

# UNA SOLUCIÓN INTELIGENTE PARA ESPACIOS CERRADOS: CONTROL DEL NIVEL DE CO<sub>2</sub>

Autor Principal: Néstor González Valenzuela, Universidad Mayor, nestor.gonzalez@umayor.cl

Co-autor: Javier Vera Suárez, Universidad Mayor, javier.suarez@mayor.cl

## RESUMEN

La participación de estudiantes de ingeniería en la creación de sistemas que contribuyan a resolver problemas sociales críticos es fundamental para su formación, ya que les brinda experiencia práctica en la generación de soluciones innovadoras que impactan positivamente en la sociedad. El presente proyecto nace por necesidades derivadas de la pandemia de COVID-19 y se trata de un proyecto que impulsa el espíritu innovador y emprendedor de los estudiantes. En pandemia se subrayó la importancia del distanciamiento social para contener la propagación del virus, la cual se produce principalmente a través de gotículas de saliva al hablar, estornudar y toser. Una estrategia para controlar la propagación, es monitorear la calidad del aire en espacios cerrados, centrándose en la medición de CO<sub>2</sub>, que es un subproducto de la exhalación. Un enfoque innovador se basa en un prototipo que emplea Machine Learning para anticipar aumentos en los niveles de CO<sub>2</sub> en espacios cerrados. El sistema incluye un extractor de aire, un microcontrolador y un contenedor de cal sodada para capturar el CO<sub>2</sub>. Los datos de un sensor de CO<sub>2</sub> son enviados a través del microcontrolador y tecnología WiFi a un servidor local, donde se almacenan datos como identificación del dispositivo, concentración de CO<sub>2</sub>, ubicación y fecha. Estos datos se utilizan para entrenar una red neuronal recurrente que predice las concentraciones futuras de CO<sub>2</sub>. Además, se ha desarrollado una interfaz gráfica de usuario (GUI) que permite a los usuarios configurar por sí mismos su red WiFi.

*Palabras Clave: SARS-CoV-2, CO<sub>2</sub> sensores, Machine Learning, Microcontroladores.*

## I. INTRODUCCIÓN

En este trabajo se presenta el desarrollo y los resultados obtenidos en el proyecto de titulación "Control de concentración de CO<sub>2</sub> y purificación del aire en ambientes cerrados", realizado para obtener el título de Ingeniero Civil Electrónico en la Universidad Mayor [Vera, J. 2022].

La pandemia de COVID-19 puso en evidencia la importancia de implementar métodos efectivos para controlar su propagación. Desde el principio, se enfatizó el distanciamiento social debido a que el SARS-Cov-2, el virus causante del COVID-19, se propaga principalmente a través de gotículas de saliva expulsadas al hablar, estornudar o toser. Una estrategia innovadora para contener la propagación del virus involucra monitorear y controlar la calidad del aire en espacios cerrados, donde la medición de CO<sub>2</sub> es fundamental, ya que es un compuesto exhalado durante la respiración.

Inspirados en esta necesidad, en este proyecto se propuso un prototipo que utiliza Machine Learning para detectar e interpretar patrones relacionados con aumentos de CO<sub>2</sub>. Este sistema está compuesto por un extractor de aire que purifica el ambiente, un microcontrolador y un recipiente con cal sodada que retiene el CO<sub>2</sub>. El sensor de CO<sub>2</sub>, una pieza clave del sistema, envía la información recolectada al microcontrolador, que dotado de conectividad WiFi, se comunica con un servidor local. En este servidor se registran

variables esenciales como el ID del dispositivo, niveles de CO<sub>2</sub> (medidos en ppm), ubicación del sensor, fecha y estado actual.

Los datos almacenados se descargan en un formato CSV y se segmentan en tres categorías: conjunto de entrenamiento, conjunto de aprendizaje y conjunto de validación. Estas divisiones son cruciales para iniciar el entrenamiento de una red neuronal recurrente que tiene la tarea de pronosticar las futuras concentraciones de CO<sub>2</sub>.

