

**ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DEL LITORAL**

**Facultad de Ingeniería en Electricidad y Computación**

Ambientes Inteligentes para Eficiencia Energética

**PROYECTO INTEGRADOR**

Previo la obtención del Título de:

**Ingeniero en Telemática**

Presentado por:

Edwin Israel Chávez López

Guillermo Zacarías Moreira Moreira

**GUAYAQUIL - ECUADOR**

Año: 2023



## DEDICATORIA

*Edwin Israel Chávez López*

Este proyecto se lo dedico a mi madre Julia Escobar, que fue mi primera maestra, la que con su amor y paciencia me enseñó a ser una buena persona.

*Guillermo Zacarías Moreira Moreira*

El presente proyecto se lo dedico a mis padres, a mi segunda madre, y a mis hermanas, sin ellos, no sería la persona que soy hoy.



## **AGRADECIMIENTOS**

*Edwin Israel Chávez López*

En primer lugar, quiero expresar mi más sincero y profundo agradecimiento a mi madre Julia Escobar por darme su cariño y amor durante mi niñez. A mi madre biológica Betty, que me cuidó y educó para criarme, y ser lo que hoy soy. A Katthy mi tía que se convirtió en soporte y consejera en mi vida. De igual manera a todos mis profesores durante toda mi vida estudiantil, quienes han sido la luz que me guía hasta este momento.

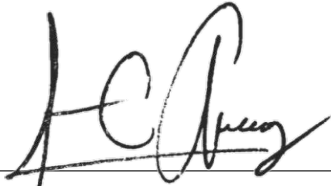
*Guillermo Zacarías Moreira Moreira*

Mi más sincero agradecimiento a mi familia, quienes me han apoyado siempre. De la misma manera, a mis profesores, a quienes he podido encontrar en ellos guías y amigos. Finalmente, a todos los amigos que he hecho en estos años.



## DECLARACIÓN EXPRESA

"Los derechos de titularidad y explotación, nos corresponde conforme al reglamento de propiedad intelectual de la institución; Edwin Israel Chávez López, Guillermo Zacarías Moreira Moreira y damos nuestro consentimiento para que la ESPOL realice la comunicación pública de la obra por cualquier medio con el fin de promover la consulta, difusión y uso público de la producción intelectual"



**Edwin Israel Chávez López**



**Guillermo Zacarias Moreira Moreira**





## **EVALUADORES**

---

**Mgtr. María Ramírez Prado**  
PROFESOR DE LA MATERIA

---

**José Córdova García Ph.D.**  
PROFESOR TUTOR



## RESUMEN

Este proyecto tiene como objetivo proporcionar mejoras en la eficiencia energética de sistemas de climatización. En este proyecto, se parte con base en una implementación de un sistema que es capaz de, mediante técnicas de aprendizaje por refuerzo, ajustar los parámetros necesarios de climatización, priorizando el confort de los usuarios. Este sistema carece de mecanismos sencillos que permitan al usuario conocer el estado del sistema de enfriamiento, o, de la misma manera, realizar acciones sobre los mismos. En tiempos donde el planeta se ve afectado por las acciones humanas, resulta fundamental el desarrollo de tecnologías que promuevan la eficiencia energética.

El proyecto se abordó desde el análisis y comprensión del sistema ya implementado, buscando posibles mejoras e implementando las mismas. Como parte de estas mejoras, se implementó una interfaz de usuario haciendo uso de un asistente de voz, mediante el cual, el usuario es capaz de obtener información deseada y realizar acciones requeridas sobre los aires acondicionados. Por otro lado, se creó un modelo basado en aprendizaje por refuerzo que es capaz de crear un balance entre el confort del usuario y la eficiencia energética, ofreciendo la posibilidad de poder ajustar la priorización de uno de estos dos parámetros, siendo la eficiencia energética la escogida por defecto. Este modelo toma ciertas variables como lo son la temperatura ambiental, la presencia de personas en el laboratorio, los votos de confort que usuarios proveen mediante una página web, el consumo energético del sistema de climatización. Luego, toma acciones eficientes basadas en los mismos.

Los resultados de este proyecto demuestran que es posible llegar a un equilibrio entre el confort y la eficiencia energética, proveyendo una sólida base para la investigación de la adaptación de este proyecto a diferentes espacios físicos y necesidades.

**Palabras Clave:** Aprendizaje por Refuerzo, Confort, Eficiencia Energética, Sistemas de Climatización.



## ABSTRACT

*This project aims to provide improvements in the energy efficiency of air conditioning systems. This project is based on the implementation of a system that is capable of adjusting the necessary air conditioning parameters, prioritizing the comfort of the users, through reinforcement learning techniques. The system lacks simple mechanisms that allow the user to know the status of the cooling system, or, in the same way, to perform actions on them. In times when the planet is affected by human actions, it is essential to develop technologies that promote energy efficiency.*

*The project was approached from the analysis and understanding of the already implemented system, looking for possible improvements and implementing them. As part of these improvements, a user interface was implemented using a voice assistant, through which the user is able to obtain desired information and perform required actions on the air conditioners. On the other hand, a model based on reinforcement learning was created. This model is able to create a balance between user comfort and energy efficiency, offering the possibility of being able to adjust the prioritization of one of these two parameters, being energy efficiency the one chosen by default. This model takes as parameters variables such as the ambient temperature, the presence of people in the laboratory, the comfort votes provided by users through a web page, the energy consumption of the air conditioning system, and takes efficient actions based on them.*

*The results of this project demonstrate that it is possible to strike a balance between comfort and energy efficiency, providing a solid basis for research into adopting this project to different physical spaces and needs.*

**Keywords:** Reinforcement Learning, Comfort, Energy Efficiency, Cooling Systems



# ÍNDICE GENERAL

<b>RESUMEN</b>	<b>i</b>
<b>ABSTRACT</b>	<b>iii</b>
<b>ABREVIATURAS</b>	<b>ix</b>
<b>SIMBOLOGÍA</b>	<b>xi</b>
<b>ÍNDICE DE FIGURAS</b>	<b>xi</b>
<b>ÍNDICE DE TABLAS</b>	<b>xiii</b>
<b>1 INTRODUCCIÓN</b>	<b>1</b>
1.1 DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA . . . . .	1
1.2 JUSTIFICACIÓN DEL PROBLEMA . . . . .	2
1.3 OBJETIVOS . . . . .	2
1.3.1 OBJETIVO GENERAL . . . . .	2
1.3.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS . . . . .	3
1.4 ALCANCE Y LIMITACIONES . . . . .	3
1.5 MARCO TEÓRICO . . . . .	4
1.5.1 Hardware . . . . .	4
1.5.1.1 Broadlink RM4 . . . . .	4
1.5.1.2 Raspberry Pi 3 . . . . .	4
1.5.1.3 Módulo de Cámara para Raspberry Pi . . . . .	6
1.5.1.4 Estación Meteorológica . . . . .	6
1.5.1.5 SHELLY EM . . . . .	6
1.5.2 Software . . . . .	7
1.5.2.1 Docker . . . . .	7
1.5.2.2 Python . . . . .	7

1.5.2.3	InfluxDB . . . . .	8
1.5.2.4	MongoDB . . . . .	8
1.5.3	Frameworks, Protocolos, Modelos, y Algoritmos . . . . .	8
1.5.3.1	Q-Learning . . . . .	8
1.5.3.2	MQTT . . . . .	8
1.5.3.3	YOLO . . . . .	9
1.5.3.4	RTSP . . . . .	9
1.5.3.5	DNAT . . . . .	9
1.6	ESTADO DE ARTE . . . . .	9
<b>2</b>	<b>METODOLOGÍA</b>	<b>13</b>
2.1	ESQUEMA DE IMPLEMENTACIÓN . . . . .	15
2.2	RECONOCIMIENTO DE SOFTWARE Y HARDWARE . . . . .	15
2.3	EXPOSICIÓN DE LA API A INTERNET . . . . .	15
2.4	PROGRAMACIÓN DE ALEXA SKILLS . . . . .	16
2.4.1	OBTENCIÓN DE LA TEMPERATURA . . . . .	16
2.4.2	OBTENCIÓN DEL ESTATUS DEL A/C . . . . .	17
2.4.3	CAMBIO DE TEMPERATURA AL A/C . . . . .	18
2.4.4	VOTACIONES PARA EXPRESAR CONFORT . . . . .	18
2.4.5	CONOCER LA CANTIDAD DE VOTOS TOTAL . . . . .	19
2.4.6	CONOCER EL ESTADO DEL MODELO . . . . .	20
2.4.7	CERRAR LA SKILL A/C LEARN . . . . .	20
2.4.8	CASOS DONDE EXISTEN FALLAS CON ALEXA . . . . .	21
2.5	ANÁLISIS DEL MODELO Q-LEARNING . . . . .	21
2.5.1	ENTRENAMIENTO DEL MODELO . . . . .	22
2.5.2	ESTADOS DEL MODELO . . . . .	23
2.5.3	ACCIONES DISPONIBLES DEL MODELO . . . . .	24
2.5.4	RECOMPENSAS PARA EL MODELO . . . . .	24
2.6	AGREGAR CONSUMO ELÉCTRICO COMO NUEVO PARÁMETRO . . . . .	25
<b>3</b>	<b>PRUEBAS Y RESULTADOS</b>	<b>27</b>
3.1	CONTEXTO DE LAS PRUEBAS . . . . .	27
3.2	EXPERIMENTO 1 . . . . .	28



