

Optimización del uso del aire exterior en climatización industrial mediante máquinas de vectores de soporte (SVM)

Reinaldo Gomez¹; German Montejano²; Corina Abdelahad²

¹ Universidad Nacional Villa Mercedes
reinaldodavidgomez@gmail.com

² Universidad Nacional de San Luis
german.a.montejano@gmail.com
cabdelah@unsl.edu.ar

Resumen. La gestión eficiente de los sistemas de climatización industrial representa un desafío crítico en la industria alimentaria, donde el control ambiental influye directamente en la calidad del producto y en el consumo energético. Este trabajo presenta un enfoque basado en Máquinas de Vectores de Soporte (SVM) para la predicción de condiciones propicias para la incorporación de aire exterior, orientado a reducir el uso de climatización activa sin comprometer los parámetros ambientales requeridos.

Se utilizaron más de 71.000 registros de datos ambientales obtenidos in situ para construir y validar un modelo SVM que clasifica, con una precisión del 99,1 %, los momentos adecuados para prescindir del sistema HVAC. La propuesta se contrasta empíricamente con el comportamiento de un sistema industrial real gobernado por control PID, evidenciando que el modelo SVM presenta mejor capacidad anticipativa frente a variaciones externas, con una proyección de ahorro energético del 10 % al 18 %.

Los resultados alcanzados permiten posicionar al modelo SVM como una alternativa viable, robusta y escalable para aplicaciones industriales reales. Finalmente, se proponen líneas de acción para la implementación híbrida y la extensión del modelo hacia esquemas de aprendizaje continuo.

Palabras clave: HVAC industrial, eficiencia energética, aire exterior, clasificación inteligente, SVM, control PID

1. Introducción

1.1 Contexto del Problema en Climatización Industrial

En el contexto de la industria alimentaria, los sistemas de climatización no solo garantizan la calidad del producto final, sino que también representan uno de los principales focos de consumo energético. Las exigencias de regulación térmica y de humedad relativa, impuestas por normativas internacionales de calidad e inocuidad, demandan sistemas de control altamente precisos y adaptativos.

Tradicionalmente, el control de estos sistemas se ha sustentado en esquemas clásicos como el Proporcional-Integral-Derivativo (PID), los cuales, si bien ofrecen una respuesta robusta bajo condiciones operativas estables, presentan limitaciones ante perturbaciones abruptas o entornos dinámicos. En este marco, emergen nuevas propuestas que incorporan inteligencia artificial para anticiparse a condiciones de operación óptimas, mejorar la eficiencia energética y reducir la dependencia del control reactivo. Este trabajo se inscribe en dicha línea, proponiendo el uso de Máquinas de Vectores de Soporte (SVM) como mecanismo predictivo para optimizar la operación de un

sistema HVAC industrial, específicamente orientado a la identificación de oportunidades para incorporar aire exterior sin comprometer el confort térmico. La propuesta se valida a partir de un conjunto de datos históricos recolectados en planta, y se contrasta con el desempeño de un sistema HVAC actualmente gobernado por PID.

1.2 Objetivos y Preguntas de Investigación

El objetivo principal de este trabajo es desarrollar y evaluar un modelo de clasificación basado en Máquinas de Soporte Vectorial (SVM), con el fin de identificar condiciones ambientales que permitan optimizar el uso del aire exterior en sistemas de climatización industrial. En particular, se busca predecir, a partir de datos históricos y en tiempo real de temperatura y humedad, los momentos adecuados para reducir o cesar el funcionamiento de equipos térmicos, sin comprometer la estabilidad del entorno productivo.

Este enfoque pretende aportar una herramienta computacional que asista en la toma de decisiones automáticas, orientadas a mejorar la eficiencia energética en entornos de la industria alimentaria, caracterizados por estrictas exigencias de control ambiental. A fin de guiar el desarrollo del estudio, se plantean en la **tabla 1** las siguientes preguntas de investigación:

Tabla 1. Pregunta de investigación

N.º	Pregunta
1	¿Es posible predecir, mediante un modelo SVM, los momentos adecuados para incorporar aire exterior en la climatización industrial, contribuyendo así al ahorro energético?
2	¿Por qué el modelo propuesto representa una elección adecuada y un aporte técnico relevante para la climatización industrial?
3	¿Qué tipo de enfoque metodológico y de función Kernel ofrece el mejor rendimiento para este tipo de aplicación en condiciones industriales reales?