## II. MARCO TEÓRICO

### A. El Dióxido de Carbono (CO<sub>2</sub>)

El aire se compone principalmente de nitrógeno (78%), oxígeno (21%) y argón (1%), además de pequeñas cantidades de gases traza como el dióxido de carbono (CO<sub>2</sub>). El CO<sub>2</sub>, un gas incoloro e inodoro, se encuentra en la atmósfera a niveles de aproximadamente 380 ppm. Es absorbido tanto por la vegetación terrestre como marina, formando parte del "ciclo del carbono", un sistema que ha estado en equilibrio hasta la revolución industrial. Desde entonces, su concentración ha estado aumentando a un ritmo de aproximadamente 2 ppm por año, impulsado principalmente por la combustión en vehículos y centrales térmicas [AEMA. 2013].

El CO<sub>2</sub> es un actor principal en el efecto invernadero y el cambio climático. Aunque no es tóxico para los seres humanos, altas concentraciones de CO<sub>2</sub> en ambientes cerrados pueden resultar incómodas y fatigantes debido al desplazamiento del oxígeno. En espacios interiores ocupados, la concentración de CO<sub>2</sub> puede llegar a ser de dos a tres veces mayor que en el aire libre, y se utiliza a menudo como un indicador de la calidad del aire interior. Por lo tanto, es común utilizar sensores de CO<sub>2</sub> para monitorear y controlar la calidad del aire en estos espacios.

La regulación de la concentración de CO<sub>2</sub> y la calidad del aire en ambientes cerrados es un tema crucial para la sostenibilidad y el confort humano, haciendo que su monitoreo y control sean objetivos primordiales, particularmente para mitigar los contagios de SARS-CoV-2.

Para el diseño y la implementación de un sistema que controla la calidad del aire y lo purifica, con capacidad predictiva, se requieren algunas herramientas.

### B. Protocolos de Comunicación

Para la comunicación de datos en proyectos de control de concentración de CO<sub>2</sub> con aplicaciones de Machine Learning, se proponen dos protocolos principales: MQTT [Shahri, E. et al. (2022)] y HTTP [MDN. s/f].

- MQTT, inicialmente diseñado para la industria petrolífera, se ha adaptado al Internet de las Cosas (IoT) debido a su bajo consumo de ancho de banda y eficiente manejo de mensajes. Este protocolo clasifica los mensajes según temas y ofrece tres niveles de calidad de servicio (QoS) para adaptarse a diferentes requerimientos de red.
- HTTP, por otro lado, es un protocolo fundamental para el intercambio de datos en la web y opera en una estructura cliente-servidor. Aunque HTTP es un protocolo sin estado que no guarda datos entre sesiones, este desafío puede mitigarse mediante el uso de cookies, permitiendo así una experiencia de usuario más coherente. Ambos protocolos tienen sus propias ventajas y limitaciones, lo que los hace adecuados para diferentes aplicaciones y contextos.

### C. Purificadores / Desinfectantes

- El ozono es un potente desinfectante capaz de inactivar una variedad de microorganismos, incluyendo el COVID-19 y la influenza, mediante la oxidación de sus membranas lipídicas. Estudios en Japón han confirmado su eficacia para

eliminar el coronavirus en concentraciones de 1 a 6 ppm en una hora, aunque se requieren niveles más altos para la esterilización completa de espacios como quirófanos, donde no deben estar presentes personas o animales.

- Los filtros HEPA [airtechnics. 2021] son dispositivos de purificación de aire, comúnmente fabricados a partir de fibras de vidrio ultrafinas. Estas fibras se organizan en una estructura de malla que atrapa eficazmente las partículas contaminantes en el aire. Con diámetros que varían entre 0,5 y 2 micras, las fibras retienen partículas más pequeñas utilizando tres mecanismos principales: primero, algunas partículas se adhieren a las fibras al rozarlas durante el flujo de aire; segundo, las partículas más grandes chocan directamente con las fibras y quedan atrapadas; tercero, el fenómeno del movimiento browniano, que es el movimiento aleatorio de partículas suspendidas en un fluido, facilita que las partículas se adhieran a las fibras. Estas características hacen de los filtros HEPA una opción eficiente para la mejora de la calidad del aire en diferentes entornos.
- La cal sodada [SUMEVI. 2021] es una sustancia creada de la combinación de hidróxido de calcio y de sodio, conocida por su habilidad para absorber dióxido de carbono, en la Fig. 1 se ilustra el aspecto físico de la cal sodada. Su creación involucra la mezcla de cal viva y una solución de hidróxido de sodio, seguido de un proceso de secado por calentamiento. En aplicaciones médicas, incluye un indicador de pH que cambia de color para señalar la saturación del material. Se usa extensivamente en el campo médico, especialmente en máquinas de anestesia para facilitar la respiración de los pacientes al eliminar el CO<sub>2</sub> del circuito de reinhalación. Además, tiene aplicaciones críticas en buceo, submarinos y acuarios, permitiendo la reutilización del aire una vez que se ha restablecido el nivel óptimo de oxígeno, garantizando así entornos seguros y controlados en sistemas de circuito cerrado o semi cerrado.



