



**ESPE**  
UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS  
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

**DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y  
TELECOMUNICACIONES**

**CARRERA DE INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA, AUTOMATIZACIÓN Y  
CONTROL**

**TRABAJO DE TITULACIÓN, PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO  
DE:**

**INGENIEROS EN ELECTRÓNICA, AUTOMATIZACIÓN Y CONTROL**

**TEMA: “DESARROLLO DE UNA ESTRATEGIA DE NAVEGACIÓN Y  
LOCALIZACIÓN DE FUENTES EXPLOSIVAS POR MEDIO DE UN  
ROBOT IDENTIFICADOR Y ROBOTS RASTREADORES”**

**AUTORES: MURILLO CARRERA, LEONARDO FABIÁN  
SUASNAVAS CALUÑA, DOMÉNICA GEOVANNA**

**DIRECTOR: ING. GUAMÁN NOVILLO, ANA VERÓNICA, PhD**

**SANGOLQUÍ**

**2019**



**DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y  
TELECOMUNICACIONES**

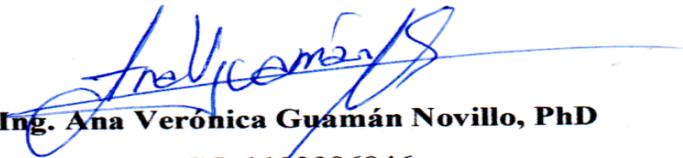
**CARRERA DE INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA, AUTOMATIZACIÓN Y  
CONTROL**

**CERTIFICACIÓN**

Certifico que el trabajo de titulación, ***“DESARROLLO DE UNA ESTRATEGIA DE NAVEGACIÓN Y LOCALIZACIÓN DE FUENTES EXPLOSIVAS POR MEDIO DE UN ROBOT IDENTIFICADOR Y ROBOTS RASTREADORES”***, fue realizada por el señor Murillo Carrera, Leonardo Fabián y la señorita Suasnavas Caluña, Doménica Geovanna el mismo que ha sido realizado en su totalidad, analizado por la herramienta de verificación de contenido; por lo tanto, cumple con los requisitos teóricos, científicos, técnicos, metodológicos y legales establecidos por la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, razón por la cual me permito acreditar y autorizar para que lo sustente públicamente.

Sangolquí, 18 de junio del 2019

Firma

  
**Ing. Ana Verónica Guamán Novillo, PhD**  
C.I: 1103996946

## AUTORÍA DE RESPONSABILIDAD

DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y  
TELECOMUNICACIONESCARRERA DE INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA, AUTOMATIZACIÓN Y  
CONTROL

## AUTORÍA DE RESPONSABILIDAD

Nosotros, *Murillo Carrera Leonardo Fabián* y *Suasnavas Caluña Doménica Geovanna*, declaramos que el contenido, ideas y criterios del trabajo de titulación: **“DESARROLLO DE UNA ESTRATEGIA DE NAVEGACIÓN Y LOCALIZACIÓN DE FUENTES EXPLOSIVAS POR MEDIO DE UN ROBOT IDENTIFICADOR Y ROBOTS RASTREADORES”**, es de nuestra autoría y responsabilidad, cumpliendo con los requisitos teóricos, científicos, técnicos, metodológicos y legales establecidos por la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, respetando los derechos intelectuales de terceros y referenciando las citas bibliográficas.

Consecuentemente el contenido de la investigación mencionada es veraz.

Sangolquí, 18 de junio del 2019

Firmas

**Leonardo Fabián Murillo Carrera**

C.I: 1722466164

**Doménica Geovanna Suasnavas Caluña**

C.I: 1725355315

## AUTORIZACIÓN



### DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y TELECOMUNICACIONES

### CARRERA DE INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA, AUTOMATIZACIÓN Y CONTROL

### AUTORIZACIÓN

Nosotros, *Murillo Carrera Leonardo Fabián* y *Suasnavas Caluña Doménica Geovanna*, autorizamos a la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE publicar el trabajo de titulación: ***“DESARROLLO DE UNA ESTRATEGIA DE NAVEGACIÓN Y LOCALIZACIÓN DE FUENTES EXPLOSIVAS POR MEDIO DE UN ROBOT IDENTIFICADOR Y ROBOTS RASTREADORES”***, en el Repositorio Institucional, cuyo contenido, ideas y criterios son de nuestra responsabilidad.

Sangolquí, 18 de junio del 2019

Firmas



**Leonardo Fabián Murillo Carrera**

C.I: 1722466164



**Doménica Geovanna Suasnavas Caluña**

C.I: 1725355315

## **DEDICATORIA**

Quiero dedicar el presente trabajo de titulación al amor de mi vida y la persona más importante, mi mami, ya que gracias a ella he podido salir adelante y cumplir todas las metas que me he puesto en mi camino. Ella no solo me ha dado la vida sino una razón para luchar cada día y no darme por vencida, pese a todos los obstáculos que se me han presentado a lo largo de la carrera universitaria con su apoyo he podido superarlo todo. A ella que ha estado siempre a mi lado y que se ha sufrido junto a mí todos los duros momentos que he pasado, las malas noches, los días enteros sin descansar, pero que con su amor todo fue más sencillo.

También quiero dedicarles este trabajo a toda mi familia, quienes han vivido junto a mí todas mis alegrías y tristezas, brindándome siempre su cariño y su incondicional apoyo en los momentos más difíciles.

A todos mis amigos que durante todo este tiempo han sido incondicionales y que a pesar de todo siempre pude contar con ellos y que su amistad es el mejor regalo que me llevo de la universidad.

**Doménica Geovanna Suasnavas Caluña**

## **DEDICATORIA**

Al culminar una nueva etapa en mi vida con mucho cariño dedico: A mis padres CARMITA y FABIAN.

Este trabajo de titulación, que refleja todo el esfuerzo y sacrificio que me han brindado en cada momento de este logro, por hacer de mi un ser humano digno de representar a mi patria y honrar a mi familia. A mi hermana GABRIELA, por ser la mejor amiga y cómplice en todos los momentos de mi vida.

**Leonardo Fabián Murillo Carrera**

## **AGRADECIMIENTO**

En primer lugar, quiero agradecer a Dios por darme la vida y bendecirme en cada paso que he dado, permitiéndome culminar mi carrera profesional. También agradecer a mi mamá, Margot por haberme brindado todo su apoyo y amor a lo largo de toda mi vida, pero en especial durante mi carrera, ya que esto me permite hoy cumplir esta meta.

Gracias a mi familia por comprenderme y ser mi sostén durante todo este tiempo, entendiendo siempre mis momentos más difíciles. Amigos muchas gracias por pese a malos momentos estar a mi lado, en especial a dos de ellos, el primero Carlos, quien desde que nos conocimos me ha brindado no solo su amistad sino su apoyo, ayudándome en todo lo que él ha podido. Y el segundo es Jonathan, quien siempre ha estado a mi lado desde que nos conocimos y ha sido un gran apoyo hasta el final, muchas gracias amigos sin ustedes tampoco hubiera podido lograrlo.

Finalmente, quiero agradecer a la Ing. Ana Guamán, PhD, por brindarnos a mí y a mi compañero su apoyo, paciencia y conocimiento ante cualquier duda para poder culminar el presente trabajo.

**Doménica Geovanna Suasnavas Caluña**

## **AGRADECIMIENTO**

Primeramente, A Dios por darme la salud y la fuerza para alcanzar mis metas. A mis padres incondicionalmente, por todo el apoyo dentro y fuera de la universidad, por todo lo que me han enseñado para llegar donde ahora estoy.

Gracias a mis amigos porque hicieron que la vida universitaria sea mucho más llevadera y agradable.

A la Ing. Ana Guamán, PhD por todo el apoyo que nos a brindado tanto dentro como fuera de las aulas, por compartir sus conocimientos y solventar todas nuestras dudas en todo el transcurso de este trabajo.

**Leonardo Fabián Murillo Carrera**

## ÍNDICE DE CONTENIDOS

CERTIFICACIÓN.....	i
AUTORÍA DE RESPONSABILIDAD .....	ii
AUTORIZACIÓN.....	iii
DEDICATORIA.....	iv
DEDICATORIA.....	v
AGRADECIMIENTO .....	vi
AGRADECIMIENTO .....	vii
ÍNDICE DE CONTENIDOS .....	viii
ÍNDICE DE FIGURAS .....	ix
ÍNDICE DE TABLAS.....	xiii
RESUMEN .....	xiv
ABSTRACT.....	xv
CAPÍTULO I INTRODUCCIÓN .....	1
1.1 Antecedentes .....	1
1.2 Justificación e Importancia .....	3
1.3 Alcance .....	5
1.4 Objetivos.....	8
1.4.1 Objetivo General .....	8
1.4.2 Objetivos Específicos .....	8
1.5 Descripción del Proyecto .....	9
CAPÍTULO II NARIZ ELECTRÓNICA .....	12
2.2 Optimización de la nariz electrónica.....	14
2.2.1 Sistema de control de temperatura.....	17
2.2.2 Sistema de inhalación y exhalación .....	23
2.2.3 Análisis de sensores.....	25
2.3 Generación de modelo de discriminación de sustancias explosivas y no explosivas .....	30
2.3.1 Pre procesamiento de las señales .....	33
2.3.2 Red neuronal.....	38
CAPÍTULO III GENERACIÓN DE MAPAS DE SENSADO QUÍMICO .....	46

3.1 Robots rastreadores .....	46
3.2 Metodología experimental de los robots rastreadores.....	49
3.3 Análisis y localización de sustancias en el mapa de dispersión .....	56
3.3.1 Determinación de zonas de interés .....	58
CAPÍTULO IV ROBOT IDENTIFICADOR .....	67
4.1 Diseño y construcción del robot identificador:.....	67
4.2 Diseño CAD y conexiones del robot identificador .....	75
4.3 Navegación y posicionamiento del robot identificador.....	80
4.4. Comunicación entre el robot identificador y los robots rastreadores.....	90
CAPÍTULO V PRUEBAS Y RESULTADOS .....	94
5.1 Escenario 1: Entorno de pruebas sin obstáculos .....	94
Escenario 1.1: Entorno de pruebas sin sustancia química .....	94
Escenario 1.2: Entorno con dos sustancias químicas no explosivas y una explosiva .....	96
Escenario 1.3: Entorco con tres sustancias químicas no explosivas .....	99
Escenario 1.4: Entorno con tres sustancias químicas explosivas.....	100
Escenario 1.5: Entorno con una sustancia química oculta.....	102
5.2 Escenario 2: Entorno de pruebas con obstáculos .....	103
Escenario 2.1: Entorno con dos sustancias químicas no explosivas y una explosiva .....	104
Escenario 2.2: Entorno con tres sustancias químicas no explosivas .....	105
Escenario 2.3: Entorno con tres sustancias químicas explosivas.....	107
5.3 Resultados finales .....	108
CAPÍTULO VI CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	114
6.1 Conclusiones.....	114
6.2 Recomendaciones.....	115
BIBLIOGRAFÍA.....	117

## ÍNDICE DE FIGURAS

<b>Figura 1.</b> Identificación de una sustancia explosiva.....	10
<b>Figura 2.</b> Diagrama de bloques de una nariz electrónica.....	13
<b>Figura 3.</b> Sensores usados en la cámara de sensado.....	15
<b>Figura 4.</b> Esquema de la Nariz Electrónica propuesto .....	15
<b>Figura 5.</b> Diagrama de bloques del sistema de control de temperatura.....	18
<b>Figura 6.</b> Respuesta del sistema con una entrada escalón .....	20
<b>Figura 7.</b> Sistema con controlador y sin controlador .....	22
<b>Figura 8.</b> Sistema con controlador y sin controlador .....	23
<b>Figura 9.</b> Sistema con controlador y sin controlador .....	24
<b>Figura 10.</b> Respuesta de un sensor ante una sustancia química .....	28
<b>Figura 11.</b> Análisis cualitativo de: a) Sensor TGS 822, b) Sensor TGS 826, c) Sensor TGS 2600, d) Sensor TGS 2610, e) Sensor TGS 2602.....	29
<b>Figura 12.</b> Prueba 1 con 4 experimentos .....	33
<b>Figura 13.</b> Estructura del pre procesamiento de los datos .....	34
<b>Figura 14.</b> a) Datos sin normalizar, b) Datos normalizados .....	35
<b>Figura 15.</b> Señal del sensor TGS 822 con línea base y sin línea base.....	36
<b>Figura 16.</b> Gráfico de concatenación de los 5 sensores de una sustancia.....	37
<b>Figura 17.</b> Gráfico final de las señales de un experimento.....	38
<b>Figura 18.</b> Una neurona artificial básica (Perceptrón) .....	39
<b>Figura 19.</b> Red neuronal implementada en Nariz Electrónica .....	41
<b>Figura 20.</b> Vista frontal de robot rastreador.....	47
<b>Figura 21.</b> Vista exterior de la nariz electrónica. ....	48
<b>Figura 22.</b> Entorno de navegación y pruebas.....	50
<b>Figura 23.</b> Ubicación de robots y sustancias químicas.....	51
<b>Figura 24.</b> Mapas de dispersión con Pólvora: a) TGS 2610, b) TGS 2600, c) TGS 2602 .....	52
<b>Figura 25.</b> Mapas de dispersión con TNT: a) TGS 2610, b) TGS 2600, c) TGS 2602.....	53
<b>Figura 26.</b> Mapas de dispersión con Pólvora: a) Prueba 1 y b) Prueba 2.....	54
<b>Figura 27.</b> Mapas de dispersión con TNT: a) Prueba 1 y b) Prueba 2 .....	55

<b>Figura 28.</b> Mapas con PCA de: a) Pólvora y b) TNT.....	58
<b>Figura 29.</b> Mapa con PCA escalado a grises .....	59
<b>Figura 30.</b> Mapa escalado a grises dividido en bloques .....	60
<b>Figura 31.</b> Mapa mediante análisis de índice de similitud estructural .....	63
<b>Figura 32.</b> Mapa final escalado con valores de 1 y 0 .....	64
<b>Figura 33.</b> Ubicación de las sustancias químicas en determinados puntos: a) Puntos en el mapa escalado final y b) puntos reales en el área de trabajo.....	65
<b>Figura 34.</b> Plataforma robótica DG012 versión ATV 4WD .....	67
<b>Figura 35.</b> Diagrama de bloques del robot identificador .....	69
<b>Figura 36.</b> Posición angular de A y B.....	71
<b>Figura 37.</b> Activación y desactivación de los dos interruptores .....	72
<b>Figura 38.</b> Parte inferior del robot identificador .....	75
<b>Figura 39.</b> a) Ubicación de las baterías, b) Esquema completo del segundo nivel .....	76
<b>Figura 40.</b> Diseño final del robot identificador .....	77
<b>Figura 41.</b> Diseño final del robot identificador .....	78
<b>Figura 42.</b> Conexiones del robot identificador.....	79
<b>Figura 43.</b> Conexiones de Nariz Electrónica .....	80
<b>Figura 44.</b> Esquema de un vehículo triciclo .....	82
<b>Figura 45.</b> Gráfica de la distancia frente a los dos encoders.....	84
<b>Figura 46.</b> Diagrama de bloques del sistema de control de posición .....	85
<b>Figura 47.</b> Respuesta de la función de transferencia del sistema .....	86
<b>Figura 48.</b> Respuesta del sistema con controlador y sin controlador .....	88
<b>Figura 49.</b> Navegación del robot identificador .....	89
<b>Figura 50.</b> Esquema de comunicación.....	90
<b>Figura 51.</b> Topología de red de comunicación.....	91
<b>Figura 52.</b> Diagrama de flujo del envío de datos .....	92
<b>Figura 53.</b> Mapa de zonas de interés de la prueba 1 .....	95
<b>Figura 54.</b> Mapa con zonas de interés de la prueba 2.....	97
<b>Figura 55.</b> Mapa con zonas de interés de la prueba 3.....	98
<b>Figura 56.</b> Mapa con zonas de interés de la prueba 4.....	100

<b>Figura 57.</b> Mapa con zonas de interés de la prueba 5.....	101
<b>Figura 58.</b> Mapa con zonas de interés de la prueba 6.....	103
<b>Figura 59.</b> Mapa con zonas de interés de la prueba 7.....	105
<b>Figura 60.</b> Mapa con zonas de interés de la prueba 8.....	106
<b>Figura 61.</b> Mapa con zonas de interés de la prueba 9.....	108

## ÍNDICE DE TABLAS

<b>Tabla 1</b> <i>Operaciones de control realizadas en el país</i> .....	4
<b>Tabla 2</b> <i>Orden de las medidas para las pruebas</i> .....	27
<b>Tabla 3</b> <i>Distribución de las sustancias para las pruebas</i> .....	32
<b>Tabla 4</b> <i>Representación de las sustancias</i> .....	42
<b>Tabla 5</b> <i>Validación de Red Neuronal</i> .....	42
<b>Tabla 6</b> <i>Matriz de confusión, sustancias de interés</i> .....	43
<b>Tabla 7</b> <i>Matriz de confusión, sustancias explosivas vs no explosivas</i> .....	43
<b>Tabla 8</b> <i>Características técnicas de la plataforma DG012-ATV 4WD</i> .....	68
<b>Tabla 9</b> <i>Características técnicas de los motores DAGU DG02S</i> .....	70
<b>Tabla 10</b> <i>Características técnicas del Driver L298N</i> .....	70
<b>Tabla 11</b> <i>Características técnicas del encoder rotativo KY-040</i> .....	71
<b>Tabla 12</b> <i>Características técnicas de la placa Arduino Due</i> .....	73
<b>Tabla 13</b> <i>Características técnicas de la placa Teensy 3.6</i> .....	74
<b>Tabla 14</b> <i>Datos de la cantidad de pulsos en base a la distancia</i> .....	83
<b>Tabla 15</b> <i>Ubicación de los robots de la prueba 1</i> .....	95
<b>Tabla 16</b> <i>Ubicación de los robots y las sustancias químicas de la prueba 2</i> .....	96
<b>Tabla 17</b> <i>Ubicación de los robots y las sustancias químicas de la prueba 3</i> .....	98
<b>Tabla 18</b> <i>Ubicación de los robots y las sustancias químicas de la prueba 4</i> .....	99
<b>Tabla 19</b> <i>Ubicación de los robots y las sustancias químicas de la prueba 5</i> .....	101
<b>Tabla 20</b> <i>Ubicación de los robots y la sustancias química de la prueba 6</i> .....	102
<b>Tabla 21</b> <i>Ubicación de los robots, las sustancias químicas y obstáculos de la prueba 7</i> ....	104
<b>Tabla 22</b> <i>Ubicación de los robots, las sustancias químicas y obstáculos de la prueba 8</i> ....	106
<b>Tabla 23</b> <i>Ubicación de los robots, las sustancias químicas y obstáculos de la prueba 9</i> ....	107
<b>Tabla 24</b> <i>Análisis final de las pruebas</i> .....	109

## **RESUMEN**

El presente trabajo de titulación presenta una estrategia de localización y búsqueda de fuentes de olor explosivas mediante el uso de robótica cooperativa. El sistema cuenta con tres robots rastreadores y un robot identificador. Los robots rastreadores tienen la misión de explorar el medio en el que se trabaja, para de esta forma levantar un mapa de olores y así poder detectar los puntos de interés de una posible sustancia de amenaza. En cambio, el robot identificador navega hasta los puntos de interés y por medio de una nariz electrónica que discrimina la posible sustancia de amenaza entre Pólvora base doble, TNT, Alcohol o Tolueno. La adquisición de los datos de la nariz electrónica se realiza a través de una tarjeta electrónica Teensy 3.6 la cual a su vez envía la información de forma serial a la tarjeta de control Raspberry PI 3, la cual realiza la clasificación de las sustancias de manera autónoma. El algoritmo de discriminación de sustancias está basado en algoritmos de Aprendizaje Profundo (Redes Neuronales) y todo el sistema está monitorizado por un computador central. Obteniendo de resultados finales una tasa de clasificación entre las sustancias del 84.62% con un tiempo total del sistema de 20.48 minutos en un área de trabajo de 170cm x 240cm.

### **PALABRAS CLAVES:**

- **NARÍZ ELECTRÓNICA**
- **REDES NEURONALES**
- **SUSTANCIAS EXPLOSIVAS**

## **ABSTRACT**

The present titration work presents a strategy of locating and searching for explosive odor sources through the use of cooperative robotics. The system has three tracking robots and a robot identifier. The crawler robots have the mission to explore the environment in which they work, in order to build a map of odors and thus detect the points of interest of a possible threat substance. Instead, the identification robot navigates to points of interest and through an electronic nose that discriminates the possible threat substance between double base powder, TNT, alcohol or toluene. The acquisition of the data of the electronic nose is done through an electronic card Teensy 3.6 which in turn sends the information serially to the control card Raspberry PI 3, which performs the classification of substances autonomously. The substance discrimination algorithm is based on Deep Learning algorithms (Neural Networks) and the whole system is monitored by a central computer. Obtaining of final results, a classification rate between the substances of 84.62% with a total system time of 20.48 minutes in a work area of 170cm x 240cm.

### **KEYWORDS:**

- **ELECTRONIC NOSE**
- **NEURONAL NETWORKS**
- **EXPLOSIVE SUBSTANCES**

# CAPÍTULO I

## INTRODUCCIÓN

### 1.1 Antecedentes

La búsqueda de fuentes ilícitas de olor, se ha basado en las capacidades de percepción del olor de canes entrenados, guiados por su adiestrador. Es por este motivo que, tanto para el can como para el adiestrador, dependiendo de la aplicación, puede convertirse en una tarea peligrosa. Una solución alternativa es el uso de tecnología que por medio de robots que posean un sentido olfativo e integrando algoritmos de localización más especializados puedan replicar con la misma exactitud la localización de fuentes peligrosas.

Ya en la década de los 80, se llega a un concepto aceptado de lo que es una nariz electrónica, definiéndose como un instrumento que comprende una serie de sensores de gases electroquímicos heterogéneos con especificidad parcial y un sistema de reconocimiento de patrones, en donde los sensores de gas son dispositivos que miden la atmósfera del gas ambiente en base al principio general de que los cambios en la atmósfera gaseosa alteran las propiedades del sensor (Bennetts, 2014).

Las investigaciones referentes a la localización de una fuente de gas, han llevado a la conclusión de que se deben tomar en cuenta tres subtareas primordiales. La primera tarea se refiere a la detección del gas, dependiendo de la concentración del gas en un sitio determinado. La segunda tiene que ver con el rastreo de la fuente de gas, siguiendo las señales determinadas a partir de la distribución del gas detectado. Y por último se encuentra la declaración de una fuente de gas, para conocer con certeza que se ha encontrado la fuente (Breugel, 2015). En aplicaciones

de vigilancia una estrategia adecuada de búsqueda de gas es suficiente ya que supone que un robot móvil solo debe activar una advertencia general cuando detecta un gas específico, sin proporcionar información más detallada (Virgine, 2015).

El problema del hallazgo de gas requiere principalmente seleccionar una estrategia de exploración adecuada y definir un valor umbral por encima del cual se supone que está presente el gas objetivo. Varias soluciones propuestas para el problema del trazado de fuentes de gas se inspiran en la observación de sistemas biológicos, como por ejemplo el comportamiento de rastreo de la fuente de gas de las polillas, en donde los machos son capaces de localizar a sus hembras que liberan una feromona específica a grandes distancias. En cambio, en el caso del gusano de seda, consiste en un aumento inicial hacia delante en dirección de ceñida, seguido de una búsqueda de lado a lado y un movimiento de bucle final (Lilienthal, 2006).

En trabajos de investigación previos enmarcados al proyecto de investigación 2016-pic-009 titulado “LOCALIZACIÓN DE TNT Y PÓLVORA BASE DOBLE A TRAVÉS DE SENSADO QUÍMICO EN UN ENTORNO CONTROLADO MEDIANTE ROBÓTICA COOPERATIVA. (SmellRobSense)”, se han llevado a cabo varias investigaciones, en una de ellas se elaboró un sistema integrando con una nariz electrónica a un robot móvil “Dagu Wild Thumper 6WD”, y de esta forma simular el trabajo realizado por canes, en donde esta nariz está compuesta por dos matrices de 1x2 con 2 sensores: un TGS 882 y un TGS 2610. También cuenta con un bloque neumático con 2 bombas que permiten simular los procesos de aspiración y expiración. En donde, se obtuvieron los siguientes resultados mayores al 58.88% de tasa de clasificación para diferenciar entre alcohol, TNT y pólvora base doble, mientras que se alcanzó un 80% para la determinación entre sustancias explosivas y no explosivas (Alejando & Venegas, 2017). Mientras

que en otro trabajo por medio de la robótica cooperativa se realizaron tres robots pequeños con una nariz electrónica integrada en cada uno. Cuyo objetivo es detectar diversos tipos de sustancias químicas no explosivas en un entorno controlado mientras levantan en tiempo real tres mapas de dispersión de olor, uno de cada sensor con el que cuenta la nariz electrónica. Por lo que se puede efectuar un trabajo cooperativo, tanto con el robot que cuenta con la nariz electrónica y con los tres robots pequeños, para que de esta forma tener una mejor detección de sustancias (Illanes, 2018).

El presente trabajo se enfocará en integrar los dos sistemas de localización, el uno con una nariz electrónica integrada capaz de discriminar el tipo de sustancia química de la zona de exploración y el segundo con tres robots que serán los encargados de realizar un rastreo en el entorno con el fin de detectar algún tipo de sustancia química que será representado en el mapa de dispersión de olor. Los cuales en conjunto efectúen una búsqueda de sustancias explosivas y no explosivas más efectivo, en un medio de detección controlado, pero desconocido.

## **1.2 Justificación e Importancia**

El Ministerio de Defensa Nacional, en los últimos años se encarga de manera enfática en realizar junto con las Fuerzas Armadas operaciones de control, tanto de armas como de explosivos. En el último año se detectaron provincias en las que el tráfico de dichas sustancias es más recurrente, entre las cuales se encuentran Guayas, Esmeraldas, Los Ríos y Santo Domingo de los Tsáchilas. Es por este motivo que se implementaron patrullas militares de vigilancia, tanto en la zona urbana como en la rural, en contra de la tenencia ilegal de sustancias explosivas y de armas, para mantener a la población con índices mayores de seguridad.

En diversos estudios realizados por las Fuerzas Armadas se evidenció los riesgos y las altas probabilidades de que exista una explosión accidental, causando varios daños. Entre las principales causas de esta situación se encuentra que los explosivos están ubicados en sitios muy cercanos a la población civil y a las instalaciones administrativas de las unidades militares. Así como también la falta de vehículos, maquinarias y equipamiento especializado para el manejo, transporte y almacenamiento de municiones, lo que no permite que las tareas se efectúen de forma segura y confiable.

Existe también el transporte, manejo y almacenamiento de material explosivo de manera ilícita que afecta a la seguridad de la ciudadanía y provoca preocupación en la misma, como el incidente de la explosión en un cuartel Naval de Borbón, provincia de Esmeraldas, el pasado 16 de Marzo del 2018 donde las primeras investigaciones indican que los posibles sospechosos del atentado “tuvieron tiempo de movilizar un saco de yute con pólvora hasta el retén naval de Borbón, conectar un extremo de cable a un medidor cercano a un inmueble, y generar la detonación.” En la Tabla 1, se muestra los resultados de todas las operaciones de control que se realizaron en el país en el año 2017, y el total de cada una de ellas (Comercio, 2018).

**Tabla 1**

*Operaciones de control realizadas en el país*

Operaciones realizadas	Total
Patrullajes terrestres, navales y aéreos	8.278
Control de armas, municiones, explosivos y pirotécnicos	9.871
Armas de Fuego Destruídas	1.634
Explosivos Destruídos(kg)	90
Armas de Fuego decomisadas, incautadas, y abandonadas	422

**CONTINÚA**



Explosivos decomisados o Abandonados (kg)	70.660
Granadas (Unidades)	11
T.N.T (Quintal)	-
T.N.T (Unidades)	2.286
Juegos Pirotécnicos (Kg)	9.225
Munición Decomisada / Abandonadas/Incautada/Destruída (Unidades)	14.062
Personas Aprehendidas por porte ilegal y tenencia de armas	96
Vehículos Inspeccionados	142.300
Vehículos Retenidos (Unidades)	28

Fuente: (Defensa, 2017)

En el cuerpo de detección militar de explosivos cuenta con tan solo 14 perros a nivel nacional para la detección de este tipo de sustancias, y mencionan que en una revisión e inspección de una posible amenaza de explosivo necesitan pasar a 3 distintos perros que detecten la fuente de peligro, para posteriormente ellos asegurar que si existe una sustancia explosiva en dicha zona. Adicionalmente que los canes solo pueden estar 30 minutos seguidos intentando encontrar algún tipo de sustancia.

Se pretende solventar esa falta de canes, introduciendo a la tecnología en las misiones que cumplen las fuerzas armadas con el sistema electrónico de detección de explosivos de nariz electrónica y tal vez llegar a reemplazar en su totalidad a los canes salvaguardando así la vida de los mismos y la de los militares ecuatorianos a cargo de ellos.

### **1.3 Alcance**

En el presente proyecto se busca mejorar la tasa de clasificación entre sustancias explosivas y no explosivas usando robótica cooperativa. Uno de los problemas a resolver es minimizar el

efecto de deriva instrumental de los sensores causadas principalmente por cambios de temperatura y humedad. Así como también se tuvo en cuenta la distancia a la que se miden las sustancias, puesto que la nariz electrónica actualmente debe ubicarse máximo a 10 cm de la fuente de olor, sin ser capaz de poder identificar la pluma de olor, por lo que se busca mejor la instrumentación de la nariz para que ella puede detectar la sustancia sin tener que encontrarse a una distancia tan cercana y siendo capaz de poder seguir la pluma de olor que se genera, teniendo así una mejor localización de los explosivos.

En el segundo trabajo usaron tres plataformas móviles robóticas rastreadores autónomas, que poseen un sistema de sensado capaz de determinar sustancias químicas ubicadas en un ambiente controlado, para así levantar en tiempo real un mapa de dispersión de olor. Se pretende mejorar el sistema de detección específicamente para sustancias del tipo explosivas y generar mapas de dispersión de TNT y pólvora base doble. A la vez integrar el medio de comunicación en los robots para que puedan interactuar con el robot identificador y poder trabajar en conjunto como un solo sistema, mostrando todas las detecciones de olor en tiempo real.

Por lo tanto, se implementará un sistema de integración, para que exista comunicación entre el robot de identificación y los robots de rastreo, buscando técnicas de navegación y estrategias de localización adecuados para cada tipo de robot, que permitan tener un sistema autónomo. Y de esta manera saber si este trabajo cooperativo, entre el robot de identificación y los robots de rastreo, dan como resultado una mejor forma de buscar y localizar sustancias explosivas.

Para este presente proyecto cumplirá con las siguientes etapas:

- Etapa de acondicionamiento de los sistemas robóticos:

- Robot identificador:
  - Se realizará un análisis de los medios de sensado y control del robot para hacer una optimización y trabajar en óptimas condiciones en conjunto con el sistema de control y posteriormente analizar la mejora del sistema de limpieza de los sensores para mediciones más rápidas de las sustancias de TNT y pólvora base doble.
- Robot rastreador:
  - Se realizará el levantamiento de mapas de dispersión de olor con sustancias químicas en el ambiente de trabajo, es decir TNT y pólvora base doble. Y determinar las posibles zonas en las que se pueden encontrar sustancias de interés, para conocer las principales zonas de interés que serán enviadas al robot identificado y que este sepa cuáles serán sus objetivos de importancia.
- Etapa de integración de los sistemas robóticos:
  - Se investigará e implementará las formas de integración y comunicación entre el robot identificador y los de rastreo con simulaciones de las estrategias de búsqueda y así encontrar la mejor opción, además del diseño de control de posición del robot identificador.
- Etapa de pruebas y funcionamiento:
  - Finalmente se realizarán pruebas en distintos entornos de trabajo con diferentes sustancias del tipo explosivas o no explosivas.

## 1.4 Objetivos

### 1.4.1 Objetivo General

- Desarrollar una estrategia de navegación y localización de fuentes explosivas por medio de un robot identificador usando información proporcionada por diversos robots rastreadores.

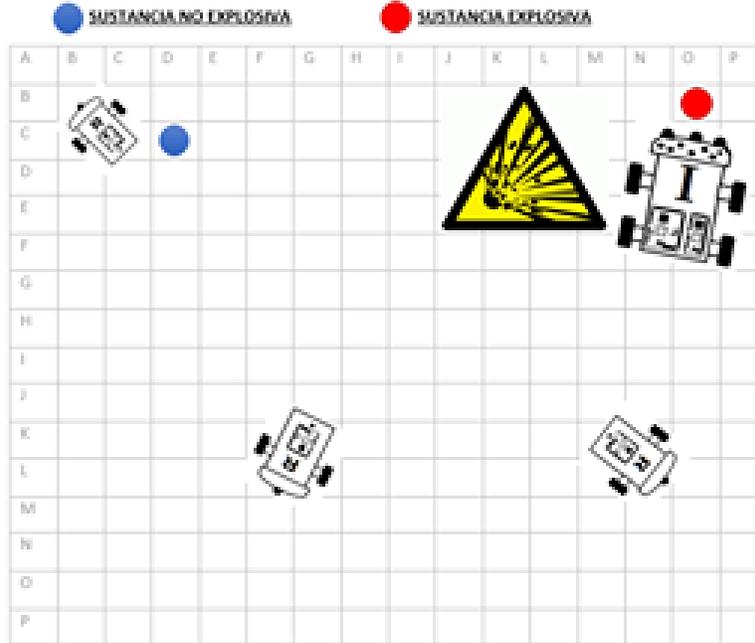
### 1.4.2 Objetivos Específicos

- Mejorar el sistema de limpieza de los sensores del robot identificador para mediciones más rápidas de las sustancias de TNT y pólvora base doble para no tener plumas de olor falsas.
- Optimizar la tasa de detección de datos con el robot identificador para una mayor confiabilidad en la discriminación de sustancias entre TNT y pólvora base doble.
- Incorporar un tipo de visión al robot identificador para que este puede tener un grado de autonomía en su navegación.
- Adecuar los sensores para sustancias explosivas, en los robots de rastreo para una mejor discriminación entre sustancias explosivas y no explosivas.
- Estudiar la forma en que las sustancias explosivas generan su pluma de olor mediante un análisis de los mapas de dispersión para que pueda ser detectada por el robot identificador.
- Investigar e integrar las formas de comunicación entre el robot identificador y los de rastreo con simulaciones de las estrategias de búsqueda.