3.2.1	DISEÑO DE EXPERIMENTO 1 . . . . .	28
3.2.2	ANÁLISIS DE LOS VOTOS POR SEMANA . . . . .	28
3.3	EXPERIMENTO 2 . . . . .	29
3.3.1	DISEÑO DE EXPERIMENTO 2 . . . . .	29
3.3.2	ANÁLISIS DE LOS VOTOS POR SEMANA . . . . .	30
3.4	ANÁLISIS PRELIMINAR DEL NUEVO PARÁMETRO RECOLECTADO . . .	30
3.5	RESULTADOS . . . . .	31
<b>4</b>	<b>CONCLUSIONES Y LÍNEAS FUTURAS</b>	<b>34</b>
4.1	Conclusiones . . . . .	34
4.2	Recomendaciones . . . . .	35
4.3	Líneas Futuras . . . . .	35
	<b>BIBLIOGRAFÍA</b>	<b>37</b>
	<b>APÉNDICES</b>	<b>39</b>
A	Repositorio Q-learning . . . . .	41
B	Repositorio MQTT ACLearn . . . . .	41
C	Repositorio InfluxAC . . . . .	41
D	Repositorio API Broadlink . . . . .	41
E	Repositorio Web Votaciones . . . . .	41
F	Repositorio Conteo de Personas . . . . .	42
G	Propuesta de Venta . . . . .	42



## ABREVIATURAS

ESPOL	Escuela Superior Politécnica del Litoral
A/C	Aire Acondicionado
LST	Laboratorio de Sistemas Telemáticos
IoT	Internet of Things
HVAC	Heating, ventilation and air conditioning
MQTT	Message Queuing Telemetry Protocol
RTSP	Real Time Streaming Protocol
TCP	Transmission Control Protocol
UDP	User Datagram Protocol
YOLO	You Only Look Once
SQL	Structured Query Language
NoSQL	No Structured Query Language
RL	Reinforcement Learning
API	Application Programming Interface



## SIMBOLOGÍA

kW Kilovatio

kWh Kilovatio-hora



## ÍNDICE DE FIGURAS

1.1	Broadlink RM4. . . . .	5
1.2	Raspberry Pi 3 Model B. . . . .	5
1.3	Módulo de cámara para Raspberry Pi. . . . .	6
1.4	Estación Meteorológica. . . . .	7
2.1	Diagrama de la metodología del proyecto. . . . .	13
2.2	Arquitectura del proyecto. . . . .	14
2.3	Ejemplo de la obtención de la temperatura mediante Alexa. . . . .	17
2.4	Obtención del estatus del aire acondicionado usando Alexa. . . . .	17
2.5	Ejemplo del cambio de temperatura mediante Alexa. . . . .	18
2.6	Ejemplo de votación mediante Alexa. . . . .	19
2.7	Ejemplo de obtención de la cantidad de votos por día. . . . .	19
2.8	Ejemplo de obtención del estado del modelo mediante Alexa. . . . .	20
2.9	Ejemplo como silenciar la skill en Alexa. . . . .	20
2.10	Posibles errores durante la interacción con Alexa . . . . .	21
2.11	Diagrama de flujo Q-learning . . . . .	23
2.12	Parámetros considerados en el modelo de Q-Learning en el proyecto. . . . .	23
2.13	Página web en la que usuarios realizan votaciones. . . . .	25
2.14	Niveles de consumo eléctrico para el modelo . . . . .	26
3.1	Croquis del LST . . . . .	28
3.2	Votos por semana . . . . .	29
3.3	Votos por semana del experimento 2 . . . . .	30
3.4	Consumo eléctrico de los dos A/C . . . . .	31
3.5	Consumo eléctrico A/C usando el nuevo modelo . . . . .	32
3.6	Votos neutrales luego de usar el nuevo modelo . . . . .	33





## ÍNDICE DE TABLAS

1	Tabla con los precios de los servicios y/o productos. . . . .	42
---	---	----



# CAPÍTULO 1

## 1. INTRODUCCIÓN

En un mundo en constante evolución tecnológica, la búsqueda de soluciones que promuevan la eficiencia energética y la automatización de tareas cotidianas se ha convertido en un desafío inevitable. Entre los muchos ámbitos que demandan esta cooperación, los sistemas de climatización, como los aires acondicionados, ocupan un lugar destacado en la mejora de la comodidad y la contribución en el consumo energético de edificios e instalaciones. Conscientes de esta necesidad, este proyecto se adentra en la intersección entre la inteligencia artificial (IA) y la gestión de la climatización (Karthikeyan et al., 2021), con un enfoque particular en la creación de un sistema de control de aires acondicionados que sea capaz de aprender y adaptarse a las preferencias de los usuarios mediante el aprendizaje por refuerzo (RL) (Qiang and Zhongli, 2011). Además, este sistema no solo busca la optimización del confort personal, sino también la eficiencia energética, con el fin de armonizar de manera integral la satisfacción de los usuarios y la conservación de recursos esenciales. En este contexto, el proyecto explora las posibilidades de utilizar la tecnología para maximizar la comodidad de los usuarios mientras minimiza el impacto ambiental y los costos asociados al consumo energético.

### 1.1 DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA

El equilibrio entre la experiencia del usuario y la eficiencia del consumo energético de dispositivos IoT (Internet of Things) (Xu et al., 2014) es uno de los obstáculos que se presenta cuando se implementa un entorno inteligente con tecnologías como la de climatización automática en espacios con una afluencia constante de usuarios a lo largo del día.

Sistemas como estos, generalmente presentan dificultades como lo son: monitoreo

constante, gran consumo energético debido al poder computacional requerido, sistemas poco intuitivos o amigables para usuarios finales, y grandes espacios ocupados por el tamaño considerable de dispositivos existentes. En épocas modernas, resulta necesaria la implementación de sistemas compactos, que promuevan la eficiencia energética, con capacidad de interconectarse con otros ya existentes, y que permita a cualquier tipo de usuario interactuar con ellos, sin resultar un problema el poco conocimiento tecnológico de quien lo usa.

## **1.2 JUSTIFICACIÓN DEL PROBLEMA**

Cabe recalcar que cuando se habla de un ambiente inteligente también está incluida la interacción que tiene el mismo con el usuario, ya que muchos de estos usuarios no observarán de manera agradable una pantalla negra o comandos mediante consola. Estos detalles hacen que el sistema utilizado resulte nada intuitivo para usuarios finales que no poseen conocimientos técnicos, siendo estos la gran mayoría.

De igual manera, no tiene sentido que afirmar que un entorno es completamente “inteligente” si entre sus resultados obtenidos no se observa una mejora en el consumo energético, ya que estaría incumpliendo con los conceptos fundamentales de sostenibilidad.

En un mundo actual donde existe una gran cantidad de dispositivos electrónicos que contribuyen al consumo eléctrico, y, de manera indirecta, acciones que generan la contaminación y degradación del ambiente, resulta fundamental la constante investigación de estrategias que permitan la minimización del recurso eléctrico y de la huella de carbono.

## **1.3 OBJETIVOS**

### **1.3.1 OBJETIVO GENERAL**

Desarrollar módulos de interacción y eficiencia energética al controlador inteligente de aires acondicionados ACLearn mediante el uso de Alexa Skills y mediciones de energía.

### **1.3.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS**

- Desarrollar un modelo de aprendizaje basado en Q-learning que tome decisiones eficientes, priorizando la eficiencia energética.
- Obtener el consumo energético de aires acondicionados del laboratorio haciendo uso de sensores y herramientas tecnológicas.
- Mejorar la interacción de los usuarios con el sistema haciendo uso de asistentes de voz, permitiendo a los mismos realizar cambios y obtener información de interés.

## **1.4 ALCANCE Y LIMITACIONES**

El alcance que tiene este proyecto integrador es el mejorar el sistema de control automatizado de climatización en el laboratorio de sistemas telemáticos (LST) ubicado en la universidad “Escuela Superior Politécnica del Litoral” (ESPOL), el cual, por el momento, permite manipular los aires acondicionados efectuando acciones de encender, apagar y controlar la temperatura según una técnica de aprendizaje automático denominado Q-Learning (Sutton and Barto, 2018) (Chica et al., 2023); además, se evidencia que el laboratorio hace uso de dispositivos IoT como: Raspberry Pi 3, Broadlink RM4 y una estación meteorológica, los mismos que son usados para este proyecto. Estos dispositivos serán descritos brevemente.

Mediante el uso de tecnologías IoT, como lo son sensores y actuadores, conjunto a técnicas y tecnologías de software, se realiza un estudio de variables de interés en el laboratorio. El constante seguimiento de variables de interés permitirá al modelo entrenado ser capaz de tomar acciones en el aire acondicionado, siendo el mismo capaz de crear un balance entre consumo energético y confort del usuario antes de realizar una acción como lo puede ser el cambio de temperatura.

Para mejorar la experiencia de usuario al momento de hacer uso del sistema, se plantea hacer uso de Alexa Skills, permitiendo al usuario emitir comandos de voz y obtener información sobre el sistema de enfriamiento, siendo también posible realizar cambios en el mismo.

Las limitantes del proyecto están directamente relacionadas con la infraestructura de la universidad y los dispositivos que disponen. Al hacer uso de la red existente de la

institución, la disponibilidad de los servicios para levantar el proyecto depende totalmente de la estabilidad de la red, la seguridad, y las limitaciones de la misma.