Fig. 1: Cal sodada [SUMEVI. 2021]

#### *D. Machine Learning, Deep Learning y Redes Neuronales [Szeliski, R. 2022]*

Machine Learning es una rama de la Inteligencia Artificial que utiliza algoritmos para que los computadores aprendan de grandes conjuntos de datos y realicen predicciones de manera autónoma, sin ser programados explícitamente para tareas específicas. Esta tecnología, que ha cobrado relevancia reciente gracias al aumento de la capacidad computacional y la emergencia del Big Data, es esencial para el análisis y manejo de grandes volúmenes de información. Su eficiencia depende tanto de la correcta selección y ajuste del algoritmo como de la disponibilidad de datos abundantes y de alta calidad para descubrir patrones ocultos.

En este proyecto, la aplicación de Machine Learning es crucial para predecir y prevenir que un espacio físico alcance niveles altos de CO<sub>2</sub>. Específicamente, el aprendizaje profundo (Deep Learning) utiliza redes neuronales para identificar patrones complejos en grandes volúmenes de datos. Estas redes, inspiradas en el cerebro humano, están compuestas por capas de "neuronas" virtuales conectadas, organizadas jerárquicamente. Cada capa procesa la información recibida de la capa anterior, extrayendo características cada vez más abstractas y sofisticadas de los datos, lo que permite anticiparse a los aumentos de

CO2 y tomar medidas preventivas adecuadas. En la Fig. 2 se ilustra una forma de red neuronal [Szeliski, R. 2022].

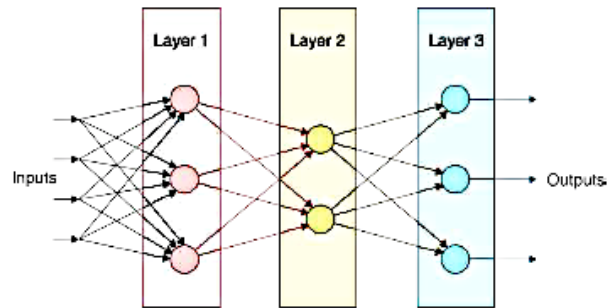


Fig. 2: Estructura de una red neuronal

El proceso de aprendizaje involucra ajustar los pesos de las conexiones mediante un procedimiento llamado **retropropagación**, que utiliza el gradiente descendente para minimizar el error en las predicciones del modelo. El ajuste continuo de estos pesos mediante la alimentación de más datos lleva a una mejor predicción o clasificación de nuevos datos no vistos previamente.

**Capa de entrada (Input Layer):** Aquí se introduce el conjunto de datos inicial. Representa los features o características del dataset.

**Capas ocultas (Hidden Layers):** Contienen neuronas que trabajan con las características recibidas, transformándolas para extraer patrones relevantes.

**Capa de salida (Output Layer):** Proporciona el resultado final del proceso, traduciendo las características identificadas en una predicción concreta.

Las neuronas están interconectadas y cada conexión tiene un "peso" que se ajusta durante el aprendizaje. Cada neurona tiene una función de activación que decide si debe activarse en función de los datos y los pesos recibidos.

Al abordar el proceso de entrenamiento de redes neuronales, es fundamental subdividir el conjunto de datos disponible en grupos diferenciados: el de entrenamiento, el de validación y, opcionalmente, el de prueba. El conjunto de entrenamiento facilita a la red neuronal el aprendizaje inicial a través de la identificación de patrones recurrentes en los datos proporcionados.