- Evaluar el desempeño general de la comunicación del sistema entre los robots de rastreo e identificación.

## **1.5 Descripción del Proyecto**

El trabajo de investigación tiene como objetivo realizar una estrategia de localización y búsqueda de fuentes de olor. Empleando tres robots rastreadores y un robot identificador. En donde los robots rastreadores tienen la misión de explorar el medio en el que se trabaja obteniendo un mapa de dispersión y ubicación de potenciales fuentes explosivas. Y el robot identificador tiene la misión de posicionarse en las zonas determinadas en el mapa de dispersión, y con la ayuda de una nariz electrónica integrada poder analizar si en dicha zona se encuentra algún tipo de sustancia explosiva o no explosiva, y si es este el caso determinar qué tipo de sustancia es. En la Figura 1 se puede apreciar cuando el robot identificador ha encontrado una sustancia explosiva en base a la información generada por los tres robots rastreadores.



**Figura 1.** Identificación de una sustancia explosiva

## CAPÍTULO 2: Nariz Electrónica

En esta sección se abordará el esquema planteado de la nariz electrónica planteada, las características de los sensores usados, su forma de receptor las sustancias químicas. Así como el procesamiento de las señales de las sustancias para una posterior distribución entre cada una de ellos, buscando obtener una mejor tasa de clasificación.

## CAPÍTULO 3: Generación de mapas de sentido químico

En este capítulo se presentará un resumen del funcionamiento de las plataformas robóticas rastreadoras, para levantar mapas de dispersión de olor tanto con sustancias explosivas como no

explosivas y determinar el entorno de las rutas de navegación que seguirá el robot identificador, en base a las zonas de interés que se identifican en el mapa de olores.

#### CAPÍTULO 4: Robot identificador

El capítulo cuatro se refiere a la elaboración del robot identificador, y de la odometría que se realiza para la autonomía del mismo. Las rutas de navegación que este robot realizará para poder encontrar las posibles fuentes de olor en el ambiente de trabajo, y determinar con ayuda de la nariz electrónica que tipo de sustancias se encuentran en el entorno.

#### CAPÍTULO 5: Pruebas y resultados

El capítulo 5 se refiere a la integración entre los robots rastreadores y el robot identificador, donde se realizarán pruebas en el ambiente de control, usando diferentes sustancias químicas explosivas y no explosivas y cambiando su ubicación.

#### CAPITULO 6: Conclusiones y Recomendaciones

Finalmente, se analizará todos los resultados obtenidos después de ejecutar las pruebas. Y se elaborarán las conclusiones a las que se ha llegado, así como las recomendaciones que se sugieren para trabajos futuros.

## **CAPÍTULO II**

### **NARIZ ELECTRÓNICA**

El presente capítulo aborda la optimización que se realizó al prototipo de nariz electrónica elaborada en el trabajo de titulación de (Alejando & Venegas, 2017). Se presenta un nuevo esquema tanto de la cámara de sensado como del proceso de inhalación y exhalación, desarrollo e implementación de un sistema de control de temperatura, y la generación de un nuevo modelo para la clasificación de sustancias químicas.

#### **2.1 Introducción**

Cada objeto tiene un aroma diferente, que lo convierte en único, con sus propias características que pueden ser captadas por el sistema olfativo. El sistema del olfato se encuentra dividido en dos zonas básicas: la nariz y el cerebro, siendo la nariz la región en la que son captadas las moléculas aromáticas, una vez que se procesa el aroma en las cavidades nasales, las señales son enviadas al cerebro para que este analice y reconozca el objeto (Martha Quicazán, 2011).

El sentido del olfato es muy subjetivo y depende en su gran mayoría a estímulos, factores externos y variaciones fisiológicas que afectan al ser humano. Por esto cuando se trata de aspectos analíticos en donde se necesite detectar o estimar una determinada sustancia con la ayuda del sistema olfativo se ha optado en ciertos casos el uso de animales que tengan un este sentido más desarrollado. Y con el paso de los años y la tecnología se ha estudiado la creación e implementación de sistemas de olfato artificial que emulen el diseño de la nariz de un ser vivo. (J. Lozano, 2008)

A mediados de los años setenta se empieza con el análisis de las narices electrónicas, llevándose a cabo una de las primeras publicaciones respecto a este tema. Veinte años después y en base a los estudios previos realizados se inicia la elaboración de sistemas olfativos artificiales, que contó con problemas multidisciplinarios y la escasa tecnología de la época. En los años 90, con el proceso en la tecnología microelectrónica, se han desarrollado sensores químicos integrados y circuitos de acción específica con costos bajos, que permiten realizar varios trabajos que cumplan tareas equivalentes al sistema olfativo (Bartlett, 1999).

En 1982 surge el concepto de una nariz electrónica, desde el punto de vista de un esquema de inteligencia, cuya definición aceptada en la actualidad dice que un sistema olfativo electrónico es: "instrumento que comprende una agrupación de sensores químicos con sensibilidades parcialmente solapadas junto a un sistema de reconocimiento de patrones, capaz de analizar y reconocer aromas simples o complejos" (J. W. Gardner, 1994). Este sistema consta de 4 bloques principales, los cuales se aprecian en la Figura 2.



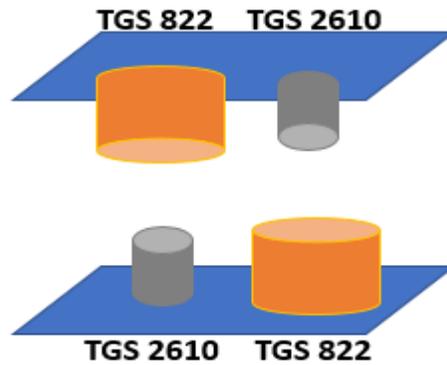
**Figura 2.** Diagrama de bloques de una nariz electrónica

Fuente: (J. Lozano, 2008)

Los cuatro bloques de la nariz electrónica cumplen cada uno tareas específicas, el primer bloque comprende métodos que ayudan a separar el aroma del objeto que se está oliendo. En una segunda fase, el aroma pasa a la cámara de sensado generando un cambio en sus propiedades eléctricas, teniendo a su salida ya una señal eléctrica la cual pasa al siguiente bloque donde se adquieren las permutaciones en los sensores y se crean los datos. El último bloque es el sistema que se encarga de generar modelos donde se puede determinar cualitativa o cuantitativamente información del sistema de medida.

## **2.2 Optimización de la nariz electrónica**

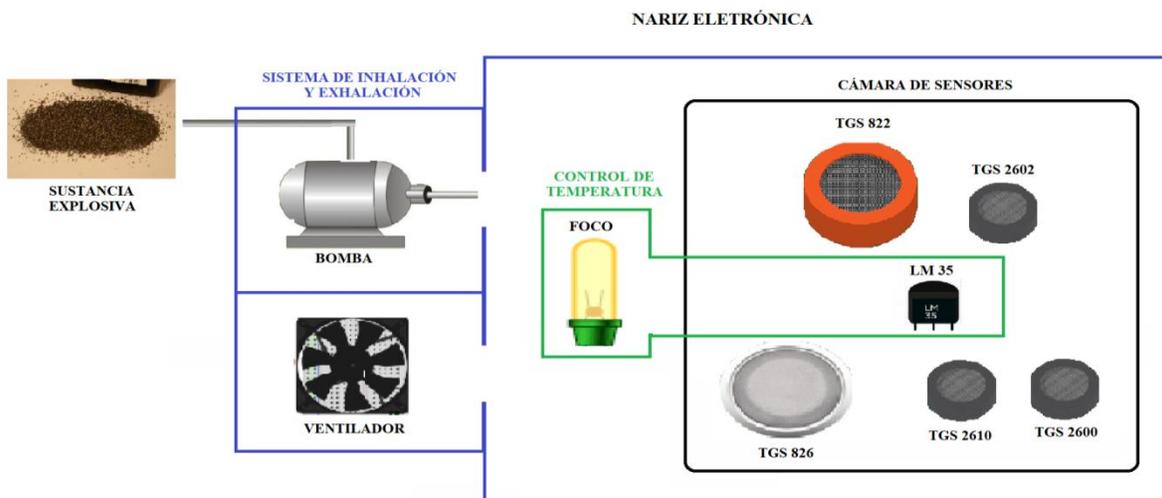
En el trabajo presentado por (Alejando & Venegas, 2017), se elaboró una nariz electrónica que contaba con una cámara de sensado, formada por dos matrices de sensores de 1x2, usando sensores Figaro, tal como se puede ver en la Figura 3. El sistema propuesto contaba con una parte neumática formada por 2 bombas, para la simulación de la inhalación y exhalación, de tal forma que al detectar una sustancia la bomba 1 se activaba empezando el proceso de absorción durante 3 segundos, una vez que pasaba este tiempo la bomba 1 se apagaba y se encendía la bomba 2, simulando la exhalación durante 3 minutos, observándose un tiempo de limpieza 60 veces mayor que el tiempo de inhalación.



**Figura 3.** Sensores usados en la cámara de sensor

Fuente: (Alejandro & Venegas, 2017)

Para la clasificación de las sustancias, en ese caso TNT, Pólvora base doble y alcohol, se generó un modelo, el cual consistía en la combinación del análisis de componentes principales (PCA) y análisis lineal discriminante (LDA) con un clasificador KNN de orden 12. Teniendo como resultado un 58.88% de porcentaje de clasificación entre tres sustancias diferentes, mientras que para clasificar entre sustancias explosivas y no explosivas se obtuvo un 80% de aciertos.



**Figura 4.** Esquema de la Nariz Electrónica propuesto

El esquema actual que se propone en la Figura 4, cuenta con una cámara de sensado con una mayor diversidad de sensores químicos, un sistema de inhalación y exhalación que cuenta con una bomba para adquirir la sustancia y con un ventilador para limpiar la cámara. También forma parte de la nariz un sistema de control de temperatura con el fin de mantener un ambiente constante para los sensores.

Debido a la baja tasa de clasificación que Alejandro y Venegas (2017) tuvieron para distinguir 3 tipos de sustancias, se busca establecer una nueva cámara de sensado, así como también una nueva forma de inhalación y exhalación, así como un modelo de clasificación.

En la cámara de sensado se evalúa la necesidad de incorporar más sensores, que reaccionen tanto a sustancias explosivas como a las no explosivas. Las sustancias seleccionadas son químicamente similares, pero se necesita que el sensor pueda reconocer pequeñas varianzas en la información.

Se integra un sistema de control de temperatura con el objetivo de mantener un ambiente controlado en la cámara de sensado, para que no se afecte la respuesta de los sensores químicos por perturbaciones externas. Cada sensor cuenta con un heater (calentador), para que el sensor tenga una temperatura interna que le permita excitarse frente a una sustancia química, pero cada uno de ellos actúa a diferentes temperaturas, por lo que para el sistema de control se toma como set point una media entre las temperaturas de cada sensor.

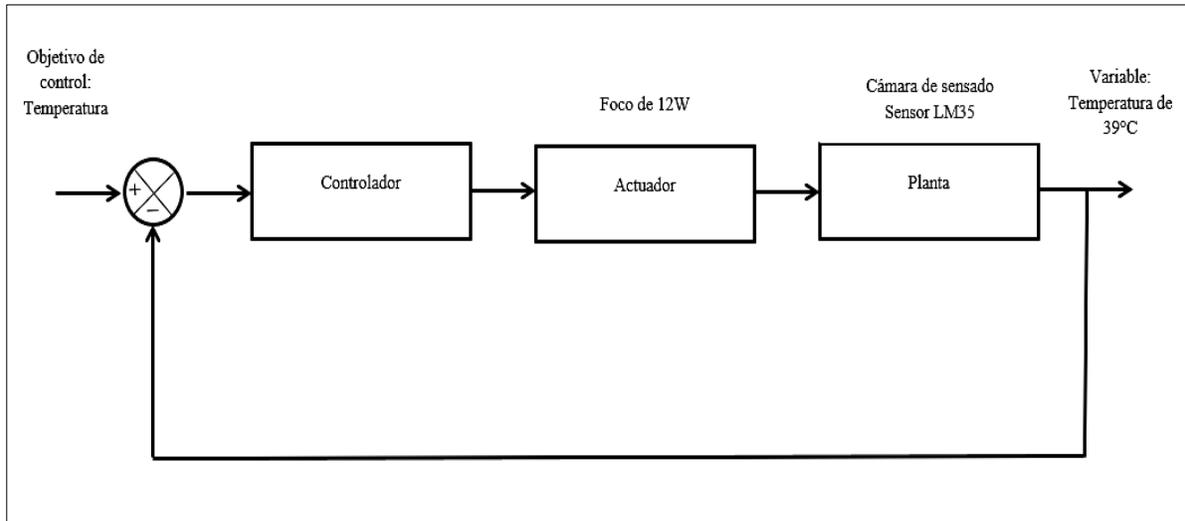
Además, se incluye un nuevo sistema de exhalación, con el fin de disminuir el tiempo de limpieza que antes se tenía. Para lo cual se introduce un ventilador el cual será activado después del tiempo de inhalación y limpiará a los sensores químicos, dejándolos listos para el ingreso de

nueva sustancia química a la cámara de sensado, reduciendo de esta forma el tiempo de exhalación antes determinado, y volviendo el sistema más rápido.

Finalmente, para la generación del modelo de clasificación se trabajará con redes neuronales, elaborándose 11 pruebas con 4 experimentos de TNT, pólvora, alcohol y tolueno, como entrenamiento y mientras que para la validación se realizaron 4 pruebas. Generando 44 experimentos los cuales serán usados para el entrenamiento del modelo de clasificación. Las señales deben ser inicialmente pre procesadas, en donde se realiza primero la normalización de los datos, se elimina la línea base y por último se concatenan los datos de los 5 sensores.

### **2.2.1 Sistema de control de temperatura**

El objetivo de tener un sistema de control de temperatura es poder reducir al máximo las perturbaciones externas que afectan el buen funcionamiento de los sensores, generando cambios abruptos en la respuesta del sistema. En base a esto en la Figura 5 se describe el diagrama de bloques del sistema de control de temperatura planteado para el proyecto:



**Figura 5.** Diagrama de bloques del sistema de control de temperatura

La planta del sistema cuenta con un sensor de temperatura LM35 cuyo rango de operación es de  $-55^{\circ}\text{C}$  a  $150^{\circ}\text{C}$  y con una sensibilidad de 10 mV por cada grado centígrado, que sensa la temperatura en la que se encuentra en el centro de la cámara de sensado. Esta información es enviada al controlador el cual aumenta o disminuye la intensidad del actuador del sistema, el cual es un foco de 12 W de potencia, para que mantenga la temperatura deseada. Para determinar el modelo de la planta se excita al sistema con una señal escalón de voltaje que varía de 0 a 12 V, con un tiempo constante de muestreo de 20 ms hasta que la temperatura finalmente se estabilice.

Para obtener el modelo de la planta se usa el System Identification Tool de Matlab para la identificación de los parámetros del sistema. En donde se introducen los datos de entrada y salida obtenidos de la nariz electrónica y se establece que la mejor función de transferencia es de primer orden debido a que tiene un mejor ajuste con un valor de 80.49%. Con esta herramienta se obtiene el valor de la ganancia (K) y el tiempo proporcional ( $T_p$ ).

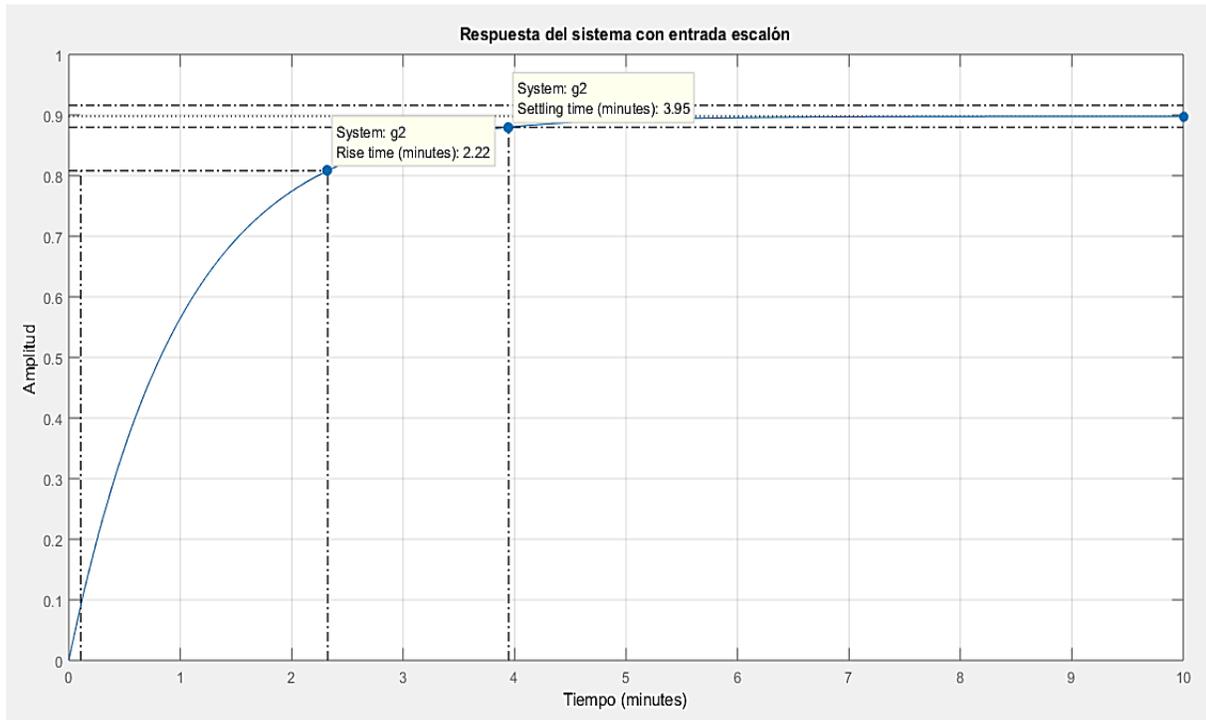
Con los parámetros obtenidos se puede determinar la función de transferencia de la planta de primer orden, tanto con K y con Tp1, dicha función se encuentra en lazo abierto en la ecuación (1), y en base a esto se la calcula también en lazo cerrado como se ve en la ecuación (2).

$$\frac{Y(s)}{U(s)} = \frac{8.79}{1 + 593.05 s} \quad (1)$$

$$G(s) = \frac{8.79}{9.79 + 593.05 s} \quad (2)$$

En la ecuación (3) se determina el error en estado estacionario de la función de transferencia en lazo abierto, dando como resultado un 10.2 %. Este resultado es corroborado al excitar el sistema con una señal tipo pulso, y tal como se observa en la Figura 6, en donde el error de la figura es igual al teórico obtenido. Además, se observa que el tiempo de estabilización es 3.95 minutos y el tiempo de subida es 2.22 minutos, sin generarse un sobre impulso puesto que la respuesta llega a 0.9.

$$e_{p\infty} = \frac{1}{1 + \lim_{s \rightarrow 0} G(s)H(s)} = \frac{1}{1 + K_p} = \frac{1}{1 + 8.797} = 0.102 \approx 10.2\% \quad (3)$$



**Figura 6.** Respuesta del sistema con una entrada escalón

En función de la respuesta de la planta en estado estacionario, el error obtenido es de 10.2%, por eso el principal objetivo de diseño es reducir el error en estado estacionario, y que sea lo más cercano a 0%. También, se busca disminuir el tiempo de estabilización, con el fin reducir el tiempo de calentamiento y enfriamiento del sistema consiguiendo un ambiente más adecuado para los sensores químicos. Con la única restricción de que este tiempo no sea mayor que el tiempo de estabilización sin el controlador.

Se escoge realizar un Control Proporcional Integral, puesto que se busca disminuir el error en estado estacionario y evitar sobre impulsos que afecten el funcionamiento del sistema. Para la sintonización del sistema se usa una de las aplicaciones que se encuentran en el software Matlab, llamada PID Tuner, del cual se adquieren los valores del controlador, que son la ganancia proporcional ( $K_p$ ) y del tiempo integral ( $T_i$ ), que cumplan con las condiciones de diseño,

teniendo como resultado que  $K_p$  es 12.91 y que  $T_i$  es 7.69. Con esos dos parámetros se obtiene la función de transferencia del controlador presentada en la ecuación (4)

$$G_c = K_p \left( 1 + \frac{1}{T_i s} \right) = 12.91 \left( 1 + \frac{1}{7.69s} \right) \quad (4)$$

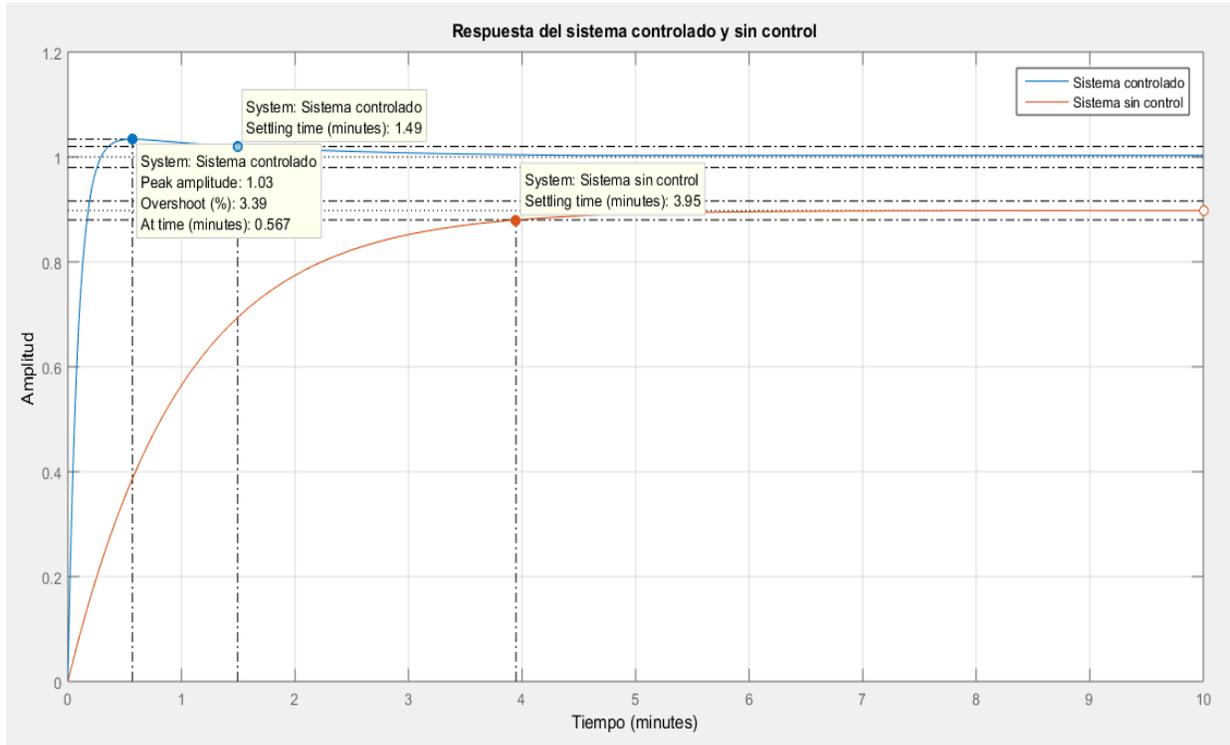
En la ecuación (5) se muestra la función de transferencia en lazo abierto de la planta con el controlador proporcional integral, mientras que en la ecuación (6) se tiene la función del sistema en lazo cerrado.

$$\frac{Y(s)}{R(s)} = \frac{113.6 s + 1.14}{593s^2 + s} \quad (5)$$

$$G(s) = \frac{113.6 s + 1.14}{593s^2 + 114.6 s + 1.14} \quad (6)$$

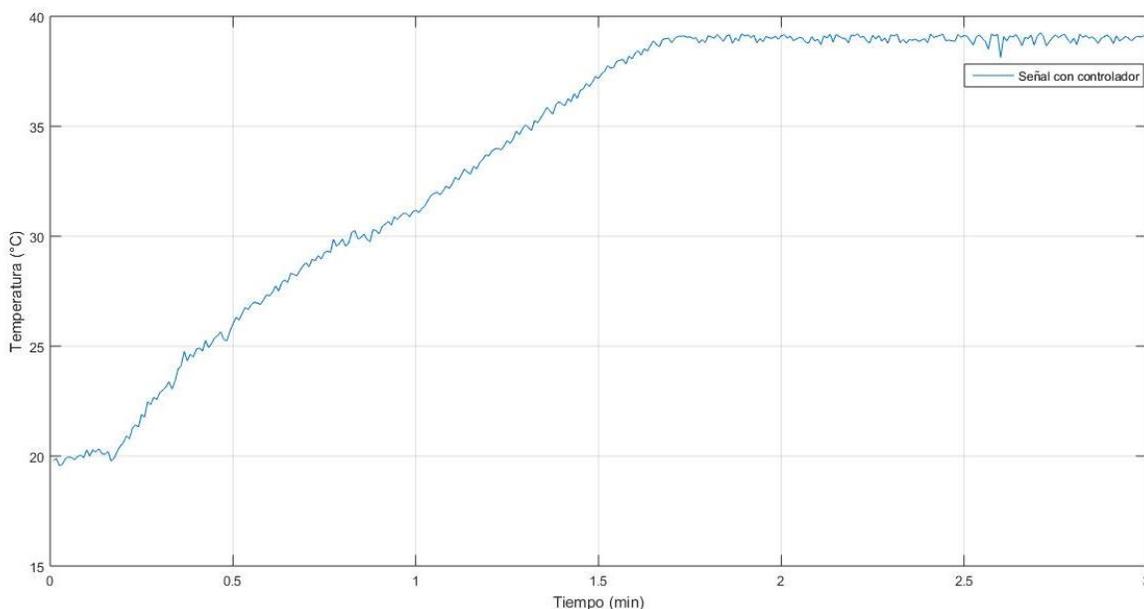
En la Figura 7 se presenta una comparación entre el sistema sin controlar y el que ya se encuentra controlado frente a una entrada escalón. El tiempo de estabilización se reduce notablemente puesto que sin controlador era de 3.95 minutos y con el controlador se reduce a 1.49 minutos, haciendo que el sistema se vuelva más rápido, también se analiza que la nueva respuesta se acerca más a la respuesta escalón, por lo que ahora se genera un sobre impulso, el cual es de 1.03, lo cual es un excedente de 3.39%, que es un parámetro aceptable sin generar una gran variación en la temperatura del sistema. Además, en la ecuación (7) se calcula el error en estado estacionario el cual con el controlador es 0%. Por lo tanto, todos los aspectos del controlador mejoran el funcionamiento de la planta.

$$e_{p\infty} = \frac{1}{1 + \lim_{s \rightarrow 0} G(s)H(s)} = \frac{1}{1 + K_p} = \frac{1}{1 + \infty} = 0 \approx 0\% \quad (7)$$



**Figura 7.** Sistema con controlador y sin controlador

El controlador determinado se implementa con la planta para corroborar su adecuado funcionamiento en tiempo real, su respuesta se aprecia en la Figura 8, en donde se observa que a partir de 1.5 minutos la temperatura empieza a estabilizarse a 39°C, la cual es la temperatura deseada.



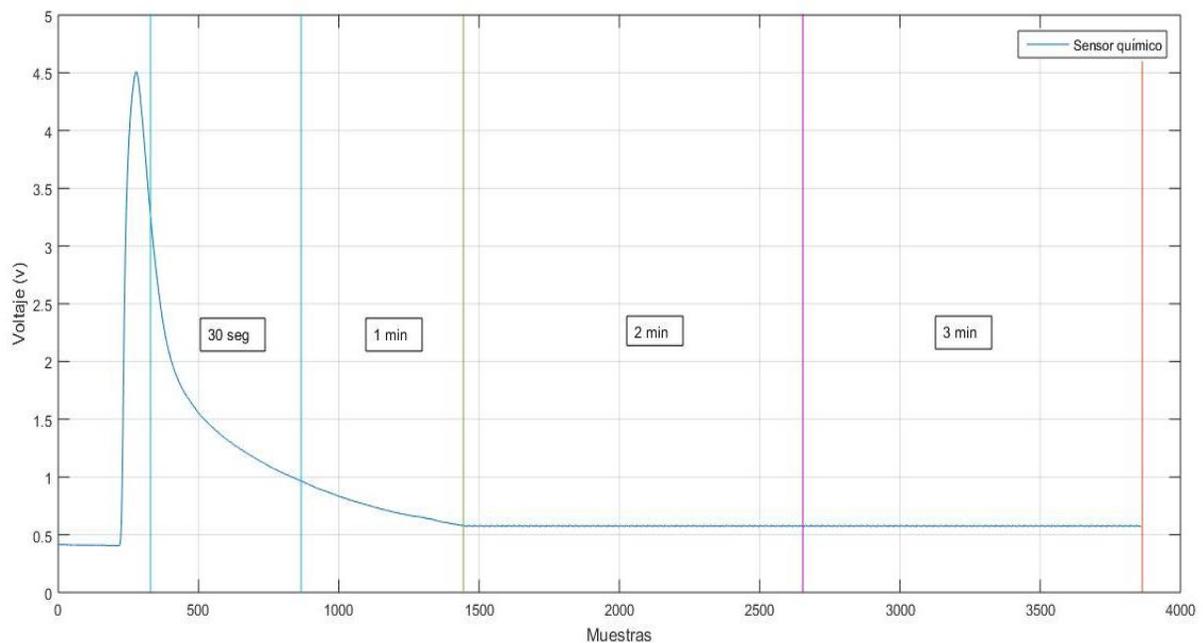
**Figura 8.** Sistema con controlador y sin controlador

### 2.2.2 Sistema de inhalación y exhalación

Debido a los elevados tiempos de limpieza de la cámara de sensado obtenidos en el trabajo de titulación de Alejandro y Venegas (2017), se propone un proceso de exhalación que disminuya el tiempo en el que los sensores se limpien. El proceso de inhalación se mantendrá con una bomba la cual es la encargada de adquirir las sustancias de interés durante 3 segundos, en donde la sustancia llegará a la cámara de sensado. Mientras que ahora para el proceso de exhalación en vez de la otra bomba antes propuesta se tendrá un ventilador de 5V, que es el encargado de eliminar las sustancias químicas de la cámara de sensado.

El tiempo en el cual se activará el ventilador para ejecutar la exhalación de la nariz electrónica se establece con la ayuda de diversas pruebas realizadas, donde el sistema inhala una determinada sustancia química por 3 segundos con la ayuda de la bomba, pasado este tiempo la bomba se

desactiva y el ventilador comienza a trabajar. En primer lugar, se establece un tiempo de 3 minutos debido a que este era el tiempo anterior de limpieza, pero como se puede ver en la Figura 11, el tiempo de limpieza es demasiado extenso, por lo que se decide disminuirlo a 2 minutos, y se obtiene de igual forma un periodo de limpieza muy largo. Es por esto que se toma un tiempo de 30 segundos, pero en este caso es demasiado corto como para que el sensor quede totalmente limpio. Debido a esto se analiza con un tiempo de 1 minuto y como se aprecia en la Figura 9 es el tiempo adecuado para que el sensor elimine la sustancia y se pueda hacer otra inhalación.



**Figura 9.** Sistema con controlador y sin controlador

Es así que el sistema de inhalación se realiza en 3 segundos, mientras que el proceso de exhalación se ejecuta en 1 minuto, disminuyendo de esta forma a la tercera parte que se tenía en el trabajo realizado con anterioridad, volviendo al sistema más rápido.

### **2.2.3 Análisis de sensores**

Con referencia a los 2 sensores con los que trabajan Alejandro y Venegas (2017), se buscan otros sensores que permitan una mejor detección de las sustancias químicas con las que se trabaja, de la misma familia de sensores Figaro TGS, pues estos sensores están formados por una capa gruesa de óxido metálico, lo que les permite tener una mayor sensibilidad a diversos tipos de gases, sean explosivos o no explosivos, y se reacción depende también de la cantidad de sustancia a la que se encuentren expuestos. En base a este principio se escogieron los siguientes sensores (Figaro, 2018), los 2 antes usados y 3 nuevos, los cuales forman la cámara de sensado:

- TGS 822: el cual es sensible a vapores disolventes orgánicos tales como el etanol, posee una gran estabilidad y una larga vida de trabajo. Muy usados para detectar fugas de gas y alcohol en el aliento.
- TGS 826: que posee una alta sensibilidad a las concentraciones de amoníaco en el ambiente. Con una base de cerámica que es resistente a condiciones duras, por lo que es usado en controles de ventilación en industrias avícolas.
- TGS 2600: muy útil para detectar contaminantes gaseosos en el aire, y elementos que contienen elevadas cantidades de alcohol. Con un bajo consumo de energía y un tamaño pequeño adecuado para monitores de control de aire.

- TGS 2602: reacciona ante bajas cantidades de compuestos orgánicos volátiles y a otras sustancias como tolueno. Utilizado en purificadores de aire, y también con un tamaño pequeño y con una larga vida de trabajo.
- TGS 2610: que posee una alta sensibilidad al gas LP (licuado de petróleo) y a sus componentes como el butano y propano. Por lo que son usados en alarmas y detecciones de fugas de LP en residencias.

Para comprobar la funcionalidad de los sensores, se procede a ejecutar 10 experimentos con la integración del sistema de control de temperatura, de inhalación y exhalación configurado en la nariz electrónica. Con 4 diferentes sustancias tanto explosivas como no explosivas, que son TNT, pólvora base doble, alcohol y tolueno, para poder determinar si cada uno de estos sensores actúa ante dichas sustancias y en caso de que no sea así descartar. Las sustancias no explosivas fueron seleccionadas debido a que el tolueno, pese a no ser explosivo es uno de los componentes del TNT, por lo que se busca ver si los sensores químicos son capaces de diferenciar estas dos sustancias. El alcohol es escogido puesto que tanto la pólvora base doble como el TNT son dopados con esta sustancia, y se pretende conocer si cada sensor químico puede distinguir entre alcohol puro y las sustancias químicas dopadas. El método seleccionado para el análisis es cualitativo y por medio de la observación determinar la sensibilidad de los sensores a las sustancias de interés.