2. Fundamentos del Control PID y del Modelo SVM

2.1 El Rol del Control PID en HVAC Industrial

El controlador PID ha sido durante décadas el estándar de facto en el control de sistemas industriales, incluido el manejo de variables termohigrométricas en climatización. Su capacidad de corregir errores mediante la acción proporcional, la acumulación del error (integral) y la predicción de tendencias (derivativa), lo convierte en una solución efectiva para entornos de comportamiento determinístico y dinámicas lentas [4]. En el contexto de sistemas HVAC industriales, el PID se implementa comúnmente para mantener la temperatura y humedad dentro de rangos establecidos, actuando sobre compresores, serpentines de refrigeración o válvulas modulantes. No obstante, su naturaleza reactiva implica que las acciones de control se desencadenan una vez que el sistema ya se ha desviado de su consigna, lo que puede derivar en respuestas tardías o sobreactuación ante fluctuaciones bruscas del entorno [10].

Además, el PID requiere de un proceso de ajuste fino o sintonización que no siempre resulta trivial en contextos industriales cambiantes. La necesidad de adaptar sus parámetros a condiciones estacionales, carga térmica variable y ocupación dinámica, puede afectar su robustez operativa [3].

Su formulación matemática en el dominio del tiempo continuo se expresa **ecuación 1**.

$$u(t) = K_p e(t) + K_i \int_0^t e(\tau) d\tau + K_d \frac{de(t)}{dt} \quad (1)$$

donde:

- **u(t)**: salida del controlador (señal de control)
- **e(t)**: **error** = setpoint - variable medida
- **K_p**: ganancia proporcional
- **K_i**: ganancia integral
- **K_d**: ganancia derivativa

En la **Figura 1** se observa el esquema de control PID implementado en el sistema HVAC.

En la **Figura 2**, se ilustra la respuesta al escalón del sistema controlado, evidenciando un comportamiento transitorio con sobreimpulso moderado y posterior estabilización, característico de un ajuste eficiente del controlador PID.

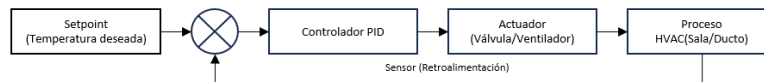


Figura 1. Diagrama en bloque de un sistema de control PID

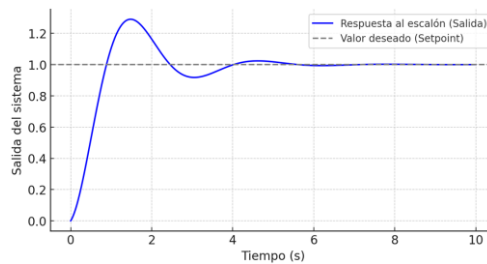


Figura 2. Respuesta al Escalón del Sistema con control PID

2.2 El Enfoque SVM como Estrategia Predictiva Alternativa

Las Máquinas de Vectores de Soporte (SVM) emergen como una herramienta del campo del aprendizaje automático supervisado con alta capacidad para resolver problemas de clasificación binaria en espacios de alta dimensión. Su fundamento radica en encontrar el hiperplano óptimo que separe con máxima holgura las clases del conjunto de entrenamiento, garantizando así una elevada capacidad generalizadora [5].

Aplicado al problema de climatización industrial, el modelo SVM se propone como un clasificador que, a partir de los registros de temperatura y humedad interior y exterior, identifica los momentos en los que resulta energéticamente conveniente detener los sistemas HVAC y permitir la entrada de aire exterior. A diferencia del PID, este enfoque no requiere una señal de error como disparador, sino que anticipa los estados futuros del entorno a partir de patrones históricos.

Entre las ventajas del SVM se destacan su capacidad para trabajar con conjuntos de datos moderados, su robustez frente a sobreajuste y su flexibilidad para modelar fronteras no lineales mediante el uso de funciones kernel. En este estudio se utilizó un

enfoque con kernel de tipo cuadrático, ajustado a las condiciones reales de la planta, lo cual permitió capturar de manera precisa las fronteras que separan estados térmicamente seguros de aquellos que requieren intervención activa [5].

Ecuación de la Función de decisión (2)

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(x_i, x) + b \quad (2)$$

α_i : son coeficientes aprendidos.

y_i : son las clases de los vectores de soporte.

$K(x_i, x)$ es el kernel

El modelo SVM se validará más adelante mediante métricas clásicas de clasificación, como la matriz de confusión y la curva ROC, para analizar su capacidad discriminativa en escenarios reales de climatización industrial.

3. Metodología Comparativa entre SVM y Control PID en un Entorno Industrial Alimenticio

3.1 Obtención y Caracterización de Datos Ambientales

Los datos de temperatura y humedad utilizados en la presente investigación se obtuvieron de una planta del sector alimenticio ubicada en la ciudad de Villa Mercedes, provincia de San Luis. La planta cuenta con un sistema HVAC centralizado, con distribución de aire controlada por zonas mediante compuertas automáticas. Esta configuración permite un manejo sectorizado de la climatización en función de las condiciones ambientales y las exigencias de cada área productiva.