Para afinar el rendimiento de la red, se introduce un conjunto de validación, donde se ajustan meticulosamente los hiperparámetros – aspectos como la velocidad de aprendizaje, el número de épocas, el optimizador, y la configuración de las capas y nodos. Este ajuste busca no solo optimizar el desempeño de la red con datos ya conocidos, sino prepararla para identificar con precisión patrones en datos nunca antes vistos. La evaluación precisa del desempeño se realiza en el último paso con un conjunto de prueba, aunque este puede obviarse si se dispone de un volumen de datos limitado.

Entre los hiperparámetros clave, la velocidad de aprendizaje determina el camino que sigue el algoritmo de optimización: una velocidad reducida puede llevar a una optimización ineficaz y lenta, mientras que una elevada puede superar el punto óptimo, fallando en encontrar el mínimo global. La función de pérdida, o función de costo, actúa como un barómetro del desempeño de la red, donde una cifra menor indica un aprendizaje exitoso.

El concepto de épocas refiere al número de ciclos que las rutinas de "*forwardpropagation*" y "*backpropagation*" ejecutan para refinar la función de pérdida y mejorar

consecuentemente las predicciones de la red. Durante cada época, todos los datos de entrenamiento se canalizan a través de la red para potenciar su aprendizaje.

Los pesos, vinculados a cada neurona, juegan un papel crucial al almacenar los patrones discernidos durante el aprendizaje, integrando las entradas y salidas de las fases previas de la red para una optimización continua. La configuración consciente y estratégica de estos parámetros, respaldada por una división inteligente de los datos, sentará las bases para un entrenamiento exitoso y una red neuronal altamente funcional.

#### E. Herramientas para Machine Learning

- **TensorFlow** [Tensorflow.org (s/f)] es una librería de código abierto destinada al cálculo numérico, la cual utiliza grafos de flujo de datos como su principal metodología de programación. En estos grafos, los nodos simbolizan operaciones matemáticas, mientras que las aristas delimitan los conjuntos multidimensionales de datos, conocidos como tensores. Esta herramienta facilita la creación y el entrenamiento de redes neuronales, permitiendo descifrar y discernir patrones complejos, una función similar a las capacidades de aprendizaje y razonamiento humanos. Hoy en día, TensorFlow no solo es un instrumento vital en la investigación avanzada, sino que también respalda la producción de diversos productos de Google, subrayando su relevancia y versatilidad en el campo de la inteligencia artificial.
- **Keras** [TensorFlow.org (2022).] es una API de alto nivel para redes neuronales, escrita en Python y que facilita la rápida creación de modelos de *deep learning*, apoyándose en motores de cálculo de redes neuronales *backend* como TensorFlow, Theano y Microsoft Cognitive Toolkit. Aunque no es un marco independiente, brinda una interfaz accesible y amigable para principiantes, permitiéndoles interactuar y programar diversos marcos de Machine Learning. Keras destaca por su compatibilidad con redes neuronales convolucionales (CNN) y recurrentes (RNN), utilizadas en campos como la visión computacional y el análisis de series temporales.
- **Tkinter** [Maldonado, R. (2024)] es la biblioteca estándar de Python para desarrollar interfaces gráficas de usuario (GUI) para aplicaciones de escritorio. Compatible con diversos sistemas operativos como Windows, Mac OS y Linux, permite la integración con lenguajes dinámicos de alto nivel, incluyendo Tcl, Ruby, y Perl. Con Tkinter, los desarrolladores pueden crear y personalizar "widgets", elementos gráficos como cuadros y etiquetas de texto o botones, definiendo su estilo y posicionamiento, así como programar respuestas a las interacciones del usuario, lo que facilita la creación de aplicaciones interactivas y funcionales.

### III. DISEÑO DEL SISTEMA

En la Fig. 3 se delimitan las operaciones del dispositivo de extracción de CO<sub>2</sub>.

El esquema de purificación se articula alrededor de un microcontrolador incorporado con funcionalidades WiFi, facultado para adquirir datos pertinentes a la concentración de CO<sub>2</sub> a través de fuentes en línea.