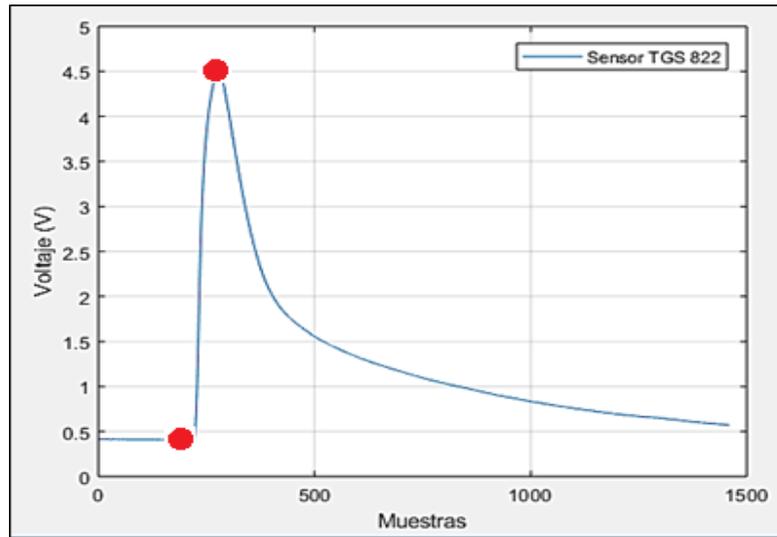
El orden de las pruebas es en forma aleatorio para que no se genere un efecto memoria en la cámara de sensado, en este caso se fueron alternando las sustancias químicas como se aprecia en la Tabla 2. Todas las pruebas se realizaron bajo las mismas condiciones ambientales, temperatura y humedad, siempre con cantidades predeterminadas. Por esto se tomó 0.2 ml de alcohol, y 0.2

ml de tolueno, mientras que para TNT se trabajó con 1 gramo de sustancia mezclado con 0.2 ml de alcohol, y finalmente para la pólvora base doble fueron 0.5 gramos mezclado con 0.2 ml de alcohol. Realizando las pruebas con un tiempo de muestreo de 50 ms.

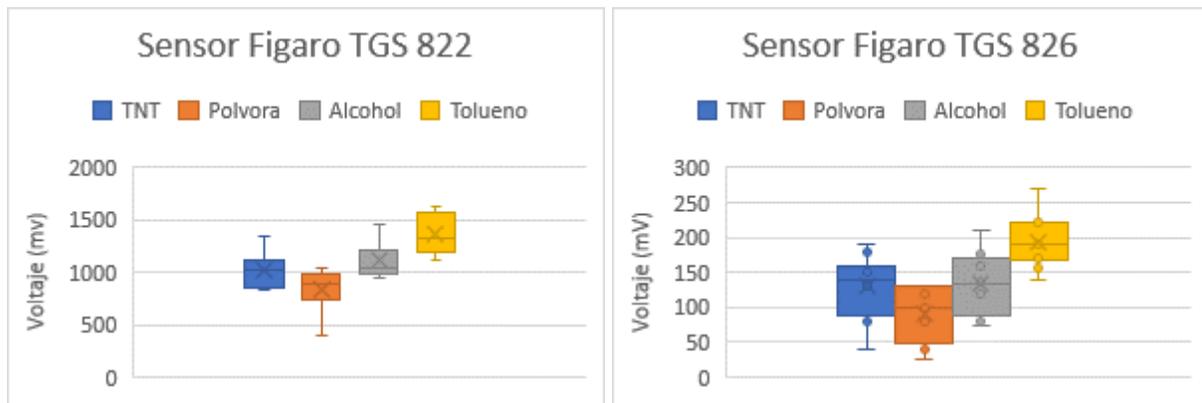
**Tabla 2**  
*Orden de las medidas para las pruebas*

<b>N° de Prueba</b>	<b>Sustancia 1</b>	<b>Sustancia 2</b>	<b>Sustancia 3</b>	<b>Sustancia 4</b>
<b>1</b>	TNT	Pólvora	Alcohol	Tolueno
<b>2</b>	Pólvora	TNT	Tolueno	Alcohol
<b>3</b>	Alcohol	Tolueno	Pólvora	TNT
<b>4</b>	Tolueno	Pólvora	TNT	Alcohol
<b>5</b>	TNT	Tolueno	Alcohol	Pólvora
<b>6</b>	Alcohol	TNT	Tolueno	Pólvora
<b>7</b>	TNT	Alcohol	Pólvora	Tolueno
<b>8</b>	Pólvora	Tolueno	Alcohol	TNT
<b>9</b>	Alcohol	Pólvora	TNT	Tolueno
<b>10</b>	Tolueno	Pólvora	TNT	Alcohol

Al elaborarse las pruebas con los parámetros ya establecidos se observa una señal como en la Figura 10. Para este análisis se va a determinar la altura del pico generado como respuesta del sensor químico estudiado, y se repite este proceso para todos los experimentos con cada uno de los sensores químicos. Una vez determinada la altura máxima de todos los experimentos, se calcula la media y la desviación estándar por cada una de las sustancias en cada uno de los sensores químicos. Estos valores son representados en diagrama de cajas como se observa en la Figura 11.



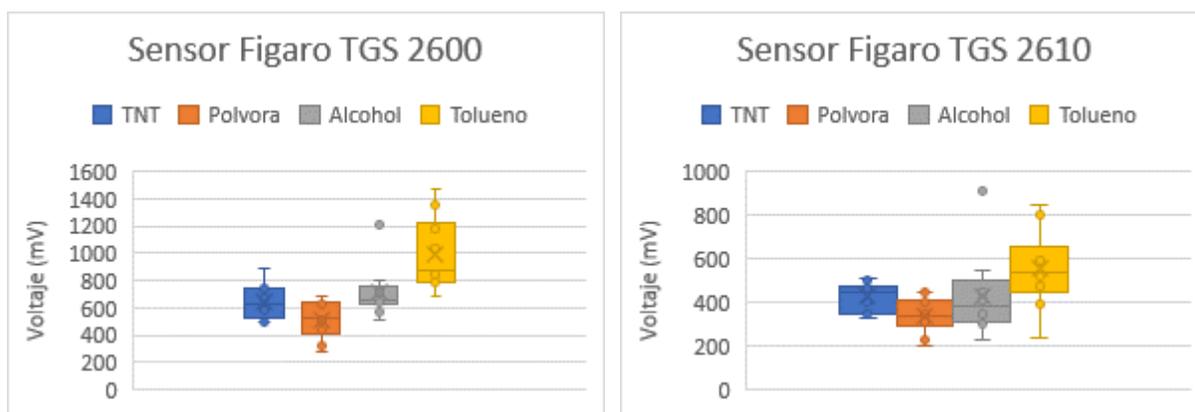
**Figura 10.** Respuesta de un sensor ante una sustancia química



**a)**

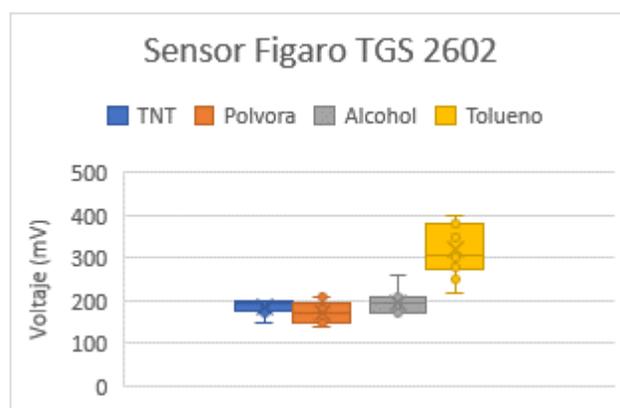
**b)**

**CONTINÚA** →



c)

d)



e)

**Figura 11.** Análisis cualitativo de: a) Sensor TGS 822, b) Sensor TGS 826, c) Sensor TGS 2600, d) Sensor TGS 2610, e) Sensor TGS 2602.

Al comparar las medidas se observa que existen diferencias entre sustancias explosivas y no explosivas. La respuesta del sensor Figaro TGS 822, vista en la Figura 11 a), indica una mayor variabilidad en el tolueno, mientras que las otras tres sustancias tienen una variabilidad similar y menor que el tolueno. En el sensor Figaro TGS 826 cada sustancia tiene una mayor dispersión de

los datos, en este caso es el tolueno el que tiene mayor concentración los datos. Los datos correspondientes al tolueno tienen una diferencia con respecto al resto de sustancias, sin embargo, el alcohol se confunde con las sustancias explosivas un caso similar se observa con el TGS 2600, TGS 2602 y TGS 2610.

Mientras que en la Figura 11 c), el sensor Figaro TGS 2600 se observa que el tolueno posee la mayor variabilidad al compararlo con la respuesta de las sustancias de los otros sensores, así también la pólvora base doble y TNT tiene un rango de dispersión de datos similar. Con respecto al alcohol se puede observar que el sensor TGS 2610 es el que mejor puede discriminar las sustancias explosivas del alcohol. La dispersión de datos se puede apreciar que las mediciones son poco reproducibles, esto puede ser debido a las perturbaciones.

En conclusión, cada uno de los cinco sensores químicos aportan una variabilidad diferente con las sustancias de prueba, por lo que los datos no son reproducibles y cuentan con varianzas independientes. Es por esto que se decide utilizar los cinco sensores para una mejor discriminación entre las sustancias.

### **2.3 Generación de modelo de discriminación de sustancias explosivas y no explosivas**

Con el fin de conseguir mejores resultados que los obtenidos por (Alejando & Venegas, 2017), se busca generar un nuevo modelo que discrimine entre 4 sustancias diferentes: dos explosivas, TNT y pólvora base doble, y dos no explosivas, alcohol y tolueno. Por lo que se decide aplicar los algoritmos de Deep learning o Aprendizaje profundo, que son algoritmos de aprendizaje automático que se basan en la interpretación de datos utilizando arquitecturas compuestas y de

esta manera poder aprender en base a los datos de entrada, para así poder realizar una clasificación entre estas sustancias (Mikolov, 2011).

Al utilizar este método se debe trabajar con dos bases de datos, la primera para entrenar la red neuronal para que de esta forma pueda aprender a diferenciar entre las 4 sustancias, y la segunda de validación de los datos, para comprobar el poder predictivo del modelo. Antes de generar el modelo se debe realizar un procesamiento previo de las señales para estandarizarlas y evitar malas clasificaciones (Sainath, 2013).

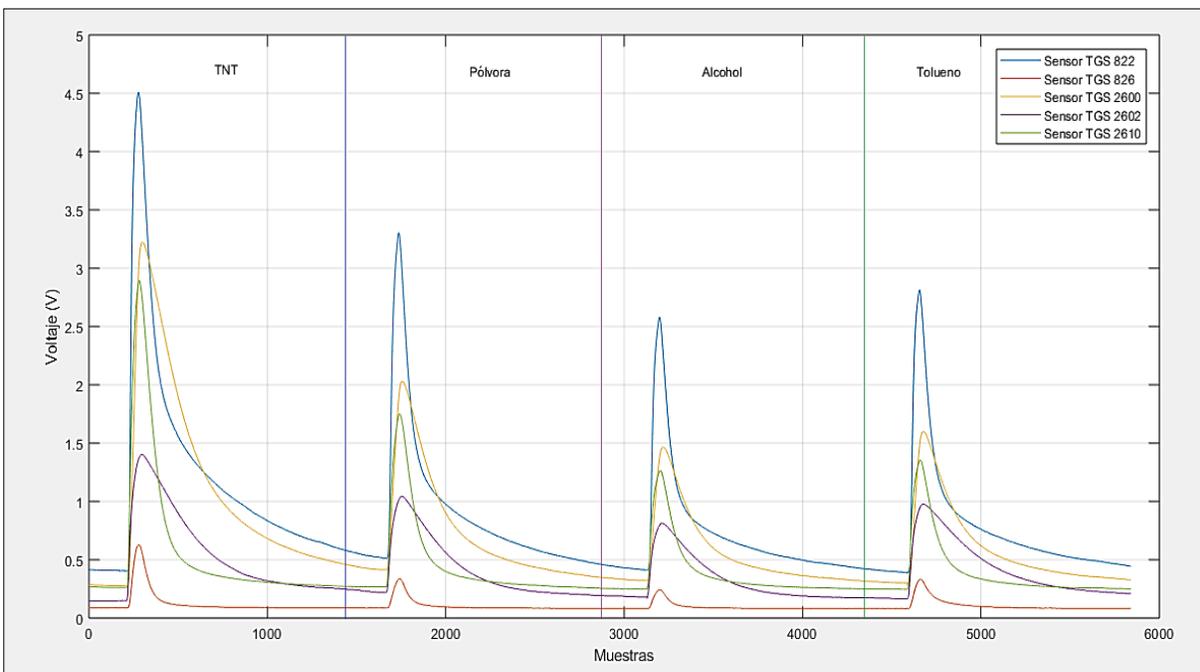
Se realizaron 15 nuevas pruebas para cada una de las 4 sustancias con las que se trabaja, donde 11 de ellas son para el entrenamiento de la red neuronal y 4 para la validación, puesto que siempre la mayor cantidad de datos deben ser para el entrenamiento. La nueva base de datos se realiza debido a que la parte estructural de la nariz electrónica ha cambiado, la cámara de sensores ahora cuenta con 5 diferentes, y el proceso tanto de inhalación como de exhalación es diferente. Es por esto que no se puede trabajar con los mismos datos usados por (Alejandro & Venegas, 2017).

En las pruebas las sustancias químicas se fueron alternando para no generar un efecto memoria, esto se muestra en la Tabla 3, en donde se usó 1 gramo de TNT con 0.2 ml de alcohol, 1 gramo de pólvora con 0.2 ml de alcohol, 0,2 ml de tolueno y la misma cantidad de tolueno. Con un tiempo de muestreo de 50 ms durante 73 segundos por experimento: 10 segundos de estabilización, 3 segundos de inhalación y 60 segundos de limpieza. Generando de esta forma 5840 datos por cada uno de los experimentos. Todo esto se realizó sin incorporar la nariz electrónica al robot móvil, siendo los datos recolectados con la tarjeta Teensy 3.6 y guardados en una memoria de 8 GB.

**Tabla 3**  
*Distribución de las sustancias para las pruebas*

<b>N° de Prueba</b>		<b>Sustancia 1</b>	<b>Sustancia 2</b>	<b>Sustancia 3</b>	<b>Sustancia 4</b>
<b>1</b>		TNT	Pólvora	Alcohol	Tolueno
<b>2</b>		Pólvora	TNT	Tolueno	Alcohol
<b>3</b>		Alcohol	Tolueno	Pólvora	TNT
<b>4</b>		Tolueno	Pólvora	TNT	Alcohol
<b>5</b>	<b>Entrenamiento</b>	TNT	Tolueno	Alcohol	Pólvora
<b>6</b>		Alcohol	TNT	Tolueno	Pólvora
<b>7</b>		TNT	Alcohol	Pólvora	Tolueno
<b>8</b>		Pólvora	Tolueno	Alcohol	TNT
<b>9</b>		Alcohol	Pólvora	TNT	Tolueno
<b>10</b>		Tolueno	TNT	Pólvora	Alcohol
<b>11</b>		Pólvora	Alcohol	TNT	Tolueno
<b>12</b>		TNT	Tolueno	Pólvora	Alcohol
<b>13</b>		Alcohol	TNT	Pólvora	Tolueno
<b>14</b>	<b>Validación</b>	Tolueno	Alcohol	TNT	Pólvora
<b>15</b>		Pólvora	TNT	Alcohol	Tolueno

En la Figura 12, se puede observar la reacción de cada uno de los cinco sensores cuando se expone a cada una de las sustancias de interés. Es así que se puede apreciar que cada señal varía sus niveles de voltaje y los puntos máximos de inhalación, también se observa que la línea base con la que inicia cada uno de los sensores es diferente.

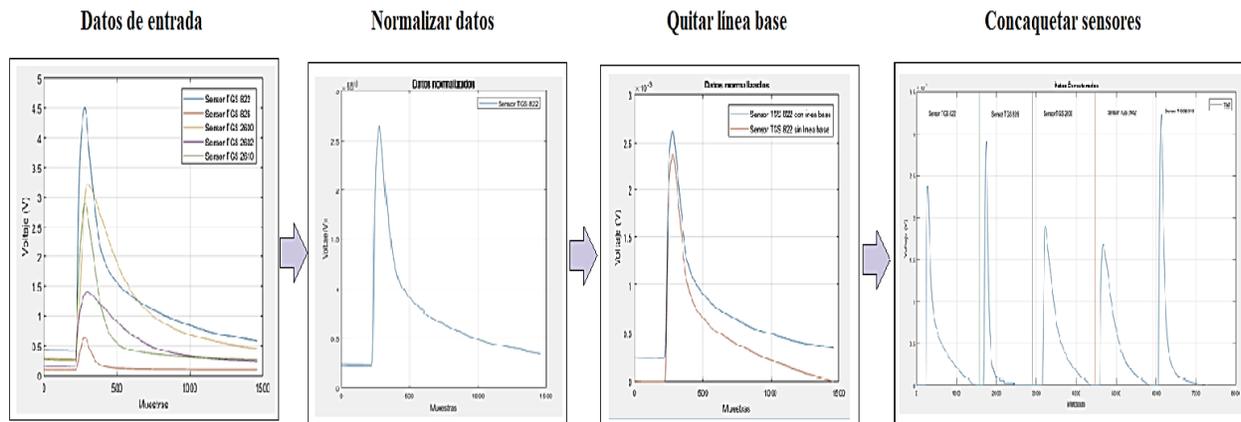


**Figura 12.** Prueba 1 con 4 experimentos

### 2.3.1 Pre procesamiento de las señales

Las señales adquiridas, deben ser procesados antes de enviarlas a la red neuronal para eliminar efectos de línea base, ruido y otros artefactos que puedan existir al momento de la adquisición de los datos. En este trabajo se elaboraron los procesos presentados en la Figura 13, los cuales son los siguientes:

- Normalización
- Eliminación de la línea base
- Concatenación de los sensores

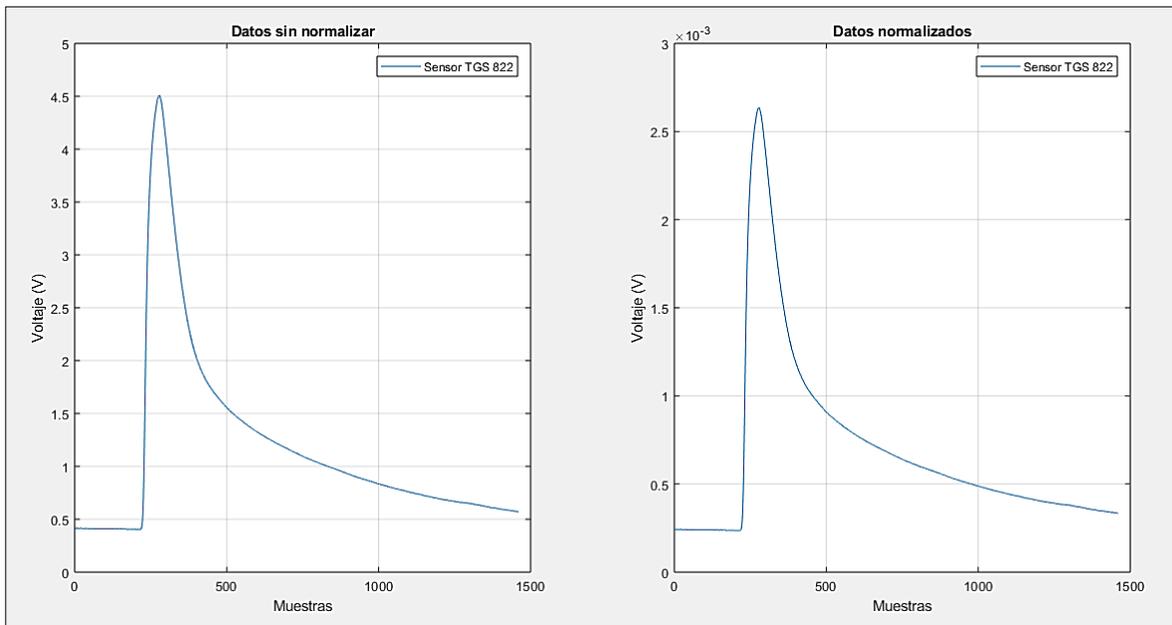


**Figura 13.** Estructura del pre procesamiento de los datos

### Normalización:

En primer lugar, se realiza la normalización de los datos adquiridos con el fin de tener rangos en los datos menos dispersos, evitando que la red neuronal genere un mal entrenamiento y esto la lleve a un mal desempeño (Keller, 2001).

En este caso debido a que los datos que se trabajan son sustancias químicas y que varían su valor dependiendo de la sustancia y el sensor, se elaborará una normalización por el área, en donde se suman todos los valores de cada experimento, y a cada uno de los valores del experimento se los divide para esta suma, obteniendo de esta manera la normalización. Este proceso se puede observar en la Figura 14.



a)

b)

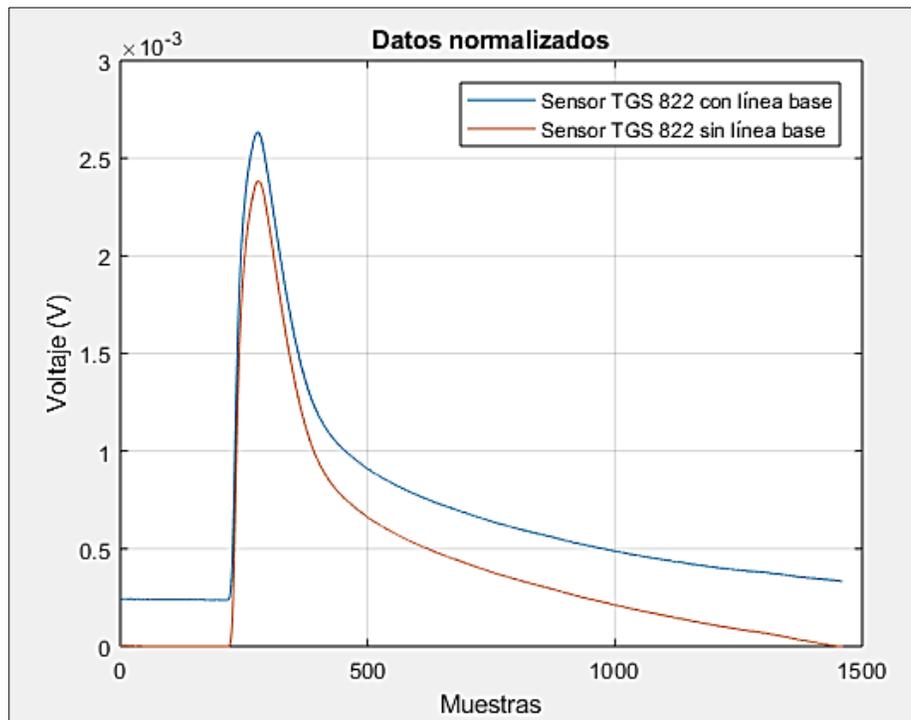
**Figura 14.** a) Datos sin normalizar, b) Datos normalizados

### Eliminación de la línea base

Cada uno de los sensores tarde un cierto tiempo en estabilizarse y empieza en valores diferentes dependiendo de sus características, este efecto producido se conoce como línea base el cual se debe a la deriva que produce el sensor y para ello es necesario incorporar un método que permita restar este efecto.

Para esto en la curva de respuesta de todos los sensores se determinaron tres puntos básicos, dos mínimos, uno al inicio de la curva y el otro al final de la curva, y el punto máximo, el cual es tomado debido a que en ese instante se genera una inflexión y la pendiente cambiará con respecto a puntos anteriores y posteriores. Establecidos estos tres puntos para realizar una curva que se ajuste a cada uno de los sensores, en este caso dicha curva es un polinomio de cuarto orden, trazándose de esta forma la curva para cada uno de ellos.

Cuando ya se obtiene esta curva se procede a restar dicha curva con la respuesta original del sensor, para que de esta forma la señal baje y empiece desde el origen. Este proceso se estableció como un bucle para que cada sensor que ingrese a él pueda ser estimada y quitada la línea base, como se puede ver en la Figura 15:

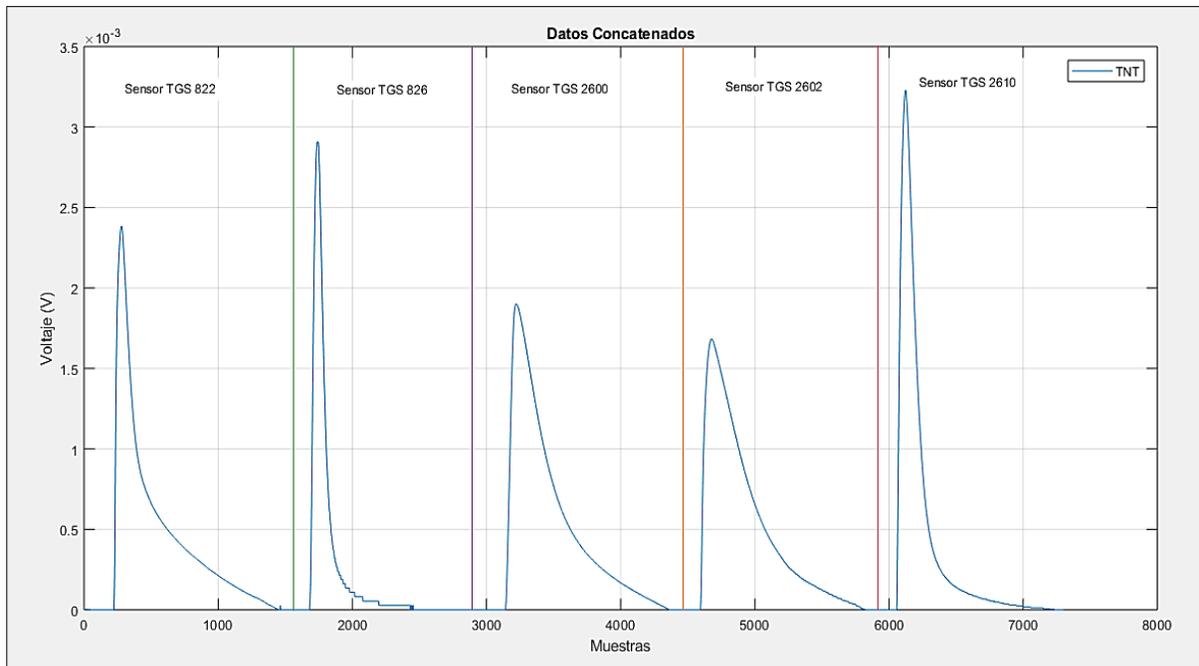


**Figura 15.** Señal del sensor TGS 822 con línea base y sin línea base

### Concatenación de los sensores

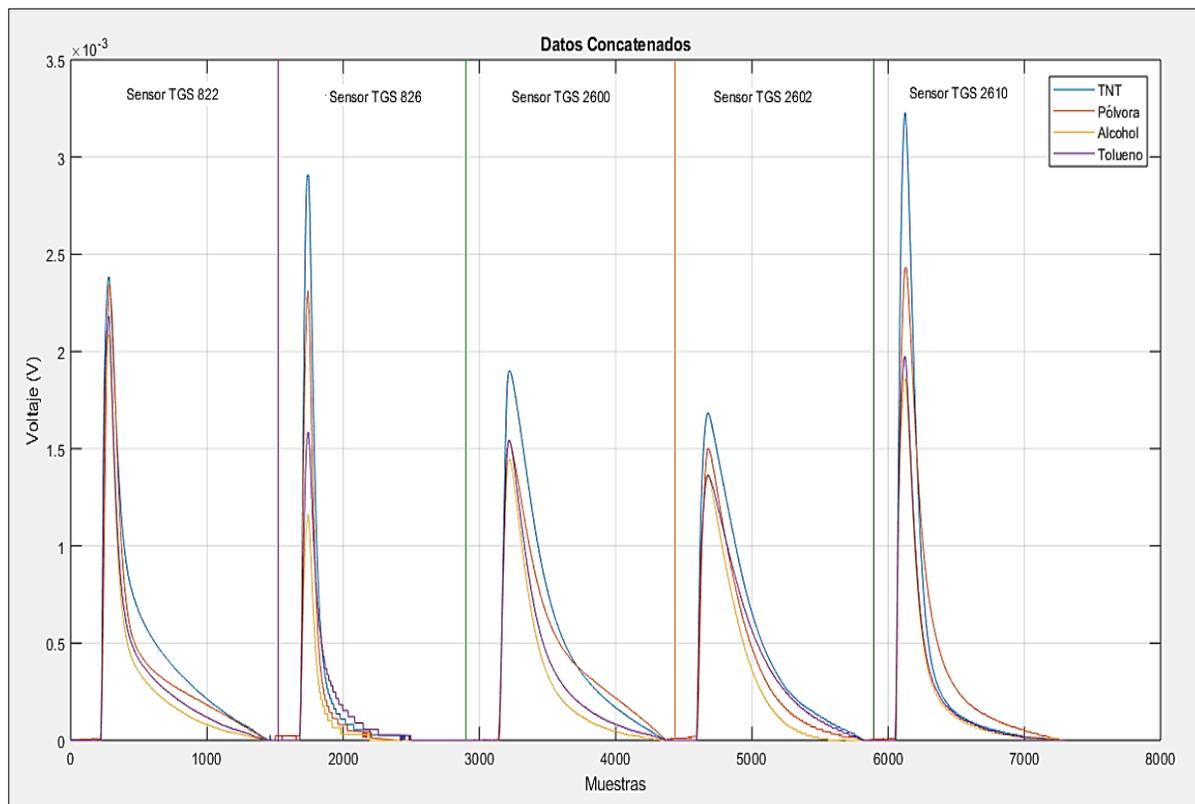
Finalmente, cuando ya los datos están normalizados y se ha eliminado la línea base, el último paso es unir los cinco sensores uno tras otro de un determinado experimento, para de esta forma pasar de una matriz de  $N \times M$ , donde  $N$  representa a los 5 sensores y  $M$  son las 1460 muestras producidas por cada sustancia, a un solo vector de  $1 \times P$ , es decir se obtiene un vector de  $1 \times 7300$ . De esta manera la sustancia se encuentre lista para poder ser llevada a la red neuronal, y

determinar de qué tipo de sustancia se trata. Por ejemplo, en la Figura 16 se encuentran los datos de los cinco sensores concatenados del primer experimento de la primera prueba, en este caso se trataba de TNT.



**Figura 16.** Gráfico de concatenación de los 5 sensores de una sustancia

Con las 15 pruebas que se realizaron y como en cada una se tenían 4 sustancias, en total se trabajaba con 60 experimentos, a los cuales se les realizó el pre procesamiento generando de esta forma una nueva matriz de 60x7300, esto se puede apreciar en la Figura 17, en donde ya se encuentran uno de los experimentos con las cuatro sustancias que se trabaja para ser llevados a la red neuronal.



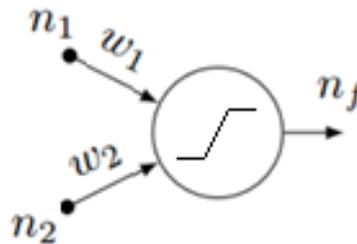
**Figura 17.** Gráfico final de las señales de un experimento

### 2.3.2 Red neuronal

En los últimos años el método de Deep learning de redes neuronales se ha vuelto una herramienta muy útil en diferentes campos de la vida humana ayudando a mejorar y facilitar acciones que realizan las personas. El método de redes neuronales no tiene mucha complejidad detrás de ellas como tal, sino que, en base a su experiencia las neuronas artificiales van aprendiendo y a la vez creando ciertas conexiones para lograr un mejor desempeño en base a lo aprendido (Olah, 2014).

Un modelo de red neuronal entrenada es capaz de hacer predicciones o clasificaciones. Donde la unidad básica de la red neuronal es el perceptrón como se muestra en la Figura 18. Las

entradas son  $n_1$  y  $n_2$ , cada una de estas entradas con su respectivo peso  $w_n$  que generalmente es lo que hay que encontrar al entrenar la red. La salida,  $n_f$ , será 1 si está correcto y 0 si está incorrecto o erróneo (Antona Cortes, 2017).



**Figura 18.** Una neurona artificial básica (Perceptrón)

Existen otras formas de generar la red donde se dejan de usar perceptrones comunes de umbral (escalón) para reemplazar por otro tipo de neuronas con un comportamiento más suave, usando distintas funciones de activación como la sigmoide. Esta provoca pequeños cambios en los pesos, y estos provocan pequeños cambios en la salida, para así poder tener un aprendizaje más fácil (Fernando Izaurieta, 2000).