## **1.5 MARCO TEÓRICO**

En este proyecto se puede encontrar una serie de disciplinas interconectadas. Por un lado, se encuentra software necesario como lo pueden ser las bases de datos usadas para almacenar toda la información referente a las variables físicas necesarias para desarrollar una solución, software creado para el desarrollo de nuevas capacidades o skills con las cuales Alexa será capaz de interactuar de manera eficiente con el usuario, y el software embebido en cada uno de los dispositivos IoT que se encuentran en el laboratorio. El hardware presente en el proyecto es una colección de diferentes sensores usados para medir variables físicas ambientales, como lo son la temperatura y humedad. Por otro lado, equipos como microcontroladores que recogen los datos medidos por los sensores y los envían usando diferentes protocolos de mensajería, minicomputadores como la Raspberry Pi, que junto a una cámara lleva registro de la cantidad de personas presentes en el laboratorio y que ejecuta scripts para dar indicaciones al controlador del aire acondicionado, siendo este un Broadlink RM4.

### **1.5.1 Hardware**

#### **1.5.1.1 Broadlink RM4**

Broadlink RM4 (Figura 1.1) es un dispositivo que permite controlar mandos a distancia haciendo uso de infrarrojos (Broadlink, 2023), convirtiéndolo en un perfecto candidato para realizar acciones de encendido, apagado, y cambios de temperatura en un aire acondicionado. Este dispositivo es capaz de integrarse con asistentes de voz como lo son Amazon Alexa y Google Assistant. Permite diferentes tipos de programaciones, posibilitando al usuario especificar el comportamiento del dispositivo.

#### **1.5.1.2 Raspberry Pi 3**

La Raspberry Pi 3 (Figura 1.2) es un minicomputador de tercera generación que incorpora un microprocesador Quad Core de 1.2GHz Broadcom BCM2847 de 64 bits, 1 GB de



Figura 1.1: Broadlink RM4.

memoria RAM, múltiples puertos, entre estos 4 puertos USB, 40 pines GPIO, puerto para una tarjeta micro SD para cargar el sistema operativo, capacidad de usar módulos de expansión como lo son una cámara o un display, conectividad Wifi y Bluetooth, entre otros. Este dispositivo es usado como servidor donde se ejecuta un script que interactúa con el Broadlink RM4. (Raspberry Pi Foundation, 2023).



Figura 1.2: Raspberry Pi 3 Model B.

### 1.5.1.3 Módulo de Cámara para Raspberry Pi

Módulo compacto que se acopla fácilmente a la placa de la Raspberry Pi, desbloqueando la posibilidad de acceder a foto y vídeo. Se conecta mediante un bus de datos que se inserta en la placa mediante una ranura (Figura 1.3). Este módulo permite realizar el seguimiento del aforo del laboratorio, contando el número de personas en él.



Figura 1.3: Módulo de cámara para Raspberry Pi.

### 1.5.1.4 Estación Meteorológica

Dispositivo que consta de un microcontrolador ESP32 junto a sensores que permiten la captura de variables físicas ambientales como lo son la temperatura y la humedad, las cuales son usadas por el modelo de aprendizaje desarrollado. (Figura 1.4)

### 1.5.1.5 SHELLY EM

Medidor inteligente que puede ser conectado a dispositivos electrónicos. Cuenta con la capacidad de registrar el consumo eléctrico de los dispositivos conectado. (Shelly, 2023) Los datos pueden ser enviados haciendo uso de diferentes protocolos de comunicación como lo son MQTT y HTTP, permitiendo que los usuarios se puedan conectar mediante diversas plataformas o sistemas inteligentes.



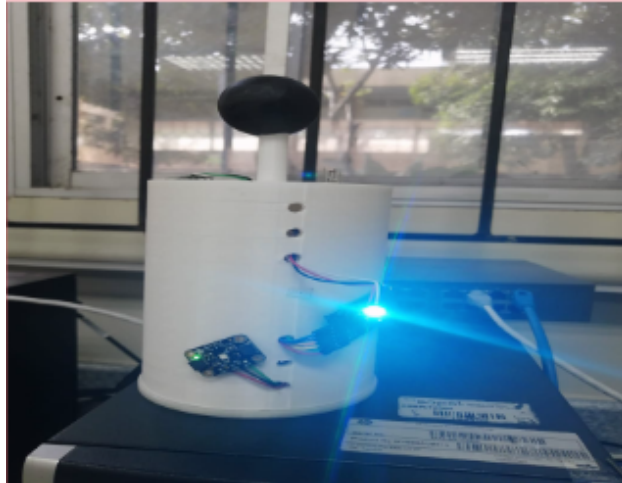


Figura 1.4: Estación Meteorológica.

## 1.5.2 Software

### 1.5.2.1 Docker

Docker es una tecnología que permite encapsular aplicaciones dentro de contenedores. Haciendo uso de métodos de virtualización, se logra separar la aplicación de la infraestructura, permitiendo de esta manera entregar, desarrollar, y desplegar aplicaciones de software de manera mucho más rápida (Docker, 2023). Al tener aplicaciones dentro de contenedores, estas son aisladas, incrementando la seguridad ante posibles ataques. Los contenedores, a diferencia de las tradicionales máquinas virtuales, son mucho más ligeros, permiten la comunicación entre ellos, y disminuyen los tiempos de desarrollo y despliegue de aplicaciones. Estos son usados para encapsular los servicios desarrollados en el proyecto, permitiendo el fácil despliegue y distribución de los mismos.

### 1.5.2.2 Python

Lenguaje de programación general de alto nivel interpretado, de tipado dinámico, orientado a objetos, usado para un rápido desarrollo de aplicaciones (Python Org., 2023) que van desde pequeños scripts para automatización de tareas hasta complejos modelos de aprendizaje automático que hacen uso de Machine Learning y Deep Learning. Python ocupa un nivel muy importante dentro de los campos de Ciencias de Datos e Inteligencia Artificial, siendo este el lenguaje por defecto usado por expertos en el área.

Ofrece una gran cantidad de librerías y frameworks para manejo de datos, implementación de modelos matemáticos y de Inteligencia Artificial, desarrollo de aplicaciones web, desarrollo de videojuegos, entre otros. Python es el lenguaje escogido para el desarrollo del modelo de aprendizaje en el proyecto.

### **1.5.2.3 InfluxDB**

Base de datos relacional de código abierto que hace uso de consultas tipo SQL diseñada para la manipulación y recolección de series de tiempo. En esta base de datos se almacena información como la es la cantidad de personas en el laboratorio.

### **1.5.2.4 MongoDB**

Base de datos no relacional que almacena información en un formato parecido a JSON donde existen campos que pueden cambiar a medida que pasa el tiempo (Mongo, 2023). Esta base de datos permite la realización de consultas, permitiendo de esta manera acceder a la información deseada haciendo uso de filtros. Esta es la base de datos donde se almacena la información sobre el confort de los usuarios.

## **1.5.3 Frameworks, Protocolos, Modelos, y Algoritmos**

### **1.5.3.1 Q-Learning**

Modelo de aprendizaje por refuerzo, el cual se emplea para evaluar el valor de realizar una acción en un estado específico mediante la asignación de valores denominados como valores-Q a cada una de las combinaciones posibles acción-estado. En este algoritmo, no hace falta un conocimiento previo al entorno en el que se entrena, lo que lo hace apropiado para situaciones que involucran transiciones sujetas a la aleatoriedad (Paul, 2019). Q-Learning es el modelo de aprendizaje por refuerzo usado en el proyecto.

### **1.5.3.2 MQTT**

Message Queuing Telemetry Transport es un protocolo estándar de mensajería para aplicaciones de IoT. Está diseñado para ser ligero y trabaja bajo un modelo de publicador/suscriptor, en el cual varios suscriptores pueden obtener información de un

tópico estando "suscritos" al mismo (MQTT Org, 2023). Este protocolo es el usado para la transmisión de datos de la estación meteorológica.

### **1.5.3.3 YOLO**

You Only Look Once es un algoritmo de detección de objetos en tiempo real. Entre sus características se encuentran la velocidad, la alta exactitud de detección, y su generalidad de poder reconocer casi cualquier objeto. Este algoritmo ha sido aplicado a múltiples áreas como la medicina, la agricultura, los autos autónomos, entre otros (Datacamp, 2022). Haciendo uso de este algoritmo, es posible clasificar los elementos captados por la cámara de la Raspberry Pi, contando así solo las personas.

### **1.5.3.4 RTSP**

Real-Time Streaming Protocol es un protocolo de transmisión de dato en tiempo real que permite a los usuarios reproducir audio y vídeo desde Internet en lugar de hacer descargas de archivos para su posterior reproducción. Este protocolo es ampliamente usado en sitios de internet que hacen uso de cámaras, la radio por internet, streaming de vídeo, entre otros (TechTarget, 2023). En el proyecto, se hace uso de este protocolo para transmitir el vídeo en vivo capturado por la Raspberry Pi.

### **1.5.3.5 DNAT**

Destination Network Address Translation. Permite realizar redirección de servicios hacia otra máquina. Útil cuando se desea que un servicio que corre en una red local, tenga salida a la red pública. En el proyecto, se usa DNAT para poder exponer la API (Application Programming Interface) que corre dentro de la red local a la red pública de la universidad donde se encuentra el servidor principal del proyecto.