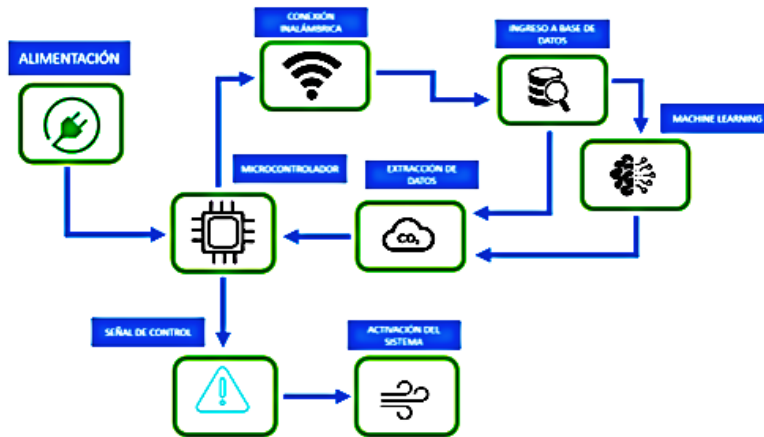


Fig.3: Diagrama de funcionamiento del extractor de CO<sub>2</sub>

Al recibir datos que indiquen concentraciones críticas de CO<sub>2</sub>, el microcontrolador se activará para poner en marcha el sistema de extracción, facilitando así la retención eficiente de dióxido de carbono. Conforme se enriquezca la base de datos con información adicional, el dispositivo incrementará su precisión de respuesta gracias a la integración de técnicas de Machine Learning, permitiendo no solo una reacción ante incrementos confirmados de los niveles de CO<sub>2</sub>, sino también la activación proactiva del sistema ante predicciones confiables de futuras alzas.

La plataforma web se desarrolló para permitir la monitorización de los niveles de CO<sub>2</sub> que el extractor está midiendo. Este sistema depende crucialmente de un microcontrolador, que interpreta los datos adquiridos para determinar si es necesario activar el extractor. Es fundamental que este proceso involucre una cuidadosa selección de datos pertinentes, identificados mediante el ID único asignado a cada dispositivo. Además, se implementa un mecanismo que permite la integración de predicciones realizadas a través de técnicas de Machine Learning, facilitando así una respuesta proactiva del sistema ante situaciones de concentraciones críticas, ya sean actuales o anticipadas.

Para el óptimo funcionamiento del sistema es imperativo establecer una base de datos robusta que no solo facilite la visualización gráfica de los parámetros relevantes, sino que además sirva como cimiento para la implementación de técnicas de Machine Learning. Esta base de datos deberá estar estratificada en dos segmentos principales:

1. **Tabla de Datos Actuales:** Se encargará de registrar las últimas lecturas recopiladas por el microcontrolador. Esta información incluye: ID del sensor; Ubicación del sensor; Concentración de CO<sub>2</sub> (en ppm); Fecha y hora de registro; y Estado actual del extractor (ON/OFF).
2. **Tabla de Datos Predichos:** Albergará los datos inferidos a través del análisis predictivo basado en Machine Learning, posterior al proceso de entrenamiento adecuado.

A continuación, se especifica el flujo operativo que regirá la interacción entre los diferentes componentes del sistema:

1. El microcontrolador envía los datos pertinentes a la base de datos utilizando PHP.
2. La información almacenada se exporta en formato CSV mediante la librería Pandas de Python, facilitando su manipulación y análisis.
3. Python se encarga de actualizar el dashboard HTML con los datos más recientes.
4. El dashboard debe exhibir claramente el estado requerido del extractor (ON/OFF) basándose tanto en los datos actuales como en las predicciones.

5. Dicho estado es leído por el microcontrolador directamente desde el dashboard.
6. Según la instrucción recibida, el microcontrolador procede a activar o desactivar el extractor.

Es fundamental tener en consideración las especificaciones y compatibilidades del sistema MySQL durante el proceso de creación de la tabla, asegurándose que coincidan con la versión de PHP implementada, para garantizar un funcionamiento sin contratiempos y una integración fluida de los datos.

AJAX, acrónimo de JavaScript Asíncrono y XML, facilita la recuperación de contenido del servidor de una manera asíncrona, eliminando la necesidad de actualizar la página web completa para visualizar cambios en el contenido. Este enfoque no solo permite una actualización fluida del contenido, sino que también optimiza la experiencia del usuario al mantener intacta la estructura de la página web durante las actualizaciones de contenido.

