

INFLUENCIA DE LA POSICIÓN DEL SENSOR MQ-6 Y EL TIEMPO TRANSCURRIDO EN LA DETECCIÓN DE CONCENTRACIÓN DE GLP EN UNA FUGA DOMÉSTICA

ALEJANDRO BUENO VERA*

<https://orcid.org/0000-0001-7866-1798>

GIANFRANCO LUIS ORTIZ

<https://orcid.org/0000-0001-7508-1958>

JOSÉ ANTONIO TAQUÍA GUTIÉRREZ

<https://orcid.org/0000-0002-1711-6603>

Universidad de Lima, Facultad de Ingeniería y Arquitectura, Lima, Perú

Recibido: 21 de junio del 2022 / Aceptado: 15 de julio del 2022

doi: <https://doi.org/10.26439/ing.ind2022.n43.6112>

RESUMEN. Las fugas de gas en Lima e Ica (Perú) aumentan cada año, provocando accidentes y daños irreparables para la población. En esta investigación se produjo una fuga controlada usando una cocina de dos hornillas y un arreglo de sensores MQ-6 dispuestos en distintos ángulos con respecto a la cocina (45°, 0° y 30 °). Se encontró que, si la cocina se ubica en la posición alta (87 cm), la concentración detectada es menor, pero la detección es más rápida (6,419 s) si el arreglo se ubica a 50 cm del origen de la fuga. El tiempo de detección se encuentra entre 13,515 s y 21,740 s y la máxima concentración detectada es de 98 ppm. El modelo de aprendizaje que mejor se adaptó es Support Vector Machine, con un RMSE de 4,61 ppm. Se concluye que la mejor posición para la detección de gas fue a una altura de 47 cm sobre el suelo, a una distancia de 50 cm del sensor y a un ángulo de 0°. El tiempo de detección es de 13,84 s. Por último, se concluye que 30 segundos de fuga no son suficientes para alcanzar el límite dañino (147 ppm).

PALABRAS CLAVE: Arduino / Matlab / machine learning / MQ-6 / GLP / detección de gas

* Correos electrónicos en orden de aparición: 20161845@aloe.ulima.edu.pe; 20162216@aloe.ulima.edu.pe; jtaquia@ulima.edu.pe

INFLUENCE OF POSITION OF MQ-6 SENSOR AND ELAPSED TIME ON THE CONCENTRATION DETECTION OF LPG IN A DOMESTIC LEAK

ABSTRACT. Gas leaks in Lima and Ica (Peru) increase every year, causing accidents and irreparable damage to the population. In this article, a controlled leak was produced using a two-burner kitchen and an array of MQ-6 sensors positioned at different angles (45° , 0° and 30°) with respect to the kitchen. The results show that, if the kitchen is in a high position (87 cm), the detected concentration is lower, but the detection is faster (6,419 s) if the arrangement is located 50 cm from the origin of the leak. The detection time is between 13,515 s and 21,740 s and the maximum concentration detected is 98 ppm. The best adapted learning model is Support Vector Machine, with an RMSE of 4,61 ppm. It is concluded that the best position for gas detection was at a height of 47 cm above the ground, at 50 cm from the sensor and at an angle of 0° . The detection time is 13,84 s. Finally, it is concluded that 30 seconds of leakage are not enough to reach the harmful limit (147 ppm).

KEYWORDS: Arduino / Matlab / machine learning / MQ-6 / LPG / gas detection

1. INTRODUCCIÓN

El gas licuado de petróleo (GLP) es el combustible que más se usa en las cocinas en los hogares peruanos (57,7 % del total de acuerdo con el Instituto Nacional de Estadística e Informática, 2017). Durante el 2020, se registró la mayor cantidad de fugas de gas en los últimos siete años (Intendencia Nacional de Bomberos del Perú, 2019). El número de emergencias detectadas ha sido 7248, mientras que el promedio histórico es de 3452. Según el rombo de seguridad para GLP, existe un riesgo de inflamabilidad de valor 4, el cual indica que todos los implementos utilizados en el almacenamiento y comercialización del gas deberían utilizar materiales resistentes al fuego (Limagas, 2018). Esto demuestra lo peligrosa que puede ser la mala manipulación del GLP. También es necesario conocer que la máxima concentración recomendada para un ambiente cerrado es de 350 mg/m³, que, al convertirlos a ppm, resulta en 147,679 ppm.

Se dispone de distintas categorías de sensores para cada gas que se desea detectar: MQ-2 para metano, MQ-3 para alcohol, MQ-5 para gas natural, MQ-6 para GLP, etc. Nasution et al. (2019) elaboraron un sistema de cerrado automático para un regulador de presión de balones de gas usando un sensor MQ-2, un servomotor y el microcontrolador Arduino UNO. Realizaron diez corridas de un experimento para medir el tiempo de acción del servomotor para cerrar el flujo de gas en caso de fuga, con un tiempo promedio de cerrado de 1,796 segundos. En el mismo año, Fatkiyah et al. (2019) realizaron una investigación que buscaba detectar fugas reales con la misma gama de sensores, pero adicionan el envío de un SMS al teléfono del usuario en caso de detección. Concluyeron que sus diseños funcionan mejor en ambientes cerrados. Otro grupo de investigadores, Debnath et al. (2020), consiguió el mismo objetivo, pero con dispositivos de bajo costo. Otros, como Budianto et al. (2020), se centraron en la elaboración de un robot móvil que carga los sensores para detectar la distancia a la que se producen las fugas, obteniendo 8,7 cm en promedio.

Höfner et al. (2021) han realizado simulaciones en una cámara cerrada que impide la salida de gases como medida de seguridad, con el objetivo de obtener datos para predecir la concentración de etanol. Mallik et al. (2020), por su parte, utilizaron como herramienta principal el software Matlab para obtener la concentración de gas por medio de un sensor MQ-6 y transmitirla a un usuario, experimento en el cual obtuvieron 99 % de eficiencia. Por último, Mensch et al. (2021) proveen información acerca del comportamiento de sensores de hidrocarburos volátiles. En una línea similar a la de estas investigaciones, el presente estudio tiene como objetivo conocer la influencia de la posición del sensor MQ-6 y el tiempo de fuga transcurrido en la detección de concentración de GLP, con el objetivo de aumentar la evidencia sobre la cinética de gases e impulsar el desarrollo de dispositivos de seguridad para edificaciones que usen dicho combustible.

