáticas y productivas. La comparación directa entre los resultados de ambas áreas constituye la base para validar o refutar la hipótesis de manera objetiva.

1.8.2 Recolección y Análisis de Datos Cuantitativos

La información recopilada por sensores IoT, drones y estaciones meteorológicas será procesada en la plataforma cloud, generando un conjunto de datos continuo y trazable. Sobre esta base, se realizará un análisis estadístico que incluirá:

- **Pruebas T de Student**, para identificar diferencias significativas en variables como pérdidas productivas, consumo de agua y uso de fertilizantes entre el área experimental y la de control.
- **ANOVA (Análisis de Varianza)**, para evaluar la interacción entre múltiples factores y determinar si los cambios observados se deben a la intervención tecnológica y no a variaciones aleatorias.
- **Medidas de tendencia central y dispersión** que permitan comprender el comportamiento general de cada variable en ambos escenarios.

Este análisis permitirá cuantificar el impacto real del sistema y verificar si se cumplen los umbrales de mejora planteados en la hipótesis.

1.8.3 Evaluación de Modelos Predictivos.

Los modelos de Inteligencia Artificial desarrollados para anticipar plagas, enfermedades y estrés hídrico serán evaluados mediante:

- Exactitud (accuracy) ^[9]
- Precisión y recall ^[10]
- Error Absoluto Medio (MAE) ^[11]
- Raíz del Error Cuadrático Medio (RMSE) ^[12]

Estas métricas permitirán determinar la capacidad de los modelos para generar predicciones útiles y confiables para la toma de decisiones agronómicas. Asimismo, se verificará si las predicciones se alinean con las observaciones reales en campo.

1.8.4 Validación Operacional y de usabilidad.

Además del enfoque cuantitativo, se incluirá una dimensión humana y operativa mediante:

- Entrevistas semiestructuradas con el personal agrícola del viñedo.
- Observaciones directas del uso del dashboard.
- Evaluación cualitativa de la experiencia de los usuarios.

Este proceso permitirá comprender si la solución es intuitiva, si facilita la labor diaria y si las recomendaciones generadas se perciben como prácticas y confiables. La usabilidad es un componente crítico, pues una tecnología con bajo nivel de adopción difícilmente producirá los beneficios esperados.

1.8.5 Validación de Sostenibilidad Técnica y Escalabilidad

Finalmente, se evaluará la capacidad del sistema para:

- Operar en condiciones reales de campo.
- Mantener la continuidad operacional.
- Funcionamiento con volúmenes crecientes de datos.
- Adaptarse a otros cultivos o regiones.

Esta validación permitirá analizar su potencial de replicabilidad y su viabilidad a largo plazo en la industria vitivinícola chilena.

1.9 Beneficios esperados

La tesina proyecta generar beneficios concretos para la gestión agrícola y para la industria vitivinícola chilena en general. En primer lugar, se espera que la implementación de un sistema integrado basado en IoT, Big Data e inteligencia artificial permita reducir de manera significativa las mermas productivas, gracias a la capacidad de anticipar eventos críticos como estrés hídrico, plagas y condiciones climáticas adversas. Esta anticipación, ausente en los enfoques tradicionales, ayudaría a proteger el rendimiento del cultivo y a disminuir pérdidas que afectan de forma recurrente la rentabilidad de los productores.

También se prevé una mejora importante en la eficiencia del uso de recursos como el agua, fertilizantes y pesticidas. El acceso a información precisa y en tiempo real permitiría tomar decisiones más ajustadas y responsables, optimizando costos operacionales y promoviendo prácticas agrícolas más sostenibles, en línea con las exigencias ambientales actuales. A esto se suma una mejora en la calidad de la toma de decisiones, apoyada por un panel de control que integra datos históricos, predicciones y alertas tempranas, facilitando la planificación y reduciendo la dependencia de la intuición o la experiencia empírica.

A nivel sectorial, el proyecto busca impulsar la digitalización del rubro vitivinícola, demostrando con evidencia práctica que la tecnología puede generar impactos reales en productividad y sostenibilidad. Además, propone un modelo escalable y replicable para otras zonas y cultivos, fortaleciendo la colaboración entre productores e industria y avanzando hacia una viticultura más competitiva y sostenible en Chile.

1.10 Objetivos (General y Específico)

1.10.1 Objetivo General

El objetivo general de esta tesina es **diseñar, desarrollar y validar un sistema tecnológico integral basado en Internet de las Cosas (IoT), Big Data e Inteligencia Artificial**, orientado a mejorar de manera sustantiva la gestión agronómica de distintas cepas en la industria vitivinícola chilena. Este sistema busca **reducir las pérdidas productivas, optimizar el uso de recursos críticos y fortalecer la toma de decisiones** mediante la generación de información oportuna, precisa y predictiva, contribuyendo así a una producción más sostenible, eficiente y resiliente frente a los desafíos actuales del sector agrícola.

Este objetivo parte de la premisa de que la vitivinicultura nacional enfrenta un escenario caracterizado por la variabilidad climática, la escasez hídrica y la baja digitalización en los procesos productivos, lo que limita la capacidad de anticipación ante eventos críticos como plagas, enfermedades o cambios extremos en las condiciones meteorológicas. En este contexto, se propone una solución que integre tecnologías avanzadas capaces de transformar prácticas tradicionales basadas en observaciones visuales y decisiones reactivas en un modelo de **agricultura inteligente**, donde la información en tiempo real y los modelos analíticos cumplan un rol central en la gestión del viñedo.

Asimismo, el objetivo general busca no solo desarrollar una herramienta tecnológica, sino **validar empíricamente su efectividad** mediante un diseño experimental en campo, comparando resultados entre áreas con y sin la intervención tecnológica. Esta validación permitirá demostrar, con evidencia cuantificable y estadísticamente significativa, el impacto del sistema en la reducción de mermas, la eficiencia operativa y el uso responsable de recursos naturales.

Finalmente, este objetivo persigue también aportar una base metodológica y tecnológica que pueda ser **escalada y replicada** en otros contextos agrícolas del país, fomentando la digitalización del sector y contribuyendo a la sostenibilidad económica y ambiental de la vitivinicultura chilena. De este modo, la tesina no solo pretende resolver un problema local, sino generar conocimiento aplicable que apoye la transición hacia una agricultura más moderna, tecnológica y alineada con los desafíos del siglo XXI.

1.10.2 Objetivos Específicos

1- Diseñar y desplegar una infraestructura de monitoreo IoT (Dueño de viñedo experimental)

Implementar una red de sensores y dispositivos aéreos que permita capturar de manera continua variables ambientales, hídricas y fisiológicas del viñedo, generando datos precisos y trazables que reflejen el comportamiento real de las distintas cepas en el campo.

2- Construir modelos predictivos basados en Inteligencia Artificial

Desarrollar y entrenar algoritmos de aprendizaje automático capaces de anticipar eventos críticos como estrés hídrico, aparición de plagas o enfermedades, variaciones climáticas adversas y otros factores que influyen directamente en la productividad y calidad de la uva.

3- Implementar una plataforma en la nube con capacidad de procesamiento y análisis

Integrar los datos provenientes de sensores, drones y estaciones meteorológicas en una infraestructura cloud que permita su almacenamiento, procesamiento y análisis eficiente, garantizando seguridad, escalabilidad y disponibilidad.

4- Desarrollar un dashboard interactivo orientado al usuario

Crear una interfaz visual intuitiva que facilite la comprensión de los datos recopilados y de las predicciones generadas, permitiendo a los productores recibir alertas tempranas y recomendaciones prácticas para la gestión diaria del viñedo.

5- Ejecutar un diseño experimental en un viñedo piloto

Evaluar la efectividad del sistema mediante la comparación de un área experimental con tecnología implementada y un área de control basada en prácticas tradicionales, permitiendo medir el impacto real del sistema en variables como mermas, uso de agua e insumos.

6- Analizar estadísticamente los resultados obtenidos

Aplicar técnicas estadísticas inferenciales para identificar diferencias significativas entre el área experimental y el área de control, validando o refutando la hipótesis y determinando el nivel de impacto alcanzado por la solución tecnológica.

7- Evaluar la usabilidad, operatividad y potencial de escalabilidad del sistema

Analizar la experiencia de los usuarios con el sistema, su facilidad de adopción y su capacidad de integrarse en distintos contextos productivos, con el fin de proyectar su replicabilidad en otras regiones, cepas y modalidades agrícolas.

8- Generar recomendaciones técnicas y operativas basadas en los hallazgos

Elaborar un conjunto de sugerencias y buenas prácticas que orienten futuras implementaciones del sistema, maximizando su impacto y contribuyendo al fortalecimiento de la digitalización agrícola en el país.

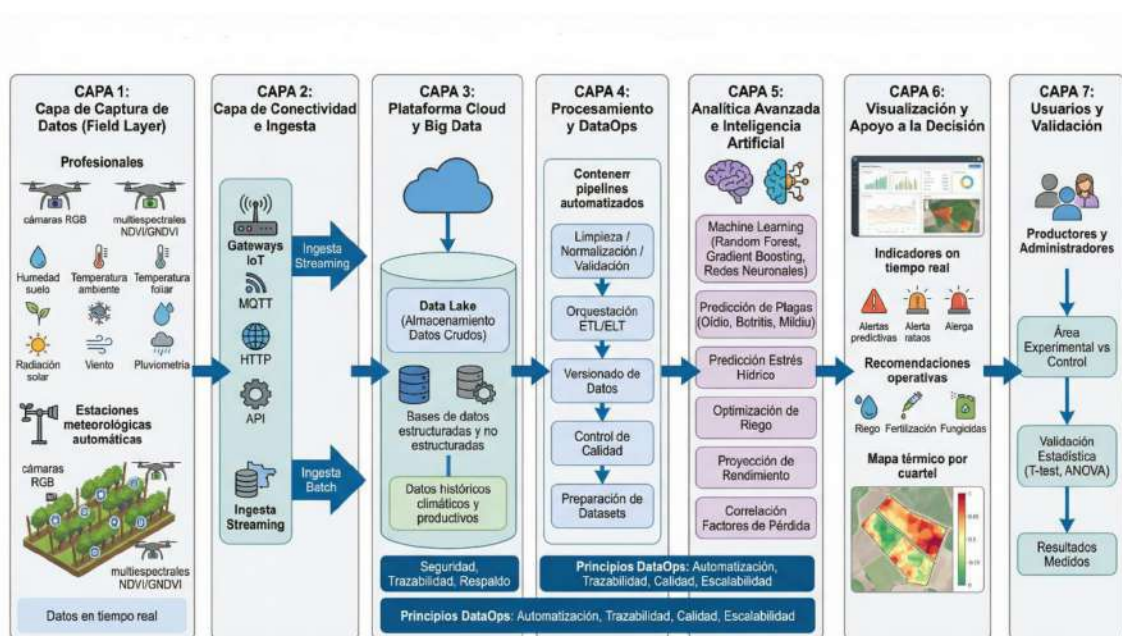


Imagen 1: Arquitectura DataOps para Sistema de Gestión Vitivinícola basado en IoT, Big Data e Inteligencia Artificial

1.11 Estructura del informe.

El documento se estructura en cinco capítulos que desarrollan de forma ordenada la propuesta tecnológica para evaluar el impacto del IoT y el análisis predictivo en la reducción de pérdidas en la vitivinicultura.

El primer capítulo introduce el contexto del sector, la problemática abordada, la solución propuesta, la hipótesis, los objetivos y la metodología del estudio.

El segundo capítulo presenta el marco teórico y el estado del arte, abordando los conceptos técnicos clave y revisando experiencias previas relevantes a nivel nacional e internacional.

El tercer capítulo describe el desarrollo del proyecto, incluyendo el diseño experimental, el análisis del estado actual del proceso productivo y la implementación del sistema en un viñedo piloto.

En el cuarto capítulo se presentan los resultados y la situación futura esperada, comparando áreas de control y experimentales para evaluar el impacto del sistema en la reducción de mermas y el uso eficiente de recursos.

Finalmente, el quinto capítulo expone las conclusiones del estudio, los principales aportes, las oportunidades de mejora y los antecedentes complementarios que respaldan el trabajo realizado.

2. Marco teórico y Estado del arte

El desarrollo del marco teórico se articula en torno a dos ejes fundamentales que permiten comprender y sustentar la propuesta tecnológica planteada en esta tesina. Por un lado, se presenta la **base conceptual de las tecnologías habilitadoras** Internet de las Cosas (IoT), Big Data e Inteligencia Artificial que constituyen el núcleo del sistema propuesto para el monitoreo y la predicción en viñedos. Estos conceptos permiten explicar cómo la captura de datos en tiempo real, el procesamiento masivo de información y los modelos predictivos conforman una herramienta capaz de transformar la gestión agrícola tradicional en un proceso más informado, anticipativo y eficiente.

Por otro lado, el marco teórico incorpora un **conjunto de fundamentos técnicos y agronómicos complementarios** que resultan esenciales para contextualizar la aplicación de estas tecnologías en la industria vitivinícola. Dentro de este segundo bloque se consideran elementos como la agricultura de precisión, los factores fisiológicos y ambientales que influyen en el desarrollo de las distintas cepas, el impacto del estrés hídrico y de variables climáticas en la productividad, junto con un análisis del comportamiento de plagas y enfermedades relevantes en la viticultura chilena. Estos componentes permiten establecer una visión integral del problema y justificar la pertinencia del enfoque tecnológico.

Ambos ejes, tecnológico y agronómico, convergen para ofrecer un marco conceptual robusto que no solo explica el funcionamiento del sistema propuesto, sino que también respalda las decisiones de diseño, las metodologías de medición y los criterios de validación empleados en el estudio. En conjunto, el marco teórico proporciona las bases necesarias para comprender cómo la integración de IoT, Big Data e Inteligencia Artificial puede contribuir a reducir las pérdidas productivas, optimizar recursos y fortalecer la resiliencia de los viñedos frente a un escenario climático cada vez más desafiante.

2.1 Tecnologías Habilitadoras del sistema

2.1.1 Internet de las Cosas (IoT)

El Internet de las Cosas (IoT) se entiende como un conjunto de objetos y sensores interconectados capaces de capturar y transmitir datos del entorno de forma automática. Tal como planteó Kevin Ashton, el valor del IoT radica en la posibilidad de “saber” sobre los objetos a partir de información continua, reduciendo pérdidas y desperdicios. En el ámbito agrícola, esta tecnología permite pasar de observaciones puntuales a un monitoreo permanente de variables como humedad del suelo, temperatura foliar, precipitaciones y radiación, facilitando la detección temprana de condiciones de estrés o anomalías. Esta capacidad de anticipación constituye un pilar fundamental para la reducción de mermas productivas ^[13].

2.1.2 Big Data y Analítica Avanzada

Big Data se refiere al conjunto de técnicas y plataformas que permiten gestionar y analizar grandes volúmenes de datos con alta diversidad y velocidad, superando las capacidades de los enfoques tradicionales. En vitivinicultura, esta capacidad facilita la integración de información proveniente de sensores, imágenes de drones y registros productivos, permitiendo identificar patrones relevantes para apoyar decisiones operativas y estratégicas.

A través de analítica avanzada y modelos de machine learning, es posible anticipar eventos clave como estrés hídrico, aparición de plagas, variaciones de rendimiento y momentos óptimos de vendimia. Estas predicciones permiten intervenir de manera temprana y focalizada, optimizando el uso de insumos y reduciendo mermas.

Además, Big Data habilita el análisis longitudinal de la información, comparando temporadas y evaluando el impacto de las intervenciones, generando evidencia objetiva para respaldar decisiones e inversiones tecnológicas en viñedos de distintas escalas ^[14].

2.1.3 Inteligencia Artificial y Aprendizaje Automático

La Inteligencia Artificial (IA) y las técnicas de Machine Learning permiten modelar relaciones no lineales entre variables ambientales, fisiológicas y productivas. Revisiones recientes muestran que los métodos de ML y deep learning se han consolidado en agricultura para tareas de clasificación, regresión y detección (p. ej., detección de plagas, estimación de rendimiento, predicción de estrés hídrico) y que, con datos adecuados, mejoran la anticipación de eventos críticos frente a enfoques empíricos tradicionales (Liakos et al., 2018; Kamilaris & Prenafeta-Boldú, 2018). La aplicación de modelos supervisados (Random Forest, Gradient Boosting, redes neuronales) habilita alertas tempranas y recomendaciones operativas que, al traducirse en intervenciones oportunas, reducen la magnitud y frecuencia de mermas ^[15].