El empleo de AJAX fue crucial para lograr el objetivo de establecer una ventana web que permita la monitorización en tiempo real de una gráfica que relaciona la concentración de CO<sub>2</sub> y el tiempo. En la fase inicial, se configuró una ventana web que solicita y presenta los últimos cinco registros almacenados en la base de datos del servidor local. Desde AJAX se obtiene lo siguiente:

```
resultado
169.- co2v1 466.765 OFF
168.- co2v1 543.653 OFF
166.- co2v1 543.653 OFF
165.- co2v1 543.653 OFF
164.- co2v1 466.765 OFF

json
["466.765","543.653","543.653","543.653","466.765"]
```

Para potenciar la funcionalidad de esta ventana, se añade una sección adicional que tiene la capacidad de actualizar automáticamente su contenido cada vez que se registra una nueva entrada en la base de datos, evitando así la necesidad de recargar la página completa. Esto garantiza una interpretación más ágil y eficiente de los cambios en los niveles de CO<sub>2</sub>.

El dashboard para visualizar en tiempo real la concentración de CO<sub>2</sub> fue creado utilizando la biblioteca gratuita de JavaScript “Chart.js”, complementada con AJAX para una presentación fluida de los datos.

En la Fig. 4 se ilustran dos gráficos originados de los últimos 20 registros de la base de datos, filtrados por el ID asociado al sensor correspondiente. El proceso de actualización de la información en los gráficos es imperceptible para el usuario, gracias a la implementación de AJAX junto con el evento HTML “onpageshow” que, al navegar, invoca la función de creación de gráficos, reemplazando el gráfico antiguo con uno actualizado casi instantáneamente.

Aunque existe una recomendación general de optar por bases de datos NoSQL como MongoDB para aplicaciones IoT, el proyecto ha demostrado estabilidad y eficiencia utilizando AJAX con una base de datos SQL.

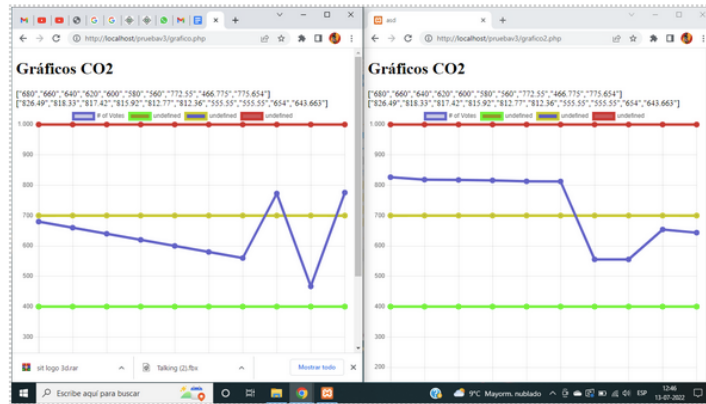


Fig. 4: Gráficos de CO<sub>2</sub> independientes [Fuente: propia].

#### IV. DISEÑO DEL PROTOTIPO FÍSICO

##### A. Sistema electrónico

La Fig. 5 detalla el esquema eléctrico del extractor de CO<sub>2</sub>. En la parte superior se encuentra el circuito de baja potencia y en la parte inferior derecha, la alimentación de la red eléctrica. El microcontrolador, alimentado con 5 volts, también energiza el sensor de CO<sub>2</sub>, que opera basándose en la ley de Beer-Lambert [Ley de Beer Lambert. s/f]. Esta ley describe una relación exponencial entre la transmisión de luz a través de una sustancia y su concentración, así como la longitud que la luz atraviesa.

El sensor de CO<sub>2</sub> detecta la atenuación de un haz de luz infrarroja causada por las partículas de CO<sub>2</sub> en el aire. La intensidad de la luz recibida, que varía con la cantidad de CO<sub>2</sub>, se transmite al microcontrolador en forma de niveles de voltaje, convertidos a medidas en ppm para indicar la concentración de CO<sub>2</sub>. El sistema utiliza un pin "signal" para controlar un relé a través de un transistor, regulando el estado operativo del extractor conectado a una fuente de corriente alterna. Si el relé está en estado "normalmente cerrado", el circuito del extractor se cierra y este se enciende.