En las investigaciones de Rumantri et al. (2018) y de Ajiboye et al. (2021), se tuvo que convertir la lectura del sensor MQ-6 en concentración y resistencia, respectivamente. El

procedimiento consiste en tomar las fórmulas y gráficos brindados por la ficha técnica del sensor y plantear una ecuación de transformación de variables con la cual se obtenga la concentración de gas de GLP.

Suparman y Jong (2019) buscaban un modo de notificar a un usuario cuando hay detección de humo, mediante sensores y un microcontrolador. Para ello, diseñaron una caja de dimensiones pequeñas en SolidWorks, la imprimieron en 3D y realizaron el experimento dentro de ella. Por otro lado, Rachman (2019) también construyeron una caja para reproducir la detección de humos de incendios con distintos sensores y comparar las lecturas de Arduino y Matlab usando algoritmos de lógica difusa. Luego, Singla et al. (2017) elaboraron una caja de madera, en la cual colocaron los sensores MQ-2 y MQ-6 conectados a una placa Arduino y, mediante una laptop, visualizaron la detección del gas en base a una fuga controlada con un balón de GLP. Finalmente, Supriyono et al. (2020) diseñaron un sistema de detección de CO, CO₂ así como de hidrocarburos producidos en la combustión en motores de automóviles, el cual estaba formado por una caja de dimensiones pequeñas donde, mediante tubos, se hacían ingresar los gases del escape del auto. En dicha caja se encontraba un arreglo de sensores que enviaba las mediciones a un microcontrolador.

Con respecto al análisis de datos, en este tipo de artículos se encontró, además del cálculo de valores promedio de tiempo y concentración, un uso frecuente de distintos algoritmos de machine learning, al igual que la comparación de los indicadores de eficiencia entre los modelos.

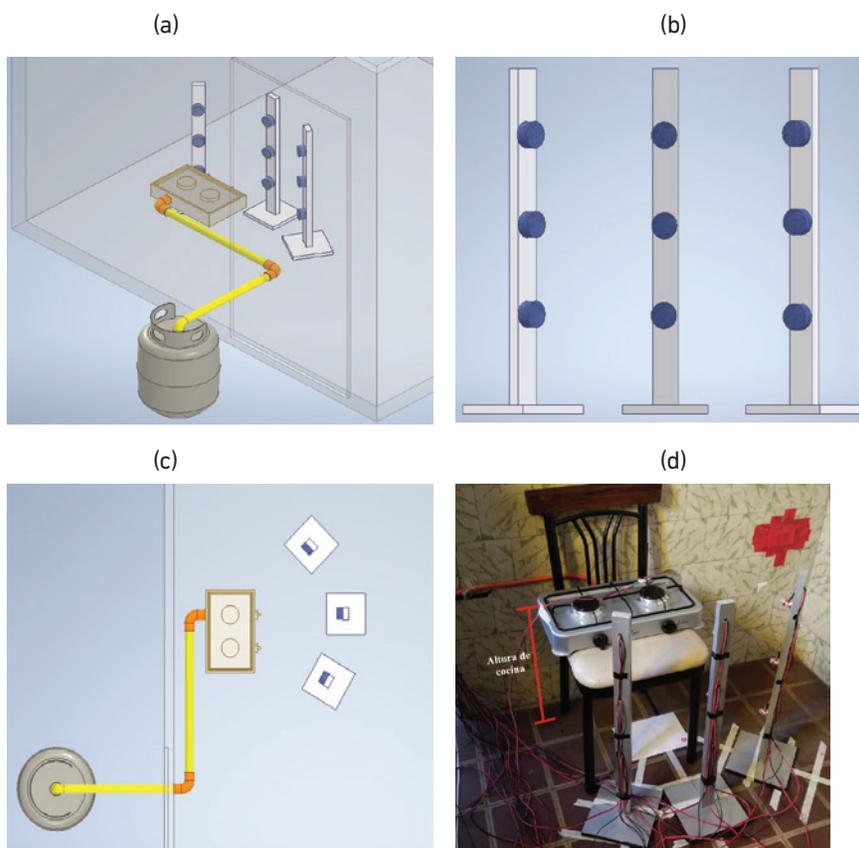
Cho, J. (2020) y Meris et al. (2020) buscan detectar fugas de gas usando sensores MQ y asociar las variables de investigación entrenando algoritmos con los datos obtenidos. En el primero, se compara la eficiencia entre los modelos possibilistic fuzzy C-means (PFCM), linear support vector machine (SVM), multilayer neural network (MNN), entre otros; el mejor desempeño se obtuvo al usar SVM. En el segundo, se compararon los distintos parámetros del SVM —como lineal, cuadrático, cúbico, etcétera.—; el mayor puntaje lo obtuvo el modelo lineal. También se usó este método en el proyecto realizado por Kamal (2020) para el conteo de personas en una habitación usando sensores de ultrasonido, humedad y temperatura y comparando entre algoritmos de MNN, Random Forest y Naive Bayes. Estos tres obtuvieron las mejores puntuaciones y el algoritmo MNN obtuvo los mejores resultados. De igual manera Zhao et al. (2021) realizaron este tipo de investigaciones sobre la base de la localización de fugas de hidrógeno en un estacionamiento, usando k dynamic time warping (K-DTW), con 87,5 % de precisión, para distintos escenarios. Finalmente cabe resaltar que Raja Kumar et al. (2019) se centraron en la detección de gases contaminantes usando artificial neural network (ANN), SVM y Naive Bayes; como valores redondeados de precisión obtuvieron 89 %, 84 % y 83 %, respectivamente.

2. METODOLOGÍA

Se diseñó un sistema de medición de concentración de GLP usando sensores MQ-6 y el microcontrolador Arduino Mega, que detecta, procesa y mide la concentración del gas en función al tiempo transcurrido de una fuga. Las lecturas fueron realizadas por un arreglo cóncavo de 9 sensores, cada uno ubicado intencionalmente a cierta distancia (d_n) y ángulo (θ_n) de la fuga (Figura 1c), emitida desde un balón de GLP de 10 kg, un regulador de presión de 28 mbar y la hornilla de una pequeña cocina, ubicada en dos posiciones: a 87 y 43 cm del piso (cocina alta y baja). Los sensores se posicionaron a diferentes alturas (h_n) con respecto al piso (Figura 1b). El gas fue dirigido a la habitación donde se encontraba el arreglo (Figura 1a), la cual fue ventilada con un extractor de aire posicionado en una ventana, y se encendió al final de cada corrida de la recreación. Se usó una habitación de 10 m². La tolerancia de las mediciones de distancia es de 1 cm y el flujo de gas se mantuvo durante 30 segundos por motivos de seguridad. El montaje de la habitación final se aprecia en la Figura 1d.