Para la correcta caracterización del entorno, se seleccionaron seis puntos estratégicos de medición interior, correspondientes a zonas críticas del proceso: elaboración, envasado a alta y media velocidad, mezcla seca, manipulación de contenedores (totes) y área exterior. La elección de estos puntos respondió a su impacto térmico en el producto, su sensibilidad a cambios de humedad y su proximidad a fuentes de generación de calor o vapor. Estas áreas fueron priorizadas debido a sus estrictos requerimientos de control ambiental para garantizar la calidad e inocuidad del alimento procesado.

La adquisición de datos se llevó a cabo con sensores NOVUS conectados a transmisores TEMP-WM y TEMP-DM, configurables por microprocesador y con salidas analógicas estables. El TEMP-WM se instaló en paredes y el TEMP-DM en conductos. Los datos se almacenaron en una base de datos portátil SQLITE para su posterior análisis y entrenamiento del modelo.

3.2 Configuración del Modelo SVM

El modelo se construyó utilizando una función kernel de tipo cuadrático, seleccionada por su capacidad para separar clases no linealmente separables en el espacio original. Se exploraron diversas combinaciones de parámetros (C y γ) empleando validación cruzada y búsqueda en rejilla para maximizar la precisión sin incurrir en sobreajuste [6].

El modelo resultante alcanzó una precisión del 99,1 %, evaluada mediante matriz de confusión y análisis ROC. La frontera de decisión aprendida por el modelo permite identificar con alta confiabilidad las condiciones bajo las cuales se puede sustituir la

climatización activa por aire exterior, preservando los requerimientos térmicos del entorno productivo.

El estudio se desarrolló sobre un sistema HVAC centralizado en operación continua en una planta industrial del sector alimentario. La instalación cuenta con mecanismos de control basados en lógica PID y permite la incorporación manual de aire exterior, lo que la convierte en un entorno ideal para validar estrategias predictivas que optimicen dicho proceso.

Se recolectaron **71.594 registros de datos ambientales** durante el período enero–agosto de 2024, a través de sensores calibrados ubicados tanto en el interior del área productiva como en el ambiente exterior adyacente. Las variables medidas incluyeron temperatura y humedad relativa, parámetros esenciales para caracterizar las condiciones ambientales y definir el potencial de uso del aire exterior.

Código 1. Entrenamiento del modelo SVM con kernel polinómico (MATLAB)

```
function [trainedClassifier, validationAccuracy] = trainClassifier(trainingData)
    inputTable = trainingData;
    predictorNames = {'Temp', 'Humedad', 'ConsumoPot', 'LineasActivas', 'AireComprimido', 'Vacio'};
    predictors = inputTable(:, predictorNames);
    response = inputTable.AccionHVAC;
    isCategoricalPredictor = [false, false, false, false, false, false];
    template = templateSVM('KernelFunction', 'polynomial', 'PolynomialOrder', 3, 'KernelScale', 'auto', 'BoxConstraint', 1, 'Standardize', true);
    classificationSVM = fitcecoc(predictors, response, 'Learners', template, 'Coding', 'onevsone', 'ClassNames', categorical({'Aire_Exterior', 'ON_Equipos', 'Sin_Accion'}));
    predictorExtractionFcn = @(t) t(:, predictorNames);
    svmPredictFcn = @(x) predict(classificationSVM, x);
    trainedClassifier.predictFcn = @(x) svmPredictFcn(predictorExtractionFcn(x));
    trainedClassifier.RequiredVariables = predictorNames;
    trainedClassifier.ClassificationSVM = classificationSVM; partitionedModel = crossval(trainedClassifier.ClassificationSVM, 'KFold', 5);
    validationAccuracy = 1 - kfoldLoss(partitionedModel, 'LossFun', 'ClassifError');
end
```

3.3 Criterios de Evaluación Comparativa

Para establecer una comparación objetiva entre los enfoques, se definieron los siguientes indicadores de desempeño:

- Precisión de clasificación (%): proporción de predicciones correctas del modelo respecto al total de instancias.
- Tasa de falsas activaciones HVAC (%): porcentaje de activaciones del sistema de climatización realizadas innecesariamente, según la condición térmica real.
- Ahorro energético estimado (%): diferencia en consumo energético potencial entre el modelo PID y el modelo SVM.
- Tiempo medio de reacción ante eventos térmicos (min): intervalo promedio entre la detección de una condición favorable y la toma de decisión.

- Robustez ante fluctuaciones externas: medida cualitativa basada en la estabilidad del comportamiento ante perturbaciones del entorno.