## **1.6 ESTADO DE ARTE**

Es evidenciable que a medida que pasa el tiempo, los ambientes inteligentes toman más protagonismo en diferentes áreas como el de la climatización inteligente. Para que esto suceda, es necesario que tanto el hardware como el software conforme un sistema

embebido que ofrezca soluciones y ventajas sobre los sistemas obsoletos y antiguos de climatización; sin embargo, en un contexto donde se pretende disminuir el consumo de energía es necesario también considerar que estos sistemas inteligentes sean capaces de tomar decisiones priorizando el consumo mismo.

En el estudio realizado (Hussain et al., 2017), se encontró una carencia en hogares de Iraq. Esta carencia destaca el desconocimiento del consumo de energía, para ello, desarrollaron una aplicación donde se detalla el consumo de energía de la vivienda. El prototipo de esta aplicación fue lanzado en 50 hogares para probar sus resultados. En el trabajo concluyeron que si el usuario tiene conocimiento de la cantidad de energía que consume, este tratará de llevar un mejor control sobre sus actividades.

En el artículo (Namatëvs, 2018), se presenta una fusión entre aprendizaje por refuerzo y aprendizaje profundo por refuerzo (DRL). Estos modelos tienen el objetivo de obtener una mejor optimización de energía en el entorno. Estos modelos aprenden a tomar las mejores decisiones respecto a los sistemas HVAC. Además, en este trabajo se menciona un análisis de Coherent Market Insights, el cual da a conocer que en Europa los sistemas HVAC son el principal consumidor de energía en edificios. Estos sistemas representan un 30% del consumo energético total, y se espera un aumento del 18% para el año 2025. Adicionalmente, (Carreiraa et al., 2018), propone responder la pregunta: «¿Puede HVAC realmente aprender de los usuarios?». En este trabajo la respuesta a esa pregunta es planteada en términos de utilizar K-Means. Para el uso de K-Means, los autores recopilan información de retroalimentación de los usuarios vía votos en dispositivos móviles. Con estos votos se busca optimizar el control de los sistemas HVAC, teniendo como prioridad minimizar el consumo de energía mientras se aumenta el confort.

En adición, la investigación (Winkler et al., 2016), plantea una solución al problema de la no constancia en el confort de los usuarios de los sistemas HVAC. Los autores proponen un experimento de votación mediante una app y recolección de la retroalimentación de 61 empleados en un edificio durante 40 semanas. El resultado obtenido fue un aumento del 93.33% en la satisfacción de los ocupantes; además, demuestran que el consumo de energía redujo un 18.99%.

En (Purdon et al., 2013), los autores abordan la idea de mejorar el confort de los ocupantes en un entorno. Presentan una aplicación móvil donde usuarios pueden votar entre dos opciones: frío y calor, además hacen uso de un algoritmo de control HVAC basado en las

entradas simples que los usuarios votaron. Esta solución permite, en tiempo real, que la temperatura del entorno se adapte y sea ideal para todos los ocupantes. El experimento se basó en reducir el consumo de energía acercando la temperatura interior con la del exterior. Entre sus evidencias muestran todos los datos recolectados durante 3 semanas en 12 oficinas. El resultado obtenido de este trabajo reduce hasta un 60% el consumo de energía, con un aumento relativamente pequeño de 0,3 °C en la incomodidad promedio de los usuarios.

Los autores de (Khan et al., 2020), recolectan un total de 50 trabajos entre artículos e investigaciones que hacen uso del método de votaciones para sistemas IoT. Entre los resultados obtenidos, se mide experiencia del usuario al interactuar con las aplicaciones o páginas web usadas en votaciones. En el trabajo recalcan que mejorar la interpretación de las escalas de evaluación, evitar votos extremos e inconsistencias del patrón de votación, son factores que mejoran la comodidad del usuario al hacer votaciones.

Adicionalmente, en el estudio (Sheikh Khan and Kolarik, 2022), se presenta una recolección total de 60 publicaciones científicas que utilizan herramientas de votación en sistemas IoT para los usuarios. En el trabajo se obtuvo un promedio del 22% de eficiencia energética. Así mismo, el promedio de la experiencia de usuario, obtenido entre todos los trabajos recolectados, es del 34%. Ellos sugieren que los sistemas de votación sean más fáciles de usar, ya que la mayor cantidad de votos recolectados vienen de dispositivos portátiles.

En el artículo (Macieira et al., 2021), los autores detallan la solución al problema de exceso de consumo de energía en los sistemas HVAC en oficinas. La solución propuesta se basa en 3 pasos: obtención constante de información proveniente del sistema de gestión de energía de fuente abierta, el modelo predictivo y el aprendizaje automático. Esta solución es capaz de predecir si los usuarios van a trabajar en una locación de la oficina determinada; además, este sistema va recopilando las predicciones realizadas, entorno ambiental y precios del consumo de energía en tiempo real. Este modelo presentado obtiene resultados de precisión del 93.8% y no afecta al confort de los usuarios. Mencionan que con este tipo de soluciones se está cada vez más cerca llegar al objetivo de edificios inteligentes y en tiempo real.

Los autores de (He et al., 2022), demuestran los beneficios del uso de asistentes inteligentes proactivos basados en voz. Estos asistentes inteligentes incentivan a los

ocupantes de un entorno a ahorrar energía en relación con el comportamiento de sistemas HVAC. Los investigadores recopilaron datos de 307 participantes y hallaron que la probabilidad de aceptar recomendaciones provenientes de los asistentes inteligentes es alta. Además, muestran un aumento de mejoría del 30% en experiencia de usuario. De igual manera, los valores pro ambientales en los usuarios aumentaron de un 24% a 35%. Para finalizar, el autor de (Franco, 2020), resalta la importancia de la calidad ambiental en entornos para que los ocupantes del mismo sientan confort. Estos ocupantes también son responsables del consumo energético dentro del entorno. En este trabajo se presenta la “psicología del ahorro energético”, el cual son las perspectivas de aumentar el nivel de interacción de los usuarios con tecnologías de la comunicación. En este artículo también realizan una estrategia de control multiobjetivo a sistemas HVAC, obteniendo un ahorro energético sin afectar al confort de los usuarios ni sus condiciones de salud. Este proyecto incorpora ideas de los proyectos anteriormente citados y los combina de manera de que se obtiene un proyecto que no tan solo ofrece al usuario una interfaz intuitiva, sino que también le permite usuario reducir los niveles de consumo energético y lo vuelve consciente de ello.

# CAPÍTULO 2

## 2. METODOLOGÍA

En este apartado, se describe el procedimiento y etapas que se han seguido para ejecutar este proyecto integrador. En la figura 2.1 se puede observar lo antes mencionado. Adicionalmente, en esta sección se detalla: arquitectura, herramientas y procesos que se llevaron a cabo para la realización del proyecto.

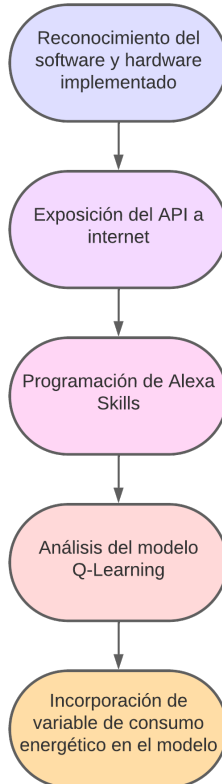


Figura 2.1: Diagrama de la metodología del proyecto.