Figura 1

Habitación para la fuga (a, b y c) y montaje final (d)



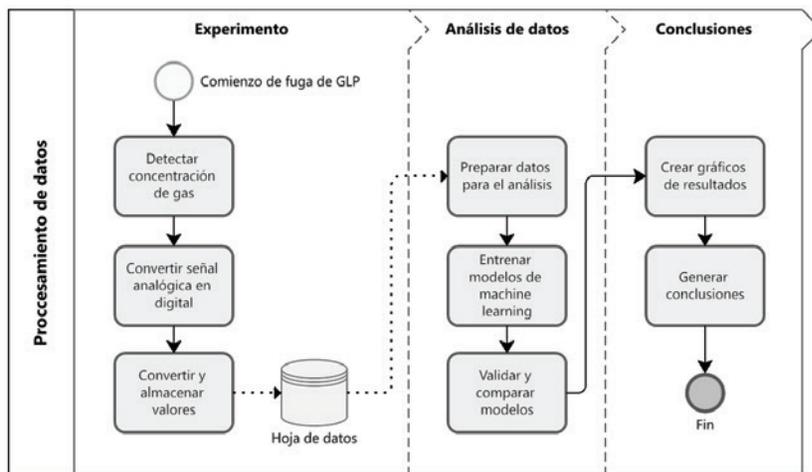
En base a la clasificación de Hernández et al. (2017), esta investigación tiene un enfoque cuantitativo y un método experimental con diseño factorial. Se busca verificar cuánto influyen las variables de posición y tiempo en la detección de concentración de GLP, por lo que se realizaron manipulaciones después de cada toma de datos: variación de la distancia del arreglo con respecto al origen de la fuga de gas y de la altura de la cocina con respecto al suelo.

Existen 54 configuraciones para las variables independientes (Tabla 1) excluyendo el tiempo. Se usaron nueve sensores que cubren los tres valores de altura y ángulo, lo que dejó solo seis configuraciones dadas por las variaciones de distancia y altura de cocina. La altura y distancia de los sensores se tomaron de las investigaciones de Fatkiyah et al. (2019) y Budianto et al. (2020), para brindarle mayor credibilidad al proyecto, y los ángulos fueron propuestos por motivos experimentales. Se realizaron cinco corridas por cada configuración.

Tabla 1
Variables de investigación

Clasificación	Variable	Tipo	Rango y unidad
Independientes	Altura de cocina	Númérica	43 cm y 87 cm
	Distancia (dn)	Númérica	40 cm, 50 cm y 60 cm
	Altura (hn)	Númérica	22 cm, 42 cm y 62 cm
	Ángulo (θ_n)	Númérica	45°, 0° y 30°
	Tiempo (t)	Númérica	0 s - 30 s
Dependiente	Concentración (C)	Númérica	10 ppm - 147 ppm

Figura 2
Proceso experimental



Curado

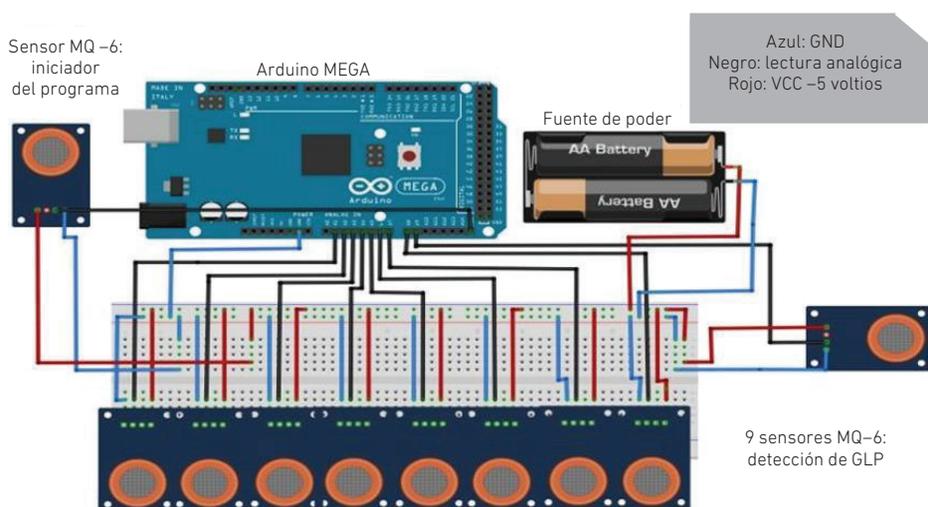
El curado del sensor es un procedimiento previo a todas las pruebas que deben realizarse, ya que asegura una correcta medición de la concentración de gas. Adekitan et al. (2019) mencionan cómo debe ser la manipulación en los sensores MQ en base a su ficha técnica. Estos se deben mantener encendidos (conectados a una alimentación de 5 voltios) durante, por lo menos, 24 horas, como está indicado en la ficha técnica (Hanwei Sensors, 2019). Si bien los sensores MQ-6 detectan desde 200 ppm hasta 10 000 ppm según la hoja de datos, cuando estos son sometidos, tanto a pequeñas como a grandes cantidades de gas, son inestables. Para eliminar esta inestabilidad se debe curar el sensor por más de un día y luego de dejarlo reposar, se debe de pasar por un proceso de saturación, el cual permite obtener tanto la constante R_0 como una medición más estable y que las mediciones comiencen desde 0 ppm. Una vez terminado el proceso, el sensor estará listo para medir tan solo unos cuantos segundos después de encenderlo la próxima vez. Para esta investigación, el curado se desarrolló por 46 horas para todos los sensores.

Calibración

La medición de datos se realizó de forma primaria con el sensor MQ-6 y estos fueron transformados a los valores de concentración buscados. En la Figura 3 se puede observar los componentes usados. Se usa un sensor de referencia (iniciador del programa), ubicado junto al origen de la fuga, para medir el tiempo desde que dicho sensor detecta gas, hasta que se cumplen 30 segundos.