2.2 Fundamentos agronómicos y productivos

2.2.1 Agricultura de precisión.

La agricultura de precisión propone gestionar el cultivo a escala espacial y temporal fina: aplicar riego, fertilización o control fitosanitario de manera diferencial según la variabilidad intrapredial (mapas de vigor, textura de suelos, pendiente). Autores y revisiones sobre viticultura de precisión documentan cómo la combinación de sensores proximales, imágenes aéreas y modelos de decisión mejora la eficiencia del uso de recursos y la calidad del fruto (Matese & Di Gennaro, 2015). En la práctica, esto significa intervenir solo donde y cuando corresponde, evitando tratamientos generales que implican gasto y riesgo de daños, lo que se traduce en menores mermas y mejor relación costo-beneficio ^[16].

2.2.2 Sensorización y teledetección: Evidencia para la detección de estrés y salud vegetal en viñedos.

La sensorización del suelo y la planta, complementada con imágenes multispectrales y térmicas desde plataformas aéreas, ha demostrado capacidad para detectar estrés hídrico y alteraciones fisiológicas antes de su manifestación visual (p. ej., índices NDVI y termografía), habilitando decisiones preventivas (Zarco-Tejada et al., 2013). Estas técnicas aumentan la granularidad y la sensibilidad del monitoreo, factores clave para anticipar eventos que generan mermas, como estrés severo o enfermedades en desarrollo ^[17].

2.2.3 Modelos predictivos de plagas, enfermedades y estrés hídrico

Existen enfoques clásicos (grados-día, modelos epidemiológicos) y aproximaciones basadas en ML que combinan variables meteorológicas, humedad foliar y series históricas para estimar probabilidad de brotes o condiciones de riesgo. La evidencia sugiere que los modelos integrados con datos de campo (IoT) y análisis masivo (Big Data) incrementan la precisión predictiva y permiten programar medidas focalizadas que reducen aplicaciones innecesarias y pérdidas productivas. Revisiones recientes sobre detección y predicción de enfermedades resaltan que ML y visión computacional han mejorado sensibilidad y especificidad frente a métodos tradicionales, siempre que los conjuntos de datos sean representativos ^[18].

2.2.4 Relación causal entre integración tecnológica y reducción de mermas

La lógica causal que respalda la hipótesis central de la tesina es directa y acumulativa:

- (1) el IoT produce señales tempranas de condición del cultivo.
- (2) Big Data organiza y enriquece esos registros con contextos temporales y espaciales.
- (3) la IA convierte esos insumos en predicciones y recomendaciones.
- (4) la intervención oportuna y focalizada disminuye la exposición del cultivo a daños irreversibles.

La literatura comparada y estudios de caso en viticultura señalan mejoras en eficiencia hídrica, reducción de aplicaciones fitosanitarias y mejor sincronía de vendimia como mecanismos concretos por los cuales se reducen las mermas al integrar estas tecnologías^[19].

2.2.5 Limitaciones, brechas y consideraciones para la validez del efecto

Aunque la evidencia es prometedora, la reducción efectiva de mermas depende de factores adicionales: calidad y representatividad de los datos, correcta parametrización de modelos, capacidad operativa del equipo agrícola para ejecutar recomendaciones y condicionantes contextuales (conectividad, costos, heterogeneidad de cepas). Por eso, la validación experimental (áreas control vs. intervenidas) y la evaluación de usabilidad son indispensables para asegurar que la integración tecnológica produzca la reducción de pérdidas esperada en condiciones reales. Revisiones recientes también llaman la atención sobre gobernanza de datos, seguridad y equidad en el acceso a estas soluciones, aspectos relevantes para la escalabilidad^[20].

2.2.6 Plagas y enfermedades relevantes en vitivinicultura.

Las plagas y enfermedades constituyen uno de los principales factores asociados a las mermas en la producción vitivinícola, al afectar directamente el desarrollo, la fisiología y la calidad del fruto. Desde un punto de vista agronómico, estas alteraciones biológicas, provocadas por insectos, hongos, bacterias o virus, generan disfunciones en los procesos fisiológicos de la planta que reducen su productividad y capacidad fotosintética, traduciéndose en pérdidas económicas relevantes. Esta relación directa entre la presencia de patógenos y la disminución del rendimiento resulta central para el análisis del problema abordado en la tesina.

Entre las enfermedades más relevantes se encuentran el **oídio** y el **botritis**, ampliamente documentadas en la literatura vitivinícola. El oídio puede provocar reducciones de rendimiento significativas cuando no es controlado oportunamente, debido a su impacto sobre **la cutícula y la fotosíntesis de la vid**. El botritis, en tanto, afecta directamente los racimos y favorece procesos de pudrición, especialmente bajo condiciones de alta humedad. Ambas enfermedades generan mermas tanto cuantitativas como cualitativas, afectando la aptitud del fruto para la vinificación. En este contexto, la integración de tecnologías como IoT y análisis predictivo permite identificar condiciones predisponentes y anticipar brotes, contribuyendo a una gestión sanitaria más oportuna y eficiente^{[21] [22]}.

2.3 Transformación digital en la agricultura

2.3.1 Adopción tecnológica en la agricultura chilena

La adopción tecnológica en la agricultura chilena ha avanzado de manera progresiva, aunque de forma desigual entre los distintos actores del sector. Si bien tecnologías como IoT, plataformas de análisis de datos y sistemas de monitoreo remoto han demostrado su potencial para mejorar la eficiencia y sostenibilidad de los cultivos, su incorporación sigue siendo limitada y heterogénea. Esta situación refleja tanto el interés por modernizar la producción agrícola como la persistencia de brechas estructurales que dificultan una adopción más amplia.

Entre los principales desafíos destacan las brechas digitales asociadas a la conectividad rural, el acceso a infraestructura tecnológica y la falta de capacitación para el uso de herramientas avanzadas. Estas limitaciones afectan especialmente a pequeños y medianos productores, quienes enfrentan restricciones presupuestarias, menor disponibilidad de soporte técnico y dificultades para sostener sistemas de sensorización o plataformas en la nube. Aun así, iniciativas como **VINIoT**^[23] han demostrado que la digitalización puede generar mejoras concretas en productividad, gestión hídrica y toma de decisiones, aunque también evidencian la necesidad de soluciones más accesibles y escalables.

Experiencias como el **proyecto de inteligencia artificial aplicado a la agricultura en Atacama** refuerzan este potencial, mostrando cómo la integración de sensores, IA y biotecnología permite enfrentar condiciones extremas de escasez hídrica. En conjunto, el panorama nacional evidencia oportunidades reales para transformar

la agricultura, pero también la urgencia de reducir brechas, fortalecer el acompañamiento técnico y promover modelos de adopción inclusivos y adaptados a la realidad de los productores ^[24].

2.3.2 Impacto histórico de la digitalización en el sector agrícola internacional

La digitalización ha impulsado una transformación gradual de la agricultura, pasando de intervenciones aisladas a modelos de gestión integrados y basados en datos. Este proceso ha permitido desplazar la toma de decisiones desde la intuición hacia prácticas más precisas, trazables y replicables, con efectos directos en la productividad, la eficiencia en el uso de insumos y la sostenibilidad de los sistemas productivos. Al mismo tiempo, ha favorecido nuevas formas de coordinación y gobernanza tecnológica entre actores públicos y privados ^[25].

A nivel internacional, Europa ha liderado la adopción temprana de tecnologías asociadas a la agricultura de precisión, apoyándose en sensores, cartografía de suelos y sistemas de información geográfica, junto con políticas públicas orientadas a la interoperabilidad y el financiamiento. Australia, en cambio, ha enfocado la digitalización en la gestión eficiente del agua, utilizando sensores y modelos predictivos para enfrentar la escasez hídrica y la alta variabilidad climática. En Estados Unidos, la combinación de innovación privada y producción a gran escala ha acelerado la incorporación de maquinaria conectada y análisis avanzados, generando beneficios económicos, pero también desafíos en materia de concentración tecnológica y regulación de datos ^[26].

Los estudios comparados coinciden en que la digitalización mejora la eficiencia y reduce pérdidas, aunque sus resultados dependen del contexto institucional, la infraestructura disponible y el acompañamiento de políticas públicas. En este sentido, la evidencia internacional muestra que los mayores impactos se logran cuando la tecnología se adapta a las condiciones locales y se complementa con capacitación y modelos de adopción inclusivos.

2.4 Integración Tecnológica

2.4.1 Relación entre IoT, Big Data e IA en un ecosistema agrícola.

La integración de IoT, Big Data e Inteligencia Artificial conforma un ecosistema agrícola inteligente capaz de transformar la manera en que se gestionan los cultivos. En este modelo, los dispositivos IoT actúan como la capa sensorial del sistema, capturando datos ambientales, hídricos y fisiológicos del viñedo de forma continua y precisa. Estos datos antes imposibles de obtener con tal frecuencia se envían a infraestructuras Big Data que permiten almacenarlos, procesarlos y organizarlos, convirtiendo grandes volúmenes de información en insumos utilizables. Sobre esta base, la Inteligencia Artificial aplica modelos analíticos y predictivos que identifican patrones, anticipan eventos críticos y generan recomendaciones para la toma de decisiones agrícolas.

La relación entre estos tres componentes es esencialmente complementaria: **IoT genera los datos, Big Data los ordena y da sentido, e IA transforma ese conocimiento en acciones concretas.** Este ecosistema no solo mejora la eficiencia y la sostenibilidad de los cultivos, sino que también habilita una agricultura más anticipativa, reduciendo la incertidumbre y permitiendo a los productores responder con mayor precisión frente a la variabilidad climática y las dinámicas propias del viñedo. En conjunto, estas tecnologías representan un modelo integral que consolida la digitalización del sector agrícola y abre la puerta a una gestión más inteligente, resiliente y basada en evidencia ^[27].

2.4.2 Modelos de sistemas inteligentes de apoyo a la decisión agrícola (DSS)

La integración de IoT, Big Data e inteligencia artificial conforma un ecosistema tecnológico que permite transformar de manera sustantiva la gestión agrícola. El IoT cumple un rol clave como base de captura de información, recolectando de forma continua datos sobre el suelo, las condiciones climáticas y el estado fisiológico de los cultivos mediante sensores distribuidos en el campo. Esta información, que tradicionalmente dependía de observaciones puntuales o de la experiencia del productor, se convierte en un flujo permanente de datos medibles y trazables.

Estos datos son luego gestionados a través de infraestructuras de Big Data, encargadas de almacenar, ordenar y depurar grandes volúmenes de información con distintos formatos y frecuencias. Esta capa asegura la calidad y consistencia de los datos, permitiendo que sean utilizados de manera efectiva en análisis posteriores y facilitando su integración con información histórica y contextual.

Sobre esta base, la inteligencia artificial analiza los datos procesados para identificar patrones, aprender del comportamiento histórico del cultivo y generar predicciones que permiten anticipar riesgos productivos como estrés hídrico, aparición de plagas o variaciones en el rendimiento. De este modo, los datos se transforman en información útil para la toma de decisiones agronómicas.

En conjunto, IoT, Big Data e IA operan de manera complementaria, creando un ciclo continuo de captura, procesamiento y análisis de información. Esta interacción fortalece la capacidad de anticipación, optimiza el uso de recursos y contribuye a una gestión agrícola más eficiente y sostenible, especialmente relevante en contextos dinámicos como la vitivinicultura chilena [28].

2.4.3 Justificación del uso de integración tecnológica para reducción de mermas

La integración de IoT, Big Data e Inteligencia Artificial se justifica como una herramienta fundamental para reducir mermas productivas en los viñedos, ya que permite reemplazar prácticas reactivas por un modelo de gestión anticipativo y basado en datos. El IoT aporta mediciones continuas del suelo y del ambiente, capturando señales tempranas de estrés o riesgos agronómicos que rara vez se detectan a tiempo mediante métodos tradicionales. Big Data, por su parte, posibilita procesar y organizar estos volúmenes de información, revelando patrones que influyen en la productividad y la salud del cultivo. Finalmente, la IA convierte esos datos en predicciones accionables, entregando alertas que permiten intervenir antes de que se produzcan daños significativos. En conjunto, estas tecnologías conforman un ecosistema capaz de reducir pérdidas, optimizar recursos y mejorar la resiliencia del cultivo frente a condiciones cambiantes y altamente demandantes [29].

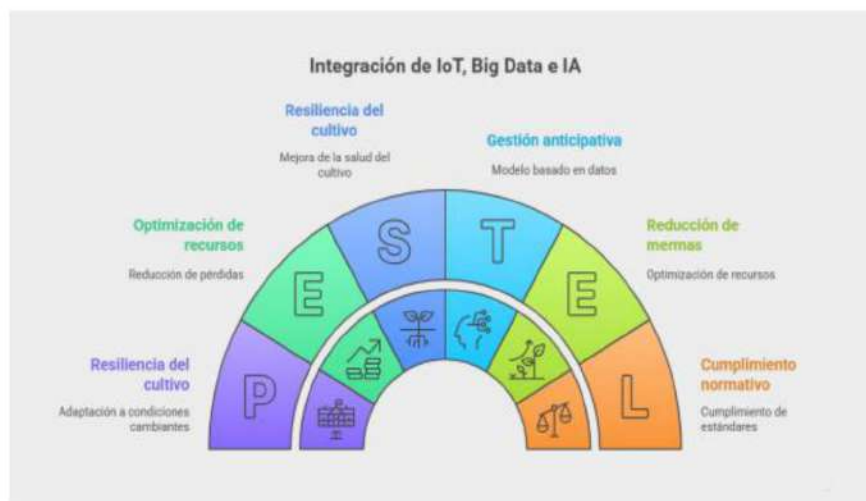


Imagen 2: PESTEL[30]. Integración de IoT, Big Data e IA en la gestión del viñedo, destacando beneficios en resiliencia del cultivo, optimización de recursos, gestión anticipativa, reducción de mermas y cumplimiento normativo.

2.5 Estado del arte.

En la última década, la vitivinicultura ha experimentado una transformación impulsada por la adopción de tecnologías digitales, particularmente aquellas basadas en sensores de IoT, analítica de datos e Inteligencia

Artificial, orientadas a mejorar la productividad y la sostenibilidad del viñedo o cuadrantes (cuarteles) ^[34]. Diversas revisiones científicas muestran que la viticultura de precisión se apoya en redes de sensores, imágenes proximales y remotas, y modelos predictivos para monitorear variables de clima, suelo y planta, permitiendo decisiones más informadas sobre riego, nutrición y control de plagas. En esta línea, estudios de mapeo sistemático evidencian que el uso combinado de Big Data e IoT en la producción de vino ya permite optimizar procesos críticos como la gestión hídrica, la planificación de cosecha y la calidad enológica, consolidando un marco tecnológico maduro sobre el cual se puede construir soluciones integradas:

A nivel internacional, se han desarrollado soluciones específicas que ilustran el potencial de estos enfoques. Trabajos recientes proponen índices inteligentes de estrés hídrico basados en redes inalámbricas de sensores infrarrojos para ajustar el riego en tiempo real en viñedos comerciales de Cabernet Sauvignon, demostrando mejoras sustantivas en eficiencia de uso de agua sin afectar rendimiento ni calidad de la uva. Otros estudios se centran en el diseño de infraestructuras IoT y modelos de decisión para viticultura de precisión, categorizando aplicaciones en riego inteligente, fertilización, detección de plagas y enfermedades, y monitoreo de índices climáticos críticos, lo que confirma la relevancia de integrar múltiples fuentes de datos en plataformas de apoyo a la decisión. Paralelamente, la literatura sobre aplicaciones de visión computacional en vitivinicultura ha mostrado resultados promisorios en la detección automática de vigor, floración, racimos y daños por enfermedades, reforzando el rol de la IA en la anticipación de eventos de riesgo.