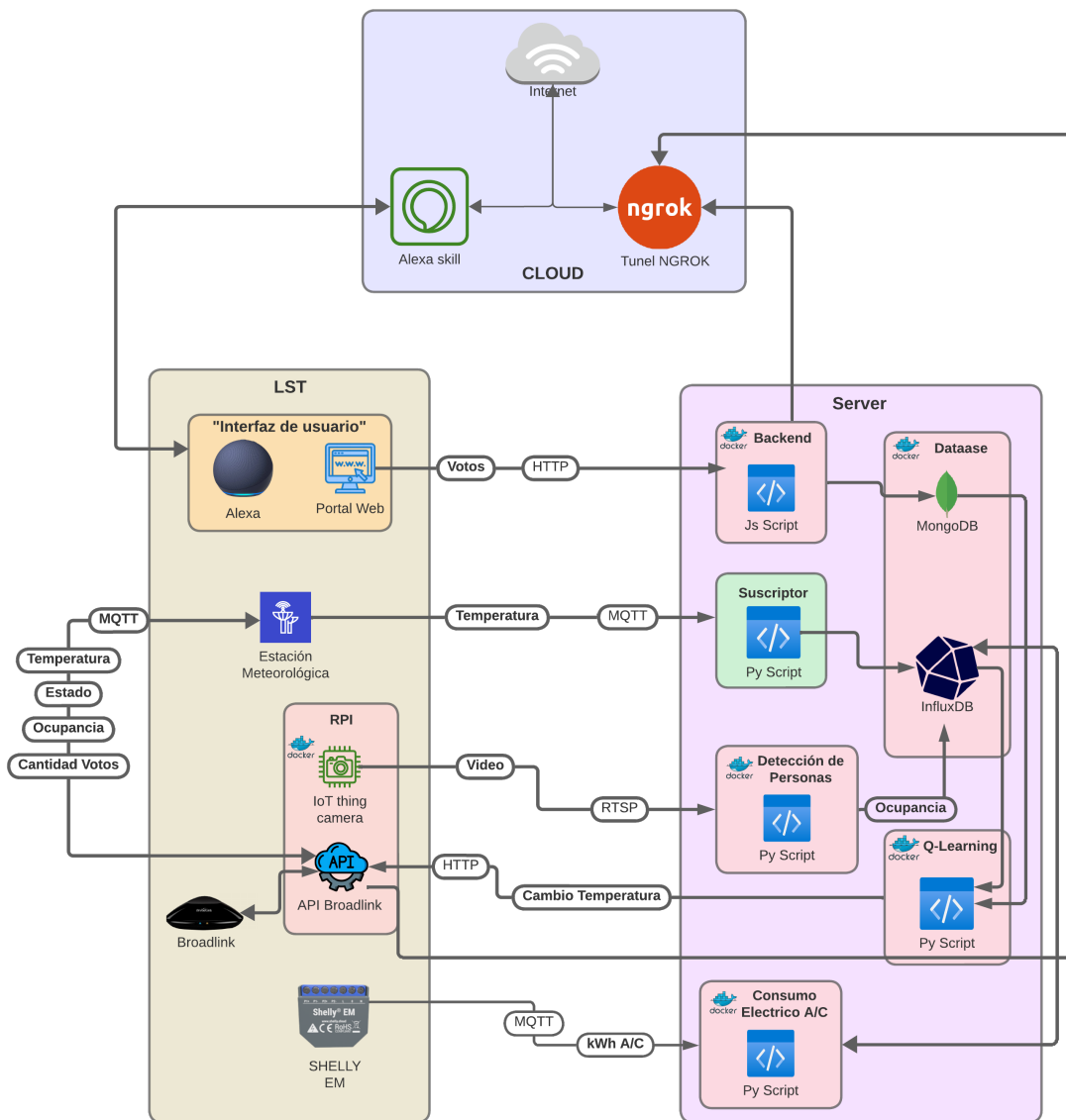


Figura 2.2: Arquitectura del proyecto.



## **2.1 ESQUEMA DE IMPLEMENTACIÓN**

Como se observa en la figura 2.2, se detallan las variables utilizadas para recolectar la información, tales como: votos del confort en los ocupantes, la temperatura del entorno, y la cantidad de personas presentes en el laboratorio. Estos datos son enviados gracias a diferentes protocolos detallados en la gráfica. Respecto al almacenamiento de votos, se hace uso de MongoDB. Mientras que en InfluxDB, se almacenan series de tiempo que almacenan los datos de ocupancia del laboratorio y variables ambientales. En el servidor usado para el proyecto se está ejecutando un script de Python que implementa el modelo entrenado para tomar decisiones acerca del control del aire acondicionado del LST. Las decisiones tomadas se transmiten mediante el Broadlink detallado en la gráfica.

Para que Alexa pueda obtener la información del API e interactuar con el usuario, se hace uso de ngrok (PubNub, 2023), el cual provee un servicio de túnel (Traefik Labs, 2023). Por otro lado, también se expone la API del backend de las votaciones web mediante el uso de otro túnel, permitiendo de esta manera al usuario realizar votaciones haciendo uso de Alexa.

## **2.2 RECONOCIMIENTO DE SOFTWARE Y HARDWARE**

Esta etapa del proyecto se basó plenamente en la exploración y comprensión del proyecto anterior. Esta etapa comenzó con una lectura de la tesis realizada, entendiendo así cuáles eran los objetivos, alcance, limitaciones, y resultados obtenidos. También, se llevó a cabo un estudio de los elementos, tanto físicos (hardware) como el software utilizado y cómo se realizaría una adaptación de los mismos para satisfacer las necesidades de este nuevo proyecto.

## **2.3 EXPOSICIÓN DE LA API A INTERNET**

Debido a que el desarrollo y la respuesta de las Skills creadas se almacenan en la nube, es necesario que la API desarrollada pueda ser accedida de manera global mediante internet y no tan solo dentro de la red local del laboratorio. Para poder exponer la API al internet, se usó ngrok, el cual permite, mediante túneles, exponer puertos del equipo de

interés, en este caso una Raspberry Pi, a internet. Al realizar este proceso, se obtiene un link generado por ngrok. Sin embargo, en este proyecto se hace uso de un dominio fijo para cerciorar que en caso de interrupciones o apagones de energía, la Raspberry al iniciarse y correr el servicio, genere siempre el mismo enlace, siendo Alexa capaz de obtener los datos. De la misma manera, el procedimiento fue replicado en el servidor usado, exponiendo de esta manera la API de votación web al Internet.

## **2.4 PROGRAMACIÓN DE ALEXA SKILLS**

Como fue mencionado anteriormente, las Skills de Alexa son nuevas acciones que obtiene el dispositivo mediante el uso de programación. Debido a la naturaleza en la que las mismas son desarrolladas, es posible obtener como resultado Skills tan personalizadas como el programador sea capaz de realizar. En el contexto de este proyecto, estas Skills han sido desarrolladas como una manera sencilla en la que el usuario es capaz de realizar acciones sobre el sistema de enfriamiento haciendo uso de comandos de voz. El usuario al hacer uso de estas Skills es capaz de: obtener y cambiar la temperatura y estatus del aire acondicionado, obtener información sobre el estado actual del modelo implementado, realizar votos expresando su confort, e inclusive, obtener una breve explicación sobre el proyecto.

### **2.4.1 OBTENCIÓN DE LA TEMPERATURA**

La temperatura del LST está almacenada en una API local del proyecto. Como es de conocimiento, Alexa necesita salida hacia Internet y así mismo sus Skills creadas. Entonces, una vez expuesta la API a Internet, se empieza a estructurar la interacción de la voz del usuario con la Skill, haciendo que Alexa haga peticiones de tipo GET a la API del proyecto. Como resultado se obtiene que cuando el usuario emita un comando como: “Alexa dime la temperatura del laboratorio”, Alexa responderá con la temperatura real del LST. El funcionamiento de este ejemplo se puede observar en la figura 2.3.

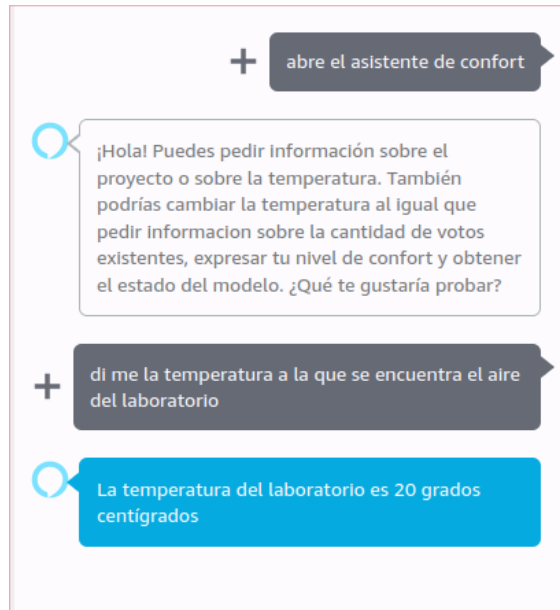


Figura 2.3: Ejemplo de la obtención de la temperatura mediante Alexa.

## 2.4.2 OBTENCIÓN DEL ESTATUS DEL A/C

Al igual que con la obtención de la temperatura, el código de la Figura 2.4 hace una petición de tipo GET, esta vez cambiando un poco la URL del API para obtener la información de interés.

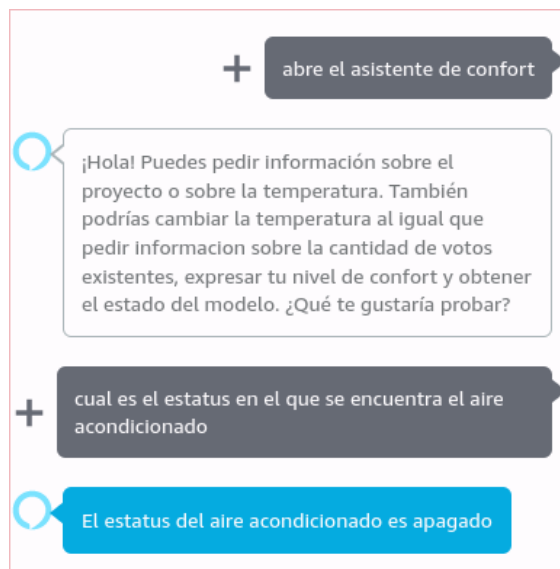


Figura 2.4: Obtención del estatus del aire acondicionado usando Alexa.

### 2.4.3 CAMBIO DE TEMPERATURA AL A/C

Como se observa en la Figura 2.5, Alexa permite seguir mejorando la interacción del sistema con el usuario, ya que se puede cambiar la temperatura del LST, con un comando similar a: “Alexa cambia la temperatura a 20 grados”, hay que mencionar que la temperatura puede ser la deseada entre el rango permitido por el aire. Lo que sucede cuando se cambia de temperatura, Alexa hace una petición de tipo PATCH hacia la API y mediante el Broadlink se realiza el cambio.

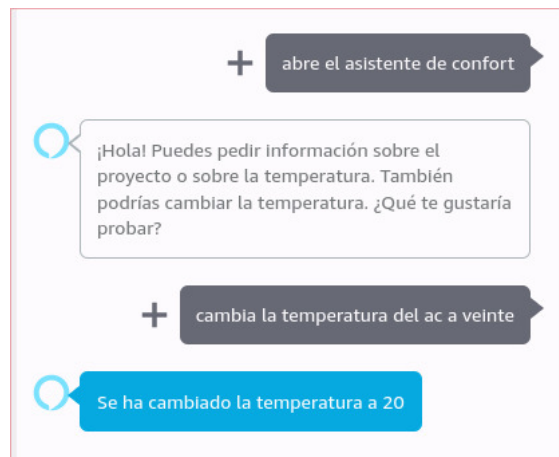


Figura 2.5: Ejemplo del cambio de temperatura mediante Alexa.