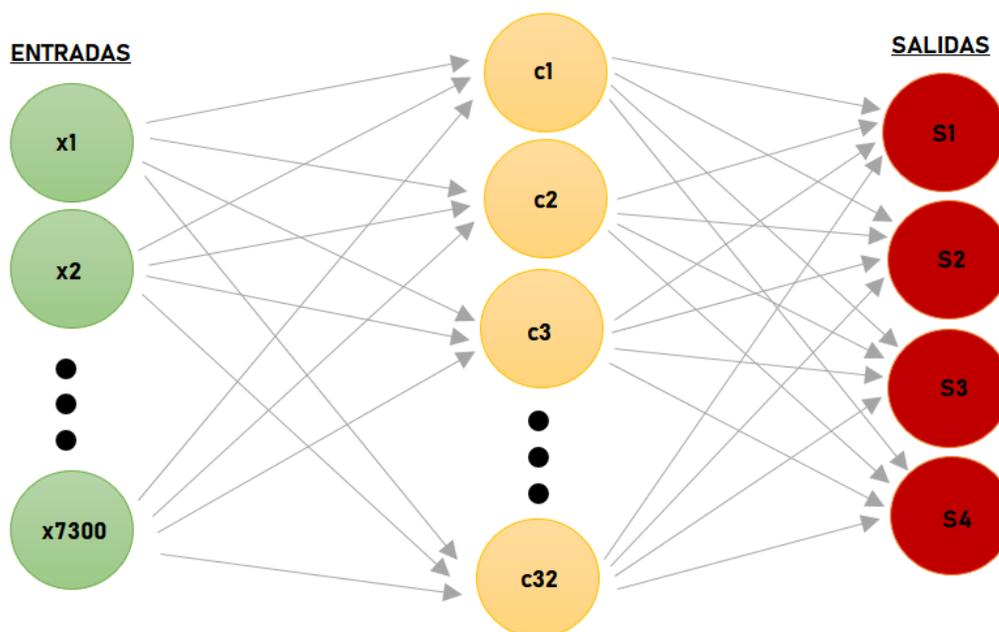
Existen redes de capas de neuronas artificiales donde algunos cálculos se complican. Se puede llegar a tener varias capas intermedias con varias neuronas tomando el nombre de redes neuronales profundas. Lo que tiende a suceder es que con más capas y a la vez con más neuronas cada una se pueden mejorar las predicciones en procesamiento de datos más complejos (Matich, 2001).

Para la elaboración de la red neuronal artificial implementada en este trabajo se utilizan las herramientas y librerías de 'Numpy', 'Scikit-learn', 'Tensorflow' y 'Keras' para Python y así poder realizar el algoritmo de la red la cual tiene la siguiente estructura (Tensorflow, 2015).

Lo que se tendrá en la red neuronal artificial como entradas serán la señal de los cinco sensores que se encuentran dentro de la nariz electrónica, pero por tener un pre procesamiento de estas señales y al estar concatenados la señal de cada sensor contará con 7300 entradas en la red neuronal implementada, las neuronas de la capa intermedia o capa escondida, la cual para la complejidad de la aplicación de discriminación de sustancias será de 32 neuronas, ya que por costo computacional, tiempos de procesamiento y pruebas de entrenamiento resulta un número de neuronas adecuado ya que el error de entrenamiento llega a cero a partir de este valor. Finalmente, la salida para la red neuronal artificial, será de cuatro salidas booleanas que determinan cada una de las sustancias: TNT, Alcohol, Pólvora base doble, Tolueno, es decir, se activará con un uno lógico la salida que detecte positiva en la discriminación de cada sustancia en el mismo orden respectivamente. La red implementada finalmente se observa en la Figura 19.

Para el entrenamiento de la red lo que ingresa es una matriz de 44x7300 datos, donde las 44 filas son el número de experimentos realizados con todas las sustancias. Donde 16 experimentos aparte de las 44 iniciales se utilizan para la validación de la red neuronal.

El entrenamiento de la red neuronal se realizó con el aprendizaje de 15000 épocas ya que con este número de épocas se logra alcanzar un error aproximado de 0 y así se garantiza un correcto aprendizaje de la red.



**Figura 19.** Red neuronal implementada en Nariz Electrónica

Una vez entrenada la red neuronal con la matriz mencionada anteriormente, se obtuvo un 87.5% de acierto y el mínimo de error de 12.5%, se genera automáticamente dos archivos de extensión .json y .h5 que forman el modelo matemático y los pesos ya calculados respectivamente, ya que para la implementación real resulta inadecuado tener que entrenar la red cada vez que se corra el algoritmo al momento de intentar identificar una sustancia.

Se carga posteriormente el modelo con los pesos de la red neuronal ya entrenada y prácticamente la estructura de la red neuronal que queda ya implementado será una red con 1 entrada, 32 neuronas en la capa intermedia y 4 salidas booleanas.

Finalmente, ya teniendo todo el modelo listo se comprueba el desempeño de la red obteniendo los resultados de la tabla 4. Donde 1 representa la activación de la sustancia y 0 las que no se encuentran activadas de la siguiente manera [Tolueno, alcohol, Pólvora base doble, TNT].

**Tabla 4***Representación de las sustancias*

Sustancia	En Binario	
TNT	[0 0 0 1]	[Tolueno, alcohol, Pólvora base doble, TNT]
Pólvora Base Doble	[0 0 1 0]	[Tolueno, alcohol, Pólvora base doble, TNT]
Alcohol	[0 1 0 0]	[Tolueno, alcohol, Pólvora base doble, TNT]
Tolueno	[1 0 0 0]	[Tolueno, alcohol, Pólvora base doble, TNT]

**Tabla 5**

Validación de Red Neuronal

Clase real	Resultados reales predichos	
Alcohol	TNT	Mala clasificación
TNT	TNT	
Tolueno	Tolueno	
Tolueno	Tolueno	
Alcohol	Alcohol	
TNT	TNT	
TNT	TNT	
Tolueno	TNT o Tolueno	Mala clasificación
Alcohol	Alcohol	
Tolueno	Tolueno	
TNT	TNT	
Alcohol	Alcohol	
Pólvora Base Doble	Pólvora Base Doble	
Pólvora Base Doble	Pólvora Base Doble	
Pólvora Base Doble	Pólvora Base Doble	
Pólvora Base Doble	Pólvora Base Doble	

Comprobando los valores que se debían obtener, con los valores de prueba se puede observar en la tabla 6 que existe dos errores en la predicción de la sustancia a la que corresponde, es decir, que tiene un porcentaje de acierto de la red neuronal de un 87,5%.

**Tabla 6**  
*Matriz de confusión, sustancias de interés.*

		Etiquetas Predichas			
		TNT	Pólvora Base Doble	Alcohol	Tolueno
Etiquetas Reales	TNT	0	0	0	
	Pólvora Base Doble	4	0	0	
	Alcohol	0	3	0	
	Tolueno	0	0	3	

$$\%CR = \frac{\# \text{ aciertos}}{\# \text{ total de experimentos}} * 100$$

$$\%CR = \frac{14}{16} * 100 = 87,5 \%$$

A continuación, se muestra la Tabla 7 de la matriz de confusión que se pudo obtener con los experimentos realizados.

**Tabla 7**  
*Matriz de confusión, sustancias explosivas vs no explosivas*

		Etiquetas Predichas	
		Explosiva	No Explosiva
Etiquetas Reales	Explosiva	8	0
	No Explosiva	1	6

$$\%CR = \frac{\# \text{ aciertos}}{\# \text{ total de experimentos}} * 100$$

$$\%CR=1415*100=93,33 \%$$

De acuerdo con los datos de la tabla 7 por el método de redes neuronales se observa que existe un porcentaje de clasificación de sustancias de un 87,5% entre cuatro sustancias a discriminar (TNT, pólvora base doble, alcohol, tolueno) en comparación con la tesis de (Alejando & Venegas, 2017) de 3 sustancias a discriminar (TNT, pólvora base doble, alcohol) con método de PCA+LDA existe un porcentaje de clasificación del 58,9%.

De igual manera al comparar la discriminación entre sustancias no explosivas (alcohol, tolueno) y explosivas (TNT, pólvora base doble), según la tesis de (Alejando & Venegas, 2017) se observa un porcentaje de precisión del 80% en comparación con el método de redes neuronales que se observa un porcentaje del 93,3% como se evidencia en la tabla 6.

Se evidencia finalmente que existe una mejora al utilizar el método de redes neuronales para la clasificación de sustancias. Existe mejores resultados de clasificación debido a la posibilidad de aprendizaje flexible en la red neuronal artificial, la posibilidad de cambiar las funciones de activación o de aumentar el número de iteraciones de aprendizaje (épocas), de igual manera aumentar las sustancias a discriminar. Simplemente se debe tomar en cuenta que para un mejor resultado con redes neuronales artificiales los experimentos de entrenamiento influyen mucho en el aprendizaje, es por eso que si se tiene una gran cantidad de experimentos de entrenamiento y experimentos de validación mejorará aún más todo el desempeño de la red.

En conclusión, en el presente capítulo se ha desarrollado la repotenciación de la nariz electrónica, estudiando la creación de una nueva cámara de sensado generando una mayor variabilidad en los sensores y aumentado la cantidad de los mismos para obtener un porcentaje más elevado de clasificación de las 4 sustancias químicas con las que se trabajó. Posterior a esto

se generó un nuevo modelo de discriminación entre las sustancias explosivas y las no explosivas, aplicando algoritmos de aprendizaje profundo, en este caso redes neuronales. Obteniendo resultados más óptimos que los desarrollados en el trabajo de (Alejando & Venegas, 2017). Dicha nariz electrónica será montada en el robot identificador para determinar examinar sustancias químicas expuestas en el ambiente de trabajo.

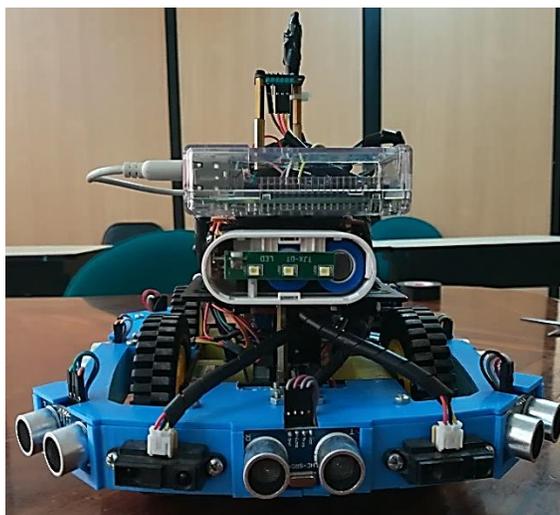
## CAPÍTULO III

### GENERACIÓN DE MAPAS DE SENSADO QUÍMICO

En el presente capítulo se describe el sistema formado por tres robots rastreadores pequeños, encargados de levantar información sobre un área desconocida, ubicadas en el espacio de trabajo controlado. De esta forma se levantarán los mapas de sensado químico que se obtiene de cada uno de los sensores, lo que permite detectar las zonas en las que se encuentran las sustancias químicas y dicha información será enviada al robot identificador, mientras los robots rastreadores salen del medio de trabajo.

#### **3.1 Robots rastreadores**

Los tres robots rastreadores que se usaron en el presente trabajo de investigación son los desarrollados por Juan Carlos Illanes (2018), en su trabajo de titulación llamado “Adaptación del sistema robótico móvil autónomo cooperativo smellrobsense para mapeo 2d de obstáculos, temperatura y concentración de gases en un ambiente controlado”, donde se trabajó con tres plataformas DG012-ATV 4WD, los cuales están formados por cuatros ruedas, dos delanteras y dos posteriores y cuentan con una configuración diferencial. Cada uno de ellos cuenta con un sistema mecánico, de control, de sensado y de potencia, convirtiéndolos en sistemas autónomos tanto para su movimiento como para su sensado. Uno de los robots se aprecia en la Figura 20.



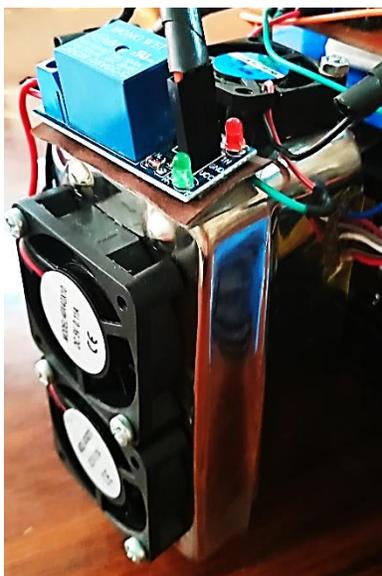
**Figura 20.** Vista frontal de robot rastreador

Fuente: (Illanes, 2018)

Para la detección de sustancias químicas los tres robots rastreadores cuentan cada uno con una nariz electrónica, en donde se encuentran ubicados tres sensores Figaro TGS, en este caso los sensores empleados son: TGS 2600, TGS 2610, TGS 2602, los cuales fueron escogidos por su buena reacción ante las sustancias químicas y también por su ubicación en la parte inferior de la placa permitiendo que estén más cerca de las sustancias. La nariz electrónica está formada de tres ventiladores que tienen el objetivo de permitir que ingrese aire al núcleo de la nariz para que sea captada por los sensores, ubicados de tal forma que este proceso se realice de manera correcta. El funcionamiento de los ventiladores es mediante un control On-Off dirigido por medio de un módulo relé, el cual se enciende cuando el robot se detiene con el fin de realizar un sensado de sustancias químicas a su alrededor y se apaga cuando el robot vuelve a ponerse en movimiento.

Otro aspecto importante a tomar en cuenta es la ubicación de la nariz electrónica en el robot rastreador, puesto que esta se encuentra a 1 cm del piso y posee un orificio que se encuentra en la

parte baja de la nariz por donde ingresa el aire inhalado del ambiente, para que las sustancias químicas estén más cerca de la cámara de sensado, como se puede apreciar en la Figura 21.



*Figura 21.* Vista exterior de la nariz electrónica.

Fuente: (Illanes, 2018)

Los tres robots rastreadores son ubicados en el área de trabajo, y sus coordenadas se colocan en la interfaz gráfica para empezar con el levantamiento del mapa, cada uno de los robots tienen recorridos lineales de 20 cm, en intervalos de tiempo que realizan escaneos de las zonas o bien hasta que se detecta un obstáculo. En caso de que se encuentre un obstáculo el programa de control analiza la zona más alejada que posea más sub zonas sin rastrear y el robot se dirige a dicha zona con un determinado ángulo calculado.

Cada robot se comunica uno con el otro mediante el programa centralizado, para que conozcan la trayectoria que deben seguir hasta que en conjunto los tres robots recorran 20 m tomando en cuenta que todos realizan movimientos simultáneos. La información que llega al

computar centralizado se procesa en un orden determinado en donde primero es el robot 1, el segundo es el robot 2 y finalmente el robot 3. Para que todas las zonas exploradas y las sensadas sean visualizadas en tiempo real.

Cuando la navegación ha terminado se generan mapas de dispersión de sustancias químicas de 170 x 240 píxeles, que refleja el área en donde se levantó el mapa, representado mediante código RGB, de tal forma que cuando hay poca concentración de las sustancias se tiene colores más fríos, mientras que si la concentración es elevada los colores se modifican convirtiéndose en más cálidos.

Para mejorar la visualización de los mapas de dispersión se realiza una dispersión de los valores en torno los datos obtenidos originalmente por medio de un filtro espacial de media móvil, por lo que cada uno de los píxeles se promedia con valores de 10 x 10 píxeles que se encuentren a su alrededor y elaborar una interpolación en dos dimensiones usando las funciones que el software Matlab posee, después se vuelve a realizar el filtrado 14 veces puesto que se genera una matriz en cada filtro, y así obtener una dispersión más clara de los valores que el robot fue captando.

### **3.2 Metodología experimental de los robots rastreadores**

El entorno controlado de trabajo se encuentra ubicado en un laboratorio en la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, el mismo que se encuentra sellado para tener un ambiente en el que no afecten corrientes externas y que no se afecte el proceso de sensado químico. En donde se construyó un área de navegación cuyas dimensiones son 240 cm de largo, que representa a las ordenadas, y 170 cm de ancho que representa a las abscisas. Con divisiones en cuadrados de 20 x

20 cm de color negro, y también en rectángulos de 20 x 10 cm de color rojo, esto se visualiza en la Figura 22. Esta misma área es observada en una interfaz gráfica en el software Matlab en tiempo real mientras los tres robots rastreadores navegan el área.



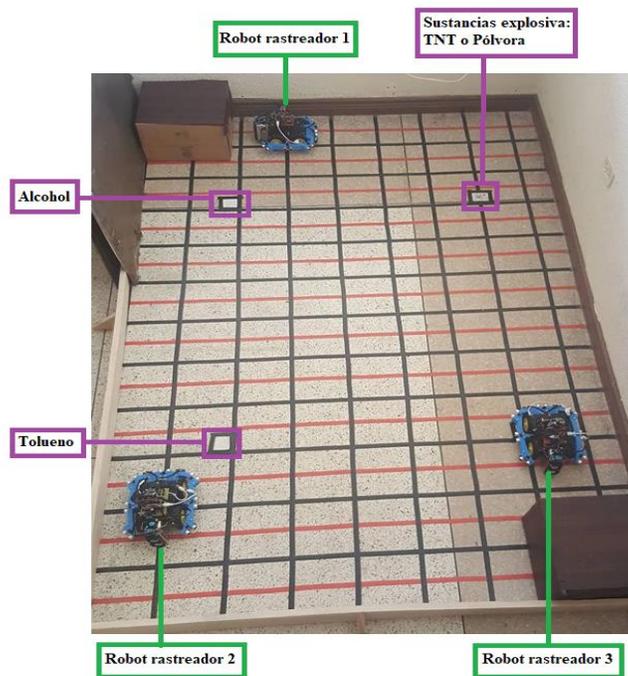
**Figura 22.** Entorno de navegación y pruebas.

Fuente: (Illanes, 2018)

El levantamiento de los mapas de dispersión se realizó en el área de trabajo antes mencionada, bajo las mismas condiciones de temperatura y ambientales, tomando ahora en cuenta que se van realizar los mapas tanto con sustancias químicas no explosivas como alcohol y tolueno, y con explosivos TNT y pólvora. Para lo cual las pruebas se realizaron considerando siempre un escenario donde existían dos sustancias no explosivas en el área y una sustancia explosiva. Es así

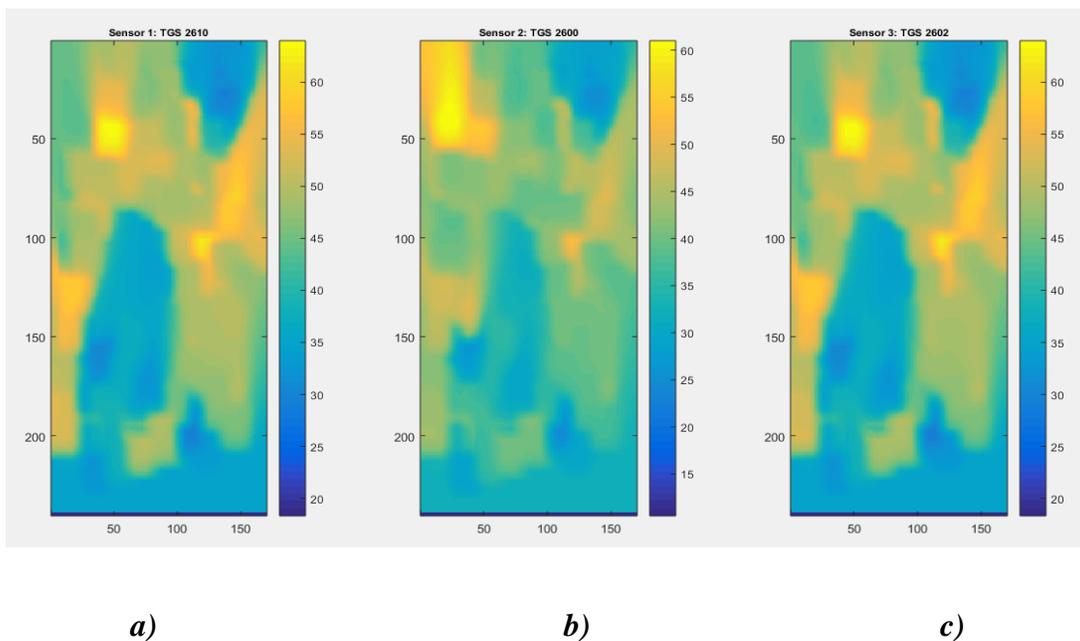
que se tiene dos casos: en el primer caso se trabaja con Alcohol, Tolueno y Pólvora, mientras que en el segundo caso se tiene Alcohol, Tolueno y TNT.

Las narices electrónicas implementadas en los robots rastreadores poseen dos ventiladores para realizar la inhalación de las sustancias químicas y un ventilador para la exhalación. Por esto como los ventiladores no poseen la misma potencia para adquirir las sustancias la cantidad con la que se levantan los mapas se ha incrementado, ahora se tiene 1 ml de Alcohol, 1 ml de Tolueno, 5 gramos de Pólvora mezclados con 1 ml de Alcohol y finalmente 5 gramos de TNT mezclados con 1 ml de Alcohol, para que puedan las sustancias ser captadas por la nariz electrónica de cada robot rastreador sin ningún inconveniente. Con estas tres sustancias en cada caso se las ubica como se puede ver en la Figura 23, en lugares específicos, de igual forma se ubicaron los tres robots rastreadores en puntos determinados del área de trabajo para que empiecen el mapeo.



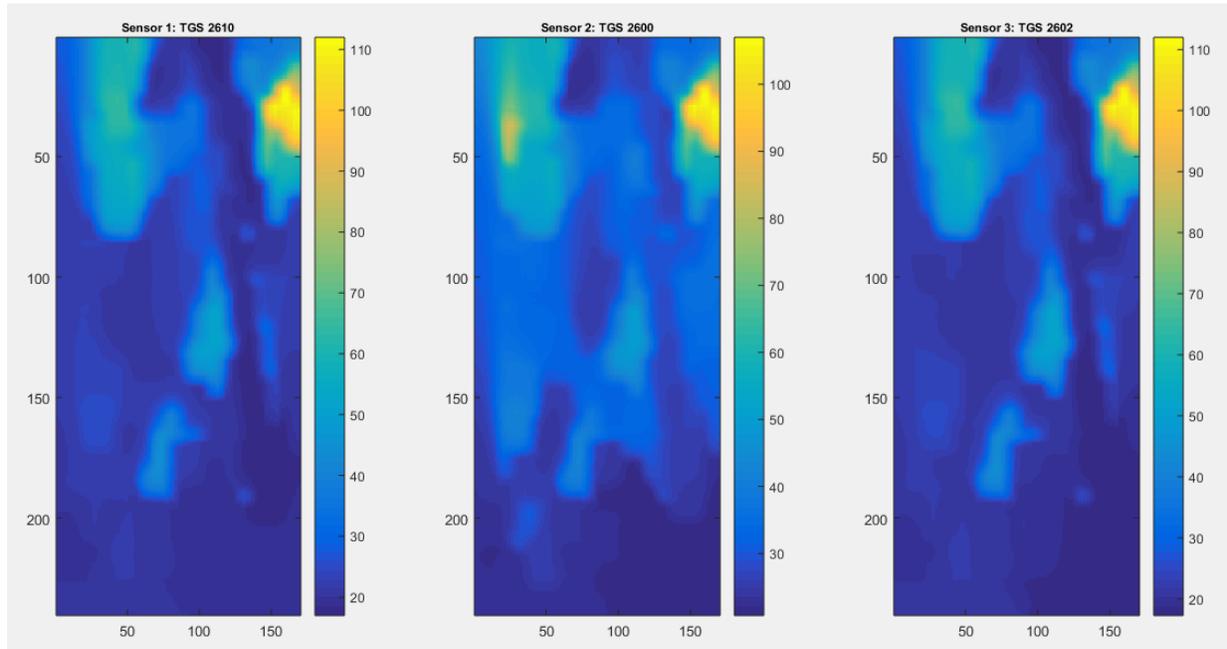
**Figura 23.** Ubicación de robots y sustancias químicas

La primera prueba que se realizó fue con Alcohol, Tolueno y Pólvora, en los lugares señalados en la Figura 23, de igual forma los robots rastreadores empiezan sus movimientos en las posiciones mostradas en la figura. Una vez que los robots son ubicados en los puntos señalados y sus coordenadas también se las ingresa en la interfaz gráfica para que puedan comenzar su navegación. Tomando en cuenta que los tres robots tienen movimientos simultáneos y se comunican entre sí, el tiempo estimado en levantar el mapa es de 30 minutos. Una vez finalizado el mapeo se obtuvieron los resultados que se visualizan en la Figura 24, donde se realiza una prueba en el primer escenario con Pólvora base doble en el lugar de la sustancia química explosiva. Se distingue en la Figura 24 zonas más cálidas, las cuales poseen una mayor intensidad de sustancias, así como también se observa la dispersión de dichos elementos químicos en el ambiente debido a que se propagan. Mientras que las zonas menos cálidas son aquellas en las que no hay difusión de las sustancias expuestas.



**Figura 24.** Mapas de dispersión con Pólvora: a) TGS 2610, b) TGS 2600, c) TGS 2602

En una segunda prueba se utilizó TNT como la sustancia explosiva, dejando a las sustancias no explosivas en la misma localización que en la primera prueba. Una vez que los robots rastreadores terminan la navegación se obtienen los mapas de la Figura 25. Los cuales son diferentes en comparación de los obtenidos con Pólvora presentados en la Figura 24, puesto que aquí en la zona donde se ubicó el TNT es en donde se puede apreciar una mayor intensidad si se lo compara con el resto del mapa. En este caso la dispersión en todo el entorno de trabajo de las sustancias químicas es mucho menor en contraste con el mapa levantado con Pólvora base doble.



a)

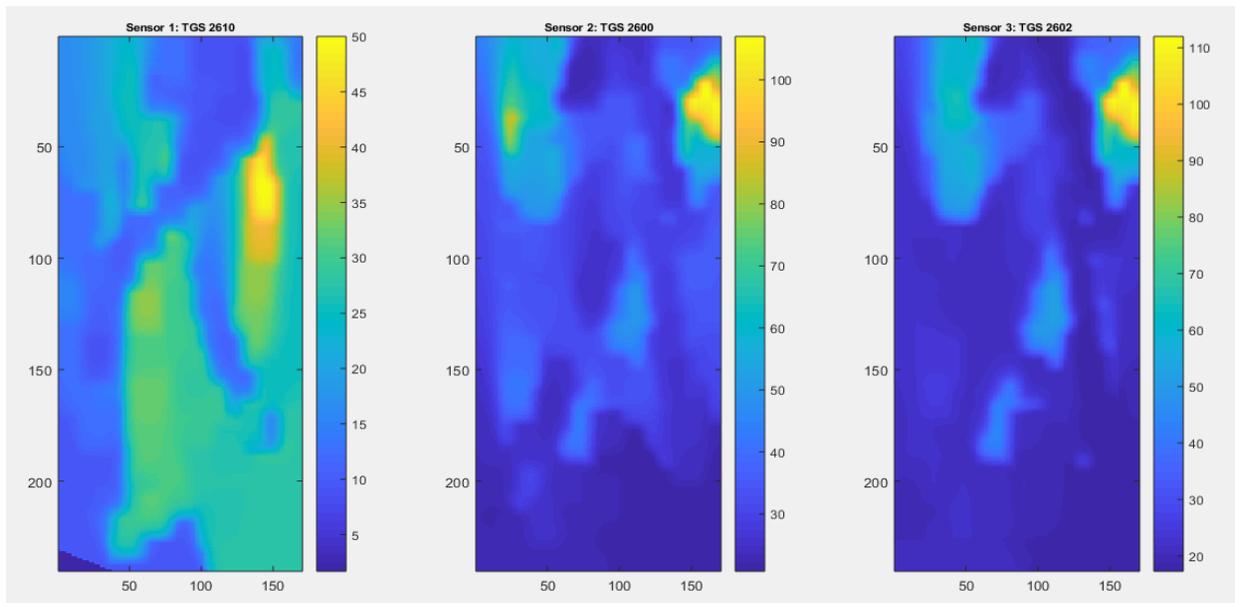
b)

c)

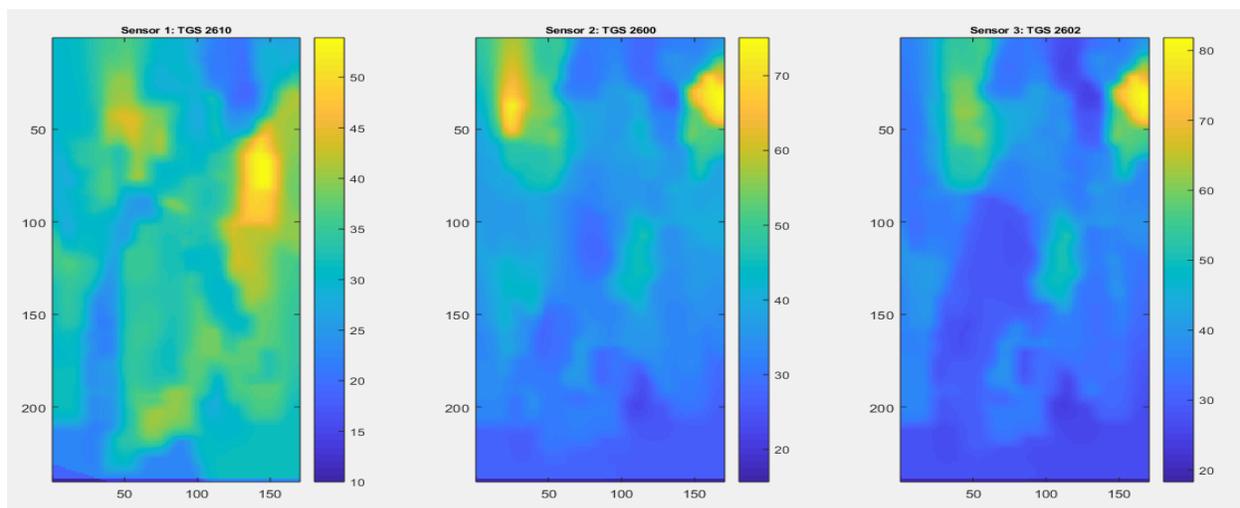
**Figura 25.** Mapas de dispersión con TNT: a) TGS 2610, b) TGS 2600, c) TGS 2602

Tomando como base los mapas obtenidos se realizan dos pruebas más bajo las mismas condiciones ambientales, así como también se mantienen las mismas posiciones de las sustancias químicas como de los robots rastreadores, y cantidades idénticas de las sustancias. Lo que se

busca es observar que los mapas sean consistentes para poder analizar sus componentes principales y determinar las zonas con mayor cantidad de sustancias. Estos nuevos resultados se pueden ver en la Figura 26.



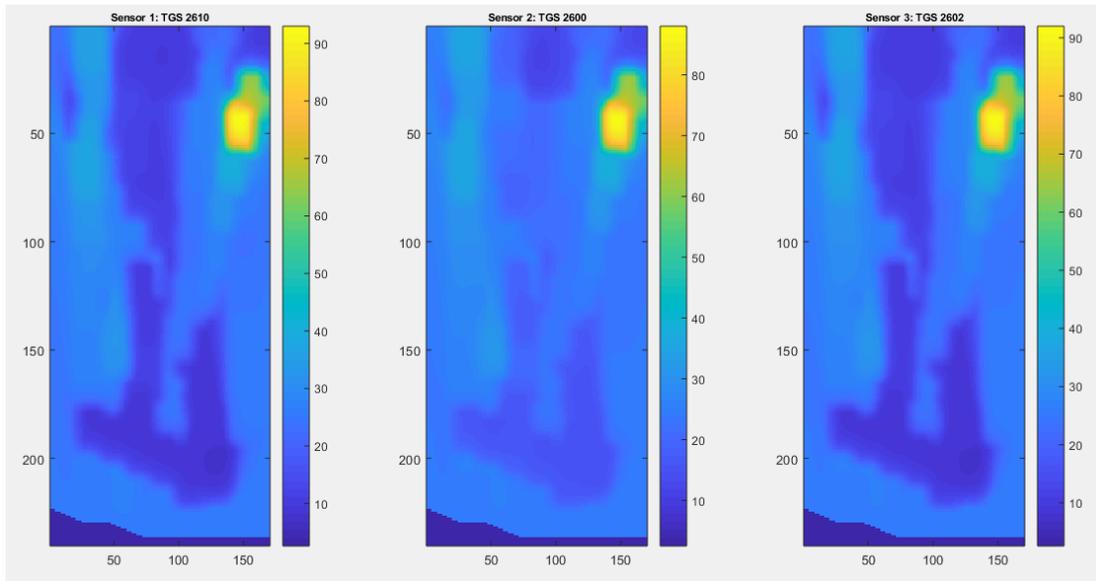
*a)*



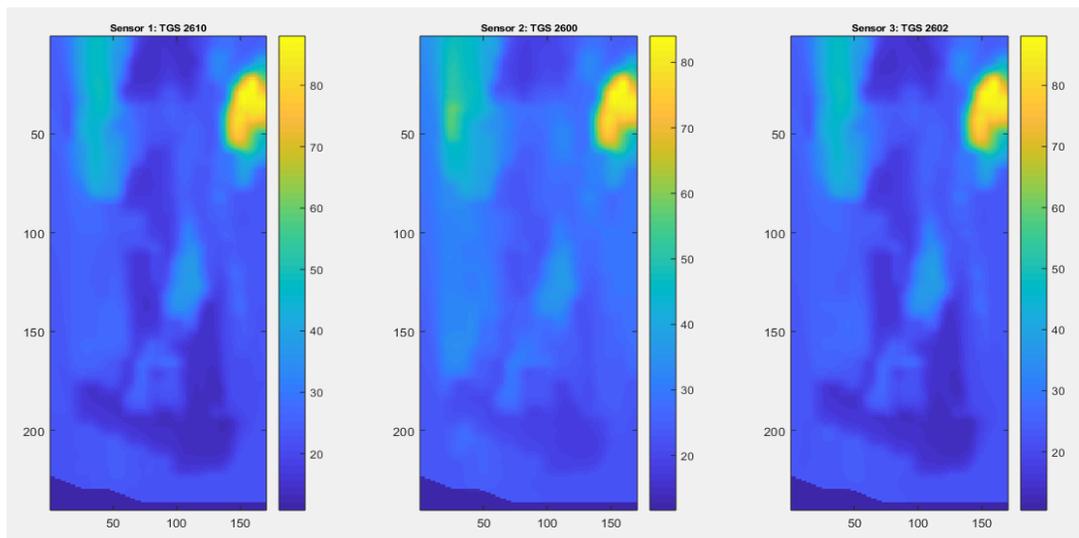
*b)*

**Figura 26.** Mapas de dispersión con Pólvara: a) Prueba 1 y b) Prueba 2

También se elaboraron las mismas pruebas con la sustancia explosiva TNT, para poder ver la reacción de la sustancia, como se puede apreciar en la Figura 27.



a)



b)

**Figura 27.** Mapas de dispersión con TNT: a) Prueba 1 y b) Prueba 2

### 3.3 Análisis y localización de sustancias en el mapa de dispersión

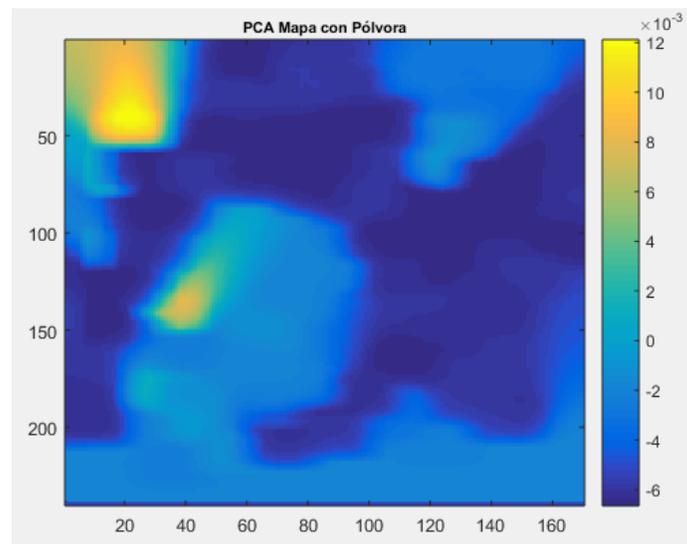
Como se puede apreciar en la sección anterior al elaborarse los experimentos se generan tres mapas de dispersión de sustancias químicas, debido a que se cuenta con tres sensores diferentes y cada uno de ellos tiene una reacción diferente frente a las mismas sustancias y condiciones experimentales. Por lo que se busca reducir estos tres mapas en un solo mapa, el cual contenga los componentes más importantes para en un posterior análisis poder obtener las localizaciones de las posibles fuentes de olor.