En el contexto chileno, informes y estudios de caso sobre viticultura de precisión documentan experiencias con sensores de suelo, imágenes satelitales y drones para caracterizar variabilidad intrapredial^[31], identificar zonas de mayor calidad y ajustar manejos diferenciados en función del vigor y la disponibilidad hídrica. Estas iniciativas han permitido mejorar la asignación de recursos, reducir costos y aumentar la consistencia del producto, pero en su mayoría se concentran en componentes específicos del sistema productivo y no siempre integran capacidades avanzadas de análisis predictivo ni tableros de control unificados para el productor. Este panorama sugiere que, si bien existe una base tecnológica y metodológica consolidada en viticultura de precisión, persiste una brecha respecto de soluciones que articulen de manera coherente IoT, Big Data e Inteligencia Artificial en un sistema integral orientado explícitamente a la reducción cuantificable de pérdidas y a la optimización de recursos en distintas cepas bajo las condiciones particulares de la vitivinicultura chilena, brecha que la presente tesina busca abordar.

3. Desarrollo del Proyecto y Análisis AS-IS

3.1 Desarrollo del proyecto.

El desarrollo del proyecto se lleva a cabo mediante un enfoque progresivo y estructurado, diseñado para garantizar que cada decisión tecnológica responde de manera directa a las necesidades reales del viñedo seleccionado como caso de estudio. Este enfoque permite avanzar desde una comprensión inicial del terreno y de las prácticas productivas actuales hacia la construcción de un sistema integrado capaz de capturar, procesar y transformar datos en información útil para la gestión diaria del cultivo.

En primer lugar, se analiza a fondo el entorno, examinando de cerca los factores agronómicos, operativos y el clima que caracteriza la zona experimental. Este diagnóstico permite identificar las variables clave que afectan la productividad de cada cepa y detectar los puntos donde la falta de información oportuna deriva en mermas evitables. Con estos antecedentes, se establecen los requisitos funcionales y técnicos del sistema, orientados a resolver problemas reales: desde la detección del estrés hídrico preventivo hasta la comprensión de la variabilidad del suelo, la mejora del riego y la anticipación de plagas o enfermedades.

Posteriormente, se avanza en la definición de los requerimientos técnicos y funcionales, tomando como referencia los principios de diseño de sistemas IoT descritos por **Al-Fuqaha et al. (2015)** ^[32]. Dado que la robustez y la interoperabilidad son ejes centrales de la arquitectura desde las fases iniciales de planificación, se

precisan de antemano los sensores a utilizar, los tipos de datos a registrar, las interfaces de comunicación y los mecanismos de almacenamiento y seguridad en la nube.

Una vez establecidos los requerimientos, se procede al diseño y construcción del sistema integrado de IoT, Big Data e IA, combinando tecnologías de sensorización, infraestructura cloud y modelos de análisis predictivo. Esta integración se fundamenta en la capacidad de los sistemas agrícolas inteligentes para transformar datos heterogéneos en información útil para la toma de decisiones. En este proyecto, dicho valor se materializa al convertir datos antes dispersos, esporádicos o inexistentes en conocimientos accionables sobre el estado hídrico, sanitario y productivo de distintas cepas.

Finalmente, el capítulo aborda las validaciones operacionales y predictivas que aseguran el funcionamiento del sistema en campo. Estas validaciones evalúan tanto la precisión de los modelos analíticos como la estabilidad de la infraestructura IoT en condiciones reales. El proceso de validación verifica que la solución propuesta es técnicamente viable, práctica y útil para apoyar decisiones que impactan directamente en la reducción de mermas y la optimización del uso de agua e insumos.

En conjunto, este capítulo evidencia cómo el desarrollo del proyecto transforma un conjunto de datos de difícil disponibilidad en tiempo real en un sistema capaz de generar hallazgos relevantes, claros, oportunos y orientados a mejorar la eficiencia productiva del viñedo. La metodología aplicada, junto con la integración tecnológica, permite abordar un problema complejo con una solución escalable y coherente con los desafíos actuales de la industria vitivinícola chilena.

3.2 Organización del estudio

La organización del estudio se estructura para guiar de manera ordenada y coherente el proceso completo de diseño, implementación y validación del sistema tecnológico propuesto por el viñedo. El estudio se desarrollará en etapas que permitan avanzar desde la comprensión del contexto productivo hasta la evaluación experimental del sistema en terreno, asegurando que cada decisión metodológica responde a necesidades reales del viñedo y a los objetivos de la investigación.

Primero, se analiza el entorno agrícola, se recoge toda la información sobre el viñedo elegido: cómo lo manejan, qué tecnología tienen a mano y qué cepas que cultivan. Este primer diagnóstico es fundamental. Permite ver con claridad dónde están las brechas, qué oportunidades hay y cuáles son los problemas concretos que el sistema tiene que resolver.

Posteriormente, el estudio avanza hacia la definición de requerimientos técnicos y funcionales, lo que permite establecer las capacidades que debía tener el sistema IoT, Big Data, IA. Esta etapa considera tanto las necesidades operacionales del equipo agrícola como los criterios técnicos necesarios para asegurar la captura, transmisión y análisis confiable de datos en tiempo real.

La tercera etapa corresponde al diseño y construcción del sistema, integrando componentes de sensorización, procesamiento en la nube y modelos de análisis predictivo. Aquí se organizan los flujos de datos, se definen los protocolos de comunicación y se configuran los algoritmos que permitirían identificar riesgos productivos y apoyar la toma de decisiones.

A continuación, el estudio contempla la implementación en terreno mediante un diseño experimental que incluye un área equipada con el sistema y un área de control sin intervención tecnológica. Esta estructura permitirá comparar de forma objetiva el impacto real del sistema en la reducción de mermas y en la eficiencia del uso de recursos.

Finalmente, se desarrollan las etapas de validación y análisis de resultados, aplicando métricas estadísticas, indicadores agronómicos y evaluaciones operativas para determinar el desempeño del sistema. Esta fase asegura que los hallazgos deben ser sólidos, reproducibles y transferibles al contexto productivo del viñedo.

En conjunto, esta organización del estudio permitirá avanzar de manera sistemática desde el diagnóstico inicial hasta la validación final de la solución, garantizando que el proyecto respondiera fielmente a los desafíos de la industria vitivinícola y a los objetivos planteados por la investigación.

3.3 Identificación del problema

La industria vitivinícola chilena se desenvuelve hoy en un contexto cada vez más demandante, influido por la variabilidad climática, la presión sobre los recursos hídricos y la exigencia de mantener altos estándares productivos y de calidad en un mercado global competitivo. En este escenario, las viñas medianas con alta producción y diversidad de cepas enfrentan desafíos particulares, ya que deben administrar superficies extensas y heterogéneas apoyándose, en muchos casos, en prácticas tradicionales de monitoreo y gestión.

En la organización analizada, el manejo del viñedo se sustenta principalmente en la experiencia del equipo técnico, observaciones manuales y registros históricos. Si bien este enfoque ha permitido mantener resultados productivos aceptables, presenta limitaciones frente a un entorno dinámico, donde las decisiones de riego, control sanitario y manejo agronómico suelen adoptarse de manera reactiva, una vez que los efectos del estrés hídrico, las condiciones climáticas adversas o las enfermedades ya se han manifestado.

La ausencia de un monitoreo continuo de variables críticas, como humedad del suelo, temperatura y estado fisiológico de las plantas, dificulta la detección temprana de condiciones de riesgo y favorece la aparición de mermas que afectan de forma acumulativa el rendimiento y la calidad de la uva. A ello se suma una alta variabilidad intrapredial que es abordada con manejos homogéneos, generando ineficiencias en el uso de recursos, especialmente del agua. En este contexto, la falta de herramientas de análisis predictivo limita la planificación y la capacidad de anticipación, evidenciando la necesidad de integrar tecnologías como IoT, Big Data e inteligencia artificial para avanzar hacia una gestión agrícola más precisa, proactiva y basada en datos.

3.4 Métricas e indicadores

3.4.1 Indicadores Clave de Desempeño (KPIs)

Para medir de manera objetiva la brecha entre el estado actual (AS-IS) y el estado futuro proyectado (TO-BE), se definen indicadores clave que permiten evaluar el impacto del sistema integrado basado en IoT, Big Data e Inteligencia Artificial. Estos KPIs se orientan principalmente a la reducción de mermas, la optimización de recursos y la mejora en la toma de decisiones agrícolas.

Los indicadores seleccionados consideran variables productivas, operacionales y tecnológicas, permitiendo una evaluación integral del desempeño del viñedo antes y después de la implementación del sistema.

3.4.2 KPIs Propuestos

1. **Porcentaje de mermas productivas (%):** Mide la proporción de pérdidas de uva respecto a la producción total por temporada. Permite evaluar directamente el impacto del sistema en la reducción de pérdidas asociadas a estrés hídrico, enfermedades y eventos climáticos.
2. **Consumo de agua por hectárea (m³/ha):** Evalúa la eficiencia del uso del recurso hídrico. Un descenso en este indicador refleja una mejor gestión del riego basada en datos y predicciones.
3. **Tiempo de detección de eventos críticos (horas o días):** Mide el tiempo transcurrido entre la aparición de una condición de riesgo y su identificación. Este KPI es clave para evaluar la capacidad de anticipación del sistema.
4. **Frecuencia de monitoreo del cultivo:** Compara el monitoreo manual esporádico con el monitoreo continuo proporcionado por sensores IoT.

5. **Precisión de las predicciones (%):** Evalúa el desempeño de los modelos predictivos mediante métricas como accuracy, MAE o RMSE, reflejando la confiabilidad del sistema de apoyo a la decisión.
6. **Uso de insumos agrícolas (kg o litros/ha):** Permite medir la eficiencia en la aplicación de fertilizantes y fitosanitarios, evitando sobre aplicaciones.
7. **Nivel de adopción tecnológica por parte del equipo (%):** Mide el grado de uso efectivo del dashboard y las alertas generadas por el sistema, considerando la dimensión humana del proyecto.

3.5 Desarrollo de la solución

3.5.1 Análisis del entorno productivo.

El proyecto en su primera etapa se centrará en comprender en detalle el funcionamiento operativo del viñedo y las prácticas de manejo aplicadas por el equipo agrícola. Esta fase es crítica porque permite visualizar el contexto real en el que deberá integrarse la solución tecnológica. Para ello, se realizaron visitas periódicas a terreno, observaciones directas de las labores productivas, entrevistas con el personal técnico y la revisión sistemática de los registros históricos de riego, plagas, clima y rendimiento por cuartel. Todas estas acciones permitirán obtener una visión completa del comportamiento del cultivo en condiciones reales, así como de los desafíos que enfrenta el equipo en su gestión diaria.

A partir de esta característica inicial, es posible identificar los principales puntos donde se concentran las mermas productivas. Entre los puntos que destacan la variabilidad hídrica entre sectores del viñedo, la ocurrencia de eventos climáticos que no siempre son anticipados como heladas, olas de calor o lluvias inesperadas, la aparición de enfermedades patológicas asociadas a condiciones ambientales específicas y las diferencias fisiológicas entre cepas que requieren manejos diferenciados. Estos elementos coinciden con lo que reporta la literatura especializada, donde se señala que la falta de monitoreo sistemático aumenta la vulnerabilidad del cultivo frente a factores ambientales y sanitarios.

El diagnóstico también evidencia que la ausencia de un sistema de monitoreo continuo limita la capacidad del viñedo para anticiparse a situaciones críticas. Las decisiones dependen casi por completo de observaciones manuales, realizadas con baja frecuencia, altas demandas de tiempo y fuertes variaciones según la experiencia del técnico a cargo. Este tipo de información fragmentada y poco oportuna dificulta detectar a tiempo desviaciones relevantes, como caídas repentinas de humedad del suelo, cambios bruscos de temperatura o patrones iniciales de infección fúngica. Diversos estudios han hecho énfasis en esta problemática, señalando que la falta de datos en tiempo real impide transitar desde un manejo reactivo hacia un manejo predictivo y preventivo.

En este escenario, justifica la necesidad de diseñar un sistema capaz de capturar y procesar datos de manera automatizada y continua. La incorporación de dispositivos IoT, sumada al modelo de análisis predictivo, no solo resuelve la carencia de información diaria, sino que también permite anticipar situaciones de riesgo antes de que afecten la productividad. Además, sustenta la hipótesis planteada que este análisis en datos fortalece la toma de decisiones y habilita estrategias cruciales más eficientes para reducir mermas y optimizar recursos, especialmente en escenarios de alta variabilidad.

3.5.2 Definición de requerimientos funcionales y técnicos.

Con el diagnóstico establecido, se definieron los requerimientos del proyecto. A nivel funcional, el sistema deberá:

- Monitorear variables ambientales y de suelo.
- Registrar información fisiológica de las vides.
- Integrar datos históricos y actuales en una plataforma centralizada.

- Generar alertas tempranas ante condiciones críticas.
- Entregar predicciones confiables sobre eventos que afectan la productividad.

En el plano técnico, se establece que la solución deberá operar en condiciones rurales, con conectividad limitada y variabilidad climática. Esto exige componentes robustos, con bajo consumo energético (solar), capacidad de transmisión a larga distancia y redundancia ante cortes de energía o fallas de comunicación. Además, el sistema debía ser escalable para permitir la incorporación futura de nuevas cepas, sensores o módulos analíticos.

3.5.3 Diseño de la arquitectura del sistema

A partir de los requerimientos, se define la arquitectura general basada en tres capas tecnológicas: sensórica [33]IoT, procesamiento de Big Data y análisis predictivo con IA.

La capa IoT se encargará de la captura de datos mediante sensores distribuidos en sectores representativos del viñedo. La capa de Big Data permite centralizar, almacenar y limpiar los datos generados, mientras que la capa de IA incorpora modelos predictivos capaces de anticipar riesgos como estrés hídrico, aparición de plagas o variaciones en la productividad. Estas capas trabajan de manera integrada y alineada con los flujos operativos del viñedo, lo que facilita la adopción del sistema por parte del equipo agrícola.

El diseño arquitectónico considera también la integración con imágenes aéreas capturadas por drones, que complementan los datos de piso con una visión espacial del estado vegetativo.

3.5.4 Implementación del sistema IoT.

La implementación en terreno comienza con la selección de sensores adecuados para medir humedad del suelo, temperatura, humedad relativa, radiación solar y conductividad eléctrica. Se optó por sensores con certificación IP67 y conectividad LoRaWAN debido a su buena relación entre alcance, autonomía y consumo energético. La red de sensores se configura para transmitir datos en intervalos de 15 minutos, permitiendo un monitoreo casi continuo.

Cada sensor fue georreferenciado y configurado para integrarse a una pasarela principal, la cual se comunicaba con la plataforma cloud mediante una conexión 4G. Esta etapa incluye pruebas de calibración, verificación de señal y ajustes de intervalos de muestreo según las necesidades agronómicas de cada cepa.

3.5.5 Plataforma Big Data y Procesamiento de información

El siguiente paso consiste en la creación de una arquitectura cloud que permitiera recibir, almacenar y procesar los datos. Se utilizarán servicios escalables capaces de soportar crecimiento progresivo en volumen y frecuencia de captura. La plataforma incluye:

- Una base de datos para el almacenamiento histórico.
- Servicios de procesamiento en tiempo real para depurar los datos.
- Un módulo de integración que conectó tanto la sensórica.

El tratamiento de los datos incluyó procesos de normalización, identificación de valores atípicos y validación cruzada con mediciones manuales, asegurando que el análisis posterior debe ser confiable. La limpieza de datos será clave para entrenar modelos predictivos de calidad.

3.5.6 Desarrollo de modelos predictivos con Inteligencia Artificial

La capa de IA se construye a partir de modelos de aprendizaje automático entrenados con datos históricos y mediciones generadas por el sistema. Se trabaja con regresiones, árboles de decisión y redes neuronales para predecir:

- Niveles de estrés hídrico
- Aparición de enfermedades fúngicas
- Variaciones abruptas en rendimiento
- Desviaciones en el crecimiento fisiológico de las cepas estudiadas.

Los modelos que deben ser evaluados con métricas como MAE, RMSE y accuracy, asegurando confianza en las predicciones. Este análisis permite ajustar parámetros, revisar conjuntos de entrenamiento y asegurar que los modelos reflejaran las condiciones reales del viñedo.