### 2.4.4 VOTACIONES PARA EXPRESAR CONFORT

Como se evidencia en la figura 2.6, el usuario puede votar ya no solo mediante el portal web, el cual podría ser un poco lento para votar, con Alexa solo basta decir: “Alexa, tengo frío” o “Alexa, tengo calor”, para que Alexa procese el comando y conforme lo dicho sumará como un voto de confort de parte del usuario, además el voto si se guarda en la base de datos de MongoDB.

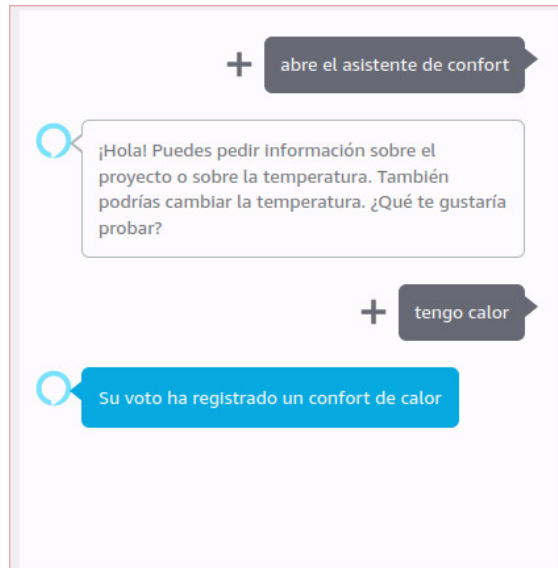


Figura 2.6: Ejemplo de votación mediante Alexa.

## 2.4.5 CONOCER LA CANTIDAD DE VOTOS TOTAL

El usuario puede votar sobre su confort en un portal web, además Alexa también es capaz de votar como se explicó en el punto anterior. Estos votos se almacenan en la base de datos de MongoDB. Entonces, el usuario puede conocer cuantos votos de confort han realizado los ocupantes mediante un comando de voz: "Alexa, dime la cantidad de votos total", por lo que Alexa responderá inmediato con la cantidad de votos tal y como se observa en la figura 2.7.

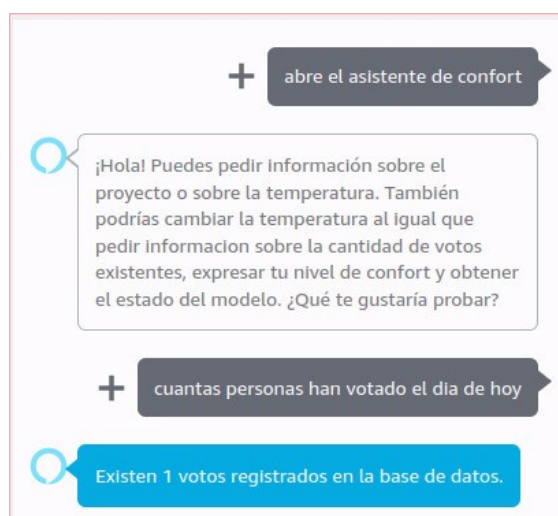


Figura 2.7: Ejemplo de obtención de la cantidad de votos por día.

## 2.4.6 CONOCER EL ESTADO DEL MODELO

El ejemplo se puede observar en la figura 2.8. El usuario será capaz de conocer en qué estado se encuentra actualmente el modelo de aprendizaje. El estado contempla parámetros para el modelo que se detallarán más adelante en el documento. Para conocerlo, basta con solo decirle a Alexa: “Alexa, ¿en qué estado se encuentra el sistema?”, y la asistente de voz responderá con la identificación del estado y su detalle.

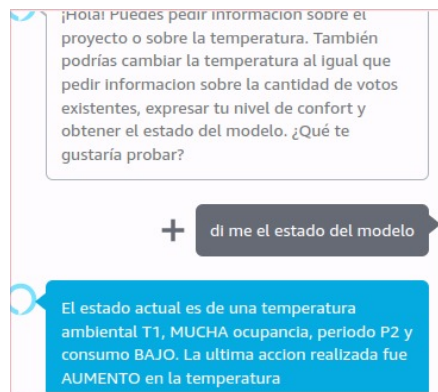


Figura 2.8: Ejemplo de obtención del estado del modelo mediante Alexa.

## 2.4.7 CERRAR LA SKILL A/C LEARN

El ejemplo que se observa en la figura 2.9, el usuario puede terminar la interacción con la skill A/C learn de Alexa solo con decir comandos como “silencio” o “detente”. Cuando Alexa escuche este comando, procede a cerrar la skill.

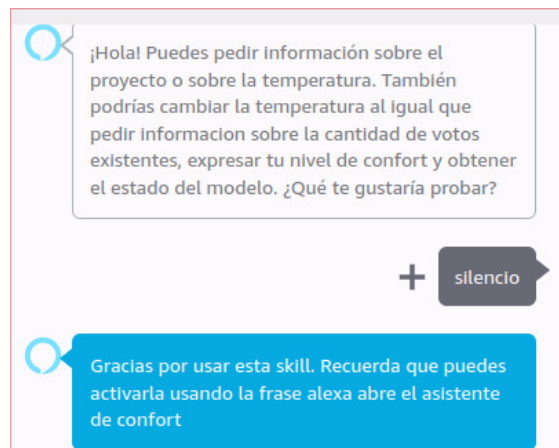


Figura 2.9: Ejemplo como silenciar la skill en Alexa.

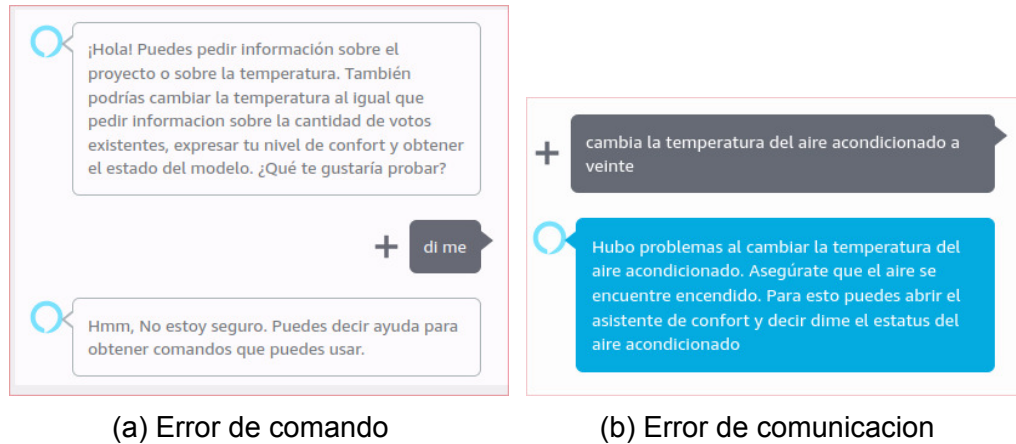


Figura 2.10: Posibles errores durante la interacción con Alexa

### 2.4.8 CASOS DONDE EXISTEN FALLAS CON ALEXA

Alexa es una asistente inteligente de voz, por lo que durante la interacción con el usuario pueden existir diferentes casos de fallos. Uno de los casos más comunes es cuando Alexa no entiende el comando de voz emitido o cuando se emite erróneamente el comando, como ejemplo se observa en la figura 2.10a. De igual manera, en caso de existir un error de red o comunicación entre los nodos, Alexa no realizará ningún cambio. Es importante considerar estos errores con el objetivo de no confundir al usuario, como se evidencia en la figura 2.10b.

## 2.5 ANÁLISIS DEL MODELO Q-LEARNING

Q-learning es una manera de lograr que agentes aprendan a actuar de manera óptima en situaciones controladas, es así como lo describen (Dayan and Watkins, 1992) en su trabajo. Su funcionalidad va mejorando con el tiempo debido a que está en una constante evaluación de calidad de sus acciones en los estados particulares definidos. Este modelo utiliza los datos que se recogen en el laboratorio. Datos que provienen del confort de los usuarios y de los dispositivos IoT implementados en el LST. Una vez que el modelo recopila y analiza los datos, es capaz de tomar decisiones sobre el control del aire acondicionado, creando un balance entre el confort de los usuarios y la eficiencia energética.

El modelo completo que existe dentro del sistema está implementado en lenguaje Python, además cabe recalcar que está basado en el pseudocódigo del componente Q-learning

del proyecto de (Manchanda et al., 2020).

Este modelo contempla los siguientes parámetros: temperatura del LST, periodo del día, cantidad de personas dentro del LST, temperatura actual del aire acondicionado y consumo eléctrico de los aires acondicionados. Estos parámetros serán detallados en las siguientes secciones para su comprensión.

Para este aprendizaje, se emplea un sistema de recompensa, es decir, se premia o penaliza al modelo según las decisiones que tome. El modelo obtiene como feedback de los usuarios el confort de los mismos, el cual es recopilado mediante votaciones en el portal web. A continuación se explicará con mayor detalle cómo funciona este modelo para este proyecto.