Figura 3

Circuito diseñado para calibración y medición



El *software* Arduino detecta valores de 0 a 1023 de manera automática. Estos valores fueron transformados a voltaje usando la ecuación 1, donde L es la lectura analógica del puerto serial y V el voltaje. Sin embargo, para calibrar el sensor MQ-6 fue necesario encontrar el máximo valor de V que el sensor adquirido era capaz de proporcionar. Esto se logró sometiendo el sensor a la mayor cantidad de gas posible, usando el gas contenido en encendedores. En base a dicho voltaje, se halla R_0 usando la ecuación 2. Una vez que se obtiene un valor consistente de R_0 , se considera que el sensor está calibrado y listo para medir. Para la elección de las ecuaciones fue necesario contar con investigaciones como la de Ramírez (2016) y Benavides (2020) que utilizan métodos de calibración correctamente sustentados. Se probaron otros métodos de calibración, pero dieron resultados desorbitados y poco estables.

$$V = \frac{5L}{1023} \quad (1)$$

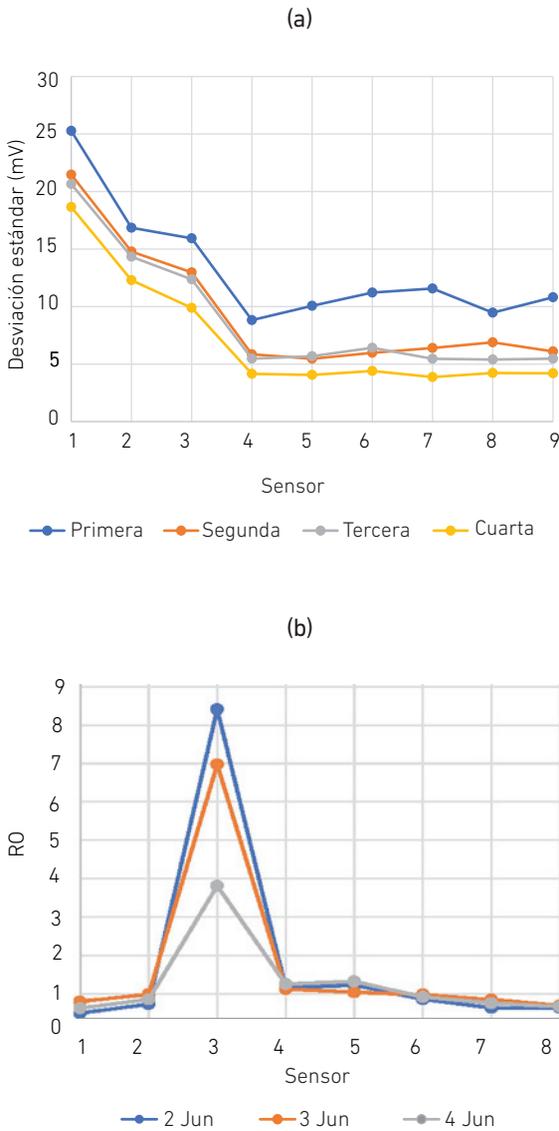
$$= \left(\frac{5}{V_{\max} - 1} \right) \frac{1}{0.12} \quad (2)$$

Para la selección de los sensores se usaron dos criterios: estabilidad y valor mínimo.

El objetivo fue tener valores de R_0 similares en distintos días, para evitar fluctuaciones en el almacenamiento de datos, pero también valores pequeños, ya que representan voltajes de salida más altos y, por lo tanto, mayor rango de lectura. Se compraron dos lotes de sensores en distintas fechas (doce sensores en mayo y ocho en junio) y proveedores y se realizaron pruebas usando GLP de encendedores durante 30 segundos en 3 días distintos para cada lote. Ello para asegurar que los MQ-6 produjeran valores estables. Del primer lote, se seleccionaron los sensores 9, 10, 11 y 12 (Figura 4a). Del segundo, los sensores 1, 2, 6, 7 y 8 (Figura 4b). De esta forma quedaron seleccionados los nueve sensores más aptos.

Figura 4

Estabilidad de primer (a) y segundo (b) lote

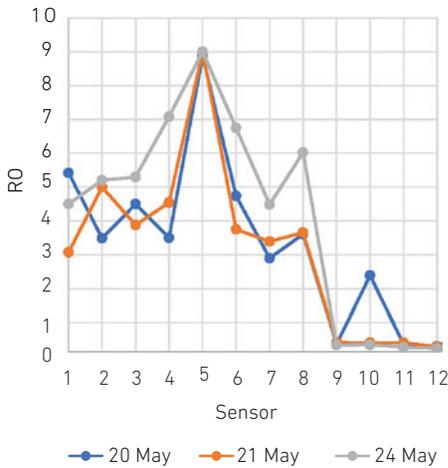


Para la alimentación de los sensores se probaron distintas fuentes de energía, ya que la primera que se empezó a usar (una fuente económica y no regulada) producía ruido notablemente mayor que el producido por la placa Arduino. En primera instancia (Figura 5), se usó la fuente económica con un estabilizador de voltaje, en segunda, la

fuelle sola, en tercera, nuevamente, la fuente económica con el estabilizador y, por último, una fuente regulada para computadora. Para la medición se usó la fuente de computadora, por tener la menor desviación.

Figura 5

Variación de señal con distintas fuentes de alimentación



Para poder medir la concentración de GLP en función a la señal analógica, según la investigación realizada por Pajares y Alcantar (2020), se realizó una regresión potencial usando los datos del gráfico de las especificaciones del fabricante y se obtuvo un valor de R^2 de 0,995. La ecuación resultante es la 4. El programa en Matlab procesa la señal L usando, en orden, las ecuaciones 1, 3 y 4, donde R_0 es la constante hallada en la sección anterior.

$$R_s = \frac{5}{V} - 1 \tag{3}$$

$$C = 1108,48 \left(\frac{R_s}{R_0} \right)^{-2,28} \tag{4}$$

Para una mejor visualización de la medición, se programó en Matlab la representación gráfica en tiempo real de la concentración de dos sensores distintos de prueba, con el objetivo de asegurar que el proceso se estuviera llevando a cabo correctamente. Este *software* también fue usado para obtener los datos desde el puerto serial y almacenarlos en una matriz durante cada corrida. La habitación estaba correctamente asegurada y sellada al realizar las corridas experimentales.