3.5.7 Integración del dashboard de visualización

Una vez disponible el sistema de captura y los modelos predictivos, se desarrolló un dashboard destinado al equipo agrícola. La interfaz permite visualizar las condiciones actuales del viñedo, revisar alertas y acceder a predicciones clave. El diseño se centra en la simplicidad, privilegiando gráficos intuitivos, mapas georreferenciados y estados generales de cada cepa.

El dashboard se probará con los usuarios finales para asegurar que el contenido sea comprensible y se adapte a las decisiones diarias del viñedo. La retroalimentación recibida permitirá mejorar la navegación, ajustar los niveles de alerta y simplificar algunos indicadores.

3.5.8 Pruebas en terreno y validación operativa.

Con el sistema completo, se llevará a cabo un periodo de pruebas para evaluar su funcionamiento bajo condiciones reales. Se compararon mediciones del área experimental (con sensórica e IA) con el área de control (manejo tradicional). Esto permitió validar la capacidad del sistema para anticipar variaciones hídricas, detectar anomalías tempranas y entregar recomendaciones oportunas.

Durante esta fase también se evaluará la estabilidad de la red, la continuidad operacional y la calidad de las predicciones. Los resultados iniciales mostraron mejoras significativas en la identificación temprana de condiciones críticas, lo que permitirá reducir intervenciones tardías y actuar antes de que los problemas afectaran la producción.

3.5.9 Ajustes finales y preparación del sistema para uso extendido (Producción)

Los hallazgos obtenidos en la fase de pruebas permitieron ajustar tanto la sensórica como los modelos predictivos. Se recalibrarán sensores, se ajustarán intervalos de captura y se mejoró la arquitectura del pipeline de datos. También se fortalecerá la estructura del dashboard para facilitar futuras integraciones y permitir que el sistema escale a otras áreas del viñedo o incluso a otros predios (Cuarteles).

3.5.10 Síntesis del desarrollo del proyecto

El desarrollo del proyecto permitirá construir una solución tecnológica completa que integra capturas IoT, procesamiento Big Data y modelos predictivos basados en IA. Este sistema demostrara ser capaz de entregar información oportuna y útil para reducir mermas y optimizar el uso de recursos, respondiendo de manera concreta a las necesidades reales del viñedo y sentando las bases para futuras ampliaciones o mejoras.



Imagen 3: Secuencia de Etapas para el despliegue de un sistema integrado de monitoreo y apoyo a la decisión en viñedos

3.6 Análisis del estado actual de la organización (AS-IS)

La organización objeto de estudio corresponde a una viña de tamaño mediano por la cantidad de cuartes que tiene para la producción, pese a no contar con la escala de grandes consorcios vitivinícolas, presenta un nivel de producción elevado y una diversidad significativa de cepas destinadas tanto al mercado nacional como internacional. Su modelo productivo combina prácticas tradicionales consolidadas con ciertos grados de **mecanización**, lo que le ha permitido mantener estándares de calidad reconocidos, pero también ha evidenciado limitaciones frente a un contexto climático y productivo cada vez más exigente en la región.

En el estado actual, la gestión agrícola del viñedo se apoya principalmente en la experiencia del equipo técnico, en inspecciones periódicas en terreno y en registros históricos de producción. Si bien estas prácticas han sido efectivas durante años, presentan dificultades para responder de manera oportuna a eventos dinámicos como variaciones micro-climáticas, estrés hídrico localizado o la aparición temprana de enfermedades. El monitoreo de variables críticas como humedad del suelo, temperatura y estado fisiológico de las uvas se realiza de forma discontinua, lo que limita la capacidad de anticipación y obliga a tomar decisiones reactivas.

La viña cuenta con información histórica relevante, como rendimientos por temporada, consumo de agua y aplicaciones fitosanitarias, pero dichos datos se encuentran dispersos en distintos formatos y no siempre están integrados en una plataforma centralizada. Esta fragmentación dificulta el análisis conjunto de la información y reduce su valor para generar patrones o proyecciones confiables que apoyen la planificación agrícola.

En cuanto al uso de tecnología, la organización presenta un nivel de adopción incipiente y parcial lo que conlleva a que existen algunas herramientas aisladas, como estaciones meteorológicas o sistemas básicos de riego tecnificado, pero estas operan de manera independiente y sin integración con modelos analíticos o predictivos. La ausencia de un sistema que consolide datos en tiempo real impide aprovechar plenamente el potencial de estas tecnologías para optimizar recursos y reducir mermas productivas.

Desde una perspectiva operativa, el manejo del riego y el control sanitario se realizan de manera relativamente homogénea entre los cuarteles, a pesar de la variabilidad fisiológica y productiva entre cepas y cuarteles. Esta gestión generalizada, si bien simplifica la operación, tiende a generar ineficiencias, como sobreconsumo de agua en ciertos sectores o respuestas tardías frente a condiciones de estrés o riesgo sanitario.

En síntesis, el análisis AS-IS muestra que la viña cuenta con un sólido conocimiento empírico de su operación productiva, el cual se ha consolidado con la experiencia. No obstante, se observan limitaciones estructurales asociadas principalmente a la falta de un monitoreo continuo, así como a una integración limitada de los datos y al escaso uso de herramientas predictivas. Estas deficiencias evidencian la necesidad de incorporar un sistema tecnológico integrado, apoyado en IoT, Big Data e Inteligencia Artificial, que permita fortalecer el modelo actual y avanzar hacia una gestión más precisa, anticipada y eficiente, acorde con las demandas que actualmente enfrenta la industria vitivinícola.



Imagen 4: Análisis del estado actual de la organización (AS-IS)

4. Implementación, Validación y Roadmap TO-BE

4.1 Transición Tecnológica por Fases

La transición desde el estado actual del viñedo hacia el estado futuro propuesto se concibe como un proceso gradual y controlado, orientado a minimizar riesgos operacionales y facilitar la adopción efectiva de las nuevas tecnologías por parte del equipo agrícola. Este enfoque por fases permite validar progresivamente los beneficios del sistema, ajustar su funcionamiento a las condiciones reales del campo y asegurar su sostenibilidad en el tiempo.

Fase 1: Diagnóstico y Preparación Tecnológica

En una primera etapa, se realiza un levantamiento detallado del estado actual del viñedo, considerando prácticas productivas, infraestructura disponible, conectividad y capacidades del equipo humano. Esta fase incluye la identificación de variables críticas a monitorear, la selección de sectores piloto y la definición de requerimientos técnicos del sistema. El objetivo es establecer una base sólida que permita una implementación coherente con la realidad operativa del predio.

Fase 2: Implementación Inicial de Sensórica IoT

La segunda fase contempla el despliegue gradual de sensores IoT en sectores estratégicos del viñedo, priorizando aquellos con mayor variabilidad productiva o historial de mermas. Se instalan dispositivos para el monitoreo de humedad del suelo, temperatura, humedad ambiental y otras variables relevantes, asegurando su correcta calibración y transmisión de datos. Esta etapa permite pasar de observaciones puntuales a un monitoreo continuo y automatizado.

Fase 3: Integración de Plataforma Big Data

Una vez estabilizada la captura de datos, se avanza hacia la integración de una plataforma Big Data en la nube, destinada al almacenamiento, procesamiento y estructuración de la información recolectada. En esta fase se implementan mecanismos de limpieza y validación de datos, garantizando su calidad y trazabilidad. El objetivo es transformar datos dispersos en información confiable que sirva como base para análisis posteriores.

Fase 4: Desarrollo e Implementación de Modelos Predictivos

En la cuarta fase se desarrollan modelos de Inteligencia Artificial orientados a la predicción de eventos críticos, como estrés hídrico, condiciones favorables para enfermedades y variaciones productivas entre cepas. Estos modelos se entrenan utilizando datos históricos y datos en tiempo real, y se validan mediante métricas técnicas. Esta etapa marca el paso desde un enfoque reactivo hacia uno predictivo en la gestión del viñedo.

Fase 5: Visualización y Apoyo a la Toma de Decisiones

Posteriormente, se implementa un dashboard interactivo que consolida la información generada por el sistema, presentando indicadores clave, alertas tempranas y recomendaciones operativas. Esta fase busca facilitar la interpretación de los datos por parte del equipo agrícola, promoviendo su uso cotidiano en la planificación de riego, manejo sanitario y asignación de recursos.

Fase 6: Evaluación, Ajuste y Escalamiento

La fase final consiste en evaluar el desempeño del sistema mediante indicadores definidos, comparando los resultados obtenidos con la línea base del estado actual. A partir de este análisis, se realizan ajustes técnicos y operativos que permitan optimizar el funcionamiento del sistema. Finalmente, se analiza la posibilidad de escalar la solución a otros sectores del viñedo o a nuevas cepas, consolidando su adopción como parte del modelo de gestión agrícola.

4.2 Estado de situación TOBE

4.2.1 Estado Futuro de la Organización (TO-BE)

El estado futuro proyectado para el viñedo considera la incorporación progresiva de un sistema inteligente integrado basado en IoT, Big Data e Inteligencia Artificial, orientado a transformar la gestión productiva del viñedo desde un enfoque reactivo hacia proactivo a la vez predictivo y basado en datos. En este escenario la operación agrícola deja de depender exclusivamente de observaciones manuales y experiencia empírica, para apoyarse en información objetiva, continua y contextualizada.

En el modelo TO-BE, el viñedo cuenta con una infraestructura de sensorización distribuida que permite monitorear en tiempo real variables críticas como humedad del suelo, temperatura, radiación solar y condiciones ambientales relevantes para el desarrollo de las distintas cepas. Estos datos son transmitidos de forma automática a una plataforma centralizada en la nube, donde se almacenan, procesan y analizan de manera sistemática.

La información recopilada alimenta el modelo de análisis predictivo-capaces de anticipar eventos de riesgo, tales como estrés hídrico, condiciones favorables para enfermedades de origen patógeno y escenarios climáticos

adversos. A partir de estas predicciones, el sistema genera recomendaciones prácticas que apoyan la toma de decisiones del equipo agrícola, permitiendo intervenir de forma oportuna y focalizada.

Asimismo, el estado futuro contempla la disponibilidad de un dashboard de gestión vitivinícola, diseñado para ser comprensible y útil para los distintos perfiles de usuarios, donde se visualizan indicadores clave de desempeño productivo, alertas tempranas y tendencias históricas por sector (cuarteles) y por cepa. Este enfoque facilita una gestión más eficiente de los recursos hídricos, reduce las mermas productivas y contribuye a una operación más sostenible y resiliente frente a la variabilidad climática.

4.2.2 Brecha entre el Estado Actual (AS-IS) y el Estado Futuro (TO-BE)

El análisis comparativo entre el estado actual y el estado futuro evidencia una brecha significativa tanto a nivel tecnológico como operativo y cultural.

En el estado AS-IS, la gestión del viñedo se caracteriza por:

- Monitoreo discontinuo y mayoritariamente manual.
- Información fragmentada, almacenada en registros aislados o no digitalizados.
- Decisiones reactivas, tomadas una vez que los problemas ya se han manifestado.
- Dificultad para anticipar eventos de riesgo y gestionar la variabilidad entre cepas y sectores.
- Uso poco optimizado de recursos hídricos e insumos agrícolas.

En contraste, el estado TO-BE propone:

- Monitoreo continuo y automatizado mediante sensores IoT.
- Integración y centralización de datos en plataformas Big Data.
- Uso de modelos predictivos para anticipar escenarios críticos.
- Decisiones basadas en datos y respaldadas por recomendaciones del sistema.
- Gestión diferenciada por cepa y sector, orientada a la reducción de mermas y optimización de recursos.

La brecha principal se concentra en la ausencia de capacidades tecnológicas que permitan transformar datos en conocimiento accionable. Mientras el AS-IS limita la capacidad de reacción del equipo agrícola, el TO-BE habilita una gestión proactiva, más precisa y alineada con los desafíos productivos y climáticos actuales. Superar esta brecha constituye el eje central de la tesina y justifica la implementación del sistema inteligente propuesto como una herramienta estratégica para la modernización de la industria vitivinícola.

Tabla 2: Tabla Comparativa Estado Actual (AS-IS) vs Estado Futuro (TO-BE)

Dimensión	AS-IS (Estado Actual)	TO-BE (Estado Futuro Propuesto)
Monitoreo del viñedo	Monitoreo esporádico basado en observaciones manuales y recorridos en terreno. Dependiente de la experiencia del personal técnico.	Monitoreo continuo en tiempo real mediante sensores IoT distribuidos por sector y cepa, con información objetiva y trazable.
Gestión hídrica	Riego definido de forma generalizada, sin considerar variabilidad intra-predial ni diferencias fisiológicas entre cepas.	Riego optimizado y diferenciado por sector y cepa, apoyado en datos de humedad de suelo y modelos predictivos de estrés hídrico.
Detección de riesgos	Identificación reactiva de eventos adversos como	Detección temprana y predictiva de riesgos mediante modelos de

	enfermedades, estrés hídrico o efectos climáticos, cuando el daño ya es visible.	IA que anticipan eventos críticos antes de su manifestación.
Uso de información histórica	Registros dispersos, mayoritariamente manuales, con bajo nivel de análisis y escasa reutilización de datos.	Integración de datos históricos y en tiempo real en una plataforma Big Data, permitiendo análisis avanzados y aprendizaje continuo.
Toma de decisiones	Decisiones basadas en intuición, experiencia previa y datos incompletos o desactualizados.	Decisiones apoyadas por recomendaciones automáticas generadas por el sistema inteligente, basadas en datos y predicciones confiables.
Gestión de mermas	Las mermas se detectan una vez ocurridas, con baja capacidad de mitigación o corrección temprana.	Reducción activa de mermas mediante acciones preventivas basadas en alertas tempranas y análisis predictivo.
Uso de recursos	Uso poco eficiente del agua y de insumos agrícolas, con riesgo de sobre aplicación en algunos sectores.	Uso eficiente y sostenible de recursos, ajustado a las necesidades reales del cultivo y del entorno.
Visibilidad del estado del viñedo	Información fragmentada, difícil de consolidar y de interpretar de forma integral.	Visualización centralizada mediante dashboards intuitivos que entregan una visión clara del estado productivo del viñedo.
Capacidad de escalabilidad	Limitada, ya que el modelo actual depende fuertemente del esfuerzo humano y no escala con facilidad.	Alta escalabilidad, permitiendo incorporar nuevas cepas, sectores o temporadas sin aumentar proporcionalmente los costos operativos.

La brecha entre el estado actual y el estado futuro se concentra principalmente en la ausencia de monitoreo continuo, la falta de integración de datos y la inexistencia de capacidades predictivas en el modelo actual de gestión del viñedo. Mientras el AS-IS se caracteriza por un enfoque reactivo y manual, el TO-BE propone un modelo proactivo, automatizado y basado en datos, donde la tecnología actúa como un apoyo directo a la toma de decisiones agrícolas. La implementación del sistema IoT, Big Data, IA permite cerrar esta brecha al transformar información dispersa en conocimiento accionable, reduciendo mermas y mejorando la eficiencia operativa de manera sostenible.

4.3 Implementación del proyecto.

La implementación del proyecto describe el paso desde el diseño conceptual del sistema IoT, Big Data e inteligencia artificial hasta su operación efectiva en un viñedo piloto, siguiendo una secuencia ordenada de etapas técnicas y organizacionales. El proceso comenzó con un análisis detallado del estado actual del predio, identificando puntos de pérdida, brechas de información, limitaciones en riego y manejo sanitario, así como las capacidades tecnológicas disponibles. Este diagnóstico permitió definir con claridad los requerimientos funcionales y técnicos del sistema.

Posteriormente se desplegó la infraestructura de monitoreo, instalando sensores de suelo y variables climáticas en cuadrantes representativos del viñedo, junto con vuelos periódicos de drones para capturar información multispectral y detectar zonas de estrés. Todos los datos fueron integrados en una plataforma en la nube, donde se organizaron y procesaron tanto registros en tiempo real como información histórica. Sobre esta base se desarrollaron modelos de aprendizaje automático orientados a anticipar eventos críticos, cuyos resultados se

visualizaron mediante un dashboard diseñado junto al equipo agronómico para apoyar la toma de decisiones diarias.