En base a esto se ha determinado usar un método muy utilizado en procesamiento de imagen para realizar una reducción de dimensionamiento llamado Análisis de Componentes Principales o PCA por sus siglas en inglés (Principal Component Analysis). El Análisis de Componentes Principales, es un método en el que se busca encontrar información sobre la interdependencia que existe con las variables que están siendo estudiadas, para de esta forma determinar asociaciones con cada variable y poder disminuirlas, para estimar un mejor análisis. Este nuevo subconjunto de variables no es otra cosa que las combinaciones lineales de las variables iniciales, en donde estas variables ya no se encuentran correlacionadas y se las determina en orden de importancia, siendo la primera columna la que contiene la mayor parte de la información (Díaz, 2002). La hipótesis subyacente es que existe información correlacionada entre los tres sensores que tienen una misma varianza y por lo tanto puede ser capturada en un componente principal del modelo.

Para realizar el método de reducción se ha utilizado el software Matlab, en donde primero se ha obtenido la información de los tres mapas resultantes del levantamiento de los robots rastreadores, los cuales generan tres matrices cuyas dimensiones son de 170 x 240. Y estas

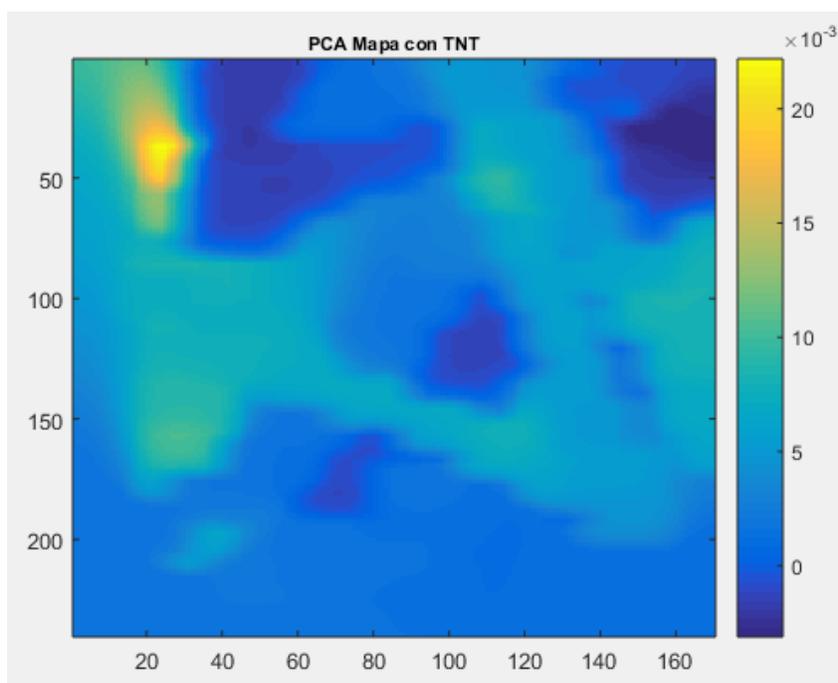
matrices deben convertirse en tres vectores de  $1 \times 40800$ , dicho valor se obtiene al multiplicar las 170 filas por las 240 columnas de las matrices. Los cuales también son transpuestos para formar una única matriz cuyas dimensiones son de  $3 \times 40800$ . Tomando en cuenta que el PCA requiere que los datos estén centrados se procede a eliminar la media de la matriz antes de proceder con el análisis.

El PCA entrega una matriz de componentes principales más importantes, así como la varianza capturada por cada elemento, el cual se conoce como varianza explicada, teniendo en este caso un 96% de varianza capturada en la primera columna, indicando que existe un 4% de información que no está relacionada entre sí que probablemente puede provenir del ruido de cada sensor. La primera componente principal es un vector de  $1 \times 40800$  se vuelve a reconstruir la matriz de  $170 \times 240$ , obteniéndose así finalmente la matriz de componentes más importantes de los tres mapas levantados de cada sensor, como se puede ver en la Figura 28.



a)

CONTINÚA →



*b)*

**Figura 28.** Mapas con PCA de: a) Pólvoira y b) TNT

### 3.3.1 Determinación de zonas de interés

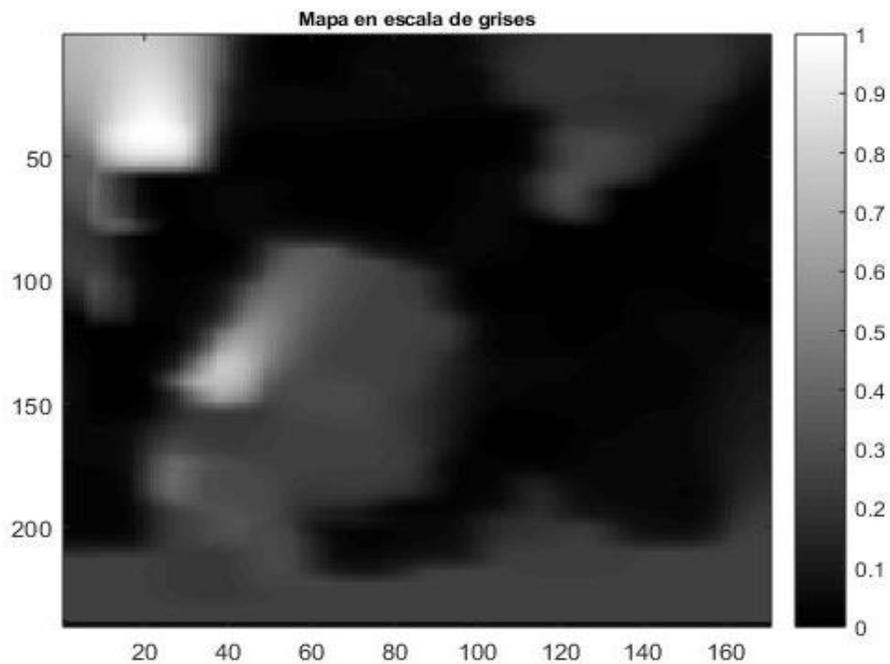
Una vez obtenido un mapa de dispersión por experimento se requiere delimitar las zonas donde exista una alta probabilidad de que exista alguna sustancia explosiva o no explosiva. Para determinar las zonas de interés se realizó el siguiente proceso:

1. Transformar el mapa en escala de grises
2. Dividir al mapa en bloques de 10x10
3. Comparar las zonas divididas por medio del índice de similitud estructural

Para la primera etapa se observa que los mapas determinados con PCA están en una escala de colores RGB, variando su intensidad dependiendo de la cantidad de sustancia que se encuentra en

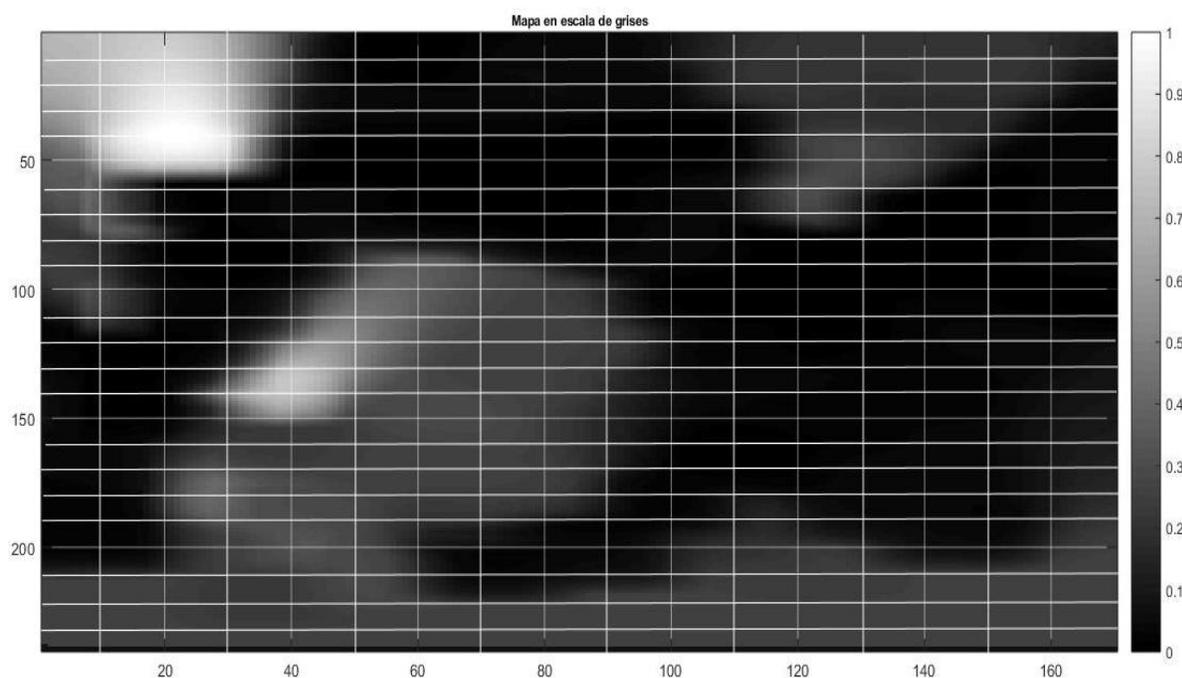
la zona, es así que zonas con menos cantidad de una determinada sustancia tienen zonas más oscuras y azules, y zonas en donde la cantidad es superior el color se hace más claro, cambiando a un tono amarillo, variando de esta forma entre las zonas que posiblemente cuenten con algún tipo de químico de las que no lo posean.

En base a este análisis se cambia el mapa a tonos de grises que ahora van a cambiar de 0 a 1, siendo ahora las zonas con menos probabilidad de sustancias químicas las más próximas a 0, mientras que aquellas áreas que se estima que tienen una mayor concentración son las más cercanas a 1. Pasando de esta forma de un mapa cuyos valores iban de 0 a  $12 \times 10^{-3}$  en tonos RGB, a uno que solo varía de 0 a 1 en escala de grises, para así conseguir diferenciar las zonas con posibles sustancias químicas de una forma más efectiva. Esto se puede apreciar en la Figura 29, en donde se tiene el nuevo mapa en tonos grises.



**Figura 29.** Mapa con PCA escalado a grises

Posteriormente, se divide la zona de trabajo en bloques de 10x10 cm, para que se puede tener en eje X 17 bloques de 10 cm cada uno, mientras que en el eje Y se tiene 24 bloques de las mismas dimensiones, pasando de una matriz de 170x240 cm a una de 17x24 cm. Esta división se puede observar en la Figura 30, en donde el mapa ahora cuenta con 408 pequeños bloques de 10x10, cada uno.



**Figura 30.** Mapa escalado a grises dividido en bloques

La división del mapa tiene como objetivo poder analizar las zonas que rodean a un bloque en específico, y por medio de este estudio determinar qué espacios en el mapa de dispersión tiene una mayor probabilidad de tener una sustancia química. El estudio busca diferenciar y comparar cada subzona del mapa, puesto que si son iguales contarán con un nivel en la escala de grises similar y si ya cambian sus niveles también lo harán, generándose una distinción entre los bloques de división.

Para realizar este análisis entre bloques cercanos, se ha seleccionado el método de índice de similitud estructural conocido como SSIM por sus siglas en inglés, (Structural Similarity Index). El cual busca determinar si existe o no semejanza entre dos zonas obtenidas de una determinada localización. Tomando como referencia tres parámetros importantes para este estudio, los cuales son: luminosidad, contraste y estructura (Rouse & Hemami, 2008).

El índice de similitud estructural para la comparación de dos imágenes X e Y, multiplica sus tres parámetros fundamentales. La luminosidad de las zonas está relacionada con la media,  $\mu_x$  y  $\mu_y$  que existe entre cada una de ellas, como se observa en la ecuación 8. Mientras que el contraste se relaciona con la desviación estándar típica de cada imagen,  $\sigma_x$  y  $\sigma_y$  que se define en la ecuación 9. Finalmente, la estructura se estima por medio de la covarianza,  $\sigma_{xy}$ , brindándose una valoración de tendencia entre las dos zonas de análisis, cuyo valor se estudia en la ecuación 10. Cada ecuación tiene asociada tres constantes diferentes: C1, C2 y C3, que se incluyen con el fin de prevenir posibles inestabilidades cuando alguno de los factores de las ecuaciones pudiera aproximarse a cero (Renieblas, Nogués, González, Gómez-Leon, & Castillo, 2017).

$$l(x, y) = \frac{2\mu_x\mu_y + C1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + C1} \quad (8)$$

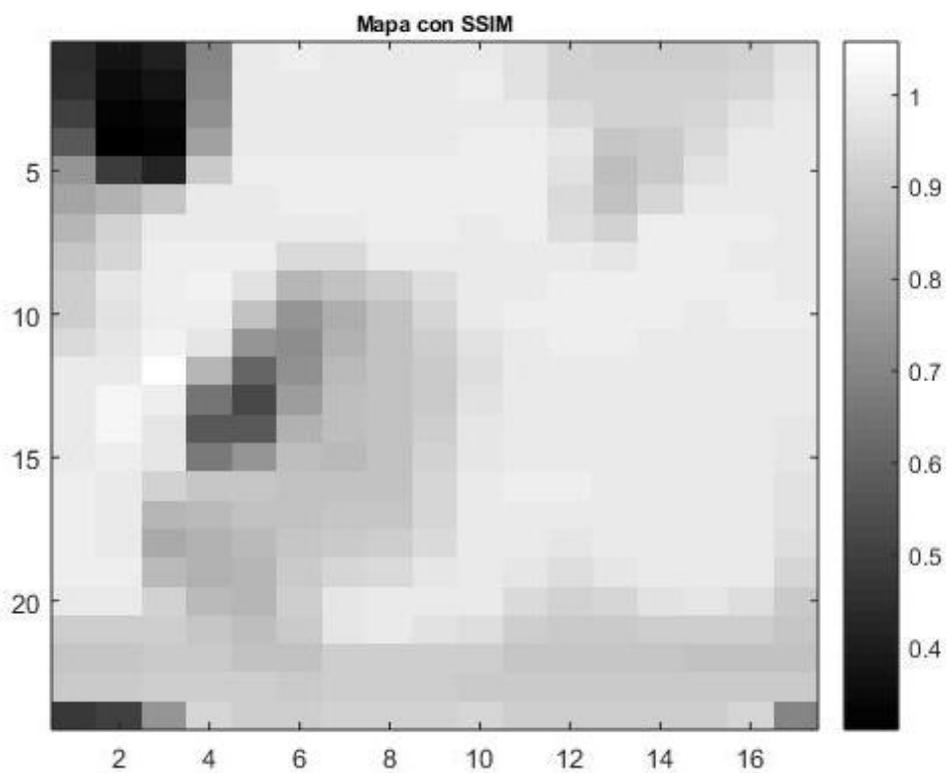
$$c(x, y) = \frac{2\sigma_x\sigma_y + C2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C2} \quad (9)$$

$$r(x, y) = \frac{\sigma_{xy} + C3}{\sigma_x\sigma_y + C3} \quad (10)$$

Cuando ya se determina tanto la luminosidad, como el contraste y la estructura se determina el índice de similitud estructural, multiplicando cada uno de los valores, representado en la ecuación 11, donde  $\alpha$ ,  $\beta$  y  $\gamma$  son valores que se incorporan para conocer la trascendencia absoluta de cada componente, en este caso se han elevado a todos los parámetros al cuadrado puesto que los tres son de igual importancia para el cálculo (Giusti & Tarrío, 2000).

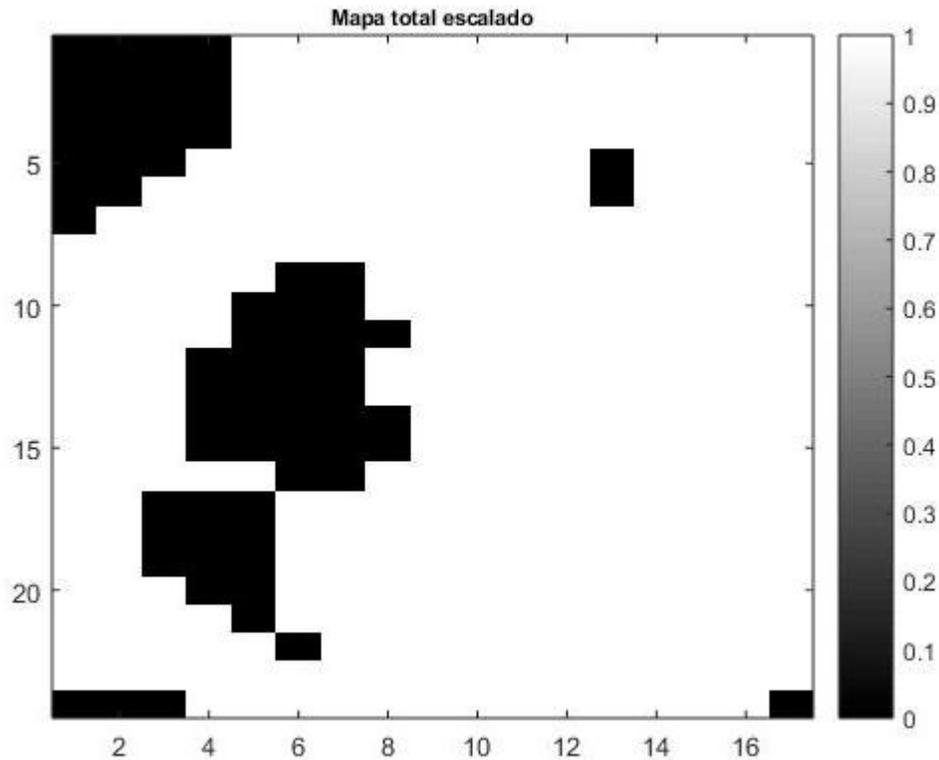
$$SSIM(x, y) = [l(x, y)]^\alpha \cdot [c(x, y)]^\beta \cdot [r(x, y)]^\gamma \quad (11)$$

En la Figura 30, con el mapa de dispersión secciona en bloques de 10x10, se ha aplicado la fórmula del índice de similitud estructural dos zonas cercanas para determinar si las dos áreas son similares o no, variando los valores de 0 a 1, dependiendo de su grado de semejanza. Una vez aplicado este método se obtuvo el mapa de la Figura 31. En donde se aprecia que las zonas más oscuras son aquellas en las que es probable que se encuentre alguna sustancia química, y las áreas menos oscuras son menos propensas a tener algún tipo de químico, observándose con mayor claridad la variación entre las zonas generando puntos más claros a los que debería dirigirse el robot identificador.



**Figura 31.** Mapa mediante análisis de índice de similitud estructural

En base a los resultados obtenidos con el índice de similitud estructural, se toma un valor umbral con el que cual se trabaja teniendo en cuenta que en todo lo que sea superior a este parámetro no será considerado una zona de interés y tomará el valor de uno. Mientras que toda aquella zona que tenga valores menores será estimada como importante y el cual debe ser analizado y será posiciona con cero. El parámetro se determina en base a la zona más baja que contenga algún tipo de sustancia, lo demás es considerado ruido de fondo del mapa. En la Figura 32 se aprecia el proceso de escalamiento, y las zonas negras, con valores de cero serán los puntos que se le enviarán al robot rastreador para que sean analizadas puesto que son consideradas áreas de interés.

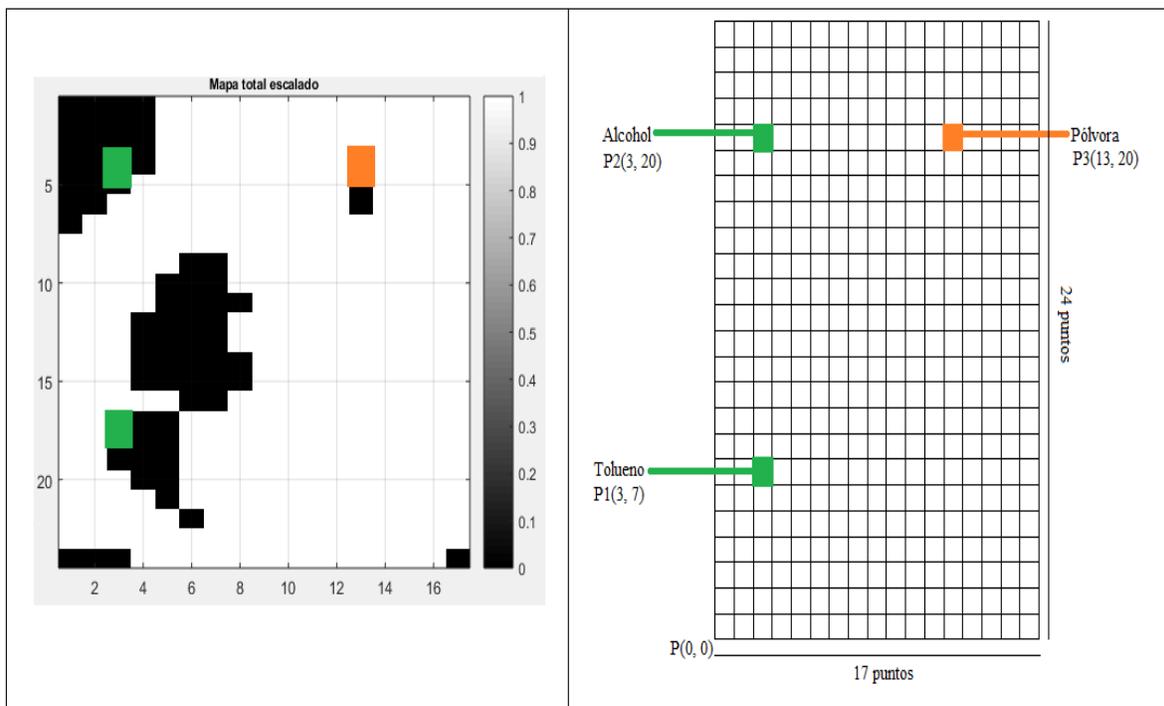


**Figura 32.** Mapa final escalado con valores de 1 y 0

Determinadas las zonas a las cuales se debe dirigir en robot identificador, se observa en la Figura 32 que son 6 puntos que deben ser analizados. Pero se debe tomar en cuenta realmente en qué áreas del espacio de trabajo fueron colocadas las sustancias químicas, en este caso se tenían tres sustancias ubicadas en puntos especificados en la Figura 34, donde el tolueno está ubicado en el punto P1(3, 7), el alcohol en P2(3, 20) y finalmente la pólvora base doble en P3(13, 20), tomando como referencia la esquina inferior izquierda.

Dentro de las 6 zonas determinadas el robot identificador deberá explorar todos los puntos e indicar cuáles de ellos son sustancias explosivas o no explosivas, en donde las esquinas son obstáculos colocados en el ambiente de trabajo por lo que estos puntos serian eliminados

basándose en el mapa de obstáculos que generan los tres robots rastreadores, y por ende solo se cuenta con 4 zonas. Esta detección genera falsos positivos, es decir zonas que en teoría no tendrían sustancias pero que se las determina como de interés, las cuales probablemente tengan una relación con las plumas de olor de las sustancias ubicadas. En la Figura 33 se presenta una comparación entre las zonas en donde se ubicaron las sustancias y las que son identificadas en el mapa.



*a)*

*b)*

**Figura 33.** Ubicación de las sustancias químicas en determinados puntos: a) Puntos en el mapa escalado final y b) puntos reales en el área de trabajo.

En conclusión, el capítulo presentado brinda un resumen del funcionamiento de los tres robots rastreadores elaborados por (Illanes, 2018), los cuales son los encargados de levantar tres

diferentes mapas de dispersión de olor navegando de forma autónoma en el área de trabajo. Con base en esta información se realiza un solo mapa con los componentes principales de los tres anteriores, para determinar las zonas de interés en donde se encuentre posibles sustancias explosivas o no explosivas mediante el índice de similitud estructural, y posteriormente enviar dichos puntos al robot identificador.

## CAPÍTULO IV

### ROBOT IDENTIFICADOR

El presente capítulo abarca el desarrollo de la programación y construcción del robot identificador autónomo, el cual tiene como objetivo planificar una ruta de navegación a las zonas identificadas como posibles fuentes de sustancias químicas explosivas o no explosivas, en base al mapa de dispersión de olor levantado por los tres robots rastreadores. Además, se explicará la integración de la nariz electrónica del sistema identificador y la estrategia de comunicación entre los dos tipos de robots.

#### 4.1 Diseño y construcción del robot identificador:

La plataforma seleccionada para la construcción del robot identificador es la DG012 versión ATV 4WD, la cual fue escogida por ser un vehículo todo terreno, de configuración diferencial. Se encuentra formado por cuatro llantas de goma permitiendo una mayor facilidad de movimiento, su diseño se puede observar en la Figura 34. Con un chasis de aluminio que permite la integración de diversos elementos tanto de control, como sensores y actuadores para la actividad que se busque desarrollar. En la Tabla 8 se muestran las principales características de dicha plataforma robótica.



**Figura 34.** Plataforma robótica DG012 versión ATV 4WD

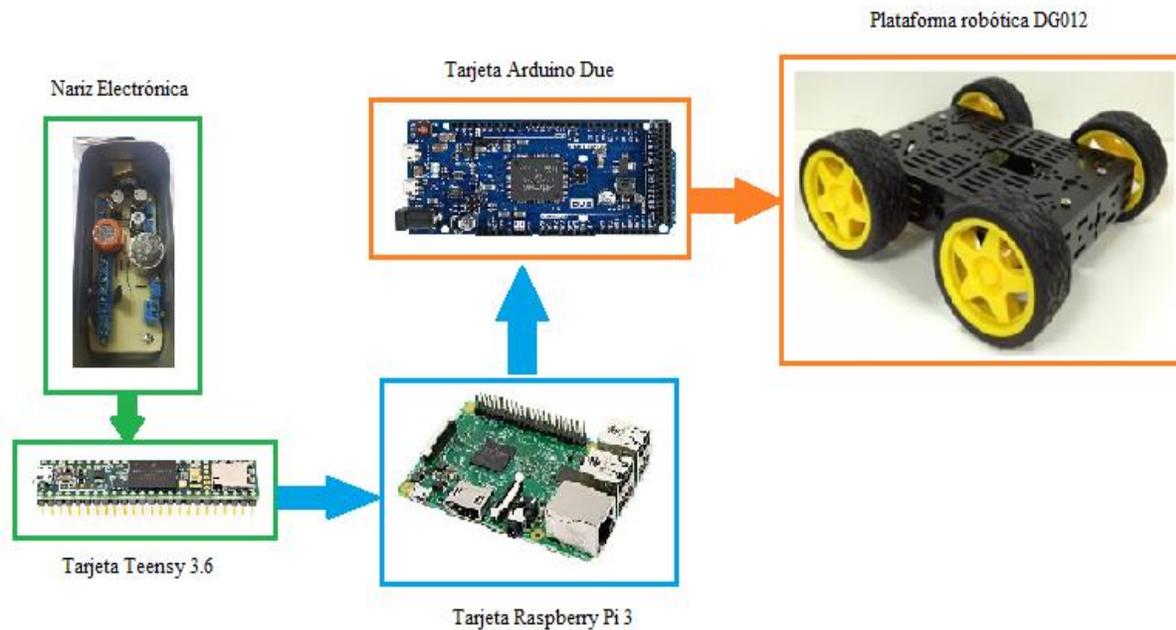
Fuente: (Robots, 2018)

**Tabla 8***Características técnicas de la plataforma DG012-ATV 4WD*

Dimensiones	178 x 145 x 78 mm
Peso	580 g
Carga de trabajo	6 kg máx.
Tipo de transmisión	ATV ruedas (4WD)
Diámetro de la rueda	78 mm
Motores	Dagu DG02S
Par motor	0,8 kg.cm
Relación de engranajes	48:1
Velocidad sin carga	320 rpm a 7.2 V
Consumo sin carga	140 mA
Chasis	Aluminio de 2.5 mm de espesor

Fuente: (Robots, 2018)

Para llevar a cabo el objetivo del robot identificador se consta de diferentes bloques, los cuales se pueden observar en la Figura 35. En donde se cuenta con la nariz electrónica desarrollada en el capítulo 2, la cual envía sus datos a la tarjeta Teensy 3.6 para la adquisición de las señales de los sensores y su posterior análisis. Dicho análisis se lleva a cabo en la tarjeta microprocesadora Raspberry Pi 3, con el fin de determinar de qué tipo de sustancia se trata. Para el movimiento del robot identificador se cuenta con la tarjeta Arduino Due, donde se leen las señales que envían los encoders colocados en los ejes de los motores de las dos llantas posteriores de la plataforma robótica, y así conocer la posición del robot y poder determinar los nuevos puntos de interés a los que se debe dirigir el robot. Todos los elementos usados para el desarrollo del prototipo robótico se detallan a continuación:



*Figura 35.* Diagrama de bloques del robot identificador

### Raspberry Pi 3 Modelo B

Para realizar el procesamiento y análisis de los datos recolectados por la nariz electrónica, así como él envió a los puntos de interés del robot identificador, se utiliza el micro ordenador raspeberry Pi 3 modelo B. dicha tarjeta cuenta con un procesador de 1.4 Ghz, 4 puertos USB 2.0, conectividad Wi-Fi y Bluetooth, que la hacen óptima para la conexión con la computadora principal.

### Motores DAGU DG02S y drivers L298N

Los motores incorporados en la plataforma robótica son los DG02S 48:1 de la marca DAGU, se cuenta con cuatro uno para cada rueda, permitiendo de esta forma que el robot se mueva a los puntos indicados. Los cuales son controlados por los dos módulos driver L298N. En la Tabla 9 se determinan las características técnicas más relevantes de dichos motores.

**Tabla 9**

Características técnicas de los motores DAGU DG02S

Dimensiones	0.43 x 0.45 x 0.15 cm
Voltaje de alimentación	3 V – 6 V
Corriente sin carga	200 mA
Corriente de parada	3 <sup>a</sup> – 6V (1.5 <sup>a</sup> – 3V)
Relación de caja de cambios	48:1
Velocidad de la rueda	65 rpm

Fuente: (Robots, 2018)

Mientras que el modulo driver L298N, es usado para poder controlar tanto la velocidad como el sentido de giro de los cuatro motores a una corriente de máximo 2 A de salida, enviando un determinado valor de PWM para la activación y desactivación de cada uno de los motores DG02S dependiendo de la acción de control que es enviada. En la Tabla 10, se puede observar las principales características con las que cuenta este módulo.

**Tabla 10**

Características técnicas del Driver L298N

Circuito Integrado principal:	L298N
Dimensiones	55 x 60 x 43 mm
Corriente pico de operación	4 A
Corriente constante de operación	2 A
Potencia de salida	25 W
Voltaje de control	5 Vcc
Interfaz de potencia	7 V – 46 V
Regulador de voltaje	Salida de 4.5 Vcc – 5 Vcc

Fuente: (Mechatronics, 2010)

### Encoder incremental bidireccional rotativo KY-040

El encoder rotativo KY-040 se encuentra conectado al eje de cada uno de los motores y es usado para determinar el desplazamiento, su posición y sentido de giro del sistema robótico, en la Tabla 11 muestra las principales características de dicho encoder.

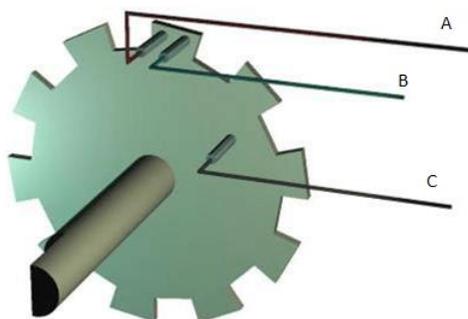
**Tabla 11**

*Características técnicas del encoder rotativo KY-040*

Dimensiones	31 x 19 x 29mm
Tipo	Encoder incremental
Peso	10 gramos
Voltaje de alimentación	3.3 V – 12 V
Detección	Sentido horario y anti horario
Pulsos por giro	20 pasos en 360°

Fuente: (JPM, 2009)

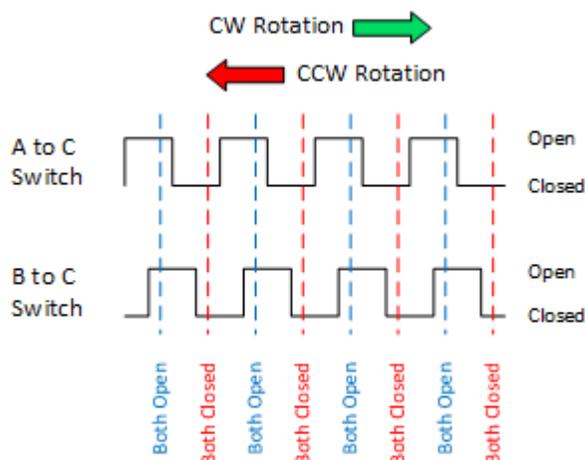
Este encoder cuenta con tres pines: A, B y C, los pines A y B se conectan al pin C común, con cada una de las posiciones del codificador tanto el interruptor A como el B se encuentran abiertos o cerrados, como se observa en la Figura 36.