3. RESULTADOS

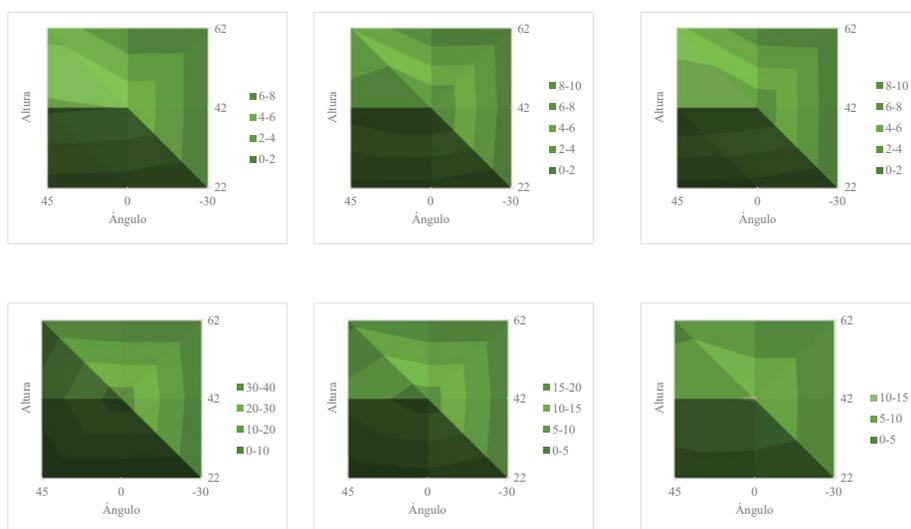
Posición del sensor

Los gráficos de la Figura 6 tienen como eje horizontal las tres categorías de grados ($^{\circ}$) y como vertical, las de alturas (cm). El color y sus leyendas indican la concentración promedio (6a) y máxima (6b) detectadas. En la Figura 6a, cuando la cocina se ubica en la posición alta, hay un mayor promedio de concentración en el sensor a 45° y 42 cm del suelo, y a 40 cm y 60 cm de distancia de la hornilla; mientras que, al ubicar el arreglo a 50 cm, se detectó mayor concentración en el sensor a 0° y 42 cm. Por otro lado, al ubicar la cocina en la posición baja, la detección se concentra en el sensor del centro (0° y 42 cm) y da un mayor promedio en las tres distancias propuestas.

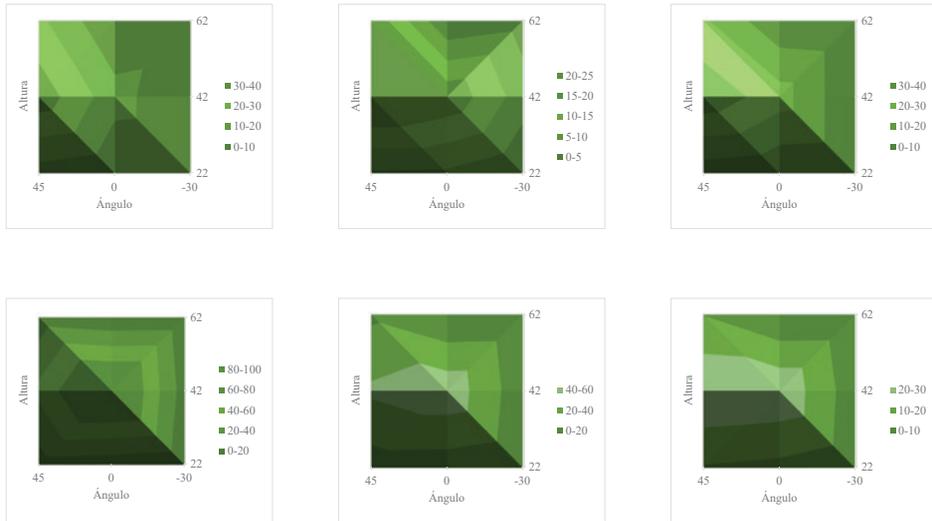
Figura 6

Promedio y máximo de concentración por ubicación del sensor

(a)



(b)

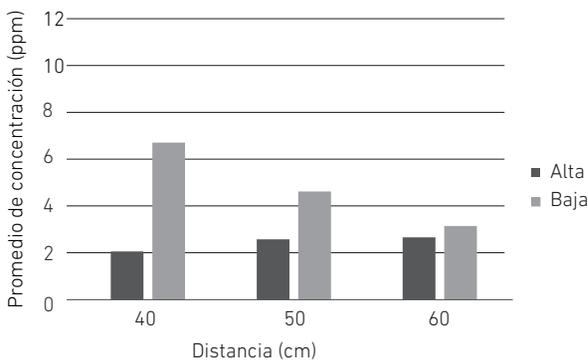


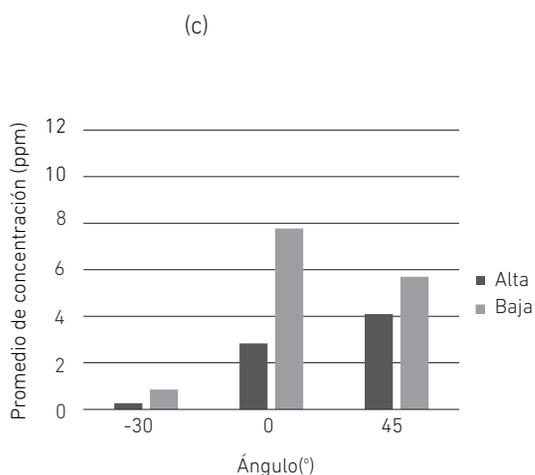
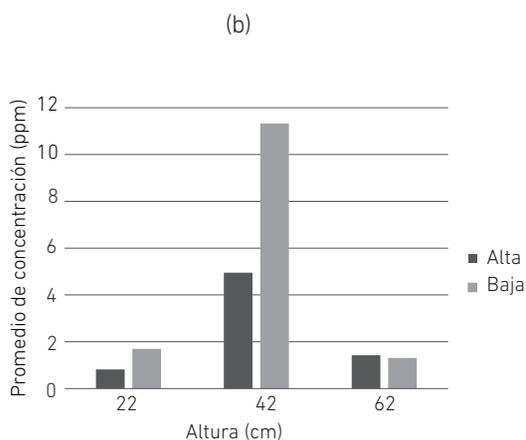
En la Figura 6b, las concentraciones máximas fueron registradas en la posición de cocina alta, a 45° y 42 cm del suelo en todas las distancias de la hornilla. En la posición baja, la detección máxima se ubica a 0° y 42 cm del suelo en las tres distancias, excepto a 60 cm de la hornilla, donde se registra un valor ligeramente mayor a 45° y 42 cm del suelo.