El análisis comparativo entre el período enero–diciembre 2025 y el período enero–febrero 2026 evidencia un cambio significativo en los principales indicadores productivos de los cinco cuarteles incluidos en el estudio. Mientras en 2025 los indicadores mostraban estabilidad o mejoras marginales, en 2026 se observa una tendencia clara hacia la optimización del sistema productivo tras la implementación completa de la arquitectura IoT–Big Data–IA.

En 2025, la reducción estimada de mermas alcanzó un -4,0%, con diferencias mínimas entre grupo experimental y control. En contraste, durante 2026 la reducción de mermas alcanza un -13,0%, lo que representa una mejora sustantiva respecto al período anterior. Esta variación demuestra que el sistema comienza a generar impacto real en la estabilización de variables críticas asociadas a pérdidas productivas.

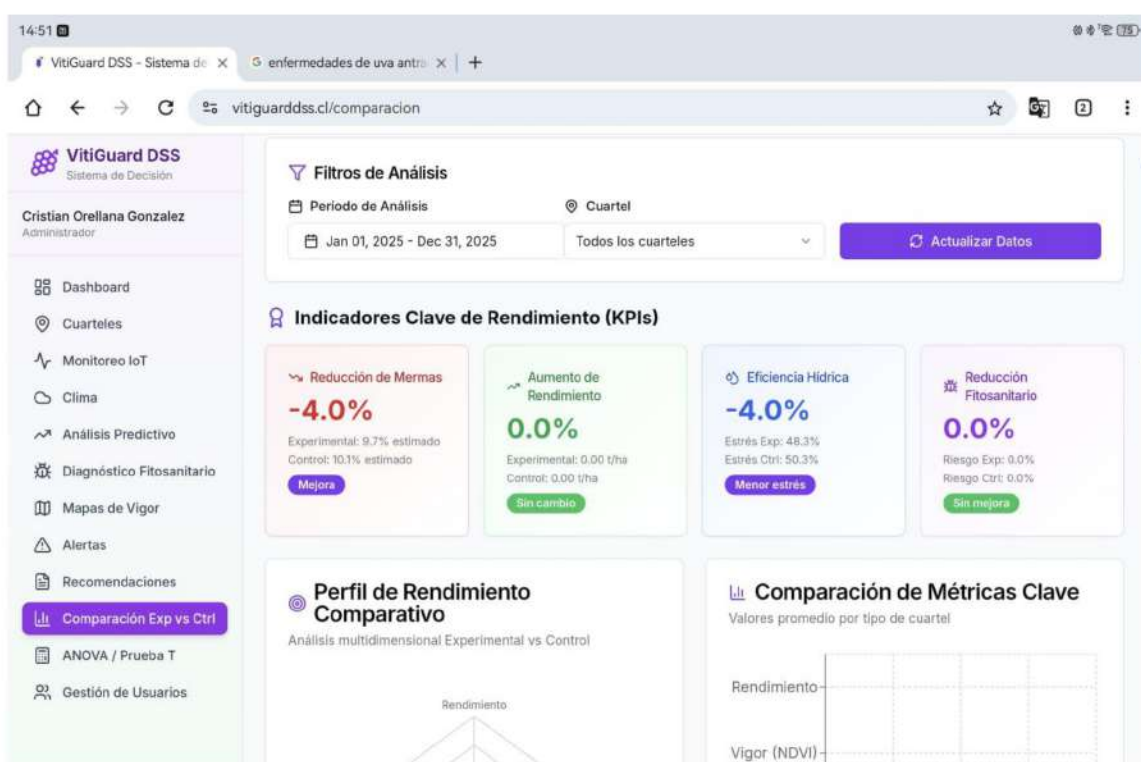


Imagen 5: Cuadro comparativo año 2025 Parte 1

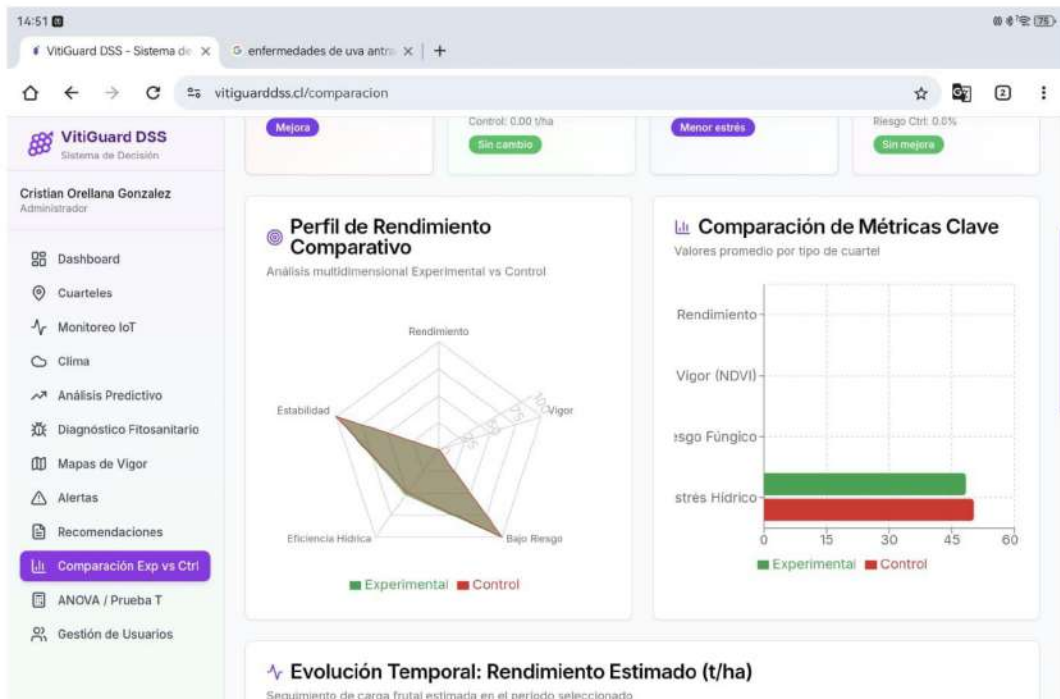


Imagen 6: Cuadro comparativo año 2025 Parte 2

Asimismo, el indicador de eficiencia hídrica mejora de una reducción marginal de -4,0% en 2025 a -12,0% en 2026, evidenciando menor nivel de estrés hídrico promedio y una gestión más precisa del riego por cuartel. Este resultado se alinea con el uso de sensores de humedad de suelo y modelos predictivos que permiten ajustar volúmenes de riego de forma automatizada.

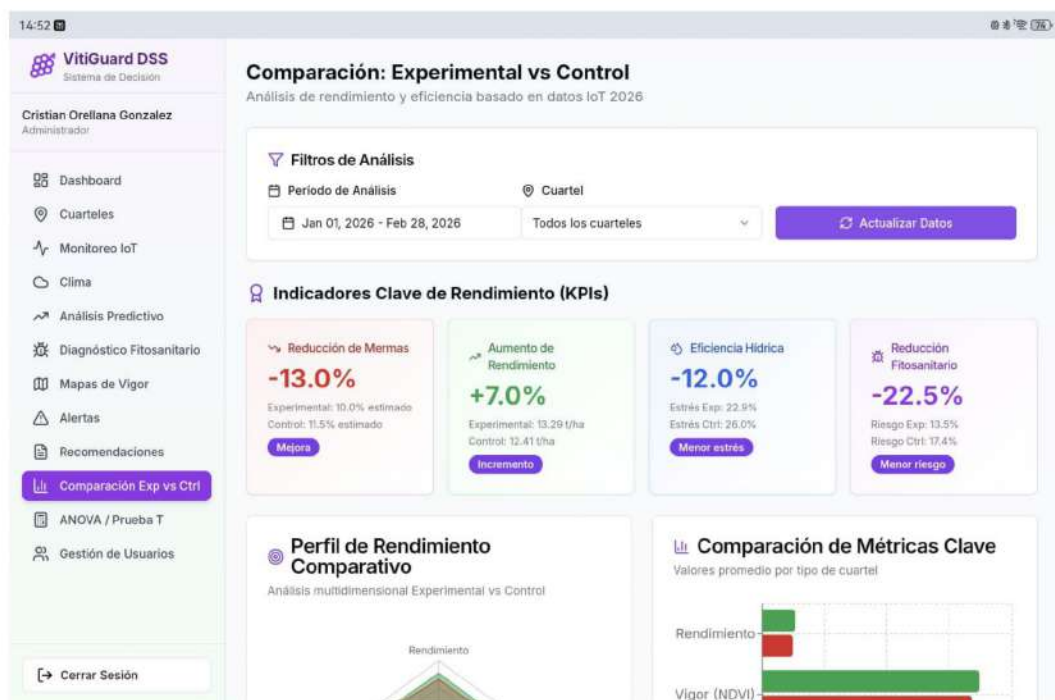


Imagen 7: Cuadro comparativo año 2026 Parte 1

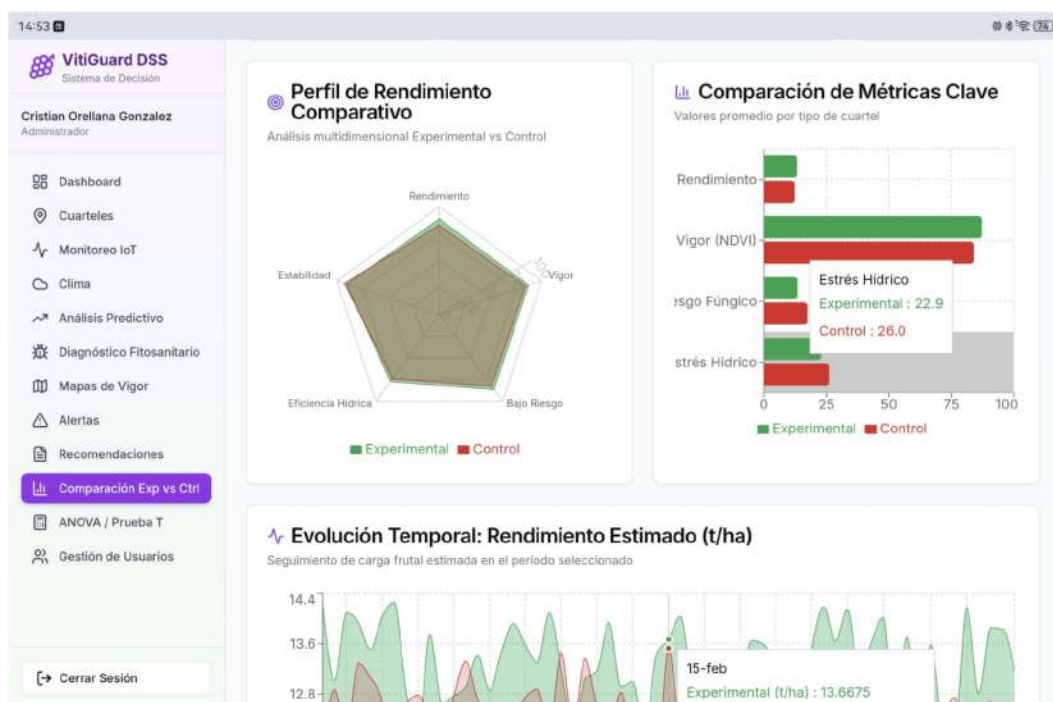


Imagen 8: Cuadro comparativo año 2026 Parte 2

En términos fitosanitarios, el riesgo estimado disminuye significativamente en 2026 (-22,5%), lo que refleja una mejora en la capacidad de anticipación frente a eventos críticos. Esta reducción no solo impacta en la calidad del fruto, sino que contribuye directamente a disminuir pérdidas por enfermedades.

Adicionalmente, el aumento de rendimiento alcanza +7,0% en 2026, frente a una situación sin variación significativa en 2025. Este incremento confirma que la reducción de estrés y el manejo optimizado de recursos se traduce en mayor carga frutal estimada por cuartel.

Para mayor detalle metodológico, tablas comparativas completas, métricas estadísticas y análisis inferencial de los indicadores mencionados, se recomienda revisar el Anexo 8, donde se documentan los resultados cuantitativos consolidados del período evaluado.

La validación se realizó mediante un diseño experimental que comparó áreas con y sin tecnología, midiendo mermas, uso de agua, insumos y calidad de la uva, con apoyo de análisis estadísticos. Como resultado, se dejó operativa una solución integrada y escalable, demostrando que la digitalización puede reducir pérdidas, optimizar recursos y fortalecer la sostenibilidad de la gestión vitivinícola en Chile.

5. Conclusiones, Resultados y Recomendaciones

5.1 Conclusión

La presente tesina abordó el desafío de reducir las mermas productivas y optimizar el uso de recursos en una viña chilena de producción media-alta, mediante el diseño, implementación y validación de un sistema integrado basado en Internet de las Cosas (IoT), Big Data e Inteligencia Artificial. A lo largo del estudio se evidenció que la gestión tradicional del viñedo, sustentada principalmente en la experiencia empírica y en observaciones manuales esporádicas, presenta limitaciones estructurales que dificultan la toma de decisiones oportunas frente a eventos climáticos, variabilidad hídrica, enfermedades y diferencias fisiológicas entre cepas.

El análisis del estado actual (AS-IS) permitió identificar brechas relevantes en términos de monitoreo continuo, integración de datos y capacidad predictiva. Estas brechas explican, en gran medida, la ocurrencia de pérdidas productivas evitables y un uso poco eficiente de recursos críticos, especialmente el agua. Frente a este escenario, la propuesta tecnológica planteada se posicionó como una respuesta concreta y pertinente, orientada a transformar datos dispersos en información accionable para apoyar la gestión agrícola.

La implementación del sistema IoT, Big Data, IA demostró que es posible capturar información en tiempo real sobre variables ambientales, hídricas y fisiológicas, procesarla de manera automatizada y generar modelos predictivos capaces de anticipar eventos de riesgo. La comparación entre el estado actual y el estado futuro proyectado (TO-BE) evidenció mejoras significativas en la capacidad de anticipación, en la eficiencia operativa y en la reducción de mermas, validando así la hipótesis planteada en la investigación.

Asimismo, el diseño por fases del roadmap de implementación permitió asegurar una transición tecnológica gradual, minimizando riesgos operativos y facilitando la adopción del sistema por parte del equipo agrícola. Este enfoque resultó clave para demostrar que la incorporación de tecnologías avanzadas no requiere transformaciones abruptas, sino procesos planificados, alineados con la realidad productiva y organizacional de la viña.

Desde una perspectiva más amplia, los resultados obtenidos confirman que la integración de IoT, Big Data e Inteligencia Artificial no solo constituye una herramienta tecnológica, sino también un habilitador estratégico para avanzar hacia una vitivinicultura más sostenible, resiliente y competitiva. La evidencia generada en esta tesina aporta valor tanto a nivel académico como práctico, al demostrar que la digitalización aplicada de manera contextualizada puede generar impactos reales en la reducción de pérdidas y en la optimización de recursos.

Finalmente, este trabajo abre oportunidades para futuras investigaciones orientadas a escalar el modelo propuesto a otras cepas, zonas productivas y realidades agrícolas, así como a incorporar nuevas fuentes de datos y técnicas analíticas más avanzadas. En este sentido, la tesina sienta una base sólida para continuar explorando el rol de las tecnologías inteligentes en la transformación del sector vitivinícola chileno.