**Figura 36.** Posición angular de A y B

Fuente: (JPM, 2009)

Y sus pulsos van a cambiar dependiendo del giro de mando, es decir si gira en sentido horario el interruptor formado por A y C generara primero un cambio. Mientras que si el giro de mando es en sentido anti horario el interruptor de la conexión B y C serán los que primero cambien de estado. Produciendo así una forma de onda que se aprecia en la Figura 37, observándose el cambio de activación y desactivación de cada interruptor.



**Figura 37.** Activación y desactivación de los dos interruptores

Fuente: (JPM, 2009)

## Baterías Lipo

El robot identificador cuenta con un sistema de potencia formado por dos baterías lipo cada una de 7.4 V a 3000 mAh, formada por dos celdas. La primera batería es la encargada de todo lo relacionado al movimiento del robot, y en la cual se encuentran conectados a los dos módulos drivers L298N, los mismo que activan enviando una tensión de 5 V a los cuatros motores DAGU DG02S y a los encoders rotativos. También es la encargada de alimentar a la tarjeta de procesamiento del sistema, es decir la Raspberry Pi 3, la misma que activa a la placa Arduino

Due y a la tarjeta Teensy 3.6. La segunda batería lipo se encarga de suministrar energía a la nariz electrónica y la bomba que la conforma.

### Arduino Due

La tarjeta usada para el control de los sensores y actuadores tanto de los movimientos del robot identificador como de la nariz electrónica, es la placa Arduino Due. La cual cuenta con un procesador ARM de 32 bits a 84 Mhz, posee dos puertos USB, el uno para ejecutar la programación y la comunicación, mientras que el otro puerto actúa como cliente o Host. Dispone de entradas y salidas analógicas de 12 bits y una tasa de muestreo de hasta 1000 ksp/s (kilomuestras por segundo). Las principales características que posee la tarjeta se muestra en la Tabla 12.

**Tabla 12**  
*Características técnicas de la placa Arduino Due*

Microcontrolador	AT91SAM3X8E
Tensión de trabajo	3.3 V
Tensión de entrada	7-12 V
Pines digitales E/S	54 (6 proporcionan PWM)
Pines de entrada analógica	12
Pines de salida analógica	2
Corriente soportada en las líneas DC I/O	130 mA
Intensidad DC para Pin 3.3 V	800 mA
Intensidad DC para Pin 5 V	Teórica 1 A, recomendada 800 mA
Memoria Flash	512 KB
SRAM	96 KB (64 + 32 KB)
Velocidad de reloj	84 MHz

Fuente: (Arduino, 2003)

La placa de Arduino Due recoge los pulsos recibidos por cada uno de los encoders incrementales bidireccionales rotativos de las dos llantas posteriores. Permitiendo el control tanto del movimiento como de la velocidad de las cuatro llantas del robot, a través de modulación por ancho de pulsos (PWM) que se le envía a cada una, estableciéndose una velocidad constante de movimiento.

### Teensy 3.6

La tarjeta de desarrollo Teensy 3.6 usada para la adquisición de las señales de los sensores de la nariz electrónica, cuenta con un núcleo ARM Cortex-M4 de 180 MHz, de fácil programación con el IDE de Arduino, para lo cual solo se debe instalar Teensyduino. Todos sus pines digitales trabajan a 3.3 V y cuentan con interrupciones. En la Tabla 13 se observan sus principales características.

**Tabla 13**

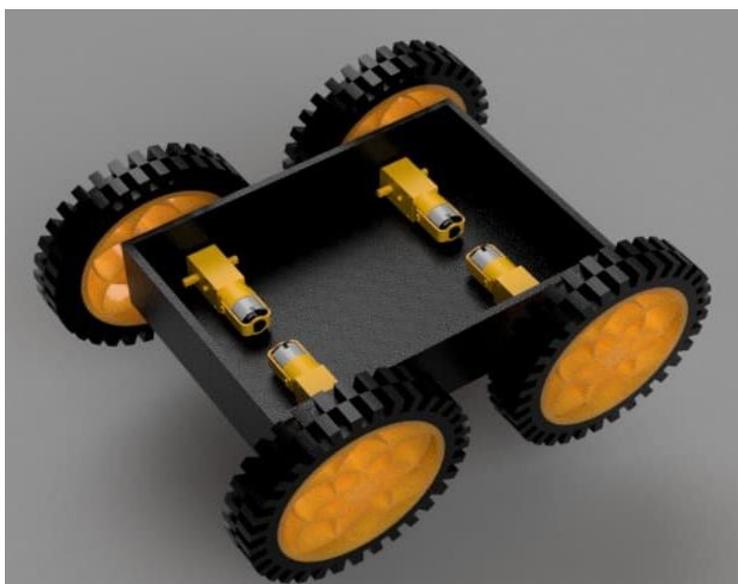
*Características técnicas de la placa Teensy 3.6*

Dimensiones	62.3 mm x 18.0 mm
Peso	9 gr.
Número de puertos bus CAN	2
Pines de E/S	62 (22 con PWM)
Puerto USB de alta velocidad	1 (480 Mbit/seg)
Pines de salida analógica	2
entradas de detección táctil	11
Temporizadores	14 de hardware
Puerto USB	1 (12M bit/seg)
Entradas analógicas para dos ADC	25 con resolución de 13 bits

Fuente: (Electronics, 2017)

## 4.2 Diseño CAD y conexiones del robot identificador

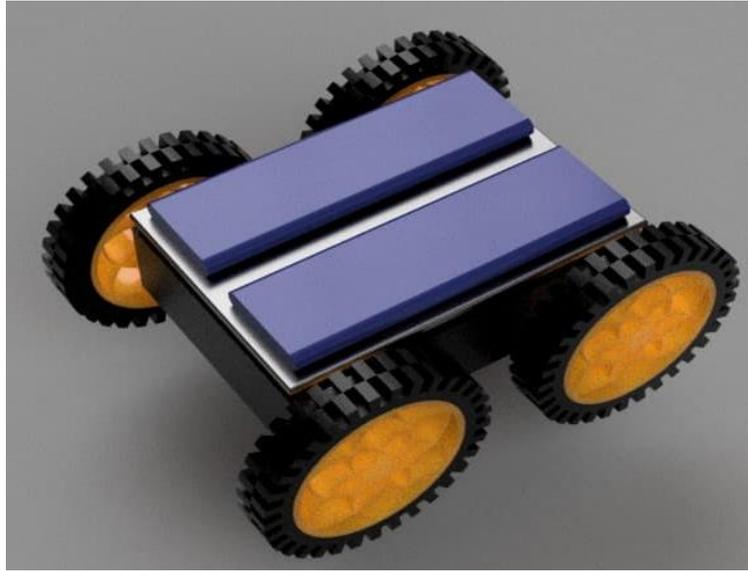
En la Figura 38 se observa el montaje de los elementos en el chasis, donde en la parte inferior de la plataforma se cuenta con las cuatro llantas y el motor de cada una de ellas. En las ruedas posteriores los encoders son fijados en el eje de los motores para poder determinar el número de pulsos que ha dado la llanta dando una estimación de la distancia recorrida y la posición.



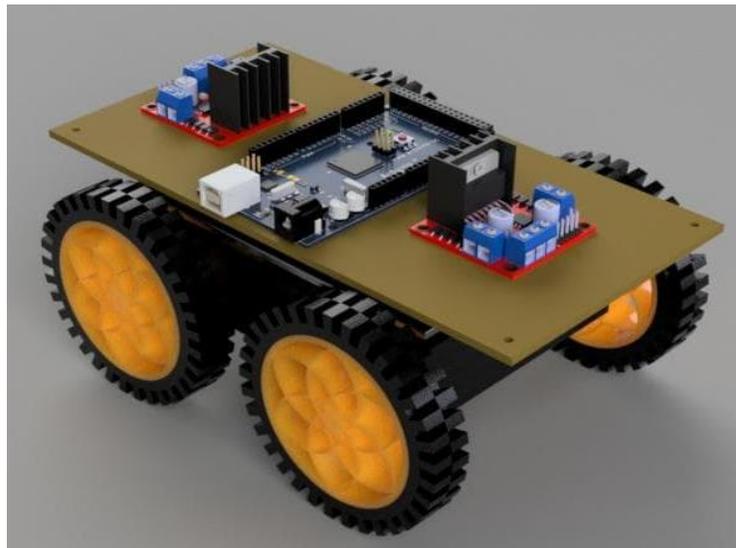
*Figura 38.* Parte inferior del robot identificador

En la Figura 39 a) se observa el segundo piso que forma el robot identificador, en donde se encuentran las dos baterías lipo, una para alimentar el sistema de potencia y control del robot, es decir se energiza tanto a los motores, a los 2 drivers L298N y a los encoders, así como también a la Raspberry pi 3 en la que se encuentra conectada la tarjeta Arduino Due y a la Teensy 3.6. Mientras que la segunda batería se encarga de energizar todos los elementos que constituyen el sistema de la nariz electrónica, es decir la bomba, la cámara de sensado, el ventilador y el foco.

En la Figura 39 b) se observa la placa de conexiones de los drivers que controlan los cuatro motores, y de la tarjeta Arduino Due.



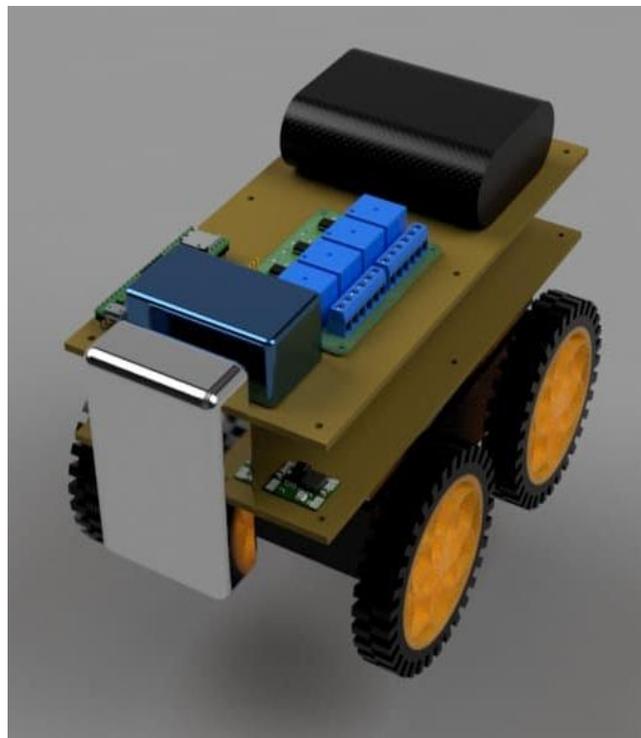
*a)*



*b)*

**Figura 39.** a) Ubicación de las baterías, b) Esquema completo del segundo nivel

Finalmente, en la Figura 40 se observa el último piso del robot identificador en conjunto con todas las otras partes descritas. En dicha etapa se ubica la Raspberry Pi 3, y todos los elementos que constituyen la nariz electrónica, junto con la bomba y un módulo de relés para el control de la bomba y el ventilador, así como la tarjeta Teensy 3.6 para la adquisición de las señales que se producen al inhalar las sustancias químicas. Mientras que en la Figura 41 se muestra la construcción final del robot identificador.



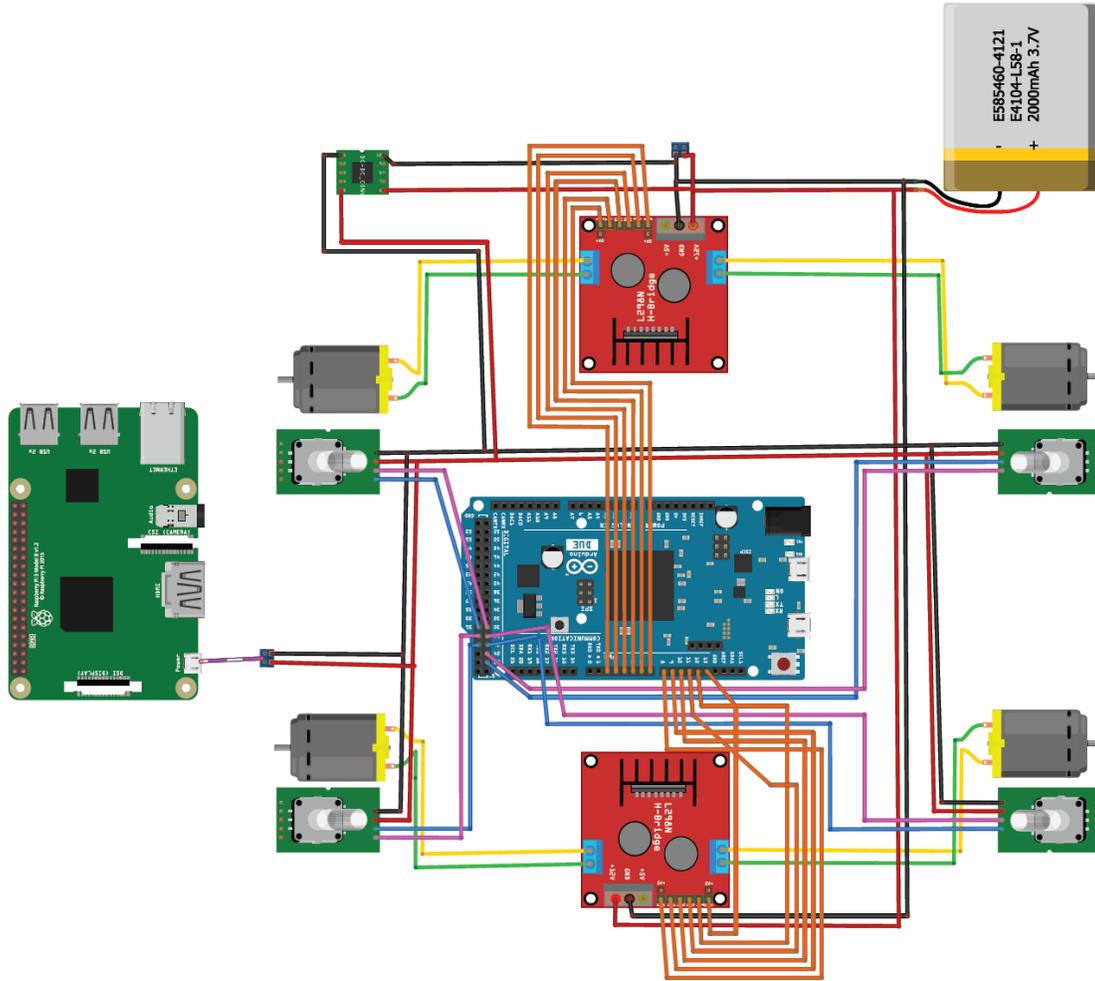
**Figura 40.** Diseño final del robot identificador



**Figura 41.** Diseño final del robot identificador

El robot identificador cuenta con los elementos mencionados anteriormente, los cuales se encuentran conectados de la siguiente manera: los puentes H L298N son alimentados directamente de la batería lipo. Cada puente H controla el movimiento de 2 motores DC, los cuales generan el movimiento de las llantas en el robot. Los pines de control del puente H para la velocidad de cada llanta van conectados a los pines PWM del Arduino DUE. Adicionalmente el conversor DC-DC va conectado directamente a la batería lipo y esta entrega un voltaje de 5 voltios constante, el cual sirve para la alimentación de los encoders y de la tarjeta Raspberry pi 3B+.

Las señales de rotación de los encoders van conectados a pines digitales en el Arduino DUE para su lectura y poder realizar la odometría del robot. En la Figura 42 se encuentra detallado el diagrama de conexiones con todos los elementos y los pines exactos que se utilizaron para la conexión y programación.

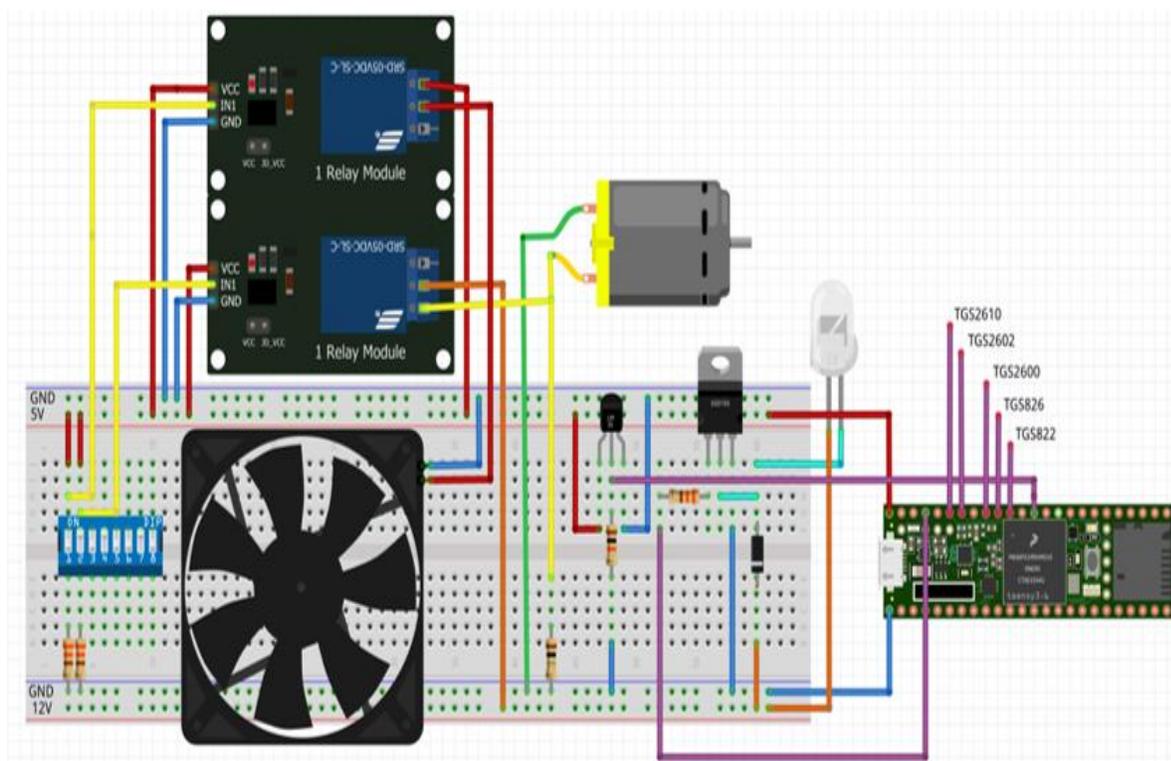


**Figura 42.** Conexiones del robot identificador

Mientras que las conexiones de la nariz electrónica se basan en la conexión de la Tarjeta Teensy 3.6 con los sensores Figaro TGS, la bomba para la inhalación y el ventilador de la limpieza de pluma de olor, estos dos últimos elementos para su activación y desactivación son conectados a través de un módulo de relés.

Adicionalmente las conexiones del foco para el control interno de temperatura de la nariz. El cual está conectado con un TIP 41C y un sensor LM35. A continuación en la Figura 43 se detalla

el diagrama de conexiones de los elementos de la nariz electrónica con los pines exactos de conexión. Todo este sistema se comunica con las conexiones del robot identificador a través de un pin de activación desde el Arduino DUE a la tarjeta Teensy 3.6.



*Figura 43. Conexiones de Nariz Electrónica*

### 4.3 Navegación y posicionamiento del robot identificador

El robot identificador es capaz de navegar por toda el área de trabajo, una vez que los robots rastreadores le proporcionen la información necesaria para determinar cuáles son los puntos de interés en los que se encuentren sustancias químicas y a los cuales debe dirigirse. Por lo cual el

tipo de robot con el que se trabaja es un modelo diferencial, donde la plataforma cuenta con dos llantas ubicadas a los costados y manipuladas de forma independiente, en este caso pese a tener cuatro llantas el sistema es configurado de tal manera que cuando se mueva una de las llantas de los costados también lo haga la que se encuentra a su lado.

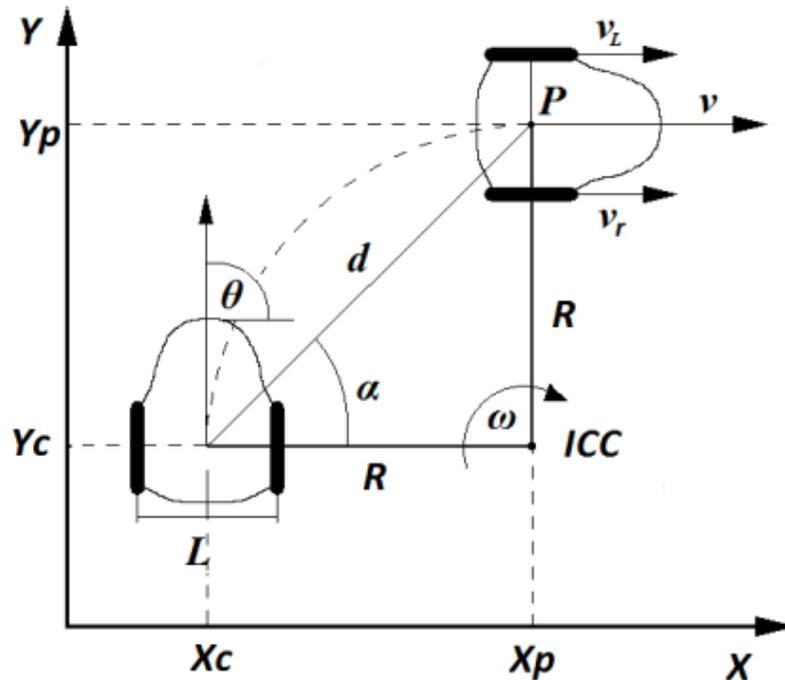
Con el fin de conocer la ubicación actual del robot identificador se realiza odometría, la cual es una técnica con la cual se puede conocer la posición y la orientación del robot en base a la cantidad de vueltas que han dado las llantas (Javier Jiménez). Para esto las dos llantas posteriores tienen integrado un encoder cada una, con el fin de contar el número de vueltas que ha dado la llanta. Mientras que para el movimiento del robot se toma en cuenta la velocidad lineal que este debe tener, analizando la velocidad tanto de la llanta derecha como de la izquierda, de forma independiente y relacionándolas con la ecuación 12, en donde  $v_R$  y  $v_L$  son las velocidades de cada una de las llantas, que se deben promediar para obtener la velocidad lineal final del robot. Estas velocidades lineales se encuentran relacionadas con la velocidad angular del robot ( $\omega$ ), como se muestra en la ecuación 13, en donde  $R$  representa el radio de las llantas y  $L$  la distancia que separa a las dos llantas (Germán Hernández Millán, 2016).

$$v = \frac{v_R + v_L}{2} \quad (12)$$

$$v_{R,L} = \omega \left( R \pm \frac{L}{2} \right) \quad (13)$$

El robot identificador comienza su trayectoria en el origen y se desplaza hasta un determinado punto, por lo cual se realiza un control de posición y que así el robot sea capaz de llegar a su destino. En la Figura 44 se observa un eje de coordenadas en donde realiza su movimiento el robot diferencial, donde el punto  $(X_c, Y_c)$ , son los puntos en los cuales se inicia la trayectoria y el

punto deseado  $(X_P, Y_P)$  es al que se desea llegar, por lo que el robot diferencial necesita realizar un determinado ángulo de giro  $(\alpha)$  y desplazarse una distancia  $(d)$ .



**Figura 44.** Esquema de un vehículo triciclo

Fuente: (E. Fabregas, 2014)

Para determinar tanto la distancia de desplazamiento de un punto a otro y el ángulo de giro que debe realizar el robot para alcanzar su objetivo se debe considerar los dos puntos antes mencionados, los cuales se relacionan en la ecuación 14 y establecen la distancia que el robot diferencial debe moverse (Yang, Fu, Zhu, & Xiong, 2010). Mientras que el ángulo de giro con respecto a la posición actual se observa en la ecuación 15, el cual también relaciona tanto el punto actual como el punto al que se desea llegar (Ricardo Garro, 2014).

$$d = \sqrt{(y_P - y_C)^2 + (x_P - x_C)^2} \quad (14)$$

$$\alpha = \tan^{-1} \left( \frac{y_P - y_C}{x_P - x_C} \right) \quad (15)$$

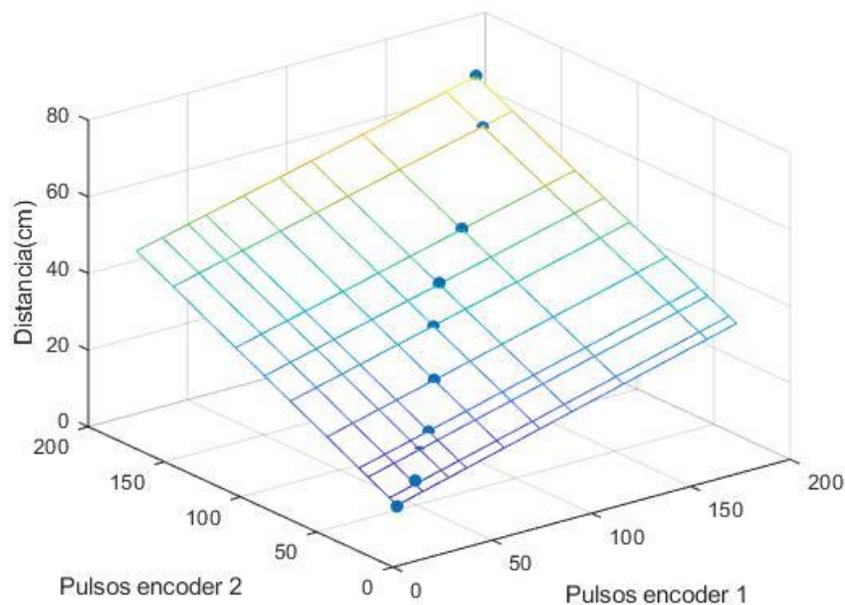
Es por esto que lo primero que se debe conocer del robot identificador es su ubicación actual para saber cómo llegar al siguiente punto y realizar el control de posición del mismo. Es así que el robot identificador posee dos encoders en sus llantas posteriores con el fin de determinar su posición en base a la cantidad de pulsos que se han producido en un determinado desplazamiento, tomándose en cuenta que en un giro de la llanta se generan 20 pulsos. Por lo que es necesario calibrar el movimiento del robot identificador, para reducir el error cuando se le envíe a un punto determinado, para lo cual se le envía a recorrer diferentes distancias y determinando el número de pulsos que se han generado. Estos datos se pueden observar en la Tabla 14, en donde pese a tener las mismas distancias tanto los pulsos de la llanta derecha como de la izquierda son distintos.

**Tabla 14**  
*Datos de la cantidad de pulsos en base a la distancia*

Distancia (cm)	Llanta izquierda	Llanta derecha
8	22	26
12	35	31
15	48	45
18	57	51
25	76	72
32	94	96
38	110	113
45	136	132
58	178	173
65	193	197

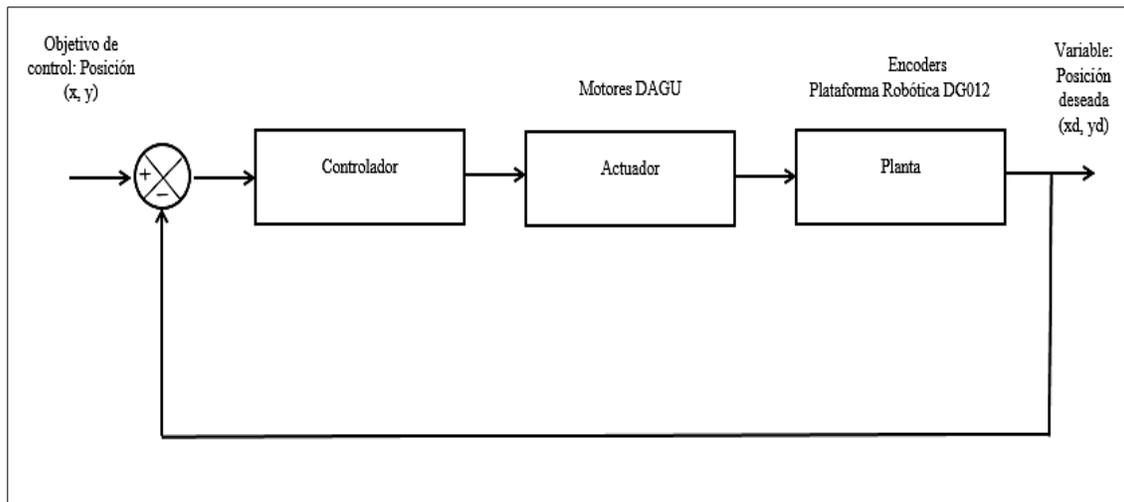
En base a los datos obtenidos tanto del encoder de la llanta derecha como de la llanta izquierda y las distancias a las que debía llegar el robot, se busca determinar una ecuación que permita transformar la cantidad de pulsos que se genera por cada encoder en la distancia que ha recorrido el robot identificador. Por esto se realiza una regresión lineal multivariante con los datos de la Tabla 13. Con la ayuda del programa Matlab se obtiene la ecuación 16, y en la Figura 45 se aprecia la gráfica que se obtuvo de las entradas, es decir los dos encoders, frente a una sola salida, en este caso la distancia.

$$y = 0.118 + 0.137 x_1 + 0.207 x_2 \quad (16)$$



**Figura 45.** Gráfica de la distancia frente a los dos encoders

Una vez calibrados los dos encoders de las llantas del robot identificador se procede a realizar un control de posición con el fin de que el robot se detenga en las zonas de interés enviadas, el diagrama de bloques del sistema de control de posición utilizado se puede observar en la Figura 46. Con la ayuda de la ecuación 16 se obtienen los datos necesarios para determinar la función de transferencia del sistema y poder determinar el tipo de control que se realice. En la ecuación 17 se observa la función de transferencia que se obtuvo en lazo abierto, mientras que en la ecuación 18 se trata de la función de transferencia en lazo cerrado.

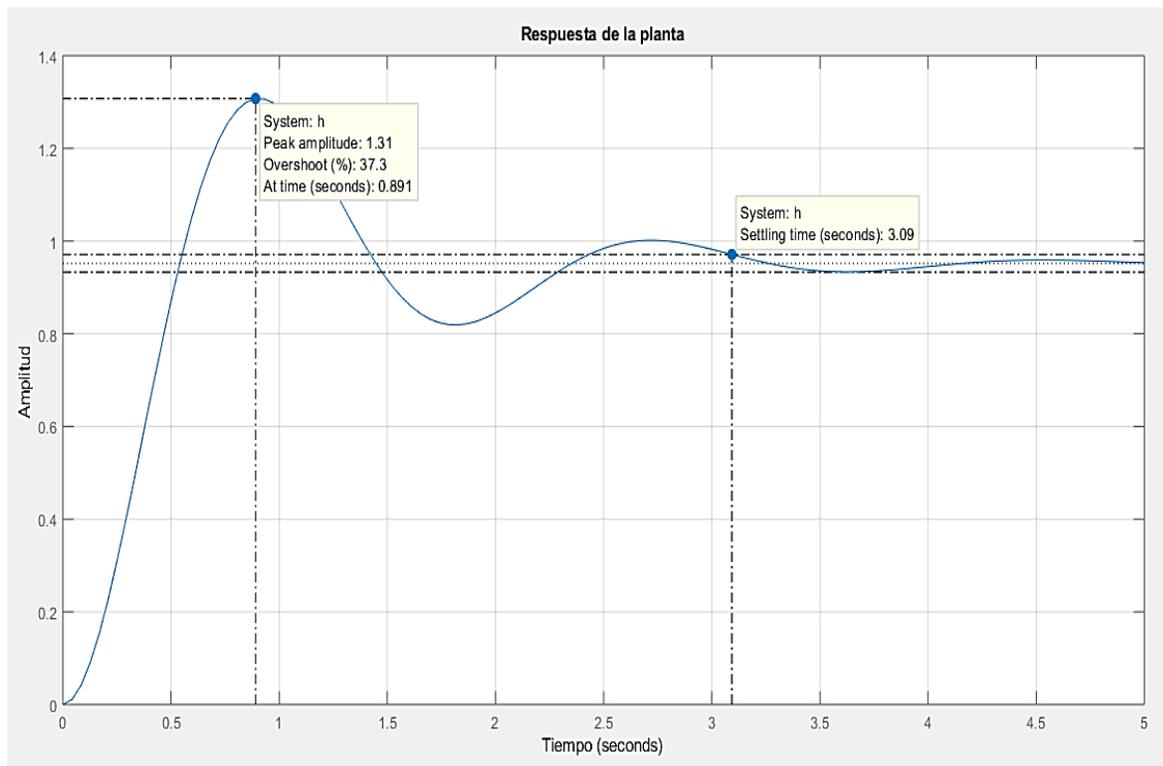


**Figura 46.** Diagrama de bloques del sistema de control de posición

$$\frac{Y(s)}{U(s)} = \frac{19.84}{(1 + 2.88s)(1 + 0.55s)} \quad (17)$$

$$G(s) = \frac{19.84}{1.58s^2 + 3.43s + 20.84} \quad (18)$$

En la Figura 47 se muestra la respuesta de la planta en lazo cerrado, en donde se puede observar que se genera un sobre impulso del 37.3% y un tiempo de estabilización de 3.09 segundos. Con la información obtenida se determina el error en estado estacionario, el cual se observa en la ecuación 19 y cuyo valor es de 4.8%, el cual se busca reducir y que tienda a cero para que el robot identificador llegue mejor a su punto de interés.