Figura 7

Comparación de concentración por altura de cocina

(a)





En la Figura 7a se nota que, a mayor distancia, usando la cocina alta, la concentración es ligeramente mayor, con una diferencia menor a 1 ppm. Usando la cocina baja, la concentración decrece. En la Figura 7b, tanto usando la cocina alta como baja, la concentración es mayor a la altura de 42 cm del suelo. Finalmente, en la Figura 7c, se puede observar que, usando la cocina baja, existe mayor concentración en los sensores de en medio (0°); mientras que, con la cocina alta, se detectó mayor concentración en los sensores a 45°.

Tiempo transcurrido

Se calculó el valor de concentración máxima leída (Max C) para cada una de las 54 configuraciones posibles y se emparejó con el tiempo transcurrido de fuga hasta la detección

(T). De estos, se seleccionaron los registros con Max C mayor a 10 ppm (Tabla 2) para filtrar resultados producidos por ruido. La altura más usual es 42 cm. El ángulo más usual es de 45°. La distancia más usual es de 50 cm.

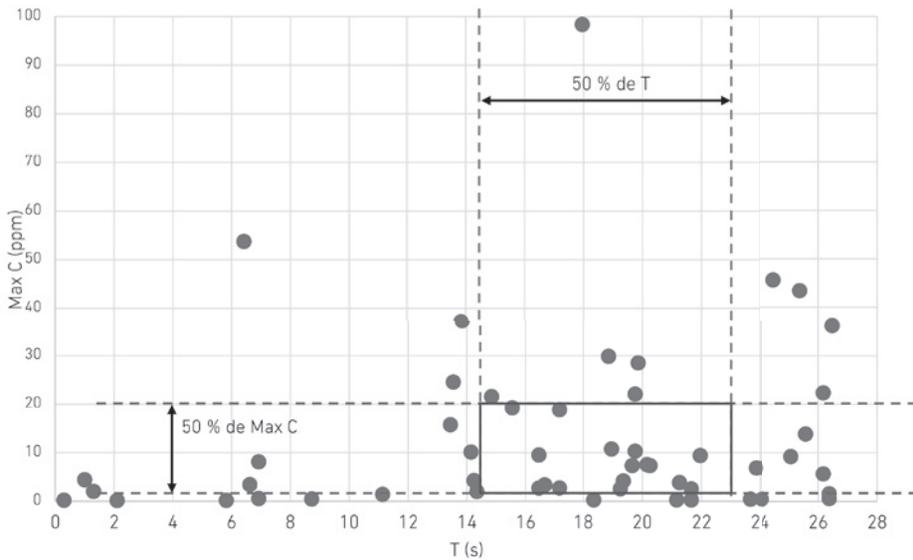
Tabla 2

Menor tiempo de detección

Cocina	Altura (cm)	Ángulo (°)	Distancia (cm)	Max C (ppm)	T (s)
Baja	42	0	50	53,736	6,419
Baja	62	45	50	15,754	13,440
Alta	42	0	60	24,551	13,540
Alta	42	45	60	37,211	13,841
Baja	22	45	50	10,115	14,142
Alta	62	45	60	21,556	14,844
Alta	62	45	50	19,249	15,546
Alta	42	0	50	18,860	17,151
Baja	42	0	40	98,349	17,953
Baja	42	45	60	29,859	18,856

Figura 8

Dispersión entre T y Max C



Al elaborar un gráfico de dispersión entre la variable T y Max C (excluyendo efectos de las variables de posición), se calcularon los cuartiles 1 y 3 de ambas variables para conocer dónde se encontraba el 50 % de los valores centrales. Se calculó que dicho porcentaje central de detecciones se encuentra entre 13,515 y 21,740 segundos, registrando concentraciones entre 1,870 y 18,957 ppm.

Con respecto al modelamiento, incluyendo el tiempo y la posición, se aplicaron modelos de machine learning utilizando Random Forest, SVM y XG Boost (XGB). Se usó como variable respuesta, como se había propuesto, la concentración de GLP. En los resultados se aprecia que el SVM (support vector machine) tiene el menor valor de RMSE (root mean square error), que es la métrica para ver la diferencia numérica entre los valores de la predicción (f_i) y los observados (o_i) en el experimento (ver ecuación 5). El resumen de la métrica para la concentración para los algoritmos utilizados se muestra en la Tabla 3. Se usaron 200 árboles para el algoritmo Random Forest.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_1^n (f_i - o_i)^2} \quad (5)$$

Tabla 3

Comparación de modelos de machine learning

Modelo	RMSE (ppm)
Random Forest	15,32
SVM	4,61
XGB	5,59

4. DISCUSIÓN

Es importante recalcar la importancia de la fuente de alimentación para sensores tan sensibles como los de la gama MQ, al igual que su procedencia. Se seleccionó la fuente regulada de computadora por tener la menor variabilidad de ruido.

Al tener una densidad mayor que la del aire, se debería detectar mayor concentración de gas a alturas bajas. En la recreación se esperaba tener una mayor lectura a 22 cm, sin embargo, en la Figura 7b, a la altura de 42 cm se observa mayor concentración. Esto puede deberse al tiempo de duración de la fuga. El gas necesita más tiempo para asentarse y, al limitar la recreación a 30 s, este evento ocurre. El valor máximo de la Figura 6b, en cocina baja y distancia de 40 cm es de 98 ppm, valor similar al obtenido por Fatkiyah et al. (2019) al realizar la misma prueba y obtener 93 ppm. Por otro lado, en la Figura 7a, para la cocina alta, se nota una diferencia de concentración entre las

tres distancias, no obstante, al ser una diferencia menor a 1 ppm, se puede considerar negligible para concluir si la detección es mejor si el arreglo se ubica más cerca o más lejos de la fuga. Según dicho resultado, es indiferente ubicar el arreglo a 40, 50 o 60 cm.

En la recreación, al usar la cocina alta, se detectó mayor concentración en los sensores ubicados a 45°. Para explicar esto, existe la posibilidad de que la hornilla usada emita mayor cantidad de gas hacia esa dirección que a -30°. Sin embargo, la diferencia es mínima, ya que este evento solo ocurrió con la cocina alta, cuando el origen de la fuga estaba más lejos de los sensores y el gas tenía más tiempo para expandirse hacia los sensores a 45°.