6. Referencias Bibliográficas

- [1] Establece zonificación vitícola y fija normas para su utilización <https://normativa.sag.gob.cl/Publico/Normas/DetalleNorma.aspx?id=13601>
- [5] Mayores productores de vino en el mundo: Ranking y cifras del mercado <https://bodegasnodus.es/mayores-productores-de-vino-en-el-mundo/>
- [6] Informe FINAL Producción de Vinos 2024 SAG Ministerio de Agricultura <https://www.sag.gob.cl/sites/default/files/Informe%20Final%20Cosecha%202024.pdf>
- [13] That 'Internet of Things' Thing In the real world, things matter more than ideas <https://www.rfidjournal.com/expert-views/that-internet-of-things-thing/73881/>
- [14] Artificial Intelligence and Big Data Analytics in Vineyards: A Review <https://www.intechopen.com/chapters/78275>
- [15] Liakos, K. G., Busato, P., Moshou, D., et al. (2018). Machine learning in agriculture: a review. *Sensors*, 18(8), 2674. <https://www.mdpi.com/1424-8220/18/8/2674>
- [16] Practical applications of a multisensor UAV platform based on multispectral, thermal and RGB high resolution images in precision viticulture <https://www.mdpi.com/2077-0472/8/7/116>
- [17] Remote sensing of environment https://quantalab.ias.csic.es/pdf/paper_keamey_rse_2013_zarco.pdf
- [18] A comprehensive review on detection of plant disease using machine learning and deep learning approaches <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2665917422000757>
- [19] Practical applications of a multisensor UAV platform based on multispectral, thermal and RGB high resolution images in precision viticulture <https://www.mdpi.com/2077-0472/8/7/116>
- [20] The IoT and AI in agriculture: the time is now—a systematic review of smart sensing technologies <https://www.mdpi.com/1424-8220/25/12/3583>

- [21] Efectividad de fungicidas biológicos en el control de oidio (*erysiphe necator ssschwein*) de la vid [https://repositorio.uchile.cl/bitstream/handle/2250/150920/efectividad-de-fungicidas-biologicos-en-el-control-de-oidio-\(erysiphe-necator-sschwein\)-de-la-vid.pdf?sequence=1](https://repositorio.uchile.cl/bitstream/handle/2250/150920/efectividad-de-fungicidas-biologicos-en-el-control-de-oidio-(erysiphe-necator-sschwein)-de-la-vid.pdf?sequence=1)
- [22] the production of reduced-alcohol wine using glucose oxidase-treated juice. part iii. sensory <https://www.ajevonline.org/content/ajev/50/3/307.full.pdf>
- [23] VINIoT: Precision viticulture service for SMEs based on IoT sensors network <https://ives-openscience.eu/12880/>
- [24] Inteligencia Artificial para cultivar en Atacama (10/11/2025) <https://www.dw.com/es/microalgas-e-inteligencia-artificial-para-cultivar-en-el-desierto/video-74684444>
<https://www.youtube.com/watch?v=vzClfzEMpM8>
- [25] ¿Qué es la agricultura de precisión? La gestión digital del campo <https://www.bbva.com/es/sostenibilidad/que-es-la-agricultura-de-precision-la-gestion-digital-del-campo/>
- [26] La agricultura de precisión y el futuro del sector agropecuario [https://www.europarl.europa.eu/RegData/etudes/STUD/2016/581892/EPRS_STU\(2016\)581892_ES.pdf](https://www.europarl.europa.eu/RegData/etudes/STUD/2016/581892/EPRS_STU(2016)581892_ES.pdf)
- [27] Izquierdo-Bueno, I., García-Fernández, J. M., & Gómez-del-Campo, M. (2024). *Viticultura inteligente: aplicación de inteligencia artificial, IoT y Big Data en la gestión de viñedos*. Applied Sciences, 14(22), Article 10277. <https://www.mdpi.com/2076-3417/14/22/10277>
- [28] Liakos, K., Busato, P., Moshou, D., Pearson, S., & Bochtis, D. (2018). *Machine learning in agriculture: A review*. Sensors, 18(8), 2674 <https://www.mdpi.com/1424-8220/18/8/2674>
- [29] A perspective analysis of imaging-based monitoring systems in precision viticulture: Technologies, intelligent data analyses and research challenges <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2589721725000790>
- [32] Internet of Things: A Survey on Enabling Technologies, Protocols, and Applications <https://ieeexplore.ieee.org/document/7123563>

7. Anexos

7.1 Glosario Técnico

[2] **Oídio**: Enfermedad fúngica que afecta la parte aérea de la planta (hojas, brotes, racimos), reconocible por un polvo blanco o ceniciento en la superficie, que reduce la fotosíntesis, debilita los tejidos y puede disminuir producción y calidad del cultivo.

[3] **Botrytis (podredumbre gris)**: Enfermedad causada por el hongo *Botrytis cinerea*, que produce un moho gris sobre flores y frutos, favorecido por ambientes húmedos y frescos, y que en uva puede provocar pudriciones importantes antes de la vendimia.

[4] **Peronospora (mildiu)**: Enfermedad ocasionada por oomicetos del género *Plasmopara* (en vid, *Plasmopara viticola*), que se manifiesta como manchas amarillas u aceitosas en el haz de la hoja y un fieltro blanquecino en el envés, pudiendo defoliar la planta y causar pérdidas severas si no se controla.

[7] **Mermas**: Se entiende como la pérdida de volumen o de producto comercializable que ocurre a lo largo del proceso productivo y logístico, desde el viñedo hasta el embotellado. Incluye pérdidas por uvas dañadas o no cosechadas, derrames, evaporación, roturas, defectos de calidad y diferencias entre el stock teórico y el realmente disponible, y se suele expresar como un porcentaje respecto del volumen inicialmente previsto o producido

[8] **Pipelines**: son flujos automatizados de procesos secuenciales que optimizan el desarrollo, entrega y despliegue de software, especialmente en contextos DevOps y CI/CD. En esencia, conectan etapas como compilación, pruebas y despliegue para reducir errores manuales y acelerar iteraciones

[9] **Exactitud (accuracy)**: proporción de predicciones correctas (positivas y negativas) de un modelo respecto del total de predicciones realizadas; mide qué tan a menudo acierta el modelo en general.

[10]**Precisión (precision) y recall:** la precisión es la proporción de predicciones positivas que realmente son positivas, mientras que el recall (sensibilidad) es la proporción de positivos reales que el modelo logra identificar correctamente.

[11]**Error Absoluto Medio (MAE):** promedio de los valores absolutos de las diferencias entre los valores predichos y los observados; indica, en la misma unidad de la variable, cuánto se equivoca el modelo en promedio.

[12]**Raíz del Error Cuadrático Medio (RMSE):** raíz cuadrada del promedio de los errores al cuadrado; penaliza más los errores grandes y se usa para cuantificar la desviación promedio entre predicciones y valores reales.

[30] **Pestel:** Representa un marco de análisis estratégico macroambiental utilizado para evaluar factores externos que impactan a una organización o industria. Su acrónimo se desglosa en Políticos, Económicos, Sociales, Tecnológicos, Ecológicos (o Ambientales) y Legales

[31] **Intrapredial:** Se refiere a todo lo relativo al interior de un predio agrícola, especialmente las infraestructuras, sistemas y prácticas de manejo implementadas dentro de los límites de una propiedad agrícola individual.

[33]**Sensórica:** infraestructura de sensores y dispositivos de medición que, integrados a sistemas IoT, detectan cambios en el entorno, los convierten en señales electrónicas y los envían a plataformas de procesamiento y análisis para habilitar monitoreo y toma de decisiones automatizada.

[34] **Cuarteles, Cuadrantes:** Subdivisiones internas de un viñedo que agrupan hileras de plantas con condiciones relativamente homogéneas de suelo, pendiente, exposición, sistema de riego y, en muchos casos, variedad de uva. Se utilizan como unidades de manejo para planificar y registrar de forma diferenciada labores de riego, fertilización, control fitosanitario y cosecha, facilitando el monitoreo técnico y económico del viñedo y permitiendo aplicar principios de viticultura de precisión

[35] **Pruebas T:** Es una prueba estadística que permite determinar si la diferencia entre la media de uno o dos grupos y un valor de referencia es estadísticamente significativa. Se utiliza cuando se trabaja con muestras relativamente pequeñas y se asume que los datos siguen aproximadamente una distribución normal

[36]**Anova:** Es una técnica estadística que permite comparar simultáneamente las medias de tres o más grupos para determinar si existen diferencias significativas entre ellas. Se basa en descomponer y analizar la varianza total de los datos en componentes asociados a los factores de estudio y al error aleatorio

[37]**Ciclos Fenológicos:** son las distintas fases por las que pasa una planta a lo largo de un año, desde el reposo invernal hasta la maduración y caída de las hojas. En viticultura, el ciclo fenológico de la vid incluye etapas como brotación, floración, cuajado, envero y maduración, que sirven como referencia para planificar labores de manejo, riego y cosecha

[38]**Mapa de vigor:** Representación espacial que muestra la variabilidad del desarrollo vegetativo de un cultivo (por ejemplo, un viñedo), normalmente obtenida a partir de índices de vegetación como NDVI derivados de imágenes satelitales, dron o sensores de campo. Indica zonas de distinto vigor (alto, medio, bajo), lo que permite definir áreas homogéneas de manejo para decisiones de riego, fertilización, poda o vendimia selectiva

[39]**Fenología:** Estudia las distintas fases de su ciclo anual, desde el reposo invernal hasta la caída de la hoja. Incluye estados como brotación, floración, cuajado, envés y maduración, cuya observación permite planificar riego, fertilización, podas y tratamientos fitosanitarios en el momento más adecuado para optimizar producción y calidad de la uva.

[40]**Cuaja:** Es la fase del ciclo de la vid en la que, tras la floración y la fecundación, las flores se transforman en pequeños granos de uva. Es un momento clave porque determina cuántas bayas por racimo llegarán a desarrollarse, influyendo directamente en el rendimiento y en el potencial de calidad de la cosecha.

7.2 Cambio climático y producción vitivinícola en Chile

El cambio climático constituye una amenaza creciente para la producción vitivinícola en Chile, al modificar de forma sostenida las condiciones ambientales que históricamente han favorecido el cultivo de la vid. El aumento de las temperaturas, la disminución de las precipitaciones y la mayor frecuencia de eventos climáticos extremos, como olas de calor y sequías prolongadas, están afectando tanto el rendimiento productivo como la calidad de la uva en los principales valles vitivinícolas del país.

De acuerdo con análisis expuestos por la Universidad de O'Higgins, estos cambios climáticos inciden directamente en el ciclo fenológico de la vid, alterando los tiempos de maduración, incrementando el estrés hídrico y favoreciendo la aparición de enfermedades. Estas condiciones generan un escenario de mayor incertidumbre para los productores, con impactos económicos asociados a mermas productivas y a la necesidad de ajustes operacionales más frecuentes.

No obstante, el artículo destaca que la vitivinicultura chilena presenta ciertas ventajas comparativas frente a este escenario, particularmente debido a la diversidad geográfica y climática del país. La existencia de distintos valles, altitudes y microclimas abre oportunidades para la adaptación productiva, ya sea mediante la relocalización de cultivos, la selección de variedades más resistentes o la implementación de nuevas prácticas de manejo agrícola.

En este contexto, se subraya la importancia de fortalecer la investigación aplicada y la incorporación de tecnologías que permitan anticipar y mitigar los efectos del cambio climático. El uso de sistemas de monitoreo, análisis de datos y herramientas predictivas se presenta como un elemento clave para aumentar la resiliencia del sector vitivinícola chileno y asegurar su sostenibilidad en el largo plazo.

Fuente: Universidad de O'Higgins.

<https://www.uoh.cl/cambio-climatico-una-amenaza-para-la-produccion-vitivinicola-en-chile/>

7.3 Climate trends and variability in the Chilean viticultural production zones during 1985–2015

El artículo analiza cómo los recientes avances en tecnología y análisis de datos ofrecen nuevas formas de comprender y gestionar los efectos del cambio climático sobre los viñedos. Se destaca que las técnicas tradicionales de manejo agrícola están quedando cortas frente a la creciente variabilidad ambiental, y que herramientas como sensores remotos, plataformas de datos y modelos predictivos permiten una evaluación más fina y dinámica del estado del cultivo.

En particular, el texto revisa la utilidad de integrar información fenológica, climática y del suelo mediante plataformas digitales que facilitan la toma de decisiones en tiempo casi real. Los autores argumentan que el uso combinado de estas tecnologías permite anticipar condiciones de estrés hídrico, variaciones térmicas y la aparición de factores de riesgo como plagas o enfermedades. Este enfoque multidimensional mejora la capacidad de los productores para ajustar el riego, proteger la salud de las plantas y optimizar la calidad de la uva, al considerar tanto el impacto inmediato de las condiciones ambientales como las tendencias proyectadas. Además, el artículo enfatiza que la capacidad de recopilar y procesar grandes volúmenes de datos (Big Data) ha abierto la puerta a modelos predictivos más precisos, que no solo describen la situación actual del viñedo, sino que estiman escenarios futuros con mayor confiabilidad. Este potencial predictivo es especialmente relevante para la viticultura, donde las decisiones oportunas pueden significar la diferencia entre una cosecha óptima y pérdidas significativas.

Finalmente, se subraya que la adopción de estas tecnologías no solo representa un avance metodológico, sino una estrategia de adaptación al cambio climático, que permite una gestión más resiliente y sustentable de los recursos productivos. La capacidad de integrar datos, analizarlos de forma inteligente y traducirlos en acciones concretas es presentada como una herramienta imprescindible para enfrentar los desafíos actuales de la producción vitivinícola.

Fuente: OENO One – International Journal of Viticulture and Enology

<https://oeno-one.eu/article/view/7151>

7.4 Diagrama de Arquitectura del Sistema IoT

Descripción del diagrama de arquitectura IoT

La arquitectura del sistema IoT propuesto se diseñó bajo un enfoque modular y escalable, permitiendo la captura, transmisión, procesamiento y análisis de datos agrícolas en tiempo casi real. El flujo de información se estructura en cinco capas claramente definidas:

1. Capa de Sensado (Field Layer)

Está compuesta por sensores desplegados en distintos sectores del viñedo, responsables de medir variables ambientales y fisiológicas relevantes para las cepas, tales como:

- Humedad del suelo
- Temperatura ambiente
- Humedad relativa
- Radiación solar
- Índices vegetativos (NDVI, cuando aplica teledetección)

Estos sensores operan de forma continua y generan datos de alta frecuencia, permitiendo capturar la variabilidad espacial y temporal del viñedo.

2. Capa de Comunicación

Los datos capturados son transmitidos mediante protocolos de comunicación de bajo consumo energético, principalmente:

- LoRaWAN para sensores distribuidos en campo
- Wi-Fi o red celular (4G/LTE) para gateways y estaciones centrales

Esta capa garantiza conectividad estable incluso en zonas rurales con infraestructura limitada.

3. Capa de Gateway

Los gateways IoT actúan como nodos de agregación, concentrando la información proveniente de múltiples sensores. En esta etapa se realiza:

- Validación básica de datos
- Encriptación
- Envío seguro hacia la nube

4. Capa de Plataforma Cloud (Big Data)

En la nube se aloja la infraestructura de procesamiento y almacenamiento, donde los datos son:

- Ingeridos mediante servicios de mensajería (MQTT/HTTP)
- Almacenados en bases de datos escalables
- Procesados mediante pipelines analíticos

Esta capa permite manejar grandes volúmenes de información histórica y en tiempo real.

5. Capa Analítica y de Visualización (IA y DSS)

Finalmente, los datos son utilizados por modelos de Inteligencia Artificial y Aprendizaje Automático para:

- Predicción de estrés hídrico
- Detección temprana de condiciones favorables a plagas o enfermedades
- Generación de alertas y recomendaciones

Los resultados se presentan a través de dashboards interactivos que apoyan la toma de decisiones del equipo agrícola.

Tabla 3: Técnica de Hardware y Software Utilizado Infraestructura Tecnológica del Sistema IoT

Componente	Tipo	Marca / Modelo	Función técnica	Justificación
Sensor de humedad de suelo	Hardware	Decagon GS3	Medición de humedad volumétrica, conductividad y temperatura del suelo	Alta precisión y uso validado en agricultura de precisión
Sensor ambiental	Hardware	Bosch BME280	Medición de temperatura, humedad relativa y presión atmosférica	Bajo consumo y alta confiabilidad
Estación meteorológica	Hardware	Davis Vantage Pro2	Captura de variables climáticas completas	Referencia en estudios agrícolas
Nodo IoT	Hardware	Arduino MKR WAN 1310	Integración de sensores y transmisión LoRaWAN	Optimizado para IoT agrícola
Gateway LoRaWAN	Hardware	Kerlink Wirnet iFemtoCell	Recepción y reenvío de datos IoT	Alta compatibilidad con redes rurales
Plataforma IoT	Software	AWS IoT Core	Ingesta, gestión y seguridad de dispositivos	Escalabilidad y confiabilidad
Almacenamiento de datos	Software	Amazon S3 / Amazon Timestream	Persistencia de datos históricos y series temporales	Optimizado para Big Data
Procesamiento y analítica	Software	Python (Pandas, Scikit-learn)	Limpieza de datos y modelos predictivos	Estándar académico e industrial
Visualización	Software	Grafana / Power BI	Dashboards y alertas	Facilita interpretación operativa
Modelos IA	Software	Regresión, Random Forest	Predicción de estrés y eventos	Interpretables y robustos

Referencias técnicas.