**Figura 47.** Respuesta de la función de transferencia del sistema

$$e_{p\infty} = \frac{1}{1 + \lim_{s \rightarrow 0} G(s)H(s)} = \frac{1}{1 + K_p} = \frac{1}{1 + 19.84} = 0.048 \approx 4.8\% \quad (19)$$

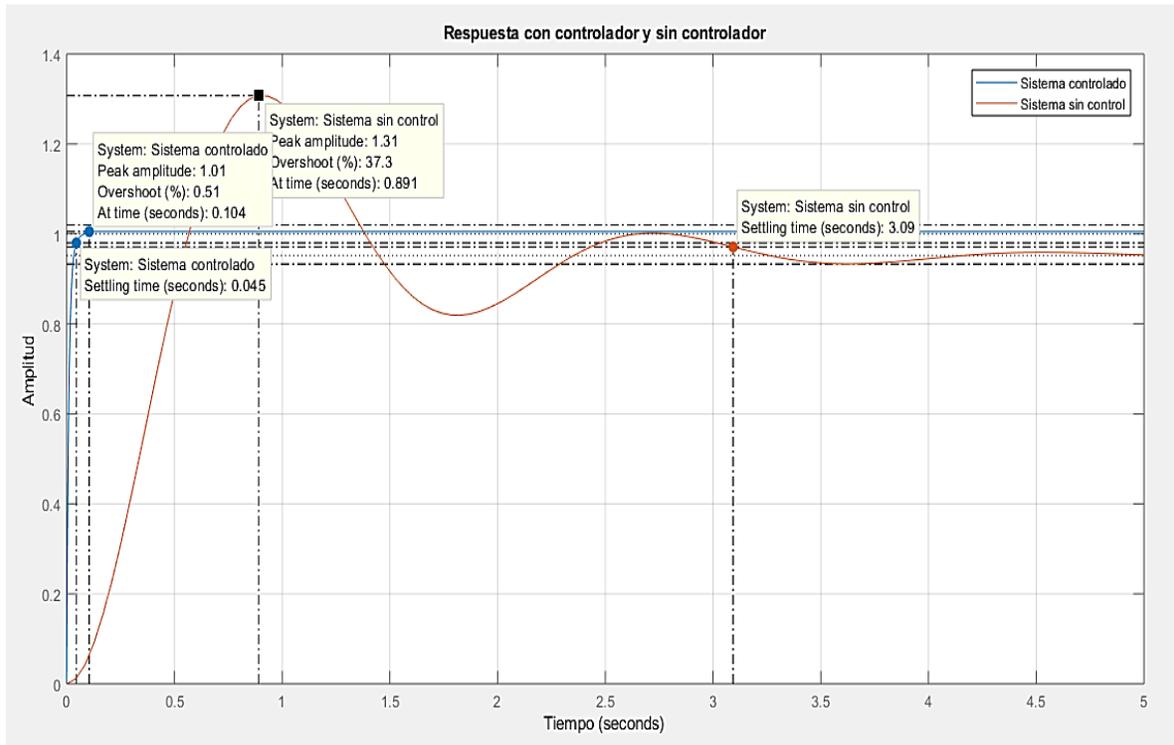
En base a los parámetros obtenidos de la planta del robot identificador se busca reducir el error en estado estacionario y disminuir el sobre impulso que se genera, puesto que es un valor

demasiado elevado. Por lo que se decide realizar un control proporcional, integral y derivativo, para mejorar la respuesta del sistema. Con la ayuda del PID Tuner de Matlab se sintonizan todos los parámetros para obtener del controlador. En donde la ganancia proporcional ( $K_p$ ) es 9.15, el tiempo integral ( $T_i$ ) es 0.48 y finalmente el tiempo derivativo ( $T_d$ ) es 10.25, en la ecuación 20 se observa la función de transferencia del controlador. Y en la ecuación 21 se presenta la función de transferencia en lazo cerrado del sistema con el controlador.

$$G_c = K_p \left( 1 + \frac{1}{T_i s} + T_d s \right) = 9.15 \left( 1 + \frac{1}{0.48 s} + 10.25 s \right) \quad (20)$$

$$G(s) = \frac{97.61 s^2 + 85.71 s + 181.5}{0.76 s^3 + 99.26 s^2 + 86.19 s + 181.5} \quad (21)$$

Finalmente, en la Figura 48 se analiza tanto la respuesta del sistema sin controlador como la respuesta con el controlador incluido. En donde con el control el sobre impulso ha disminuido notablemente pasando de 37.3% a 0.51%, eliminando oscilaciones y reduciendo también el tiempo de estabilización.



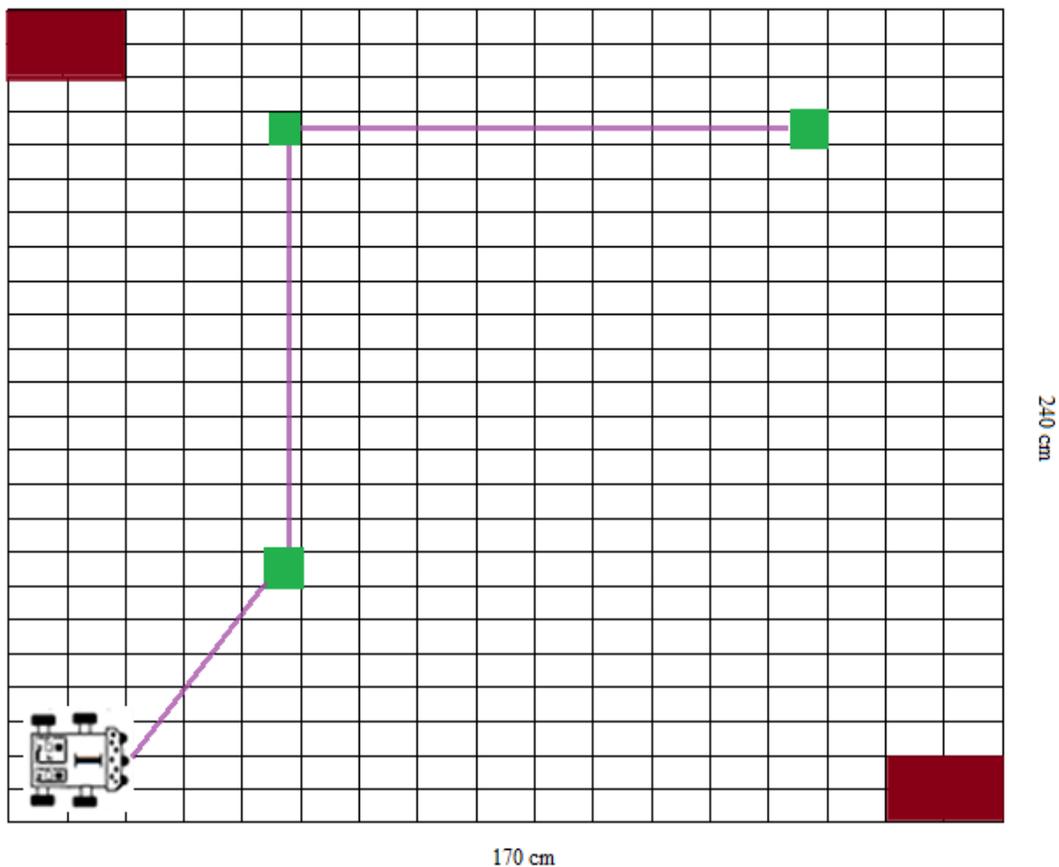
**Figura 48.** Respuesta del sistema con controlador y sin controlador

Con respecto al error en estado estacionario del sistema robótico, implementado en la plataforma es puesto a prueba en tiempo real y con puntos verídicos de interés, por lo cual el robot identificador es enviado desde el origen al punto (40, 40), lo que representa que debe desplazarse 56.57 cm en un ángulo de 45°, ubicándose realmente en el punto (38, 39) lo que significa que el robot identificador se ha movido 54.45 cm en un ángulo de 45.78°, por ende el error obtenido de la distancia de desplazamiento se muestra en la ecuación 22 y el error del ángulo de movimiento se observa en la ecuación 23.

$$e_d = |54.45 \text{ cm} - 56.56 \text{ cm}| = 2.11 \text{ cm} \quad (22)$$

$$e_\theta = |45.74^\circ - 45^\circ| = 0.75^\circ \quad (23)$$

Al conocer la ubicación del robot identificador y con el control de posición ya establecido se realiza la navegación del mismo por toda el área de trabajo, como se observa en la Figura 49, en donde el robot parte desde el origen y se debe mover hacia tres puntos diferentes: el primer es el punto (50, 80) cm, el segundo es (50, 210) cm y el ultimo es (140, 210) cm.



**Figura 49.** Navegación del robot identificador

Para determinar los movimientos que debe realizar el robot identificador para dirigirse desde el origen hasta el primer punto, se toma el origen como el punto inicial y el punto (50, 80) cm como el punto al que desea llegar, la distancia que debe ejecutar el robot se determina con la ecuación 14 obteniéndose 94.34 cm. Mientras que para el ángulo de giro que debe ejecutar se

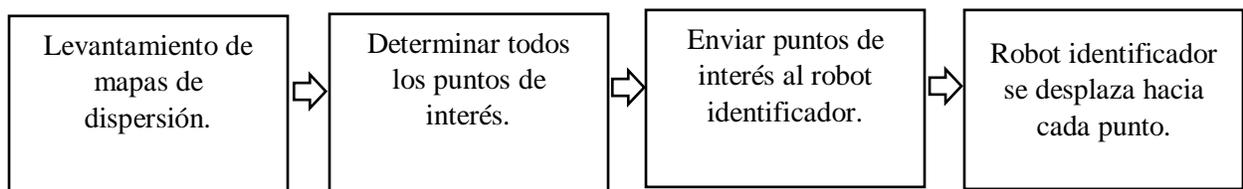
toma la ecuación 15 alcanzando un ángulo de  $58^\circ$ . Al desplazarse dicha distancia y girando el ángulo obtenido el robot identificador llegará al primer punto de interés. Y con el fin de lograr alcanzar a los otros dos puntos marcados en el área de trabajo de la Figura 48, deberá realizar el mismo análisis actualizando el punto en el que se encuentra actualmente y el nuevo punto al que debe llegar.

$$d = \sqrt{(y_P - y_C)^2 + (x_P - x_C)^2} = \sqrt{(80 - 0)^2 + (50 - 0)^2} = 94.34 \text{ cm} \quad (14)$$

$$\alpha = \tan^{-1}\left(\frac{y_P - y_C}{x_P - x_C}\right) = \tan^{-1}\left(\frac{80 - 0}{50 - 0}\right) = 58^\circ \quad (15)$$

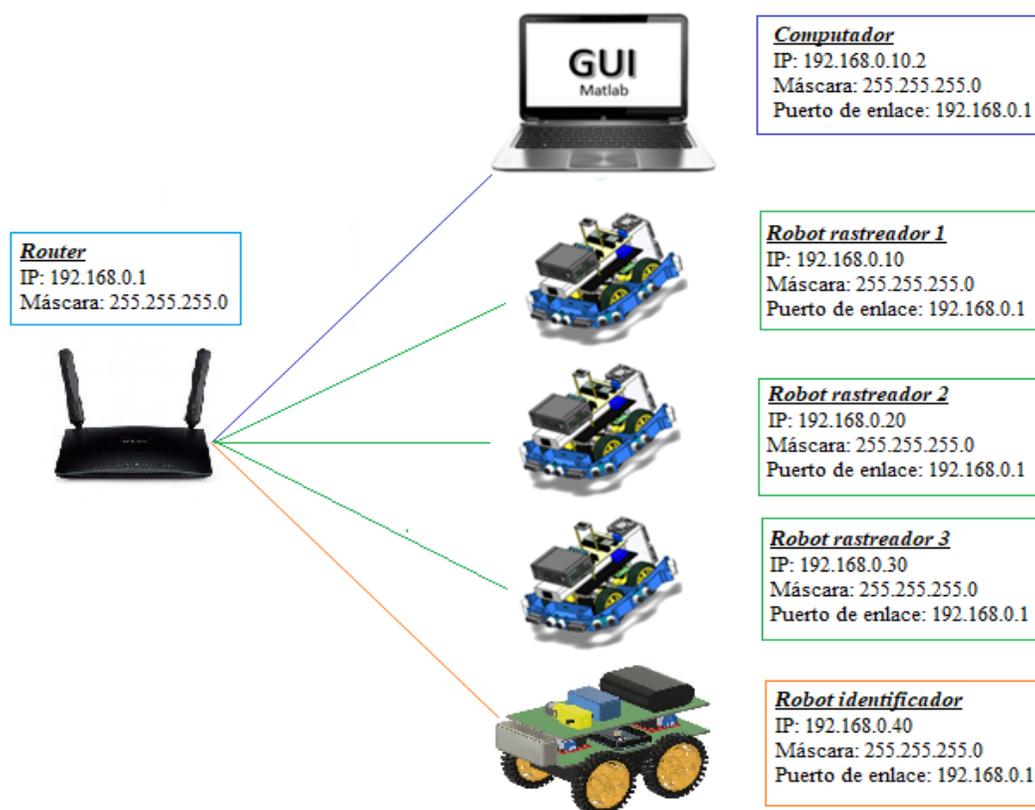
#### 4.4. Comunicación entre el robot identificador y los robots rastreadores

Los tres robots rastreadores se encargan de explorar toda la zona de trabajo, y de esta forma levantar un mapa de dispersión de olor en base a la información que han recolectado y determinar posibles áreas con sustancias químicas, como se explica en el capítulo 3. Estas zonas de interés son enviadas al robot identificador, mientras los tres robots rastreadores salen del entorno de trabajo. El robot identificador ingresa al área de trabajo y determina qué tipo de sustancias es cada una, con la nariz electrónica que este posee. Este esquema de comunicación se observa en la Figura 50.



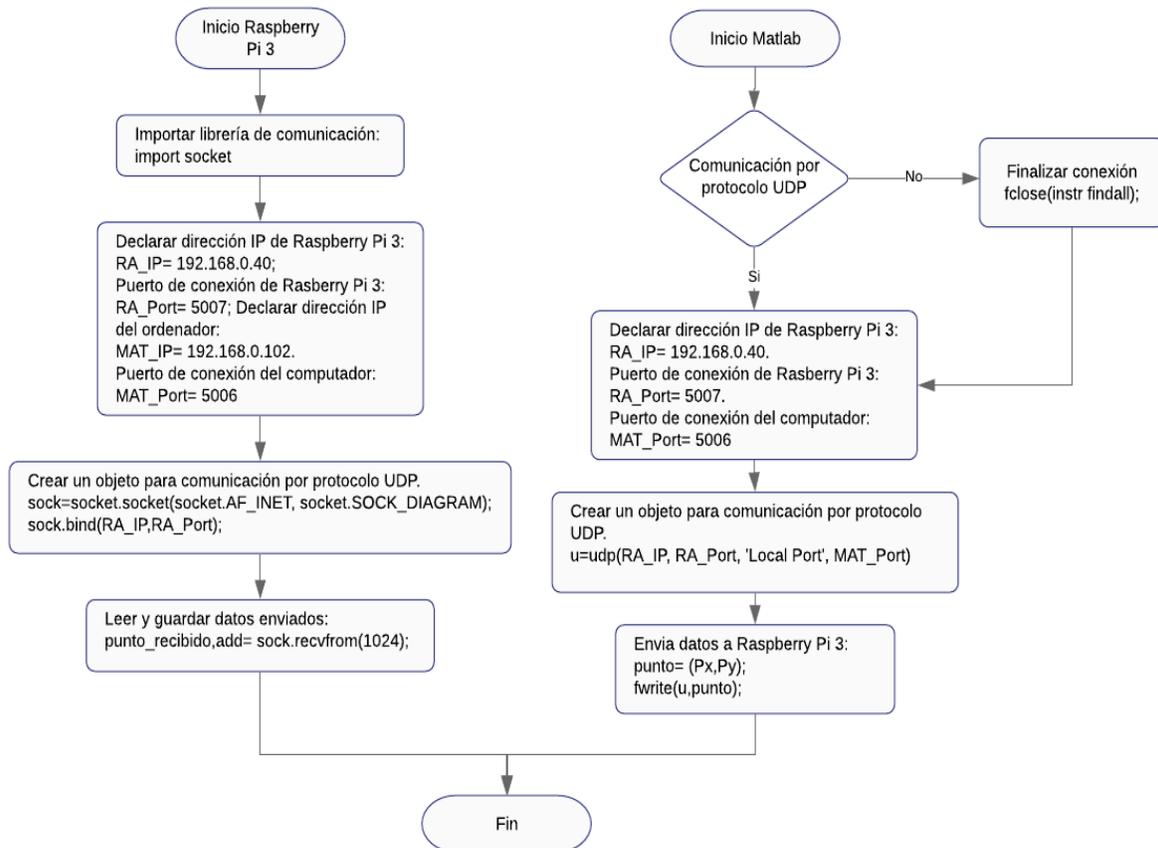
**Figura 50.** Esquema de comunicación

Para poder tener esta comunicación y envío de datos se maneja una topología de red similar a la realizada por (Illanes, 2018), en donde se cuenta con 6 dispositivos: el primero es un router, en el cual se envían y se reciben los datos de los otros dispositivos. Luego se el computador central en donde se generan los mapas de dispersión de olor y se determinan las zonas de interés. También están los tres robots rastreadores, los cuales recolectan la información que es enviada al computador. Y finalmente, se encuentra el robot identificador, que se dirige a los puntos enviados desde el ordenador. En base a esto se genera una topología de red de tipo estrella como se puede ver en la Figura 51, donde el punto central es el router y los demás dispositivos se conectan a este nodo.



**Figura 51.** Topología de red de comunicación

El envío de los puntos determinados en el ordenador con los mapas de dispersión, se lleva a cabo por medio del protocolo de datagramas de usuario conocido como UDP, por sus siglas en inglés. Se trabaja con sockets para el intercambio de información, por lo que se necesita establecer la dirección IP y el puerto de origen, en este caso del ordenador, también la dirección IP y el puerto del destino de los datos, que es la Raspberry Pi 3, y el protocolo de transporte. En la Figura 52, se muestra el diagrama de flujo del envío de puntos por parte del ordenador mediante Matlab y la recepción de dichos puntos en la Raspberry Pi 3.



**Figura 52.** Diagrama de flujo del envío de datos

En conclusión, en el presente capítulo se abordó toda la construcción y programación del robot identificador, para que el mismo puede desplazarse hacia determinados puntos de interés los cuales son enviados desde el ordenador central y en cada uno de dichos puntos se procede a inspeccionar si se encuentra o no una sustancia química con la ayuda de la nariz electrónica que tiene integrado el robot identificador.

## **CAPÍTULO V**

### **PRUEBAS Y RESULTADOS**

El capítulo cinco abarca las pruebas que se realizaron al unificar todo el sistema, comunicando la información que recolectan los tres robots rastreadores y enviándola al robot identificador, para que este se dirija a las posibles zonas con sustancias químicas. El funcionamiento del sistema robótico es probado en distintas condiciones, variando la ubicación de las cuatro sustancias químicas en el entorno de trabajo, así como también trabajando con obstáculos y sin ellos con el fin de observar la respuesta de cada uno de los cuatro robots con los que se trabaja.

#### **5.1 Escenario 1: Entorno de pruebas sin obstáculos**

Este escenario consiste en evaluar el desempeño del sistema conjunto en un entorno sencillo sin obstáculos donde en teoría tanto los robots rastreadores como el robot identificador no tendrían ninguna dificultad de movimiento.

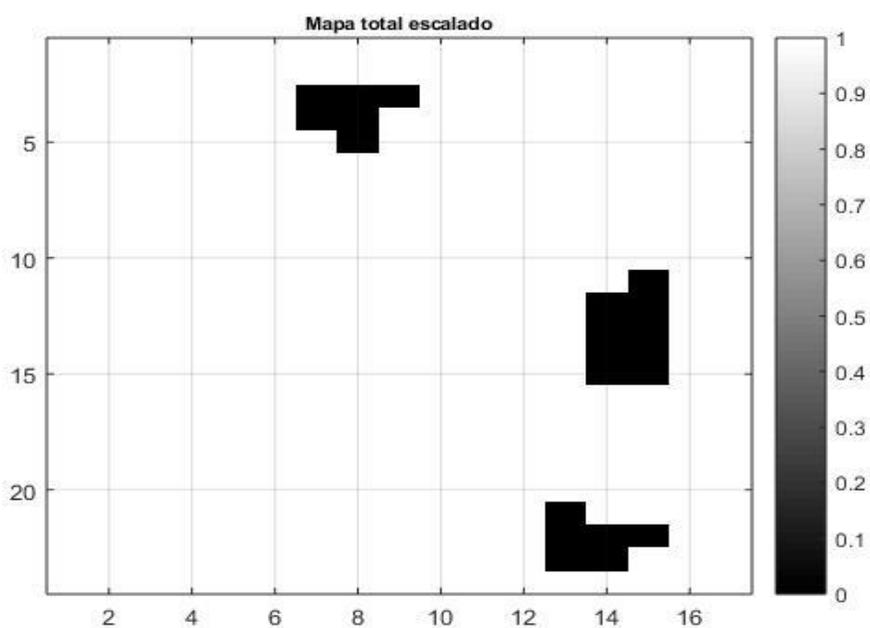
##### **Escenario 1.1: Entorno de pruebas sin sustancia química**

Para conocer la respuesta de los tres robots rastreadores en el entorno de trabajo, la primera prueba que se realizó fue sin ningún tipo de sustancia química, por lo cual el robot identificador no tendría ningún punto de interés al cual moverse y por lo tanto poder evaluar el desempeño del sistema para detectar falsos positivos. En la Tabla 15 se muestra la ubicación de inicio de los cuatro robots para empezar su navegación.

**Tabla 15***Ubicación de los robots de la prueba 1*

	Ubicación en X (cm)	Ubicación en Y (cm)
Robot rastreador 1	30	20
Robot rastreador 2	140	20
Robot rastreador 3	30	210
Robot identificador	0	0

Al levantarse el mapa de dispersión de olor con los tres robots rastreadores se pudo observar que detectan la presencia de algún tipo de sustancia química en el área de trabajo como se ve en la Figura 53. Cuando el robot identificador se desplaza hasta esta zona se determina que no existe ninguna sustancia química por lo que, aunque el mapa haya mostrado unas zonas falsas el robot identificador logra eliminar los falsos positivos.

**Figura 53.** Mapa de zonas de interés de la prueba 1

### Escenario 1.2: Entorno con dos sustancias químicas no explosivas y una explosiva

En el presente trabajo de titulación se trabaja con dos tipos de sustancias químicas explosivas, TNT y pólvora, por lo cual una de las pruebas realizadas fue con tres sustancias: dos no explosivas, en este caso alcohol y tolueno, y una con cada tipo de sustancia explosiva. Las cantidades usadas para todas las pruebas fueron: 1 ml de alcohol, 1 ml de tolueno, 2 gramos de TNT con 0.5 ml de alcohol y 2 gramos de pólvora con 0.5 ml de alcohol.

#### Pólvora

El primer explosivo con el que se trabajó fue pólvora, y otras dos sustancias químicas no explosivas, su ubicación y la de los cuatro robots se puede observar en la Tabla 16.

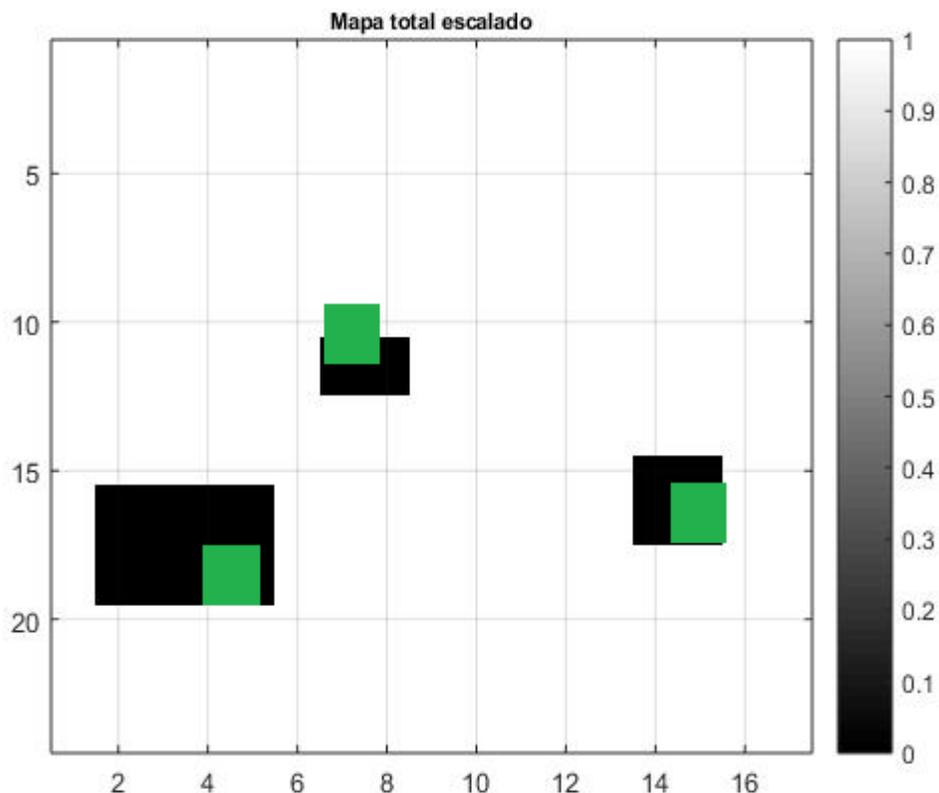
**Tabla 16**

*Ubicación de los robots y las sustancias químicas de la prueba 2*

	Ubicación en X (cm)	Ubicación en Y (cm)
Robot rastreador 1	30	20
Robot rastreador 2	140	20
Robot rastreador 3	30	210
Robot identificador	0	0
Pólvora	40	50
Alcohol	70	140
Tolueno	150	80

Para empezar la prueba una vez que los robots rastreadores se encuentran en sus posiciones inician su desplazamiento para recorrer toda el área de trabajo y de esta forma levantar el mapa de dispersión de olor, cuando los tres robots han recorrido en conjunto 20 m. es posible guardar los datos de cada uno de los tres sensores. Cuando se procesan dichos mapas se obtiene las

posiciones a las que se debe desplazar el robot identificador, en la Figura 54 se observan los puntos determinados en el mapa de dispersión de olor.



**Figura 54.** Mapa con zonas de interés de la prueba 2

Los puntos determinados por el mapa de dispersión son los siguientes: (40, 50) cm; (80, 140) cm; (155, 100) cm, los cuales son enviados al robot identificador para determinar las sustancias químicas que se encuentran en dichas zonas, el robot identificador llega a los siguientes puntos: (40, 50) cm; (80, 140) cm; (160, 100). Mientras que las sustancias determinadas en cada punto fueron: pólvora en el primer punto, alcohol en el segundo y en el tercer punto no se pudo detectar ninguna sustancia química.

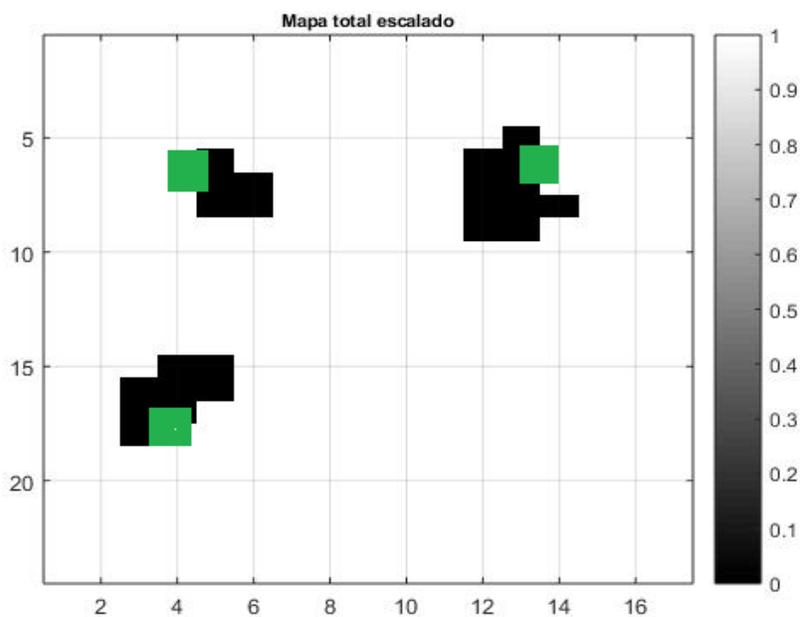
## TNT

La tercera prueba que se realizó fue con TNT y dos sustancias no explosivas, en la Tabla 17 se puede observar la ubicación de todos los elementos.

**Tabla 17**

*Ubicación de los robots y las sustancias químicas de la prueba 3*

	Ubicación en X (cm)	Ubicación en Y (cm)
Robot rastreador 1	30	20
Robot rastreador 2	140	20
Robot rastreador 3	30	210
Robot identificador	0	0
Alcohol	40	60
Tolueno	40	180
TNT	140	180



**Figura 55.** Mapa con zonas de interés de la prueba 3

En la prueba realiza con TNT los puntos determinados por el mapa de dispersión de olor son los que se observan en la Figura 55 y fueron los siguientes: (40, 80) cm; (55, 170) cm y (130, 170) cm. Estos puntos son enviados al robot identificador el cual se dirige a las siguientes zonas: (40, 73) cm; (50, 180) cm y (135, 185) cm. Las sustancias químicas detectadas por el robot identificador fueron: en el primer punto alcohol, en el segundo también alcohol y en el tercero TNT.

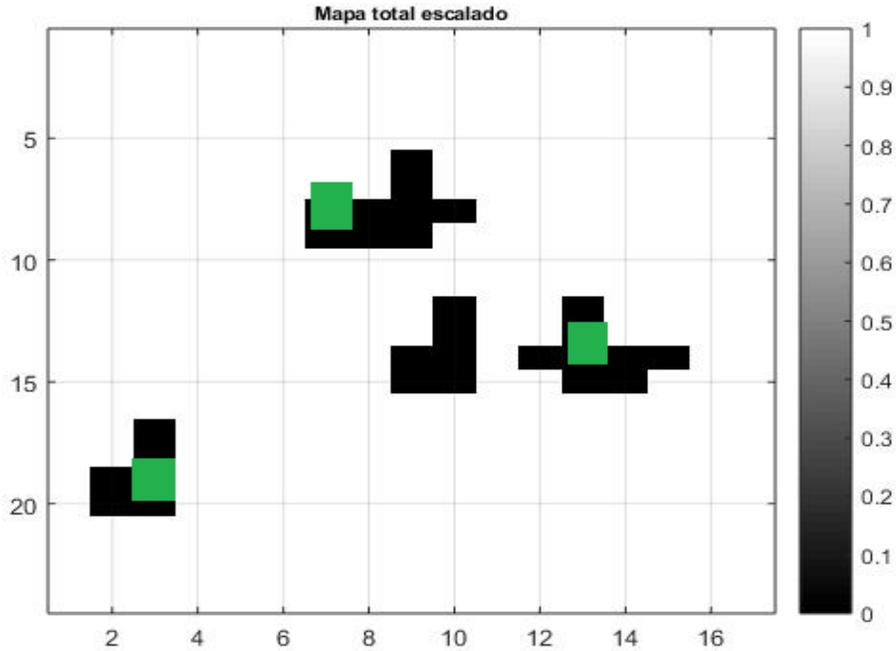
### **Escenario 1.3: Entorco con tres sustancias químicas no explosivas**

También se realizó una prueba únicamente con sustancias químicas no explosivas, es decir solo con alcohol y tolueno, en la Tabla 18 se puede observar la ubicación de los cuatro robots de trabajo y las tres sustancias de interés, dos muestras de alcohol y una de tolueno.

**Tabla 18**

*Ubicación de los robots y las sustancias químicas de la prueba 4*

	Ubicación en X (cm)	Ubicación en Y (cm)
Robot rastreador 1	30	20
Robot rastreador 2	140	20
Robot rastreador 3	30	210
Robot identificador	0	0
Alcohol 1	30	50
Tolueno	70	160
Alcohol 2	130	100



**Figura 56.** Mapa con zonas de interés de la prueba 4

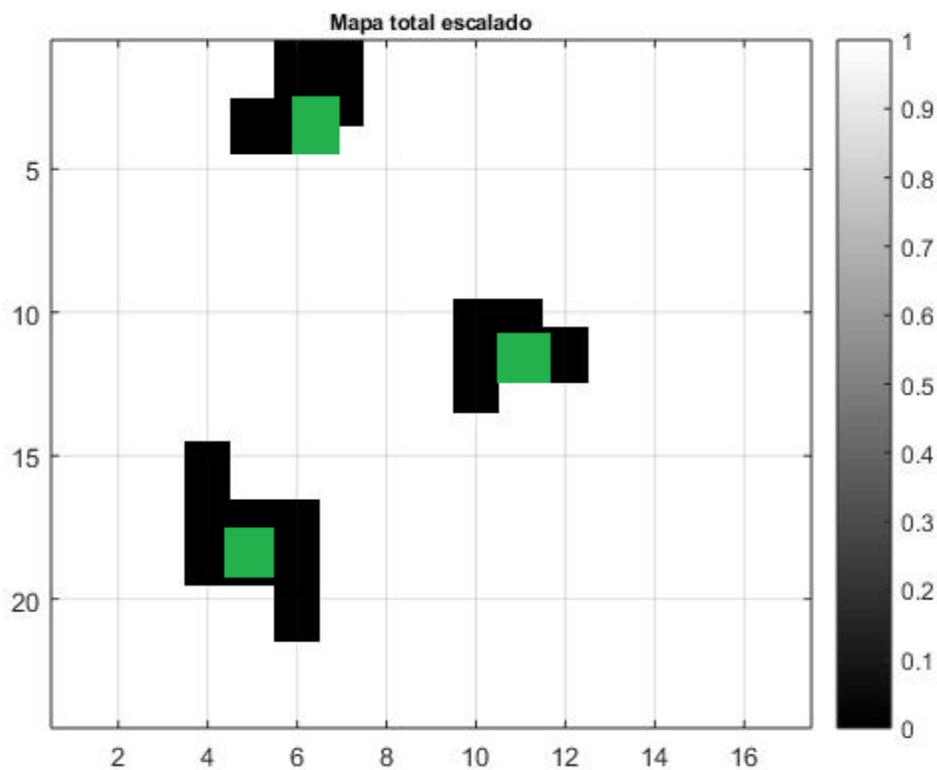
En la Figura 56 se observan los puntos determinados por el mapa de dispersión de olor y los cuales son: (20, 55) cm; (80, 160) cm; (140, 95) cm y (100, 110) cm, mientras que los puntos a los que se desplaza el robot identificador son los siguientes: (25, 60) cm; (70, 160) cm; (150, 100) cm y (120, 120) cm. Siendo las sustancias determinadas por el robot identificador las mostradas a continuación: en el primer punto alcohol, en el segundo tolueno, en el tercero alcohol y finalmente en el último ninguna sustancia ya que este punto es un falso positivo.