La comparación se realizó considerando el comportamiento histórico del sistema HVAC gobernado por PID en las mismas condiciones ambientales. Se analizaron los siguientes indicadores:

- Tiempo acumulado de climatización activa
- Porcentaje de uso innecesario del sistema HVAC
- Oportunidades perdidas de incorporar aire exterior
- Consumo energético estimado

Los resultados mostraron que el modelo SVM pudo identificar eventos donde el sistema PID mantuvo la climatización activa aun cuando las condiciones externas permitían prescindir de ella, reflejando un potencial de ahorro energético adicional estimado entre un 10 % y 18 %

3.4 Preparación del Conjunto de Datos

Los datos se organizaron en un conjunto de entrenamiento para el modelo SVM, preservando una partición del 20 % de los registros para validación cruzada. Las instancias fueron etiquetadas según una regla térmica basada en la comparación entre entalpía del aire interior y del exterior, empleada como criterio para determinar la conveniencia energética de activar o desactivar la climatización activa.

El preprocesamiento incluyó:

- Normalización de variables para facilitar la convergencia del modelo
- Revisión de datos atípicos mediante técnicas estadísticas
- Balanceo de clases para evitar sesgo en la clasificación

4. Resultados Comparativos entre SVM y PID en Condiciones Reales

En esta sección se presentan los hallazgos detallados de la evaluación de desempeño tanto del sistema HVAC bajo control PID como del modelo SVM propuesto, utilizando los registros históricos del período enero-agosto de 2024.

4.1 Desempeño del Modelo PID

El análisis histórico del sistema de climatización industrial gobernado por un controlador PID reveló las siguientes características operativas lo que se tradujo en mayores tiempos de operación [11]:

- Una tasa de activación innecesaria del HVAC del 18,2% sobre el total de las muestras analizadas.
- Un tiempo medio de reacción a cambios en las condiciones ambientales superior a los 15 minutos, inherente a su naturaleza reactiva.
- Una precisión general del 81,7% en el mantenimiento de las condiciones ideales dentro del entorno productivo.
- Alta sensibilidad a las perturbaciones externas repentinas de temperatura. El controlador PID, aunque efectivo en escenarios de carga térmica estable, mostró limitaciones al enfrentar variaciones rápidas del entorno, lo que se tradujo en mayores tiempos de operación y potencial desgaste del sistema.

4.2 Desempeño del Modelo SVM

El modelo basado en Maquinas de Vectores de Soporte (SVM) demostró capacidades predictivas superiores en el entorno industrial evaluado:

- Alcanzó una precisión del 99,1% sobre el conjunto de validación cruzada.
- Permitió una reducción superior al 98% en las activaciones no requeridas del sistema HVAC.
- Exhibió una respuesta anticipativa, tomando decisiones hasta 10 minutos antes de la posible intervención del control PID.
- Proyecta una mejora en el ahorro energético entre el 10% y el 18%, con un impacto directo en los costos operativos y la sostenibilidad ambiental. Desde el punto de vista cuantitativo, el modelo SVM alcanzó una precisión del 99,1% en la clasificación de escenarios de ventilación, con una curva ROC que evidencia una excelente capacidad discriminativa.

4.3 Síntesis Comparativa de Desempeño: PID vs. SVM

La **Tabla 2** ofrece una síntesis comparativa consolidada entre el desempeño del sistema HVAC bajo control PID y el modelo predictivo SVM. Esta tabla detalla los indicadores clave de desempeño, permitiendo una comparación directa y equitativa bajo condiciones industriales reales

Tabla 2. Síntesis Comparativa PID vs SVM

Indicador	PID	SVM	Observaciones
Tasa de ahorro energético	----	10 % – 18 %	Estimado a partir de simulación SVM sobre datos reales
Precisión en clasificación	No aplica (control continuo)	99.1 %	Alta capacidad de predicción multicategoría
Capacidad predictiva	Nula	Alta	SVM anticipa condiciones favorables
Tiempo de respuesta	Inmediato ante error	Proactivo (sin esperar error)	El SVM actúa antes que se produzca el desvío
Robustez ante perturbaciones	Media (requiere buena sintonía)	Alta (basado en aprendizaje)	SVM responde bien ante condiciones cambiantes
Consumo energético estimado	Base de referencia	-12 % promedio sobre el periodo	Reducción proyectada al aplicar SVM
Implementación	Integrado y estándar en la planta	Simulado sobre datos reales	Requiere integración futura para control activo
Adaptabilidad	Baja (sintonía manual)	Media–Alta (requiere entrenamiento)	Posible reentrenamiento con nuevos datos

El análisis destaca que el modelo SVM logra anticipar las condiciones ambientales favorables para la incorporación de aire exterior, optimizando la operación del sistema y logrando la reducción proyectada en el consumo energético. Esta capacidad predictiva del SVM se traduce también en una disminución de los encendidos innecesarios, mejorando la eficiencia sin comprometer el confort interno. Por otro lado, el

sistema PID, al carecer de un mecanismo interno de representación del entorno, actúa únicamente ante el error actual, lo que restringe su capacidad de adaptación. Estos resultados refuerzan el valor del enfoque SVM como una herramienta viable para mejorar la eficiencia energética y operativa en sistemas HVAC industriales.