El éxito del modelo depende de la experiencia, es decir, de todo lo recolectado de las muestras de estados del LST, acciones a tomar en el A/C y recompensas obtenidas de los ocupantes. La experiencia se puede obtener mediante conexión a internet y también de manera local en los registros históricos almacenados. Esto significa una fortaleza para Q-learning, ya que tiene la capacidad de comparar la utilidad esperada de las acciones a tomar sin la necesidad de tener un modelo de entorno. El agente no necesita de un profesor para aprender a resolver el problema.(Manju and Punithavalli, 2011)

### **2.5.1 ENTRENAMIENTO DEL MODELO**

Al momento que empieza por primera vez el modelo a ejecutarse, explora las posibles predicciones. Es por esto que sin una data previa almacenada para el modelo, no se puede confiar en que las decisiones que tome al inicio sean las adecuadas para la solución presentada. De manera aleatoria, el modelo empieza a explorar las opciones con una probabilidad  $\epsilon$  máxima entre  $0.05^t$  y  $0.9^t$ . Como se observa, la probabilidad está elevado a  $t$  ya que esto representa la cantidad de muestras previas de entrenamiento, si existe una gran cantidad de muestras, la probabilidad de confiar en el modelo aumenta, debido a que  $\epsilon$  disminuye exponencialmente. Es importante un equilibrio entre la exploración y la explotación en la selección de acciones del modelo. La sola explotación permite que el algoritmo alcance rápidamente las políticas óptimas para el sistema; sin embargo, una exploración excesiva puede degradar el rendimiento del algoritmo. (Guo et al., 2004)

Con el objetivo de que el lector entienda mejor cómo funciona este algoritmo, se realizó



un diagrama de flujo, como se muestra en la figura 2.11, sobre como funciona Q-learning en este proyecto.

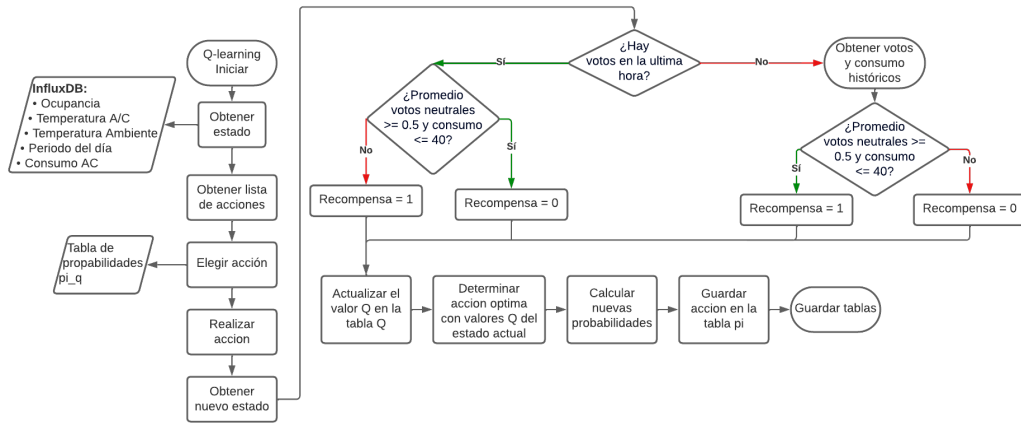


Figura 2.11: Diagrama de flujo Q-learning

## 2.5.2 ESTADOS DEL MODELO

Como se mencionó, este modelo tomará observaciones de los sensores ubicados en el LST. Además, se necesita seccionar los estados de cada parámetro observado. Como se evidencia en la figura 2.12, los estados del modelo se definen por una combinación de 4 parámetros:

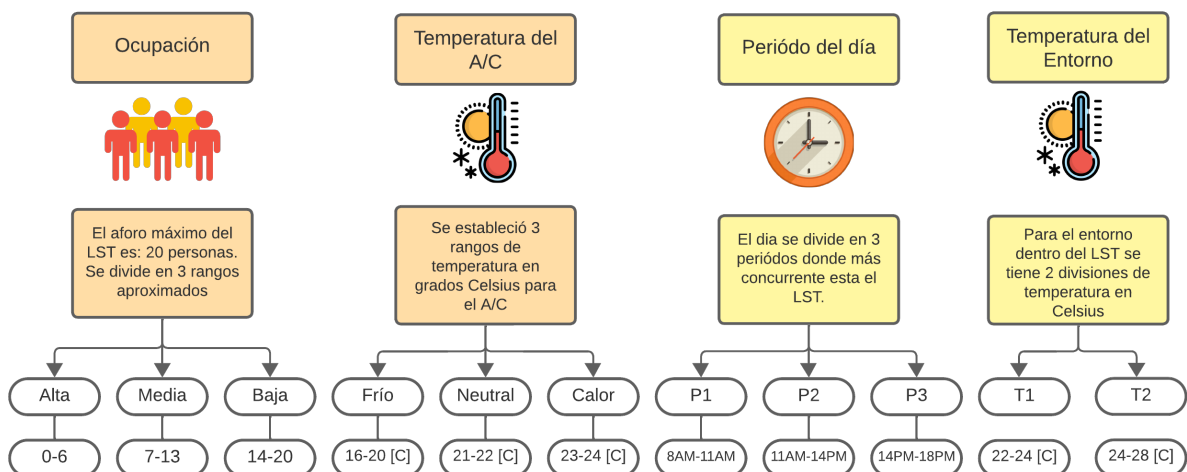


Figura 2.12: Parámetros considerados en el modelo de Q-Learning en el proyecto.

Un ejemplo de una combinación de estos parámetros podría ser  $S = (\text{Alta}, \text{Frío}, \text{T1}, \text{P1})$ , lo que significa que el LST tiene una alta ocupación, la temperatura del A/C está en el

rango de frío, la temperatura del entorno es  $T_1$  y el periodo del día está entre las 11 AM a 14 PM. Mencionado esto se conoce que hay un total de 54 posibles combinaciones que puede tomar el estado para el modelo.

### 2.5.3 ACCIONES DISPONIBLES DEL MODELO

Se define el espacio de acción del estado para el proceso de tomar decisiones. Este proceso de tomar decisiones por parte del modelo contiene un conjunto de estados  $S$ , conjunto de acciones  $A$ , y una función de recompensas  $R$ . Esto podría definirse de la siguiente manera:  $R : S \times A \rightarrow \mathbb{R}$ . Es importante mencionar que para este proyecto el sistema de control del A/C puede tomar 3 posibles acciones sobre la temperatura del mismo, estas son: subir, bajar y mantener.

Para esta técnica de aprendizaje RL, es muy importante que el modelo sea capaz de determinar una política óptima  $\pi$  sobre el control del A/C. La definición de política es una estrategia que decide la próxima acción con base en el estado actual. Dentro del ámbito de RL, una política es una estrategia que determina la próxima acción basándose en el estado actual. En otras palabras, es una función que mapea los estados del entorno respecto a las acciones que el modelo debería tomar en esos estados. El ejemplo de una política podría ser que si en algún punto del día en el laboratorio tiene como estado lo siguiente: 'Ocupación del LST baja y que la temperatura del LST es baja', entonces, la acción a decidir es subir la temperatura del A/C. Una característica de las políticas es que pueden ser complejas y estocásticas, incorporando grados aleatorios.

### 2.5.4 RECOMPENSAS PARA EL MODELO

Este modelo recibe recompensas tardías porque implementa el método de Q-learning de  $n$  pasos. Aunque no espera que se cumpla los  $n$  pasos para una actualización inmediata para una estimación más precisa de las recompensas futuras.

El objetivo de las recompensas es priorizar el confort de los usuarios, ya que son estos los que votan entre las opciones de: (neutral, frío y calor) (Figura 2.13), la recompensa de neutral tiene un valor entero de 1, mientras que las otras dos opciones restantes tiene un valor de 0.

Empieza realizando una consulta hacia MongoDB, dicha consulta es sobre los promedios

por hora en los niveles de confort de los usuarios. Después de esto, analiza el porcentaje para cada opción de voto y el estado que se encuentra. Si el nivel de "neutral" supera o iguala al 50% de votos, la recompensa al modelo es de 1, caso contrario la recompensa es 0.

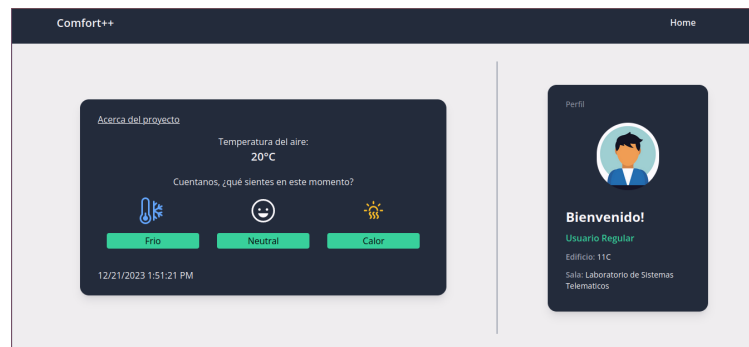


Figura 2.13: Página web en la que usuarios realizan votaciones.