#### **Escenario 1.4: Entorno con tres sustancias químicas explosivas**

Al igual que se realizó una prueba únicamente con sustancias no explosivas también se elaboró una prueba solo con sustancias explosivas, en este caso dos muestras de pólvora y una muestra de TNT. En la Tabla 19 se presentan las posiciones en el área de trabajo de los cuatro robots y de las muestras de sustancias explosivas.

**Tabla 19***Ubicación de los robots y las sustancias químicas de la prueba 5*

	Ubicación en X (cm)	Ubicación en Y (cm)
Robot rastreador 1	30	20
Robot rastreador 2	140	20
Robot rastreador 3	30	210
Robot identificador	0	0
Pólvora 1	50	70
TNT	50	190
Pólvora 2	130	130

**Figura 57.** Mapa con zonas de interés de la prueba 5

En Figura 57 se observan las zonas determinadas por el mapa de dispersión y los puntos determinados con los robots rastreadores son: (50, 60) cm; (60, 210) cm y (110, 135) cm, al ser enviados al robot identificador este se dirige a los siguientes puntos: (50, 50) cm; (50, 200) cm y (110, 140) cm. Determinando tres sustancias, en el primer punto pólvora, en el segundo TNT y finalmente en el último punto pólvora.

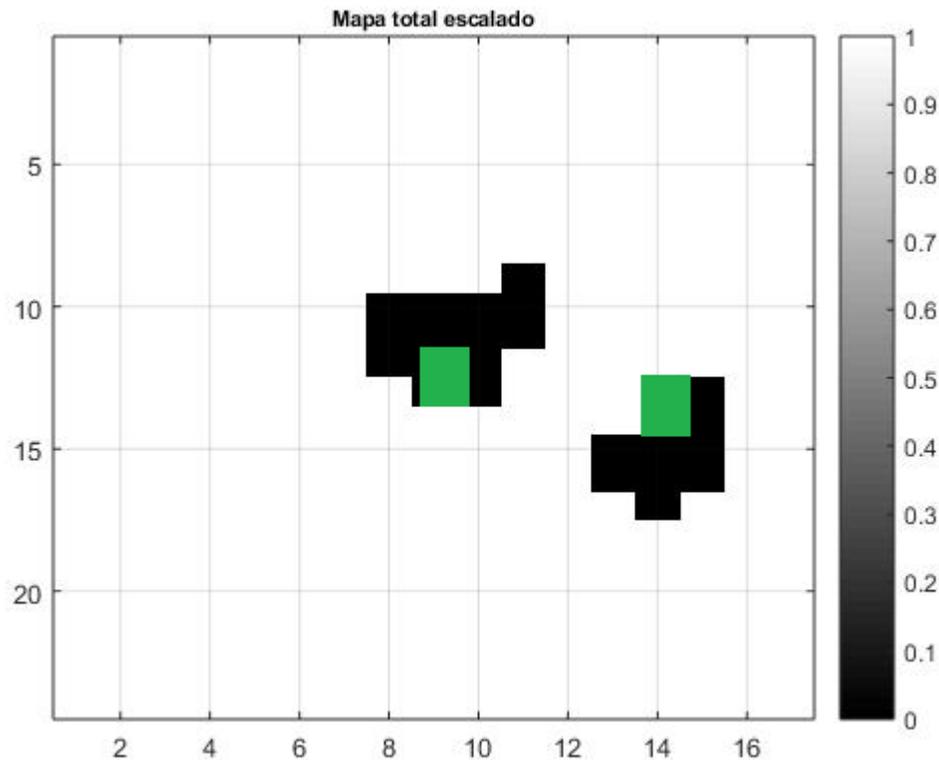
### **Escenario 1.5: Entorno con una sustancia química oculta**

Es importante conocer si tanto los robots rastreadores como el robot identificador son capaces de detectar alguna sustancia química si esta se encuentra debajo de un objeto, es por esto que se realizó una prueba únicamente con TNT en el área de trabajo, pero oculta bajo una caja. En la Tabla 20 se muestra la ubicación de los cuatro robots y de la sustancia escondida.

**Tabla 20**

*Ubicación de los robots y la sustancias química de la prueba 6*

	Ubicación en X (cm)	Ubicación en Y (cm)
Robot rastreador 1	30	20
Robot rastreador 2	140	20
Robot rastreador 3	30	210
Robot identificador	0	0
TNT	80	130



**Figura 58.** Mapa con zonas de interés de la prueba 6

Al levantarse el mapa de dispersión se obtienen las zonas marcadas en la Figura 58, siendo los puntos determinados los siguientes: (90, 130) cm y (140, 100) cm. El robot identificador se desplaza a los siguientes puntos: (80, 140) cm y (140, 110) cm, y en ninguno de los dos puntos se encuentra ninguna sustancia.

## 5.2 Escenario 2: Entorno de pruebas con obstáculos

En las pruebas elaboradas también se tomó en cuenta un ambiente con obstáculos, para determinar la respuesta de los cuatro robots y conocer las zonas por las que el robot identificador no debe desplazarse. Bajo este criterio se realizaron pruebas similares a las anteriores, pero con dos obstáculos en el área de trabajo, las pruebas se muestran a continuación:

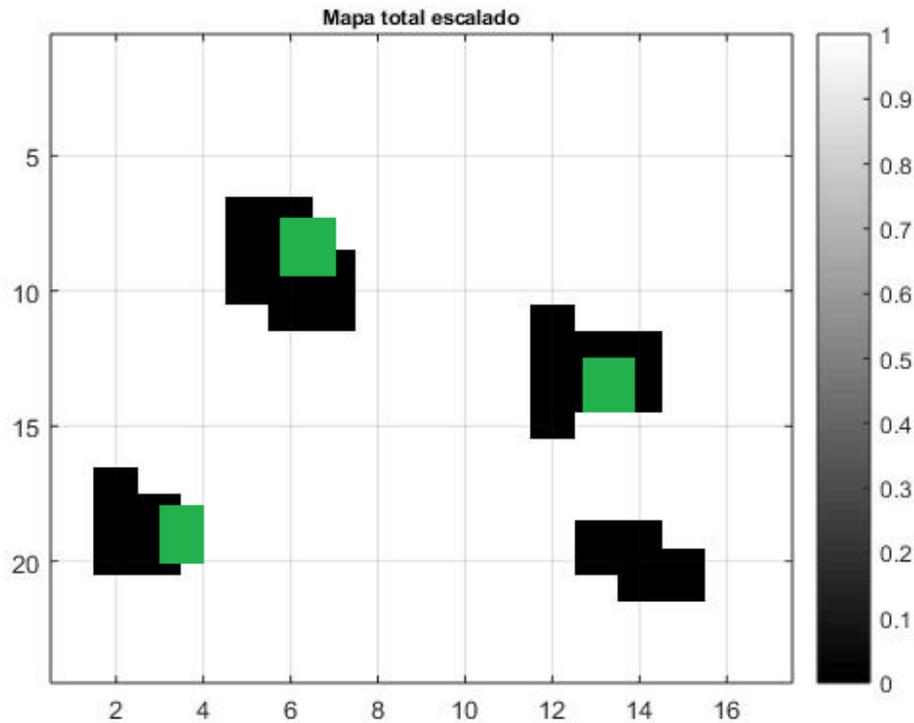
### Escenario 2.1: Entorno con dos sustancias químicas no explosivas y una explosiva

La siguiente prueba que se elaboró fue de igual forma con dos sustancias no explosivas y una explosiva pero ahora con dos obstáculos en el área de trabajo. En la Tabla 21 se muestra la ubicación de cada uno de los elementos en el área de trabajo.

**Tabla 21**

*Ubicación de los robots, las sustancias químicas y obstáculos de la prueba 7*

	Ubicación en X (cm)	Ubicación en Y (cm)
Robot rastreador 1	30	20
Robot rastreador 2	140	20
Robot rastreador 3	30	210
Robot identificador	0	0
Alcohol	30	50
Pólvora	60	140
Tolueno	130	100
Obstáculo 1	140	0
Obstáculo 2	140	210



**Figura 59.** Mapa con zonas de interés de la prueba 7

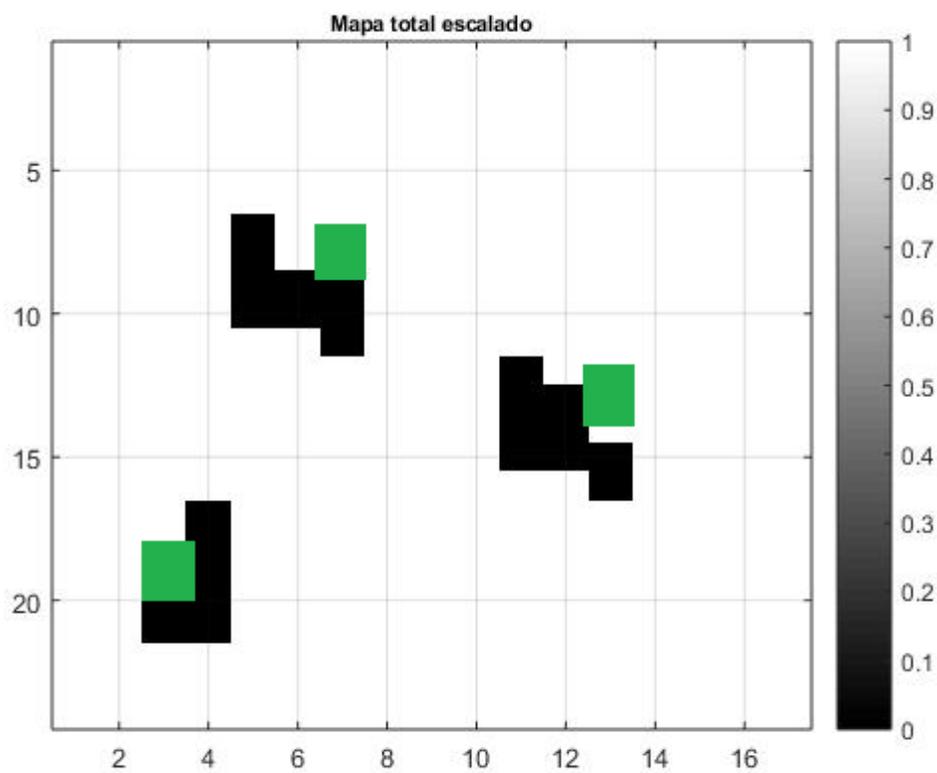
En la Figura 59 se observa los puntos de interés determinados con el mapa de dispersión de olor, en donde los puntos enviados son los siguientes: (25, 50) cm; (60, 155) cm; (130, 115) cm y (140, 60) cm, el robot identificador se posiciona en los siguientes puntos: (20, 50) cm; (70, 150) cm; (130, 120) cm y (150, 60) cm. Determinando tres sustancias químicas: en el primer punto alcohol, en el segundo pólvora, en el tercero tolueno y en el último punto no se detecta ninguna muestra.

### **Escenario 2.2: Entorno con tres sustancias químicas no explosivas**

También se ejecutó una prueba únicamente con sustancias químicas no explosivas, como se muestra en la Tabla 22 la ubicación de los robots, de las sustancias usadas en esta prueba y de los dos obstáculos.

**Tabla 22***Ubicación de los robots, las sustancias químicas y obstáculos de la prueba 8*

	Ubicación en X (cm)	Ubicación en Y (cm)
Robot rastreador 1	30	20
Robot rastreador 2	140	20
Robot rastreador 3	30	210
Robot identificador	0	0
Alcohol 1	30	50
Tolueno	70	160
Alcohol 2	130	100
Obstáculo 1	140	0
Obstáculo 2	140	210

**Figura 60.** Mapa con zonas de interés de la prueba 8

Los puntos de interés determinados por los robots rastreadores se observan en la Figura 60, y son los siguientes: (30, 45) cm; (60, 150) cm y (120, 105) cm. El robot identificador se dirige hacia los siguientes puntos: (40, 50) cm; (60, 140) cm y (110, 110) cm y determinado en el primer punto alcohol, en el segundo tolueno y en el tercero no se detecta ningún tipo de sustancia química.

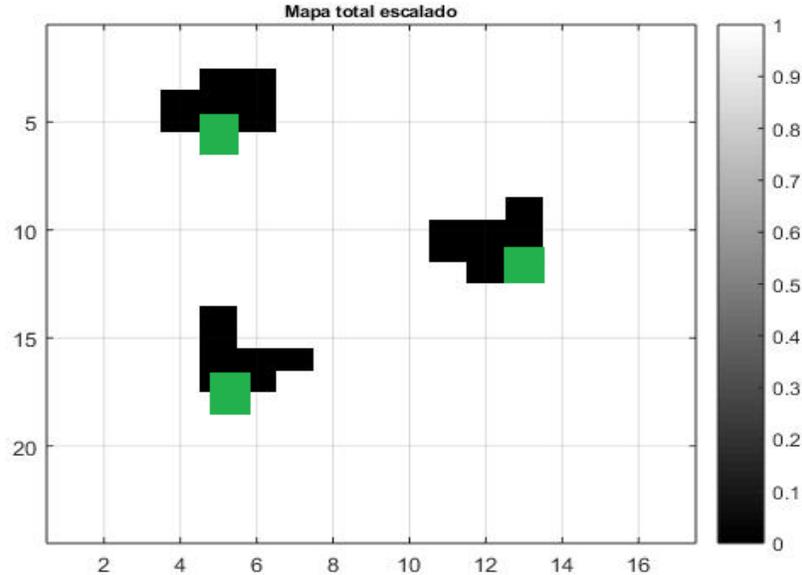
### **Escenario 2.3: Entorno con tres sustancias químicas explosivas**

La última prueba que se realizó fue con tres sustancias explosivas, de igual forma que la prueba sin obstáculos se trabajó con dos muestras de pólvora y una de TNT, en la Tabla 23 se muestran las posiciones de los cuatro robots, de las sustancias utilizadas y de los dos obstáculos en el área de trabajo.

**Tabla 23**

*Ubicación de los robots, las sustancias químicas y obstáculos de la prueba 9*

	Ubicación en X (cm)	Ubicación en Y (cm)
Robot rastreador 1	30	20
Robot rastreador 2	140	20
Robot rastreador 3	30	210
Robot identificador	0	0
Pólvora 1	50	70
TNT	50	190
Pólvora 2	130	130
Obstáculo 1	140	0
Obstáculo 2	140	210



**Figura 61.** Mapa con zonas de interés de la prueba 9

En la Figura 61 se muestra el mapa con las zonas de interés que en este caso son: (55, 70) cm; (50, 200) cm y (120, 135) cm. El robot identificador se dirige a los siguientes puntos: (60, 70) cm; (50, 190) cm y (120, 140) cm. En donde en el primer punto se determina pólvora, en el segundo TNT y en el tercero es pólvora.

### 5.3 Resultados finales

Una vez realizadas todas las pruebas con cada uno de los ambientes planteados, se procede a elaborar un resumen de todos los datos obtenidos con cada prueba, en la Tabla 24 se puede observar: el número de experimento, el tiempo de navegación tanto de los tres robots rastreadores como del robot identificador, luego se tiene la ubicación de los puntos de interés que se generan al levantar los mapas de dispersión de olor, y las posiciones a las que se dirige el robot identificador. En la siguiente columna se obtiene la sustancia que realmente se encontraba en el entorno y la que el robot identificador logró detectar.

**Tabla 24**  
*Análisis final de las pruebas*

#	Tiempos		Posición de sustancias real	Ubicación de los robots		Sustancia ident.	
	Robot ras.	Robot iden.		Robots ras.	Robot iden.	Sust. Real	Sust. Deter.
1	16 min.	4.35 min.	Ninguna	(80, 220)	(75, 220)	Ninguna	Ninguna
			Ninguna	(140, 20)	(130, 15)		
			Ninguna	(140, 100)	(140, 90)		
2	15 min.	4.5 min.	(40, 50)	(40, 50)	(40, 50)	Pólvora	Pólvora
			(70, 140)	(80, 140)	(80, 140)	Alcohol	Alcohol
			(150, 80)	(155, 100)	(160, 100)	Tolueno	Ninguna
3	14.30 min.	4.45 min.	(40, 60)	(40, 80)	(40, 73)	Alcohol	Alcohol
			(40, 180)	(55, 170)	(50, 180)	Tolueno	Alcohol
			(140, 180)	(130, 170)	(135, 185)	TNT	TNT
4	17 min.	5.35 min.	(30, 50)	(20, 55)	(25, 60)	Alcohol	Alcohol
			(70, 160)	(80, 160)	(70, 160)	Tolueno	Tolueno
			(130, 100)	(140, 95)	(150, 100)	Alcohol	Alcohol
			Ninguna	(100, 110)	(120, 120)	Ninguna	Ninguna
5	14.4 min.	4.55 min.	(50, 70)	(50, 60)	(50, 50)	Pólvora	Alcohol
			(50, 190)	(60, 210)	(50, 200)	TNT	TNT
			(130, 130)	(110, 135)	(110, 140)	Pólvora	Pólvora
6	15.1 min.	5.06 min.	(80, 130)	(90, 130)	(80, 140)	TNT	Ninguna
			Ninguna	(140, 100)	(140, 110)	Ninguna	Ninguna
7	17.02 min.	5.49 min.	(30, 50)	(25, 50)	(20, 50)	Alcohol	Alcohol
			(60, 140)	(60, 155)	(70, 150)	Pólvora	Pólvora
			(130, 100)	(130, 115)	(130, 120)	Tolueno	Tolueno
			Ninguna	(140, 60)	(150, 60)	Ninguna	Ninguna

**CONTINÚA** 

			(30, 50)	(30, 45)	(40, 50)	Alcohol	Alcohol
8	14.33	4.4	(70, 160)	(60,150)	(60,140)	Tolueno	Tolueno
	min.	min.	(130, 100)	(120,105)	(110,110)	Alcohol	Ninguna
			(50, 70)	(55,70)	(60,70)	Pólvora	Pólvora
9	15.03	4.47	(50, 190)	(50, 200)	(50, 190)	TNT	TNT
	min.	min.	(130, 130)	(120, 135)	(120, 140)	Pólvora	Pólvora

En base a los resultados obtenidos en la Tabla 24 se puede establecer los siguientes resultados:

- Tiempo de navegación promedio de los robots rastreadores:

$$Tiempo\ robots\ rast = 15.35\ min.$$

- Tiempo de navegación promedio del robot identificador:

$$Tiempo\ robots\ rast = 5.13\ min.$$

- Tiempo total promedio del sistema en indicar el área de explosión:

$$Tiempo\ total = 15.35\ min + 5.13\ min. = 20.48\ min.$$

- Detección de sustancias químicas:

$$total\ sustancias = 26$$

$$sustancias\ acertadas = 22$$

$$\% \text{ aciertos} = \frac{22 * 100\%}{26} = 84.62\ \%$$

- Detección de sustancias químicas explosivas:

$$total\ sustancias\ explosivas = 10$$

$$sustancias\ acertadas = 7$$

$$\% \text{ aciertos} = \frac{7 * 100\%}{10} = 70\ \%$$

- Detección de sustancias químicas no explosivas:

$$\text{total sustancias no explosivas} = 12$$

$$\text{sustancias acertadas} = 9$$

$$\% \text{ aciertos} = \frac{9 * 100\%}{12} = 75 \%$$

- Error de posición de los puntos determinados en el mapa de dispersión de olor: en este caso se toma uno de los puntos en donde se tiene mayor error, en donde el punto de la sustancia es (50, 190) cm, el mapa indica que el punto al que se debe llegar es al (60, 210) cm.

$$\text{erro en } x = |50 - 60| \text{cm} = 10 \text{ cm}$$

$$\text{erro en } y = |190 - 210| \text{cm} = 20 \text{ cm}$$

- Error de posición del robot identificador: el punto real de la sustancia química es (50, 190) cm y el punto al que se dirige el robot es (50, 200) cm.

$$\text{erro en } x = |50 - 50| \text{cm} = 0 \text{ cm}$$

$$\text{erro en } y = |190 - 200| \text{cm} = 10 \text{ cm}$$

- Error de puntos determinados como zonas de interés:

$$\text{total de puntos} = 28$$

$$\text{total de puntos acertados} = 22$$

$$\% \text{ aciertos} = \frac{22 * 100\%}{28} = 78.57 \%$$

Con todos los resultados obtenidos se observa que se tiene un tiempo promedio en el que se demora el sistema de 20.48 minutos, el cual varía dependiendo del número de sustancias que se determinan en el área de trabajo. Se trabajó con un total de 26 posibles sustancias químicas de las cuales se obtuvo 22 aciertos, es decir el sistema tiene un 84.62% de porcentaje de aciertos, mientras que únicamente de sustancias explosivas se tuvo un 70% de acierto y de sustancias no explosivas un 75%. El error de posición máximo que se tiene es de 20 cm y de todos los puntos que se enviaron se obtuvieron 6 falsos positivos generando un 78.57% de aciertos.

El tiempo útil total del sistema trabajando continuamente en conjunto es de una hora aproximadamente, con lo que en este tiempo se puede realizar hasta 4 levantamientos de mapas de dispersión continuos sin inconvenientes y 4 discriminaciones de sustancias. El tiempo de carga de la batería del robot identificador es de 8 horas aproximadamente. En cambio, para las baterías de los robots rastreadores son: 12 horas de carga para cada PowerBank (3 PowerBank), 30 minutos de carga para cada batería pequeña (3 baterías) y 3 horas de carga por cada celda de las baterías de 7,4V – 2 celdas (3 baterías). Estas últimas se debe cargar con cargadores que no superen el 1A de corriente.

Finalmente, en el presente trabajo se planteó una estrategia de búsqueda integrada por varias plataformas robóticas y sensado químico para poder detectar sustancias explosivas en entornos desconocidos. Este sistema no presenta visión en vista de que se planificó que el sistema pueda trabajar en cualquier área cerrada y el uso de visión externa provoca que el sistema sea poco reproducible, el uso de visión artificial integrada también quedó descartada por el consumo de batería que se requeriría para este tipo de navegación. Por lo tanto, se puede considerar que es un sistema “ciego” que se guía exclusivamente por el olor encontrado en la zona de exploración. Los

resultados muestran que el sistema es igual de específico que sensible y tomando en cuenta que el modelo permite obtener probabilidades de detección y en función de aplicaciones sería sencillo mejorar en especificidad. El error en la detección puede estar ligado a varios factores como el error absoluto de posición del robot identificador que en el peor de los casos fue de 20 cm, y el mismo que podría ser corregido mejorando la calibración de todos los sistemas robóticos, ya que a mayor distancia de la nariz electrónica a la fuente de olor menor probabilidad existe que pueda detectar la pluma de olor. Es importante mencionar que el sistema fue probado en condiciones cercanas al límite de detección del dispositivo por lo cual es más probable que existan errores, además, se debe tomar en cuenta que los canes son entrenados para percibir 5 gramos de explosivos por lo que la tasa de clasificación podría mejorar. Un inconveniente del sistema es que el sistema solo puede detectar las sustancias dopadas físicamente con alcohol que en la vida real no existiría esa posibilidad, pero mejorando la estrategia de toma de muestra podría dar resultados similares. Otro problema que sería necesario de mejorar es el poder ubicar sustancias escondidas o mezcladas, ya sea mejorando el modelo de entrenamiento incluyendo estas posibilidades o mejorando el límite de detección de todo el sistema. En conclusión, los objetivos planteados en el presente trabajo de titulación se han cumplido obteniendo resultados positivos para la detección de sustancias explosivas.

## **CAPÍTULO VI**

### **CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES**

En el último capítulo se analizan todos los resultados que se han tenido durante la ejecución del presente trabajo de titulación, mostrando las conclusiones a las que se han llegado y las recomendaciones para futuros proyectos.

#### **6.1 Conclusiones**

Se desarrolló una estrategia de navegación y localización de fuentes explosivas por medio de un robot identificador usando información proporcionada por tres robots rastreadores, usando sensado químico y sin un sistema de visión obteniendo resultados en tiempo real de tiempo total de 20.48 minutos para analizar el área de explosión, con un 84.62% de acierto de detección de sustancias químicas explosivas y no explosivas además de un error del 21.43% de error de puntos determinados como zonas de interés en el espacio de trabajo.

Se mejoró el sistema limpieza de los sensores químicos de la nariz electrónica ubicada en el robot identificador reduciendo el tiempo de limpieza de 3 minutos a 1 minuto lo que genero mediciones más rápidas de las sustancias y no tener plumas de olor falsas dentro de la nariz. Además de una mejora en el control de temperatura de los sensores químicos al reducir el tiempo de precalentamiento de los mismos de 3 minutos a 1 minuto.

Se optimizó la tasa de detección de sustancias explosivas en un 87,5% con el robot identificador obteniendo así una mayor confiabilidad en la discriminación de sustancias entre

TNT, pólvora base doble, alcohol y tolueno. Y un valor del 93,3% entre sustancias explosivas y no explosivas.

Se incluyó un sistema de navegación basado en odometría en el robot identificador con un error absoluto de posición de 20 cm tanto para el eje X como para el eje Y lo que generó un porcentaje de aciertos del 78,57%.

Se adecuó los sensores para sustancias explosivas, en los robots de rastreo para una mejor discriminación entre sustancias explosivas y no explosivas.

Se generó mapas de dispersión de sustancias explosivas para analizar la pluma de olor y mediante procesado de imagen se identificaron las posibles fuentes explosivas con un 30% de error. Y con respecto a las fuentes no explosivas con un 25% de error.

Se integró al robot identificador con los robots rastreadores en un solo sistema cooperativo para trabajar de forma cooperativa levantando los mapas de dispersión de olor y la discriminación real de la posible sustancia de amenaza, respectivamente, en un sistema monitorizado desde un computador central.

## **6.2 Recomendaciones**

Para futuros levantamientos de bases de datos para sustancias se debe considerar el aire del ambiente como otra sustancia más, para así validar cuando no existe ninguna sustancia al momento de realizar la experimentación.

Tener una mejor adecuación del entorno de trabajo ya que al realizar pruebas existe la posibilidad de que residuos de las plumas de olor de las sustancias se queden impregnadas en

cosas que se encuentren cerca del espacio de trabajo y generen un levantamiento de datos erróneos.

Para intentar llegar a tener un algoritmo de discriminación de sustancias mucho más sofisticado que tenga mejores porcentajes de certeza y fiabilidad se debe realizar una buena base de datos de entrenamiento para el modelo y en distintos entornos para un mejor aprendizaje de la red neuronal.

Para mejorar la navegación es recomendable aumentar un tipo de visión adicional al robot identificador que trabaje en conjunto con la odometría para un mejor desempeño del mismo.

Se debe realizar un trabajo de eficiencia energética en los robots rastreadores ya que estos utilizan tres baterías para alimentar todos sus elementos por lo que, al momento de la carga de estas, resulta complicado y con mucho tiempo de espera para realizar varias pruebas con estos robots.

## BIBLIOGRAFÍA

- Alejando, C., & Venegas, C. (2017). *Optimización e integración de una nariz electrónica autónoma embebida en un sistema robótico para la identificación de sustancias explosivas como tnt y pólvora base doble en un ambientes controlado*. Sangolquí.
- Antona Cortes, C. (2017). *Herramientas modernas en redes neuronales: librería keras*. Madrid: Escuela Politécnica Superior Universidad Autónoma de Madrid.
- Arduino, H. (2003). *Arduino*. Obtenido de [www.arduino.cc](http://www.arduino.cc): [www.arduino.cc](http://www.arduino.cc)
- B. Lorena Villarreal, G. O. (2015). *Synthesis of Odor Tracking Algorithms with Genetic Programming Neurocomputing*. .
- Barrero Ortiz, G. (2015). *Aplicación de deep learning usando tensorflow para analisis de la calidad de software desarrollado en IBM RPG*. Lima: Universidad Cesar Vallejo.
- Bartlett, J. G. (1999). *Electronic Noses: Principles and Applications*. Oxford University Press.
- Bennetts, V. H. (2014). Combining Non Selective Gas Sensors on a Mobile Robot. *SENSORS*.
- Breugel, F. V. (Agosto de 2015). *Mosquitoes Use Vision to Associate Odor Plumes with Thermal Targets*. Obtenido de [sciencedirect Current Biology: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S096098221500740X](http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S096098221500740X)
- Comercio, E. (16 de marzo de 2018). *Diario El Comercio* . Obtenido de <http://www.elcomercio.com/actualidad/explosion-borbon-seguridad-guacho-fronteranorte.html>
- Defensa, M. N. (2017). *Rendición de Cuentas 2017*.
- Díaz, L. (2002). *Estadística multivariada: inferencia y métodos*. Universidad Nacional de Colombia.
- E. Fabregas, G. F.-C. (2014). RFCSIM Simulador Interactivo de Robótica Móvil para Control de Formación con Evitación de Obstáculos. 1392-1397.
- Electronics, D.-K. (08 de Marzo de 2017). *www.digikey.com*. Obtenido de Digi-Key Electronics: <https://www.digikey.com/es/product/teensy-3-6-development-boards>
- Fernando Izaurieta, C. S. (2000). *Redes Neuronales Artificiales* . Concepción.
- Figaro. (2018). *Figaro*. Recuperado el 01 de 09 de 2018, de [www.figarosensor.com](http://www.figarosensor.com): [www.figarosensor.com](http://www.figarosensor.com)

- Germán Hernández Millán, L. H. (2016). *Implementación de un controlador de posición y movimiento de un robot móvil diferencial*. Bogotá.
- Giusti, L. D., & Tarrío, D. (2000). *Algoritmo de Análisis de Similitud de Imágenes*. La Plata.
- Goldberg, Y. (2017). *Neural network methods for natural language processing*. Synthesis Lectures on Human Language Technologies 10.1 .
- Illanes, J. C. (2018). *Adaptación del sistema robótico móvil autónomo cooperativo smellrobsense para mapeo 2d de obstáculos, temperatura y concentración de gases en un ambiente controlado*. Sangolquí.
- Ines, G., León, P., & Isasi, V. (2014). *Redes neuronales artificiales: Un enfoque práctico*. Pearson.
- J. Lozano, A. G. (2008). *Reconocimiento de patrones basado en redes neuronales y análisis de componentes independientes para narices electrónicas*. Madrid.
- J. W. Gardner, P. N. (1994). A brief history of electronic noses. *Sensors & Actuators B*, 9.
- Javier Jiménez, A. B. (s.f.). *Estimación de la Posición de un Robot Móvil*. España.
- JPM, M. (2009). *Micro JPM*. Obtenido de [www.microjpm.com](http://www.microjpm.com): [www.microjpm.com](http://www.microjpm.com)
- Keller, K. L. (2001). *Artificial Neural Networks, An*. Madrir.
- Leardi, R. (2009). Experimental design in chemistry: A tutorial. Genoa, Italia.
- Lilienthal, A. &. (2006). Airborne Chemical Sensing with Mobile Robots. *Sensors*.
- Martha Quicazán, A. D. (2011). La nariz electrónica, una novedosa herramienta para el control de procesos y calidad en la industria agroalimentaria. *Vitae*, 10.
- Matich, D. (2001). *Redes Neuronales: Conceptos Básicos y Aplicaciones*. Rosario.
- Mechatronics, N. (2010). *Naylamp Mechatronics*. Obtenido de [www.naylampmechatronics.com](http://www.naylampmechatronics.com): [www.naylampmechatronics.com](http://www.naylampmechatronics.com)
- Mikolov, T. D. (2011). Strategies for training large scale neural network language models. *Automatic Speech Recognition and Understanding*, 196–201.
- Olah, C. (2014). *Neural Networks, Manifolds, and Topology*.
- Raspeberry, P. (2012). *Raspeberry Pi*. Obtenido de [www.raspberrypi.org](http://www.raspberrypi.org): [www.raspberrypi.org](http://www.raspberrypi.org)
- Renieblas, G. P., Nogués, A. T., González, A. M., Gómez-Leon, N., & Castillo, E. G. (2017). Structural similarity index family for image quality assessment in radiological images. *Journal of Medical Imaging*.

- Ricardo Garro, L. O. (2014). *Estrategias de Diseño Basadas en Patrones de unSubsistema de Movimiento para un RobotPulverizador*. Buenos Aires.
- Robots, G. (2018). *Generation Robots*. Obtenido de [www.generationrobots.com](http://www.generationrobots.com): [www.generationrobots.com](http://www.generationrobots.com)
- Rosales Hernández, C. T. (2007). *Clasificación de Datos de Olor de Café provenientes de una Nariz Electrónica Utilizando Redes Neuronales*. Universidad Autónoma de Tlaxcala .
- Rouse, D. M., & Hemami, S. S. (2008). Analyzing the Role of Visual Structure in the Recognition of Natural Image Content with Multi-Scale SSIM. *Proc. SPIE Vol. 6806, Human Vision and Electronic Imaging*.
- Sainath, T. M.-R. (2013). Deep convolutional neural networks for LVCSR. *Acoustics, Speech and Signal Processing*, 8614–8618.
- Tensorflow. (2015). *Tensorflow*. Obtenido de <https://www.tensorflow.org/> : <https://www.tensorflow.org/>.
- Virgine, M. (Octubre de 2015). *Olfactory signal coding in an odor background*. Obtenido de Biosystems: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0303264715000842>
- Yang, Y., Fu, M., Zhu, H., & Xiong, G. y. (2010). Control Methods of Mobile Robot Rough-Terrain Trajectory Tracking. *8th IEEE International Conference on Control and Automation*, 731-738.