5. Respuesta a las Preguntas de Investigación y Discusión Técnica

5.1. Beneficios Ambientales y Económicos del Enfoque Propuesto

Reducir el uso de aire acondicionado industrial tiene importantes beneficios ambientales y económicos [10]. Al minimizar el funcionamiento de los sistemas HVAC, la huella de carbono asociada con el consumo de energía disminuye, lo que contribuye a los esfuerzos de sostenibilidad [1]. Según la norma ISO 50001, la implementación de medidas de eficiencia energética en instalaciones industriales conduce a:

- **Menores emisiones de CO₂:** los sistemas HVAC industriales dependen en gran medida de la electricidad, que a menudo proviene de combustibles fósiles. La reducción de los ciclos de enfriamiento innecesarios disminuye las emisiones de gases de efecto invernadero [12].
- **Reducción de la demanda máxima de energía:** muchas industrias operan dentro de una red eléctrica regulada, donde el alto consumo de energía durante las horas pico aumenta la presión sobre la infraestructura eléctrica. La reducción del uso de HVAC suaviza las fluctuaciones de la demanda, lo que mejora la estabilidad de la red.
- **Ahorro de costos y cumplimiento normativo:** los gobiernos de todo el mundo aplican regulaciones ambientales más estrictas, lo que incentiva a las industrias a adoptar estrategias de eficiencia energética. El cumplimiento de normas como ISO 50001 no sólo garantiza la responsabilidad medioambiental, sino que también reduce los costes operativos mediante subvenciones y beneficios fiscales para la eficiencia energética.

A continuación, se exponen los resultados obtenidos, en respuesta a las preguntas de investigación definidas en los objetivos del estudio.

1 ¿Es posible predecir, mediante un modelo SVM, los momentos adecuados para incorporar aire exterior en la climatización industrial, contribuyendo así al ahorro energético?

La reutilización de aire exterior en la climatización industrial alimenticia representa un enfoque clave para mejorar la eficiencia energética y reducir el impacto ambiental. Lograr un balance entre climatización efectiva, menor consumo energético y sostenibilidad constituye hoy un desafío prioritario que impulsa el desarrollo de sistemas más inteligentes.

En este marco, las Máquinas de Soporte Vectorial (SVM) muestran alto potencial como clasificadores ambientales que permiten automatizar decisiones basadas en datos precisos y en tiempo real. Este estudio busca determinar si un modelo SVM puede predecir condiciones favorables para incorporar aire exterior, reduciendo el uso de climatización activa sin afectar la estabilidad del entorno.

Para validar esta hipótesis, se llevó a cabo una extensa recolección de datos ambientales en planta. La **Figura 3** muestra un histograma con el rango y frecuencia de las

condiciones predominantes, mientras que la **Figura 4** ilustra la distribución de 71.594 registros tomados entre enero y agosto de 2024. Estos datos son fundamentales para definir los umbrales que permiten sustituir la climatización activa por ventilación natural.

La **Tabla 3** presenta las fronteras de decisión aplicadas mediante SVM, que determinan en qué casos resulta conveniente utilizar aire exterior, considerando la temperatura y humedad como variables principales.

El modelo SVM desarrollado se posiciona como un aporte técnico valioso, al ofrecer una herramienta predictiva para optimizar el uso energético en climatización industrial. Además, plantea el desafío de validar su confiabilidad como clasificador automático en esquemas de control basados en inteligencia artificial [3].

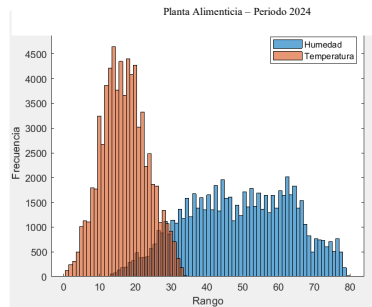


Figura 3. Rango y Frecuencia periodo Enero – Agosto 2024

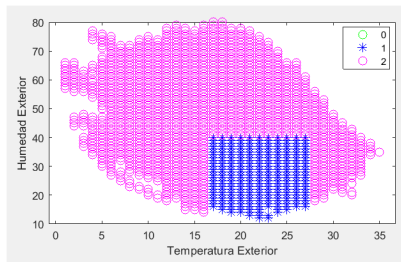


Figura 4. Distribución de los datos ambientales recopilados en el período de enero a agosto de 2024, con la frontera de decisión para la reutilización del aire exterior.