Los resultados de la Tabla 2 indican que la mejor posición para obtener una detección rápida es usando la cocina baja, a 42 cm de altura, 0° de ángulo y 50 cm de distancia. Esto significa que al ubicar el arreglo a 40 cm no se obtuvo una detección más rápida, a pesar de la cercanía al origen de la fuga. La mayoría de los resultados de la Tabla 2 ocurren a distancias de 50 cm, apoyando esta idea. Se cree que este evento ocurrió por la desaceleración del gas a medida que se aleja del origen. El gas pudo no ser bien detectado a 40 cm de la fuga por tener una velocidad alta, mientras que, al llegar a los 50 cm, su velocidad bajó debido a la fricción con el aire y pudo concentrarse a dicha distancia.

Con respecto a los resultados de machine learning, 4,61 ppm de RMSE va en consonancia con los indicadores de Meris et al. (2020) al presentar un mejor ajuste usando el modelo lineal de SVM, al igual que esta investigación; y de Cho (2020), al sostener que el mismo algoritmo fue el que mejor se desempeñó. Según Hinestroza (2018) y Dey (2016), el *machine learning* es una herramienta que busca mejorar el análisis de datos en pro de una predicción futura, ya sea por la implementación de nuevos sistemas o el mejoramiento de los ya existentes. De nuestra experimentación y modelamiento con SVM se puede predecir, con las condiciones descritas, un nivel de concentración de gas en el ambiente cerrado. Del análisis realizado con el método de importancia de la librería Rminer (2021) se obtuvo que las dos variables más relevantes en el análisis SVM para hacer la regresión de la concentración fueron la altura y el ángulo de los sensores.

5. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

La presente investigación busca conocer la influencia de la posición y el tiempo en la detección de GLP. Como se esperaba, la cocina ubicada más cerca al suelo produce una mejor detección promedio del gas en todas las distancias probadas, a 42 cm de altura y 0°. Por otro lado, la detección significativa y más rápida se dio en la misma altura y ángulo, pero a 50 cm de distancia. Finalmente, se encontró que el tiempo de detección se encuentra entre 13,515 s y 21,740 s para concentraciones entre 1,870 ppm y 18,957 ppm.

Los resultados prueban que 30 segundos no fueron suficientes para la detección de concentraciones mayores a los 147 ppm, consideradas peligrosas en la literatura, a

estas distancias. La máxima concentración detectada fue de 98 ppm en la ubicación más cercana a la fuga.

En las pruebas de modelamiento con algoritmos de *machine learning* se pudo comparar modelos con Random Forest, XGB y SVM, y se concluyó que esta última es la que menor RMSE obtuvo con un valor de 4,61 ppm.

La fuente de energía para el uso de un arreglo grande de sensores MQ-6 debe ser regulada y estable para poder evitar fluctuaciones en la lectura y, por ende, almacenamiento de resultados. Sin una comparación de fuentes, como la que se hizo en este trabajo, los resultados pudieron haber sido desviados o inválidos. Para futuras investigaciones con estos sensores, se recomienda verificar y minimizar el ruido que produce cada uno antes de realizar detecciones o usar una fuente de instrumentación.

Se recomienda realizar otras recreaciones de fuga con tiempos mayores a 30 s para seguir conociendo el comportamiento del gas, considerando los peligros a la integridad física y material que esto supone. También, realizar cálculos estadísticos de diferencia de medias sobre los resultados de la Figura 7a, cocina alta, para tener seguridad estadística para la diferencia menor a 1 ppm.

Las variables de esta investigación fueron seleccionadas en base a los hallazgos en la literatura revisada y al criterio de los investigadores en ella representados, sin embargo, se considera que diferentes variables que puedan afectar la detección de fugas de GLP deberían ser consideradas para análisis en estudios similares a futuro, como la presión de salida del gas, la temperatura del recinto, presión atmosférica, entre otras.

REFERENCIAS

- Adekitan, A. I., Matthews, V. O., & Olasunkanmi, O. (2019). A microcontroller-based gas leakage detection and evacuation system. *ICSPC*, 152, 182-186. DOI: 10.1109/ICSPC46172.2019.8976583
- Ajiboye, A. T., Opadji, J. F., Yusuf, A. O., & Popoola, J. O. (2021). Analytical determination of load resistance value for MQ series gas sensors: MQ-6 as case study. *TELKOMNIKA*, 18, 575-582. DOI: 10.12928/TELKOMNIKA.v19i2.17427
- Benavides, J. (2020). *Dispositivo inteligente con tecnología móvil para la detección y prevención de accidentes causados por fuga de gas doméstico: modelo de implementación para la empresa Intec PC* [Tesis de licenciatura]. Universidad de las Fuerzas Armadas. Repositorio de las Fuerzas Armadas. <https://dspace.uniandes.edu.ec/handle/123456789/11177>
- Budianto, A., Muhtadan, Dipta, I. M. Y., & Iman, A. N. (2020). Development of liquified petroleum gas (LPG) leakage detection wheeled robot on horizontal pipes