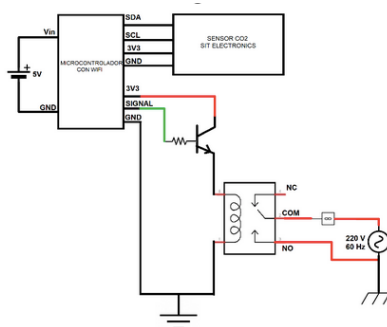
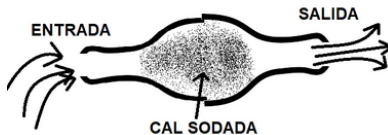


Fig. 5: Diagrama eléctrico del extractor de CO<sub>2</sub> [Fuente: propia]

##### B. Prototipo Experimental

Para evaluar la eficiencia absorbente de la cal sodada, se diseñó una prueba experimental sencilla que no requiere el uso de tecnología avanzada. El procedimiento implicó la construcción de un contenedor utilizando dos botellas plásticas, las cuales fueron cortadas a la altura de los hombros, asegurando que las bocas quedaran orientadas en direcciones opuestas; este diseño facilita una entrada y una salida para el flujo de aire, tal como se ilustra en la Fig. 6. Este enfoque permite una medición directa y visual de la capacidad de absorción de la cal sodada en un sistema sencillo y controlado.



*Fig. 6: Prototipo experimental sin parte electrónica [Fuente: propia]*

Se realizó un único experimento soplando directamente sobre el sensor de CO<sub>2</sub>, a pesar de no ser una práctica recomendada debido al riesgo de daño por alta concentración de CO<sub>2</sub> o humedad. Previo al ensayo, el sensor registraba niveles de 671,8 a 678,2 ppm. Durante la prueba, se alcanzó un pico de 10.678 ppm; tras un periodo de estabilización, el sensor volvió a marcar valores cercanos a los originales, rondando los 675 ppm.

En una segunda prueba, se exhala hacia el sensor de CO<sub>2</sub>, posicionado al final del sistema experimental contiguo a un tubo de salida del contenedor de cal sodada. Antes de iniciar, la concentración de CO<sub>2</sub> ambiental era de aproximadamente 600 ± 5 ppm, el pico registrado fue de 6.076 ppm, significativamente menor que los 10.678 ppm de la prueba anterior, indicando una eficaz reducción de la concentración de CO<sub>2</sub> por el sistema con cal sodada, en un 43,1%.

El experimento mostró que el hidróxido de calcio no logra una absorción completa del CO<sub>2</sub> en las condiciones actuales del ensayo, operando de una manera análoga a los filtros HEPA en la captura de partículas. Incrementar la cantidad del compuesto podría potenciar la eficiencia de absorción.

### *C. Prototipo Funcional*

Para ensamblar el primer prototipo físico, se reúnen varios materiales incluyendo un sensor de CO<sub>2</sub>, un microcontrolador con WiFi y un extractor de baño. Tras esto, se configuran las conexiones entre estos elementos, estableciendo un sistema que permite la activación controlada del extractor. Posteriormente, mediante la impresión 3D, se crea un adaptador para conectar el extractor a un tubo de PVC más pequeño, facilitando así una salida ajustada utilizando PLA, un material ecológico y biodegradable. El resultado se muestra en la Fig. 7.



*Fig. 7: Montaje del prototipo del sistema de extracción y retención de CO<sub>2</sub> [Fuente: propia]*

## **V. APLICACIÓN DE MACHINE LEARNING**

El entrenamiento de una red neuronal es un largo proceso, ya que se deben realizar varias pruebas. La primera prueba constó en realizar el entrenamiento con un total de 228 datos, los valores predichos fueron muy diferentes de los valores esperados, lo que se debe al uso de muy pocos datos de entrada. Se realizaron varias pruebas, aumentando cada vez la cantidad de datos para el entrenamiento. La Fig. 8 ilustra el resultado de la última prueba, obtenido al entrenar con un total de 84.803 datos, una velocidad de entrenamiento de 0,001 y un total de 20 épocas de trabajo. En la Fig. 8, los valores reales corresponden a los dos primeros máximos, los cuatro máximos siguientes corresponden a los valores predichos.