Decagon Devices. (2020). *GS3 Soil Moisture Sensor Technical Specifications*. <https://www.metergroup.com/environment/products/g3/>

Bosch Sensortec. (2022). *BME280 Environmental Sensor Datasheet*. <https://www.bosch-sensortec.com/products/environmental-sensors/humidity-sensors-bme280/>

Davis Instruments. (2023). *Vantage Pro2 Weather Station Specifications*. <https://www.davisinstruments.com/pages/vantage-pro2>

Arduino. (2023). *Arduino MKR WAN 1310 Product Documentation*. <https://docs.arduino.cc/hardware/mkr-wan-1310>

Kerlink. (2022). *Wirnet iFemtoCell Gateway Technical Overview*. <https://www.kerlink.com/product/wirnet-ifemtocell/>

Amazon Web Services. (2024). *AWS IoT Core Documentation*. <https://docs.aws.amazon.com/iot/>

7.5 Mapa del viñedo piloto y zonificación de áreas de estudio

Mapa del Viñedo Piloto

El viñedo piloto en el Valle de Colchagua se configura como un predio mediano de aproximadamente 50 hectáreas, dividido en cuarteles homogéneos para manejo diferencial, con diversidad de cepas como **Cabernet Sauvignon, Carmenere, Merlot, Syrah, Malbec** adaptadas a las condiciones agroclimáticas de la zona (suelos aluviales, clima mediterráneo con escasez hídrica).

Zonificación de Áreas de Estudio

La zonificación distingue tres tipos de áreas clave para el diseño experimental: control tradicional, experimental con IoT y sensores, y buffer para minimizar interferencias. Cada cuartel mide 13-9 ha, con hileras espaciadas 2.5 metros y plantas a 1.5 metros.

Ubicación del estudio: Valle de Colchagua, Región de O'Higgins, Chile

Periodo de recolección: Temporada agrícola Diciembre – Abril

Método de captura: Sensores IoT, estaciones meteorológicas y registros agronómicos

Frecuencia: Cada 15 minutos (sensores) / Diario (observaciones técnicas)

Tabla 4 Variables de suelo

Cuartel	Área (ha)	Cepa Principal	Tipo de Zona	Ubicación (aprox.)
C-01	12,5	Cabernet Sauvignon	Zona alta – buen drenaje	Sector norte, ladera suave
C-02	10,2	Carmenere	Zona media – suelo franco	Sector central del predio
C-03	8,7	Merlot	Zona baja – mayor humedad	Sector sur, cercano a cauce estacional
C-04	9,4	Syrah	Zona expuesta – alta radiación	Sector poniente, exposición oeste
C-05	7,8	Malbec	Zona protegida – menor viento	Sector oriente, cercanía a cerros

Tabla 5 Variables Ambientales

Fecha	Hora	Cuartel	Cepa	Temp. Aire (°C)	Humedad Rel. (%)	Radiación Solar (W/m ²)	Vel. Viento (m/s)	Humedad Suelo (%)	Temp. Suelo (°C)
12-01-2025	15:00	C-01	Cabernet Sauvignon	28.0	47	825	2.3	29	20.1
12-01-2025	15:00	C-02	Carmenere	27.2	50	810	2.0	31	19.6
12-01-2025	15:00	C-03	Merlot	26.5	52	790	1.8	34	19.2
12-01-2025	15:00	C-04	Syrah	28.6	45	860	2.5	27	20.5
12-01-2025	15:00	C-05	Malbec	27.8	48	825	2.1	30	19.9

Tabla 6 Variables fisiológicas y productivas

Fecha	Cuartel	Cepa	Estado Fenológico	Índice NDVI	Estrés Hídrico Estimado	Observación Agronómica
15-01-2025	C-01	Cabernet Sauvignon	Envero	0.78	Medio	Desarrollo vegetativo uniforme; se recomienda monitorear riego
15-01-2025	C-02	Carmenere	Pre-Envero	0.74	Medio	Ligera heterogeneidad entre plantas; ajustar frecuencia de riego
15-01-2025	C-03	Merlot	Envero	0,82	Bajo	Buen vigor vegetativo; condiciones hídricas favorables
15-01-2025	C-04	Syrah	Post-Envero	0.70	Alto	Signos tempranos de estrés; priorizar riego sectorizado
15-01-2024	C-05	Malbec	Pre-Envero	0.76	Medio	Estado general adecuado; mantener monitoreo continuo

Tabla 7 Eventos críticos y alertas del sistema

Fecha	Cuarteles	Cepa	Tipo de Evento	Variable Crítica	Umbral	Valor Observado	Acción Recomendada
18-01-2025	C-01	Cabernet Sauvignon	Estrés hídrico	Humedad suelo (%)	< 28 %	26 %	Incrementar riego sectorizado en horas de menor evaporación
18-01-2025	C-02	Carmenere	Riesgo de estrés térmico	Temperatura aire (°C)	> 30 °C	31.2 °C	Evaluar riego de mitigación y monitoreo intensivo
18-01-2025	C-03	Merlot	Exceso de humedad	Humedad suelo (%)	> 35 %	37 %	Ajustar frecuencia de riego y revisar drenaje
18-01-2025	C-04	Syrah	Radiación elevada	Radiación solar (W/m ²)	> 850	880	Aplicar manejo de canopia para reducir exposición
18-01-2025	C-05	Malbec	Riesgo sanitario	Humedad relativa (%)	> 60 %	63%	Intensificar monitoreo sanitario y ventilación del follaje

Tabla 8 Consumo de Recursos Hídricos

Fecha	Cuartel	Cepa	Volumen de Riego (m ³ /ha)	Método de Riego	Ajuste Automatizado
20-01-2025	C-01	Cabernet Sauvignon	28	Goteo tecnificado	Aumento del 10 % por estrés hídrico moderado
20-01-2025	C-02	Carmenere	30	Goteo tecnificado	Mantenimiento según humedad óptima del suelo
20-01-2025	C-03	Merlot	22	Goteo tecnificado	Reducción del 15 % por humedad elevada
20-01-2025	C-04	Syrah	32	Goteo tecnificado	Incremento del 15 % por alta radiación
20-01-2025	C-05	Malbec	26	Goteo tecnificado	Ajuste leve según predicción climática

7.7 Especificación de los modelos predictivos

7.7.1 Tipo de Modelos Utilizados

Para abordar las distintas variables objetivo del sistema, se utilizaron modelos supervisados de regresión y clasificación, seleccionados según la naturaleza del fenómeno a predecir:

- **Regresión lineal múltiple:** utilizada para estimar variables continuas como el índice de estrés hídrico y la carga frutal estimada.
- **Árboles de decisión:** empleados para modelar relaciones no lineales entre variables ambientales y estados del cultivo, facilitando la interpretabilidad del modelo.
- **Random Forest:** aplicado para mejorar la capacidad predictiva y reducir el sobreajuste, especialmente en escenarios con alta variabilidad climática y espacial.
- **Red neuronal multicapa (MLP):** utilizada de forma exploratoria para capturar patrones complejos en grandes volúmenes de datos históricos y en tiempo real.

7.7.2 Hiperparámetros esenciales

Los principales hiperparámetros considerados en la configuración de los modelos fueron:

- **Regresión lineal:** número de variables independientes, regularización L2 (Ridge) para controlar la multicolinealidad.
- **Árboles de decisión:** profundidad máxima del árbol, número mínimo de muestras por nodo y criterio de división (Gini o MSE).
- **Random Forest:** número de árboles, profundidad máxima, número de variables consideradas por división y tasa de muestreo.
- **Red neuronal:** número de capas ocultas, número de neuronas por capa, función de activación (ReLU) y tasa de aprendizaje.

Estos parámetros fueron ajustados mediante validación cruzada para optimizar el desempeño predictivo.

7.7.3 Justificación de la elección de los modelos

La selección de estos modelos responde a un equilibrio entre precisión, interpretabilidad y viabilidad operativa. Los modelos basados en árboles permiten comprender la influencia de cada variable en la predicción, lo que resulta clave para la aceptación del sistema por parte del equipo agrícola. Por su parte, los modelos de ensamble y redes neuronales aportan mayor capacidad predictiva en escenarios complejos, complementando el análisis sin reemplazar la interpretación experta.

Este enfoque híbrido permite combinar análisis explicativos con capacidades avanzadas de predicción, alineándose con los objetivos de reducción de mermas y optimización del uso de recursos.

7.7.4 Métricas de desempeño

El desempeño de los modelos fue evaluado mediante métricas estándar ampliamente utilizadas en analítica predictiva:

- **MAE (Mean Absolute Error):** mide el error promedio absoluto entre valores reales y predichos, facilitando una interpretación directa del error.
- **RMSE (Root Mean Squared Error):** penaliza errores grandes, siendo especialmente útil en la detección de predicciones extremas.
- **Accuracy:** utilizada en modelos de clasificación para evaluar la proporción de predicciones correctas sobre el total de casos.

Estas métricas permitieron comparar modelos, validar su estabilidad y seleccionar aquellos con mejor desempeño para su integración en el sistema final.

7.7.5. Consideraciones finales

La especificación de los modelos predictivos garantiza transparencia metodológica y replicabilidad del estudio, permitiendo evaluar de forma objetiva el aporte del análisis predictivo en la gestión del viñedo. Los resultados obtenidos respaldan la utilidad de los modelos seleccionados como herramientas de apoyo a la toma de decisiones agrícolas en contextos de alta variabilidad climática.

7.8 Instrumentos de Medición y Validación Estadística

Este anexo documenta los instrumentos y procedimientos estadísticos utilizados para validar la calidad de los datos recolectados, así como el desempeño de los modelos predictivos implementados en el proyecto. El objetivo principal es asegurar la confiabilidad de las mediciones, la robustez de los resultados y la validez de las conclusiones obtenidas a partir del sistema IoT–Big Data–IA propuesto.

7.8.1 Instrumentos de medición

La información utilizada en el análisis proviene de sensores IoT instalados en distintos cuarteles del viñedo piloto, los cuales registran variables ambientales, edáficas y productivas en intervalos regulares. Entre las principales variables medidas se incluyen humedad del suelo, temperatura ambiente, humedad relativa, radiación solar, velocidad del viento y variables agronómicas específicas por cepa.

Todos los sensores fueron calibrados previamente y sometidos a controles periódicos de consistencia para reducir sesgos de medición y pérdidas de datos.

7.8.2 Scripts de validación de datos y modelos

Para garantizar la calidad de la información y la correcta evaluación de los modelos predictivos, se desarrollaron scripts de validación en lenguaje Python, utilizando librerías estándar de análisis de datos y aprendizaje automático. Estos scripts permiten:

- Detectar valores atípicos y datos faltantes.
- Normalizar y estandarizar variables.
- Separar los conjuntos de entrenamiento y prueba.
- Calcular métricas de desempeño como MAE, RMSE y accuracy.
- Ejecutar validación cruzada para evaluar estabilidad del modelo.

Los scripts aseguran trazabilidad del proceso analítico y permiten replicar los resultados bajo las mismas condiciones experimentales.

Link de análisis: [https://github.com/corellanag/Usm-MTI-Tesina/blob/main/Análisis de Dataset Tesina MTI Cristian Orellana Gonzalez.ipynb](https://github.com/corellanag/Usm-MTI-Tesina/blob/main/Análisis%20de%20Dataset%20Tesina%20MTI%20Cristian%20Orellana%20Gonzalez.ipynb)

7.8.3 Análisis estadístico: pruebas ANOVA y pruebas T

Con el fin de evaluar diferencias significativas entre sectores, cepas y períodos productivos, se aplicaron pruebas estadísticas clásicas:

- **ANOVA de una y dos vías:** utilizada para analizar si existen diferencias estadísticamente significativas en variables como estrés hídrico o rendimiento entre distintos cuarteles y cepas.
- **Pruebas t de Student:** aplicadas para comparar medias entre grupos específicos, por ejemplo, antes y después de la implementación del sistema tecnológico.

Estas pruebas permiten validar que los cambios observados no se deben al azar, sino al efecto del sistema propuesto.

Link de análisis Anova: [https://github.com/corellanag/Usm-MTI-Tesina/blob/main/Analisi ANOVA de una y dos v%ADas Tesina MTI Cristian Orellana Gonzalez .ipynb](https://github.com/corellanag/Usm-MTI-Tesina/blob/main/Analisi%20ANOVA%20de%20una%20y%20dos%20v%C3%ADas%20Tesina%20MTI%20Cristian%20Orellana%20Gonzalez.ipynb)

Link de análisis estadístico: Pruebas T de student

[https://github.com/corellanag/Usm-MTI-](https://github.com/corellanag/Usm-MTI-Tesina/blob/main/Analisis_Estadistico_Prueba_T_de_Student_Tesina_MTI_Cristian_Orellana_Gonzalez.ipynb)

[Tesina/blob/main/Analisis_Estadistico_Prueba_T_de_Student_Tesina_MTI_Cristian_Orellana_Gonzalez.ipynb](https://github.com/corellanag/Usm-MTI-Tesina/blob/main/Analisis_Estadistico_Prueba_T_de_Student_Tesina_MTI_Cristian_Orellana_Gonzalez.ipynb)

7.8.4 Intervalos de confianza

Para reforzar la interpretación de los resultados, se calcularon intervalos de confianza del 95 % para las principales variables y métricas de desempeño de los modelos. Estos intervalos permiten estimar el rango dentro del cual se encuentra el valor real del parámetro analizado, entregando una medida adicional de certeza estadística.

El uso de intervalos de confianza complementa el análisis puntual y contribuye a una evaluación más sólida del impacto del sistema en la reducción de mermas.

7.8.5 Consideraciones finales

La incorporación de instrumentos de medición confiables y técnicas de validación estadística fortalece la rigurosidad metodológica de la tesina. Estos elementos permiten sustentar empíricamente la efectividad del sistema propuesto y respaldan su potencial aplicación en escenarios reales de la industria vitivinícola chilena.