- based on Arduino Uno. *Journal of Physis: Conference Series*, 1511, 10-12. DOI: 10.1088/1742-6596/1511/1/012087
- Cho, J.H. (2020). Detection of smoking indoor environments using machine learning. *Applied Sciences*, 10, 1-17. DOI: 10.3390/app10248912
- Cortez, P. (2010). Data mining with neural networks and support vector machines using the R/rminer tool. En P. Perner (Ed.), *Advances in data mining. Applications and theoretical aspects. Proceedins of the 10th Industrial Conference ICDM 2010* (pp. 572-583). Springer.
- Debnath, S., Ahmed, S., Das, S., Nahid, A.-A., & Bairagi, A. K. (2020, 28 y 29 de novimebre). lot based low-cost gas leakage, fire, and temperature detection system with call facilities [Presentación de escrito]. *2nd International Conference on Advanced Information and Communication Technology*. Dacas, Bangladesh. DOI: 10.1109/ICAICT51780.2020.9333530
- Dey,A.(2016).Machinelearningalgorithms:areview.*InternationalJournalofComputerScience and Information Technologies*, 7(3), 1174-1179. <https://www.semanticscholar.org/paper/Machine-Learning-Algorithms-%3A-A-Review-Dey/56e8863838b4dcc4790108cd1e7e680a104a7c30>
- Fatkiyah, E., Persada, D., & Andayati, D. (2019). Early detection of leaks on gas cylinders using arduino based MQ- 6 sensors. *Journal of Physis: Conference Series*, 1413, 5-9. DOI: 10.1088/1742-6596/1413/1/012030
- Hanwei Sensors. (2019). *Techincal Data of MQ-6 Gas Sensor*.
- Hernández, R., Fernández, C., & Baptista, M. D. P. (2017). *Metodología de la investigación* (6ª ed.). Interamericana Editores.
- Hinestroza, D. (2018). *El machine learning a través de los tiempos y los aportes a la humanidad* [Tesis de bachiller]. Repositorio de la Universidad Libre Seccional Pereira. <https://repository.unilibre.edu.co/handle/10901/17289>
- Höfner, S., Schütze, A., Hirth, M., Kuhn, J., & Brück, B. (2021). Calibration of metal oxide semiconductor gas sensors by high school students. *International Journal of Online and Biomedical Engineering*, 17, 4-20. DOI: 10.3991/ijoe.v17i04.19215
- Instituto Nacional de Estadística e Informática. (2017). *Perú: perfil sociodemográfico. Informe nacional. Censos 2017: XII de población; VIII de vivienda y III de comunidades indígenas*.
- Intendencia Nacional de Bomberos del Perú. (2019). Emergencias atendidas por el CGBVP periodo 2013 al 2017. *Investigación y Gestión de la Información*. <https://www.inbp.gob.pe/wp-content/plugins/rigi/uploads/D11AD0E7-0354-05A9-F77A-09F5F414C491.pdf>

- Kamal, U., Ahmed, S., Toha, T. R., Islam, N., & Alim Al Islam, A. B. M. (2020). Intelligent human counting through environmental sensing in closed indoor settings. *Mobile Networks and Applications*, 25, 474-490. DOI: 10.1007/s11036-019-01311-w
- Limagas. (2018). *Hoja de datos de seguridad (MSDS) del GLP*.
- Mallik, A., Ahmed, S., Hossain, G. M. M., & Rahman, M. R. (2020). IoT utilized gas-leakage monitoring system with adaptive controls applicable to dual fuel powered naval vessels/ships: Development & implementation. *Cybernetics and Information Technologies*, 20(1), 138-155. <https://doi.org/10.2478/cait-2020-0010>
- Mensch, A. E., Hamins, A., Tam, W. C., Lu, Z.Q.J., Markell, K., You, C., & Kupferschmid, M. (2021). Sensor and machine learning models to prevent cooktop ignition and ignore normal cooking. *Fire Technology*, 57, 2981-3004. <https://doi.org/10.1007/s10694-021-01112-2>
- Meris, P. R., Dimaunaham, E., De la Cruz, J. C., Fadchar, N. A., Manuel, M. C., Bonaobra, J. C. C., Ranosa, F. J. I., Mangaoang, J. L. D., & Reyes, P. C. (2020). IOT based -automated indoor air quality and LPG leak detection control system using support vector machine. *2020 11th IEEE Control and System Graduate Research Colloquium*. DOI: 10.1109/ICSGRC49013.2020.9232472
- Nasution, T. H., Nasution, R. Y., Putri, K. A., & Nasution, C.F. (2019). Automatic regulator design for liquified petroleum gas. *IOP Publishing*, 648, 5-6. DOI: 10.1088/1757-899X/648/1/012012
- Pajares, M., & Alcantar, L. (2020). *Implementación de un sistema de vigilancia de gas licuado de petróleo en estaciones de servicio de combustible utilizando una plataforma Adafruit.IO* [Tesis de bachiller]. Repositorio de la Universidad de Ciencias y Humanidades. <https://repositorio.uch.edu.pe/handle/20.500.12872/545>
- Rachman, F. Z., Yanti, N., Hadiyanto, H., Suhaedi, S., Hidayati, Q., Widagda, M. E. P., & Saputra, B. A. (2019). Design of the early fire detection fuzzy logic using multisensor. *International Journal of Online and Biomedical Engineering*, 732, 012039. DOI: 10.1088/1757-899X/732/1/012039
- Raja Kumar, J. R., Pandey, R. K., & Sarkar, B. K. (2019). Pollutant gases detection using machine learning on benchmark research datasets. *Procedia Computer Science*, 152, 360-366. DOI: 10.1016/j.procs.2019.05.005
- Ramírez, J. (2016). *Diseño e implementación de un sistema para detección y monitoreo de la concentración de gas GLP mediante arreglo de sensores orientado al sector residencial* [Tesis de licenciatura]. Repositorio de la Universidad UNIANDÉS. <http://repositorio.espe.edu.ec/handle/21000/12454>

- Rumantri, R., Khakim, M. Y. N., & Iskandar, I. (2018). Design and characterization of low-cost sensors for air quality monitoring systems. *Jurnal Pendidikan IPA Indonesia*, 7, 347-354. DOI: 10.15294/jpii.v7i3.14444
- Singla, P., Jain, P., & Pahuja, R. (2017). Implementation of gas scathe admonisher and control system prototype. *Modern education and Computer Science*, 2, 23-38. DOI: 10.5815/ijem.2017.02.03
- Suparman, M. A. B., & Jong, S.L. (2019). Analytical determination of load resistance value for MQ -series gas sensors: MQ-6 as case study. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 15, 1102-1108. <https://ijeecs.iaescore.com/index.php/IJECS/article/view/19103>
- Supriyono, H., Anton, S., Fadlilah, U., & Harismah, K. (2020). Portable machine with Android application display for measuring CO and HC of vehicle exhaust gas. *Journal of Physics: Conference Series*, 1524, 012110. DOI: 10.1088/1742-6596/1524/1/012110
- The National Institute for Occupational Safety and Health. (s.f). *NIOSH poket guide to chemical hazards*. CDC. Recuperado el 5 de julio del 2022, de <https://www.cdc.gov/niosh/docs/2005-149/pdfs/2005-149.pdf>
- Zhao, M., Huang, T., Liu, C., Chen, M., Ji, S., Christopher, D. M., & Li, X. (2021). Leak localization using distributed sensors and machine learning for hydrogen releases from a fuel cell vehicle in a parking garage. *11th IEEE Control and System Graduate Research Colloquium*, 46, 1420-1433. DOI: 10.1016/j.ijhydene.2020.09.218