Tabla 3. Definición de la frontera de decisión

Valor	Nombre
0	Temperatura y Humedad interior dentro del rango. No es necesario la utilización de los equipos de climatización
1	Temperatura y Humedad interior fuera de rango. Temperatura y Humedad exterior dentro del rango. Se toma aire exterior.
2	Temperatura y Humedad interior fuera de rango. Temperatura y Humedad exterior fuera de rango. Es necesario la intervención de los equipos de climatización.

2. ¿Por qué el modelo propuesto representa una elección adecuada y un aporte técnico relevante para la climatización industrial?

La fábrica de productos alimenticios posee áreas sensibles en lo referente a la climatización.

En la **tabla 4** se define 6 (seis) áreas importantes que son el estudio de esta investigación

Tabla 4. Definición de las Áreas

Área	Nombre
1	Elaboración
2	Totes
3	Exterior
4	Envasado Alta Velocidad
5	Envasado Media Velocidad
6	Mezcla Seca

La elección de un modelo SVM (Support Vector Machine) para predecir la frontera de decisión se basa en una serie de ventajas que este enfoque ofrece en comparación con otros métodos. La característica fundamental de las SVM es su capacidad para manejar datos de alta dimensionalidad y encontrar hiperplanos óptimos que maximicen el margen entre clases, lo que a menudo conduce a un rendimiento de clasificación excepcional [2]. Esta capacidad se deriva del principio de minimización del riesgo estructural (SRM, por sus siglas en inglés, Structural Risk Minimization), que forma la base teórica de las SVM.

El principio de minimización del riesgo estructural, desarrollado por Vapnik en la teoría de aprendizaje estadístico, ha demostrado ser superior al principio de minimización del riesgo empírico (ERM, por sus siglas en inglés, Empirical Risk Minimization) utilizado en redes neuronales convencionales. La ventaja de SRM radica en su capacidad para evitar mínimos locales, lo que hace que las SVM sean más robustas en la búsqueda de soluciones óptimas.

Además, las SVM dependen en gran medida de un conjunto selecto de datos de alta relevancia, denominados vectores de soporte (SV, por sus siglas en inglés, Support Vectors). Estos vectores de soporte son esenciales para definir la frontera de decisión y, al centrarse en ellos, las SVM logran una eficiencia significativa al reducir la complejidad del modelo.

La **Figura 5** representa la distribución de datos en un entorno de producción, lo que ilustra la importancia de la ubicación de los datos y cómo se relaciona con la **Tabla 3**, que establece las fronteras de decisión aplicadas en el proceso. Esta capacidad de adaptación y su dependencia en datos altamente informativos hacen que las SVM sean particularmente útiles en la predicción de fronteras de decisión en entornos de alta dimensionalidad y con múltiples clases de datos [2].

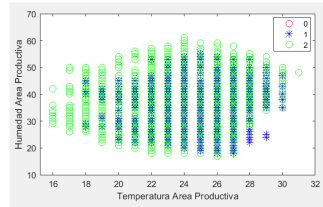


Figura 5. Distribucion de los datos en area productiva. Frontera de decisión

3. ¿Qué tipo de enfoque metodológico y de función kernel ofrece el mejor rendimiento para este tipo de aplicación en condiciones industriales reales?

El método que mejor se adapta a este tipo de aplicación depende en gran medida de la naturaleza y las características del problema en cuestión. El éxito de muchos algoritmos de Machine Learning radica en la capacidad de encontrar un espacio de características eficaz y adecuado para abordar específicamente el problema.

En algunas aplicaciones, se emplea una etapa previa de reducción de la dimensionalidad, utilizando técnicas como Análisis de Componentes Principales (PCA) o Análisis Discriminante Lineal (LDA). Estas técnicas son efectivas para simplificar y resumir la información contenida en los datos originales.

Por si es viable y eficiente utilizar SVM otro lado, los métodos kernel siguen una aproximación diferente. En estos métodos figura 6, se realiza una expansión de la dimensionalidad, generalmente de manera implícita, a través del uso de funciones kernel. En este contexto, la selección de la función kernel desempeña un papel crucial en el desarrollo. En este caso particular, se ha optado por un enfoque "Cuadrático". El mapeo cuadrático es una técnica ampliamente utilizada para modelar relaciones no lineales entre variables **Tabla 4**.