Los valores de la predicción se asemejan bastante a la realidad por lo que se puede considerar como un entrenamiento exitoso, que puede ser mejorado en el futuro. El tiempo de trabajo de la red neuronal fue de aproximadamente cinco minutos.

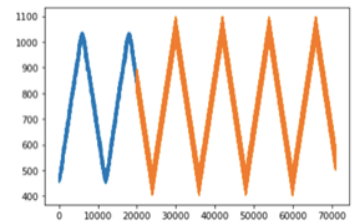


Fig. 8. Registro de resultados del entrenamiento de la red neuronal [Fuente: propia]

## VI. CONCLUSIONES

Este tipo de proyectos no solo aporta soluciones a problemas reales, actuales y sociales, como en este caso la calidad del aire en espacios cerrados, sino que también es fundamental en la formación de los estudiantes. Les brinda experiencia práctica en la creación y optimización de tecnologías innovadoras.

El prototipo de purificador y extractor de CO<sub>2</sub>, que incorpora tecnología de Machine Learning es innovador en el mercado, superando a productos actuales que carecen de esta integración. A pesar de sus avances significativos, sigue siendo crucial trabajar hacia una total autonomía del Machine Learning, además de ajustar su diseño físico para facilitar un flujo de aire unidireccional. Aunque el costo inicial de producción de este dispositivo superaría al de los purificadores básicos disponibles en el mercado, su cualidad es que ofrece una ventaja única con la integración de Machine Learning, al predecir los aumentos de CO<sub>2</sub>, lo que permitiendo mantener la calidad del aire en niveles adecuados para limitar los contagios por virus SARS-CoV-2.

## REFERENCIAS

1. Vera, J. (2022). Control de concentración de CO<sub>2</sub> y purificación del aire en ambientes cerrados. Memoria para título de Ingeniero Civil Electrónico. Universidad Mayor, Chile.
2. AEMA (2013). "Cada vez que respiramos". Señales de la AEMA 2013. [En línea]. Disponible: <https://www.eea.europa.eu/es/publications/senales-2013-cada-vez-que-respiramos/> [Acceso: 30 ago. 2023].
3. Shahri, E. et al. (2022). Extending MQTT with Real-Time Communication Services Based on SDN. *Sensors* 2022, 22(9), 3162; <https://doi.org/10.3390/s22093162>. <https://www.mdpi.com/1424-8220/22/9/3162>
4. MDN (s/f). Fundamentos del HTTP. [En línea]. Disponible: <https://developer.mozilla.org/es/docs/Web/HTTP/Overview>. [Acceso: 03 sep. 2023].
5. airtechnics (2021). Filtros HEPA, ¿qué son y cómo funcionan?. <https://www.airtechnics.com/es/noticias/filtros-hepa-que-son-y-como-funcionan>. [En línea]. Disponible:
6. SUMEVI. (2021). ¿Para qué sirve la cal sodada? [En línea]. Disponible: <https://sumevi.com/blog/detail/para-que-sirve-la-cal-sodada.html> [Acceso: 07 sep 2023].
7. Szeliski, R. 2022. "Computer Vision: Algorithms and Applications". 2nd Edition. Pág. 235-342. © 2022 Springer. [En línea]. Disponible: <https://szeliski.org/Book> [Acceso: 30 jul. 2023].
8. TensorFlow.org (s/f). Introducción a TensorFlow. [En línea]. Disponible: <https://www.tensorflow.org/learn?hl=es-419> [Acceso: 30 jul.2023].
9. TensorFlow.org (2022). Keras. s/f. [En línea]. Disponible: <https://www.tensorflow.org/guide/keras?hl=es-419> [Acceso: 30 jul. 2023].
10. Maldonado, R. (2024) ¿Qué es Tkinter?. [En línea]. Disponible: <https://keepcoding.io/blog/que-es-tkinter/>
11. Ley de Beer Lambert. s/f. [En línea]. Disponible: [https://www.quimica.es/enciclopedia/Ley\\_de\\_Beer-Lambert.html](https://www.quimica.es/enciclopedia/Ley_de_Beer-Lambert.html) [Acceso: 03 sep. 2023]