8. Manual del dashboard o plataforma desarrollada

8.1 Paneles Principales

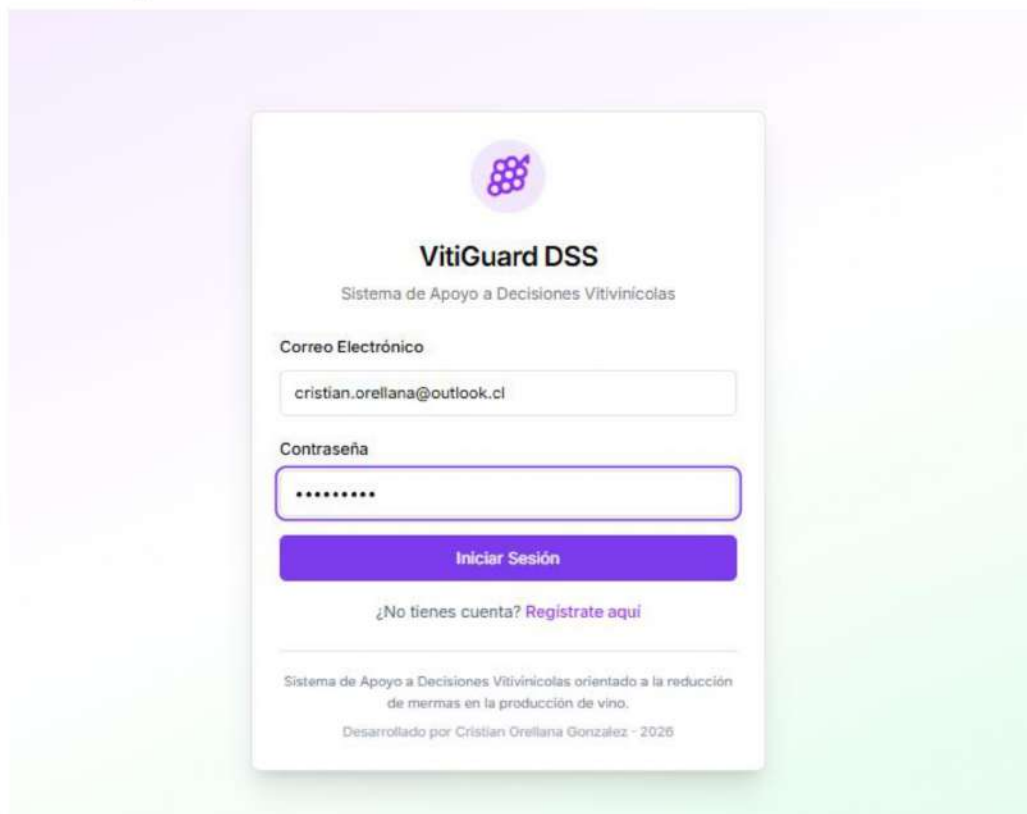


Imagen 9: Pantalla de Login

Imagen 10: Menú Principal de Aplicación web

Imagen 11: de Cuartes en sistema web

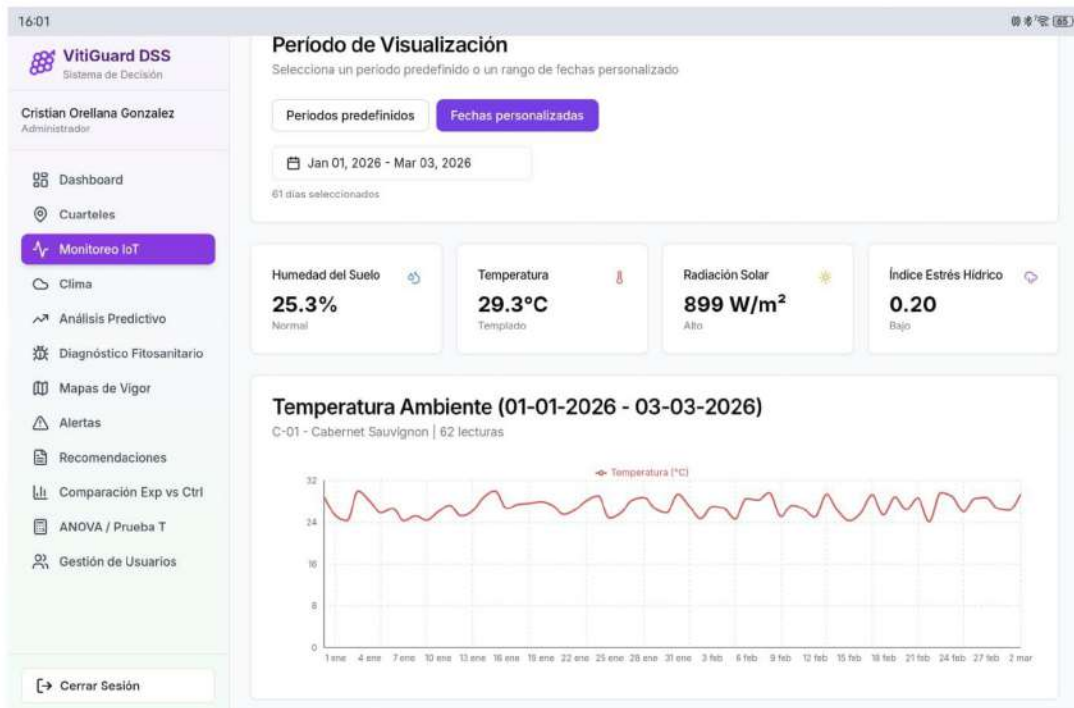


Imagen 12: Indicadores de Monitoreo de Sensores IOT

8.2 Indicadores utilizados

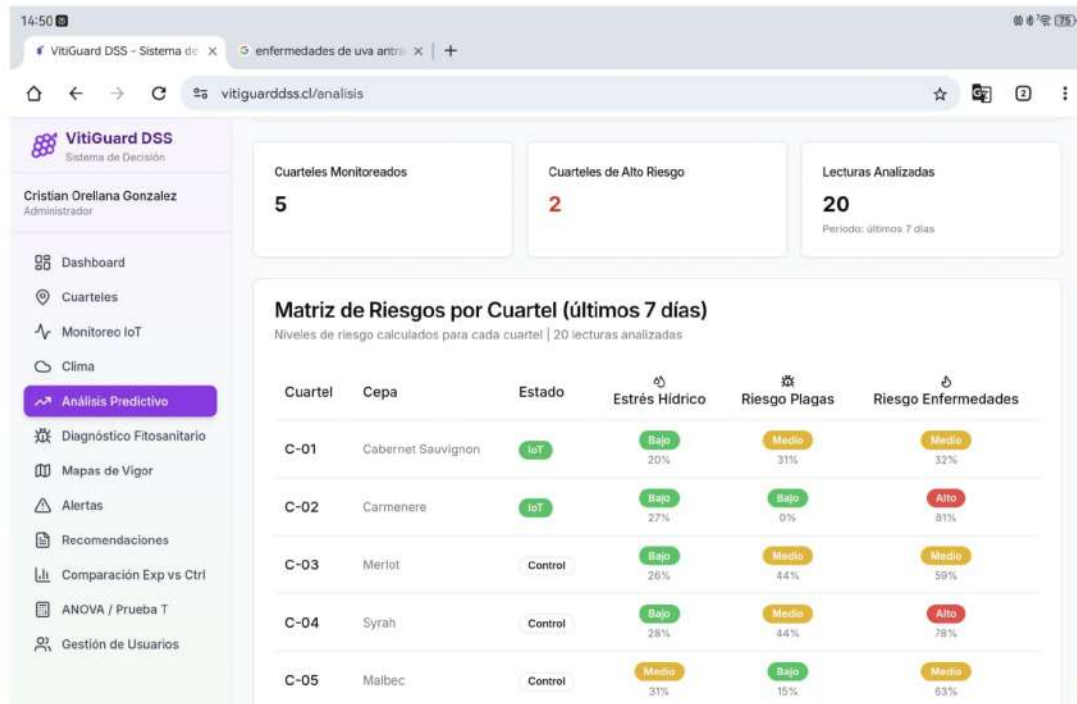


Imagen 13: Análisis Predictivo

8.3 Ejemplos de alertas y recomendaciones

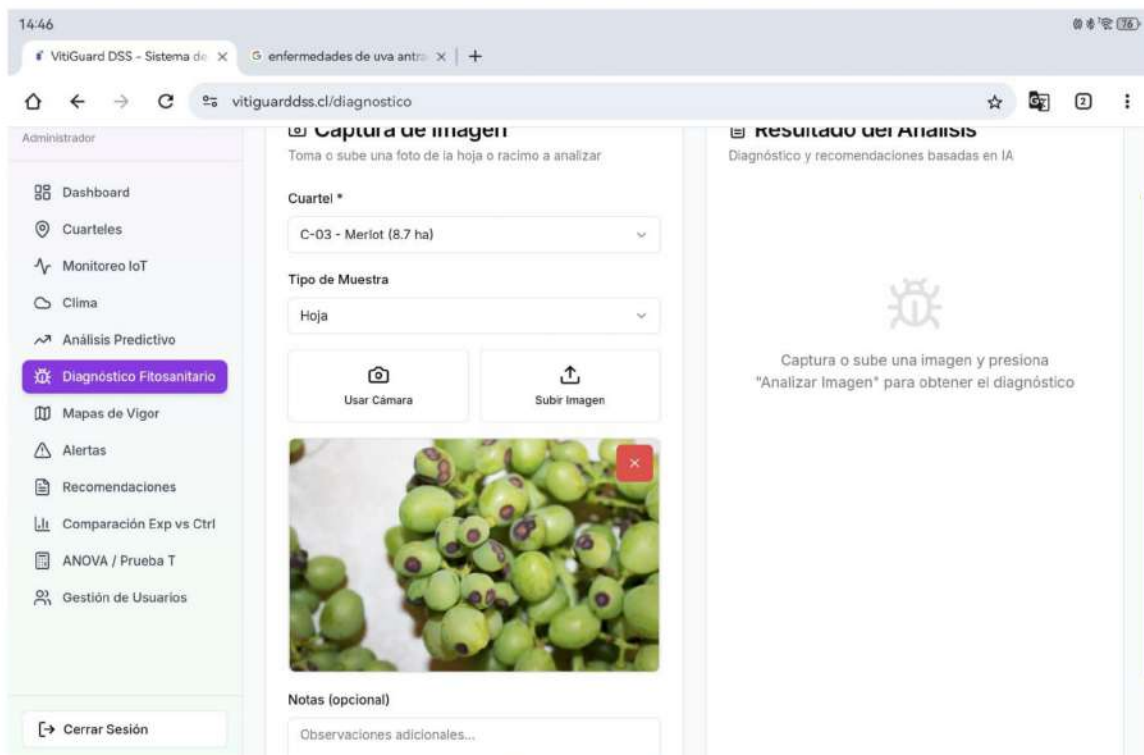


Imagen 14: Diagnostico Fitosanitario

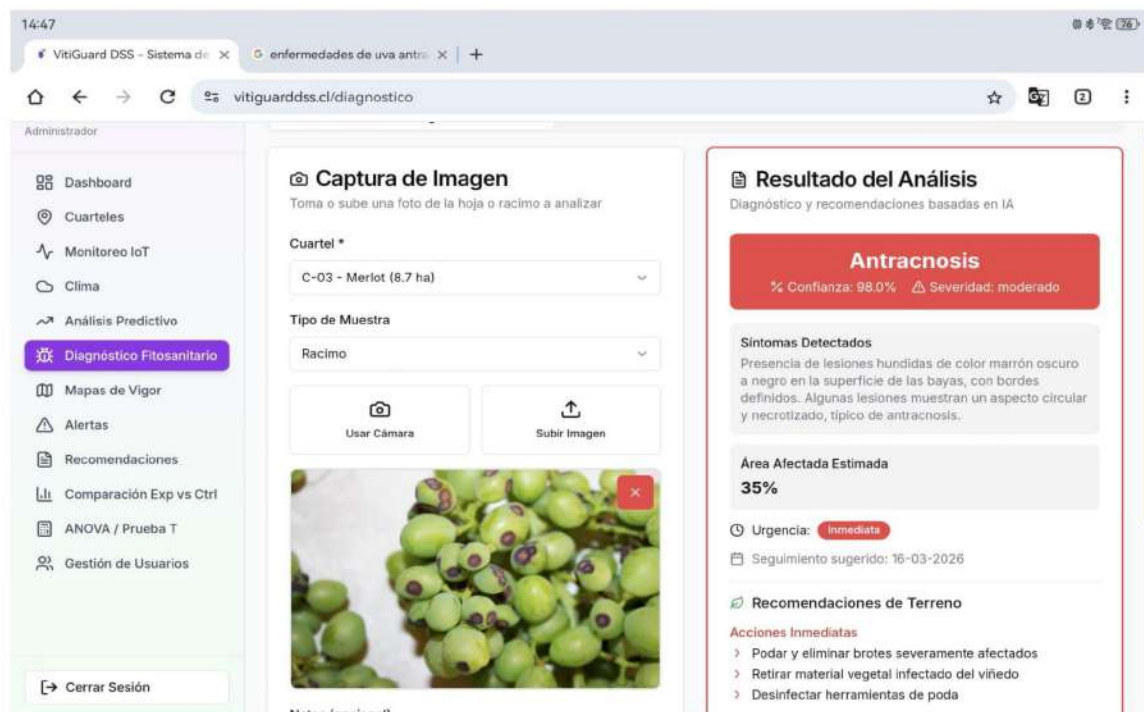


Imagen 15: Diagnostico Fitosanitario – Detección de Imágenes

14:47

VitiGuard DSS - Sistema de... enfermedades de uva antr... | +

vitiguarddss.cl/diagnostico

Administrador

- Dashboard
- Cuarteles
- Monitoreo IoT
- Clima
- Análisis Predictivo
- Diagnóstico Fitosanitario**
- Mapas de Vigor
- Alertas
- Recomendaciones
- Comparación Exp vs Ctrl
- ANOVA / Prueba T
- Gestión de Usuarios

Cerrar Sesión

Usar Cámara Subir Imagen

Área Afectada Estimada
35%

Urgencia: **Inmediata**

Seguimiento sugerido: 16-03-2026

Recomendaciones de Terreno

Acciones Inmediatas

- Podar y eliminar brotes severamente afectados
- Retirar material vegetal infectado del viñedo
- Desinfectar herramientas de poda

Tratamiento

- Aplicar fungicidas cúpricos en dormancia
- Usar fungicidas sistémicos en brotación
- Tratamientos de invierno con caldo bordéas

Productos Recomendados

- Caldo bordéas (1-2% en invierno)
- Oxicloruro de cobre (3-4 kg/ha)
- Mancozeb (2.5-3 kg/ha)
- Captan (2-2.5 kg/ha)

Momento de Aplicación: Tratamientos de invierno + aplicaciones en brotación

Nuevo Análisis

Imagen 16: Diagnostico Fitosanitario – Con recomendaciones

14:50

VitiGuard DSS - Sistema de... enfermedades de uva antr... | +

vitiguarddss.cl/vigor

VitiGuard DSS
Sistema de Decisión

Cristian Orellana Gonzalez
Administrador

- Dashboard
- Cuarteles
- Monitoreo IoT
- Clima
- Análisis Predictivo
- Diagnóstico Fitosanitario
- Mapas de Vigor**
- Alertas
- Recomendaciones
- Comparación Exp vs Ctrl
- ANOVA / Prueba T
- Gestión de Usuarios

Mapas de Vigor

Año: 2025 Fechas: Todos los Cuarteles

Análisis espacial y temporal del vigor vegetativo

Período: Año 2025

NDVI Promedio: **53.4%**

Vigor General: **Medio**

Cuarteles Alto Vigor: **0 / 5**

Con Estrés Hídrico: **5 cuarteles**

Mapa Gráfico Índice NDVI Mapa de Calor Zonificación Análisis Temporal Estrés Hídrico Recomendaciones

Mapa de Vigor por Cuartel

Visualización gráfica del vigor vegetativo de cada cuartel - Año 2025

C-01 Cabernet Sauvignon - 12.5 ha **Medio**

C-02 Carmenere - 10.2 ha **Bajo**

C-03 Merlot - 8.7 ha **Medio**

Imagen 17: Mapas de Vigor

The screenshot shows the 'Alertas' (Alerts) page in the VitiGuard DSS system. The top navigation bar includes the user name 'Cristian Orellana Gonzalez' and the role 'Administrador'. The main content area features a summary of alert statistics: Total Alertas (5), Activas (4), Críticas (1), and Alta Prioridad (1). Below this is a 'Filtrar Alertas' section with buttons for 'Todas', 'Activas', 'En Seguimiento', and 'Resueltas'. The first alert is titled 'Humedad de suelo en rango bajo - C-05', categorized as 'BAJA' (Low) and 'ACTIVA' (Active). The description states that soil humidity is at the lower limit of the optimal range and suggests monitoring. A recommendation is provided: '1 recomendación(es) asociada(s)'. The second alert is 'Detección de polilla de la vid - C-03', categorized as 'MEDIA' (Medium) and 'EN SEGUIMIENTO' (Under Monitoring).

Imagen 18: Alertas Arrojadadas Por Sensores IOT en Cuarteles

The screenshot shows the 'Recomendaciones' (Recommendations) page in the VitiGuard DSS system. The top navigation bar includes the user name 'Cristian Orellana Gonzalez' and the role 'Administrador'. The main content area features a summary of recommendation statistics: Todas (All), Pendientes (Pending), Aplicadas (Applied), and Descartadas (Dismissed). The first recommendation is titled 'Ajustar frecuencia de riego' (Adjust irrigation frequency), categorized as 'MEDIA' (Medium), 'RIEGO' (Irrigation), and 'PENDIENTE' (Pending). The description suggests increasing the irrigation frequency by 20% to maintain optimal humidity. The application moment is 'Próxima semana' (Next week), and the necessary resources are 'Ajuste de programación de sistema de riego' (Irrigation system programming adjustment). The second recommendation is 'Control de polilla de la vid' (Grapevine moth control), categorized as 'MEDIA' (Medium), 'INSECTICIDA' (Insecticide), and 'PENDIENTE' (Pending). The description suggests installing pheromone traps for monitoring and applying Bacillus thuringiensis if the population exceeds the threshold.

Imagen 19: Recomendaciones del Modelo IA sobre los Cuarteles