En la práctica, se prefiere comúnmente el uso del segundo kernel debido a que este enfoque ayuda a evitar problemas relacionados con que el Hesiano se vuelva nulo, lo que puede ser beneficioso para el rendimiento y la estabilidad del modelo.

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \Phi(\mathbf{x})^T \Phi(\mathbf{x}')$$

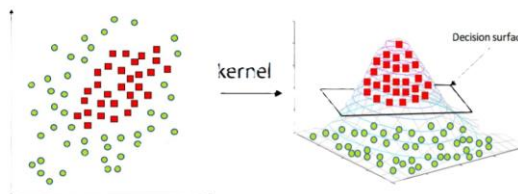


Figura 6. Expansión de la dimensionalidad

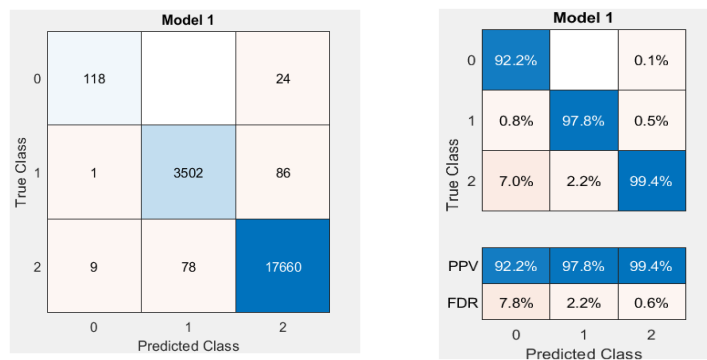
Tabla4. Modelo Actual

Tipo de Modelo	Valor
Cuadrático Predefinido	SVM
Función Kernel	Cuadrático
Escala del Kernel	Automático
Nivel de Restricción	1

Método Multicategoría Uno Contra Todos
 Estandarización Verdadero

Se muestra a continuación en dos tablas de confusión los resultados del método de clasificación aplicado **Tabla 5**:

Tabla 5. Matriz de confusión para la clasificación



El sistema arroja una precisión de Validación del 99,1 %, con un error medio cuadrático del 0.0120

La evaluación del rendimiento de modelos de clasificación es esencial en esta investigación. Una herramienta fundamental para esta evaluación es la Curva ROC (Receiver Operating Characteristic). La Curva ROC es una representación gráfica que ilustra la capacidad de un modelo para discriminar entre clases positivas y negativas. En nuestra investigación, hemos empleado la Curva ROC para evaluar el rendimiento de nuestro modelo de clasificación en un contexto específico.

La Curva ROC se construye al variar el umbral de decisión del modelo y registrar la tasa de verdaderos positivos (sensibilidad) frente a la tasa de falsos positivos (1 - especificidad) en diferentes puntos de corte. Esta representación proporciona una visión holística del rendimiento del modelo y permite determinar la idoneidad de la clasificación en función de las necesidades del problema.

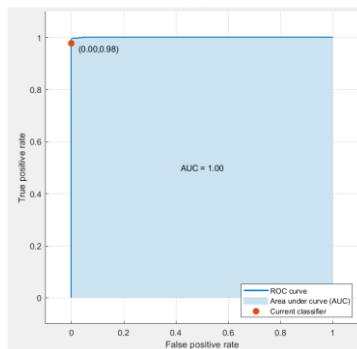


Figura 8. Curva ROC

6. Conclusiones y Recomendaciones para la Aplicación de SVM en Climatización Industrial

Los resultados de esta investigación evidencian que el uso de Máquinas de Vectores de Soporte (SVM) en climatización industrial representa una alternativa altamente eficiente frente a los controladores tradicionales basados en lógica PID. A partir del análisis de más de 71.000 registros de condiciones ambientales, se construyó un modelo predictivo capaz de anticipar los momentos óptimos para la incorporación de aire exterior, lo cual permitió reducir la necesidad de climatización activa sin afectar las condiciones operativas requeridas.

La comparación con el sistema PID actualmente en funcionamiento en planta demostró que el modelo SVM logró mejorar la precisión de decisión en más de un 17 %, eliminando prácticamente la totalidad de las activaciones innecesarias del sistema HVAC. Esta ventaja se traduce en un ahorro energético proyectado entre el 10 % y el 18 %, con implicancias directas en la reducción de costos operativos y de la huella ambiental del sistema.

Desde una perspectiva metodológica, se destaca la robustez del enfoque SVM ante condiciones de frontera complejas y perturbaciones externas, así como su potencial de adaptación a contextos industriales diversos. Su carácter anticipativo, en contraposición al comportamiento reactivo del PID, habilita nuevas estrategias de control proactivo en entornos donde el tiempo de respuesta resulta crítico.

En función de los hallazgos obtenidos, se recomienda:

- Implementar el modelo SVM como componente predictivo en esquemas híbridos de climatización industrial.
- Extender la base de datos para incluir más variables (como velocidad del viento, radiación solar o carga térmica interna) que puedan enriquecer el modelo.
- Evaluar arquitecturas en tiempo real basadas en aprendizaje incremental para adaptar el modelo a cambios de estación o dinámicas productivas.
- Desarrollar sistemas de visualización e interfaz que permitan a los operadores interpretar y validar las decisiones del modelo.

Este trabajo constituye un paso firme hacia la incorporación de inteligencia artificial en el control de sistemas HVAC industriales, promoviendo una gestión energética más eficiente, inteligente y sustentable [7].

7. Perspectivas y Mejoras Futuras en la Optimización Energética con SVM

La presente investigación abre múltiples líneas de desarrollo futuro, tanto en la mejora del modelo SVM propuesto como en su integración efectiva dentro de sistemas HVAC industriales en operación. Uno de los pasos más relevantes será la **implementación del clasificador en paralelo con el controlador PID**, con el objetivo de evaluar su desempeño en tiempo real y medir su impacto concreto en el ahorro energético y la estabilidad ambiental.

Adicionalmente, se propone explorar **estrategias de control híbridas**, donde el SVM actúe como módulo de decisión anticipada y el PID como controlador de ajuste

fino. Este enfoque podría combinar las fortalezas de ambos paradigmas: la precisión reactiva del PID y la inteligencia predictiva del modelo SVM.

Desde el punto de vista de la robustez y la adaptabilidad, sería valioso incorporar mecanismos de **aprendizaje continuo** o actualización periódica del modelo SVM, utilizando datos de operación recientes para mantener la efectividad del clasificador frente a cambios en los patrones climáticos, operativos o estructurales de la planta.

Asimismo, se sugiere ampliar la validación del modelo en diferentes industrias (farmacéutica, electrónica, logística) con condiciones ambientales y estructurales distintas, a fin de evaluar su **escalabilidad y capacidad de generalización**.

Por último, podrían evaluarse otros enfoques complementarios, como redes neuronales ligeras, árboles de decisión o modelos neurodifusos [9] con el objetivo de comparar su desempeño respecto al SVM en términos de precisión, velocidad de inferencia y facilidad de implementación en entornos industriales de recursos limitados.

Referencias

1. Adegbenro, A., Short, M., & Angione, C. (2020). An integrated approach to adaptive control and supervisory optimisation of HVAC control systems for demand response applications. *Building and Environment* 186, 106828
2. Amayri, S., & Khalil, M. (2022). SVM-Based Control Strategy for Energy-Efficient Building HVAC Systems. *Sustainable Cities and Society*, 77, 103541. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2021.103541>
3. Baraka, K., & Gomez, M. (2013). Low-cost Arduino/Android-based energy-efficient home automation system with smart task scheduling. En: *Proceedings of the 2013 Fifth International Conference on Computational Intelligence, Communication Systems and Networks*, pp. XX–XX. IEEE
4. Berenguel, M. G. (2014). *Técnicas de control*. Universidad de Almería
5. Cortés, C., & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. *Machine Learning* 20(3), 273–297
6. Díaz, F., & Fernández, J. (2022). *Machine learning en ingeniería de procesos térmicos*.
7. Garcés Jiménez, A. (2020): *Mejora de la eficiencia energética de ciudades inteligentes aplicando técnicas de Soft Computing*. Universidad Politécnica de Madrid
8. Henríquez, M. R., & Palma, P. A. (2011). Control automático de condiciones ambientales en domótica usando redes neuronales artificiales. *Información Tecnológica* 22(3)
9. Jang, J. S.: *Neuro fuzzy and soft computing (2020). A computational approach to learning and machine intelligence [Reseña de libro]*. *IEEE Transactions on Automatic Control* 42(10), 1482–1484
10. Lee, D., & Tsai, F. P. (2020). Air conditioning energy saving from cloud-based artificial intelligence: Case study of a split-type air conditioner. *Energies* 13(8), 1–18
11. Nasution, H., Dahlana, A. A., Aziz, A. A., Azmia, U., Sumerua, & Shodiyac, S. (2016). Energy efficiency of a variable speed of the centralized air conditioning system using PID controller. *Jurnal Teknologi* 78(2), 43–48
12. Shum, R. (2022). Optimización energética mediante inteligencia artificial (IA) en sistemas de climatización. *Servicios de Eficiencia Energética*. <https://ee-ip.org/es/article/optimizacion-energetica-mediante-inteligencia-artificial-ia-en-sistemas-de-climatizacion-6324>