## 2.6 AGREGAR CONSUMO ELÉCTRICO COMO NUEVO PARÁMETRO

En este proceso se usará el dispositivo ya mencionado en este documento, el Shelly EM. Entonces, se debe seguir las recomendaciones que realiza la documentación oficial en la página web de la marca (Manual de Shelly en Español, 2023). En esta guía indica que en primer lugar asegurar de tener acceso al panel eléctrico donde instalar el dispositivo. Respetar las normas de seguridad y cortar la corriente eléctrica donde se trabaja. Conectar el dispositivo conforme al manual del mismo.

Una vez conectada se reinicia la corriente para acceder a la configuración del Shelly EM mediante la red Wi-Fi. Shelly cuenta con una aplicación, además de un panel de control web. Este panel se accede con la dirección IP asignada del dispositivo. Para continuar la configuración, seguir los pasos y proporcionar las credenciales de la red Wi-Fi.

Es importante mencionar que puedes personalizar un ajuste adicional al Shelly EM, ya que te permite calibrar el medido, integrar plataformas IoT, y alertas de consumo.

De igual manera se necesita seccionar este nuevo parámetro para que el modelo sea capaz de reconocer las limitaciones como: alto, medio y bajo. Además de unirse al

conjunto de parámetros antes mencionado, la cantidad de combinaciones aumenta a 162 en total. Esto se detalla en la siguiente figura 2.14

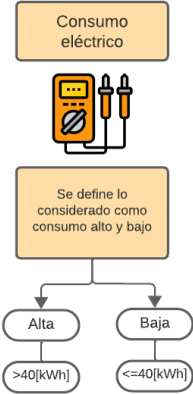


Figura 2.14: Niveles de consumo eléctrico para el modelo

# CAPÍTULO 3

## 3. PRUEBAS Y RESULTADOS

El sistema inteligente de control de aire acondicionado con ahorro energético y la nueva mejora de experiencia de usuario con Alexa se someten a pruebas para analizar si la solución propuesta es viable y funcional. Dentro de estas pruebas, se evalúa el impacto que tiene el nuevo modelo con respecto a la eficiencia energética, de la misma manera, se mide el confort de los usuarios dentro del laboratorio. Mediante estas pruebas se intenta demostrar que el confort y la eficiencia energética se pueden lograr en conjunto.

### 3.1 CONTEXTO DE LAS PRUEBAS

El escenario donde las pruebas fueron realizadas se trata del Laboratorio de Sistemas Telemáticos, ubicado dentro de las instalaciones de ESPOL. El sistema de acondicionamiento dentro del LST cuenta con dos aires acondicionados de la marca PANASONIC de 24000 BTU cada uno. La principal desventaja de este antiguo sistema es que es imposible para los ocupantes conocer la temperatura en que se encuentra el aire acondicionado.

Existen dos maneras de controlar estos sistemas, mediante control remoto, y mediante el asistente de voz que usa Alexa implementado como parte de este proyecto. Es importante recordar que dentro del LST también se encuentran los dispositivos IoT como la Raspberry Pi 3 con módulo de cámara, el dispositivo Broadlink RM4, y dos estaciones meteorológicas, mismos dispositivos que permiten la obtención de variables necesarias y que permiten el control de los dispositivos.

Todo esto mencionado se puede observar en un croquis realizado en la (Figura 3.1) para la comprensión del lector.

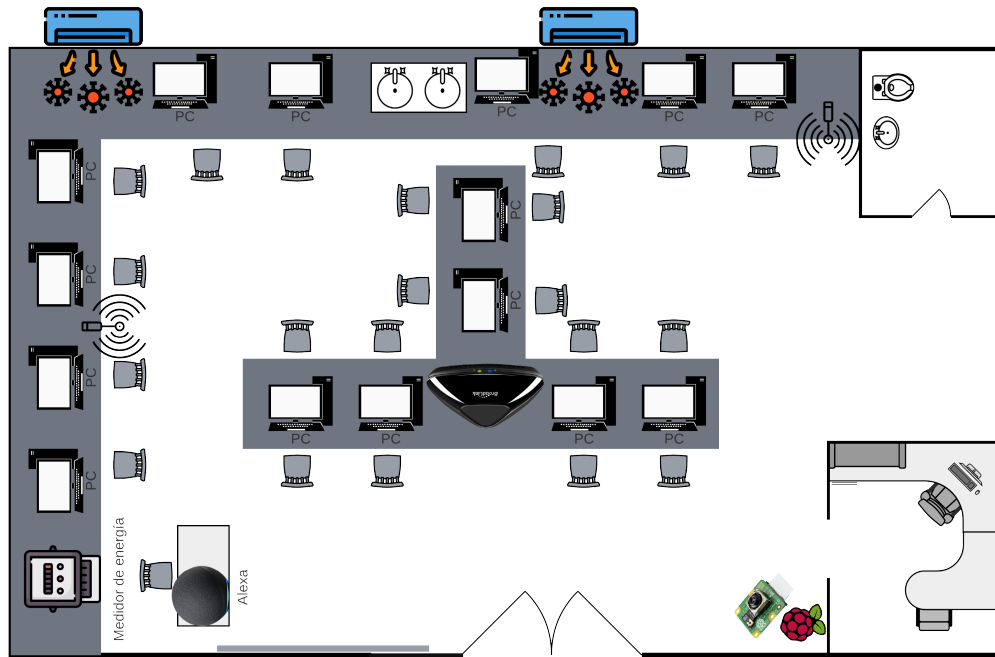


Figura 3.1: Croquis del LST

## 3.2 EXPERIMENTO 1

El primer experimento consta de la recolección de votos de confort de los usuarios del laboratorio antes de que se implemente el nuevo sistema de experiencia de usuario. En el siguiente apartado, se describe la manera en la que los datos fueron recolectados.

### 3.2.1 DISEÑO DE EXPERIMENTO 1

1. El profesor encargado de la clase pedirá a los estudiantes hacer las votaciones indicando que las mismas deben ser realizadas cada 30 minutos.
2. El profesor recordará a los estudiantes realizar las votaciones.
3. Se pondrán carteles y/o se anotará en la pizarra información sobre la votación.
4. El experimento durará 4 semanas. (6/11/2023 - 3/12/2023)

### 3.2.2 ANÁLISIS DE LOS VOTOS POR SEMANA

Como se observa en la siguiente imagen (Figura 3.2) existen dos semanas donde los votos son considerablemente altos, infiriendo que el profesor intervino para que los ocupantes del LST voten y obteniendo como un valor máximo una cantidad de alrededor

de 22 votos. Por otro lado, las semanas 46 y 47 del año evidencian que existen factores en el sistema antiguo que afectan la recolección de votos. Estos factores pueden ser la falta de recordatorios por parte de los profesores hacia los estudiantes, o simplemente la falta de entusiasmo de los estudiantes por realizar los mismos.

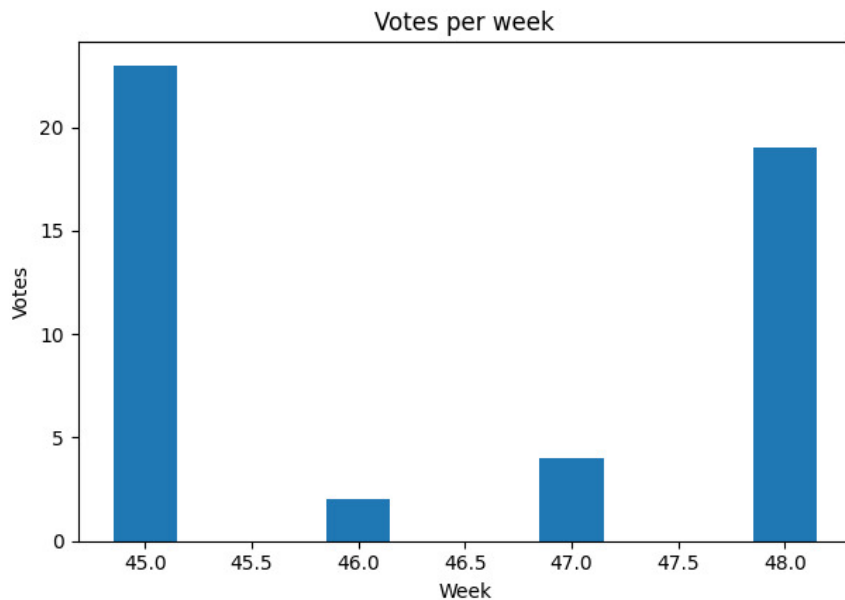


Figura 3.2: Votos por semana

### 3.3 EXPERIMENTO 2

El segundo experimento consta de la recolección de datos de confort de los usuarios del laboratorio después de implementado el nuevo sistema de experiencia de usuario. A continuación, se detalla la manera en la que los datos fueron recolectados.

#### 3.3.1 DISEÑO DE EXPERIMENTO 2

1. Alexa realizará los recordatorios de votación a los ocupantes del LST.
2. Se colocará el dispositivo de Alexa en un lugar visible para mejorar la interacción entre el usuario y el sistema.
3. El profesor no interactuará con los ocupantes del LST, solamente Alexa.
4. El experimento durará 3 semanas. (11/12/2023 - 31/12/2023)

### 3.3.2 ANÁLISIS DE LOS VOTOS POR SEMANA

Se puede observar en el gráfico (Figura 3.3) que existe un aumento de votos. Se puede inferir que Alexa, al ser un asistente virtual novedoso y sus recordatorios programados, los usuarios se sienten más entusiasmados con interactuar con el sistema. De la misma manera, factores que afectaban al sistema anterior, como lo son la falta de recordatorios por el profesor encargado, son prácticamente nulas.

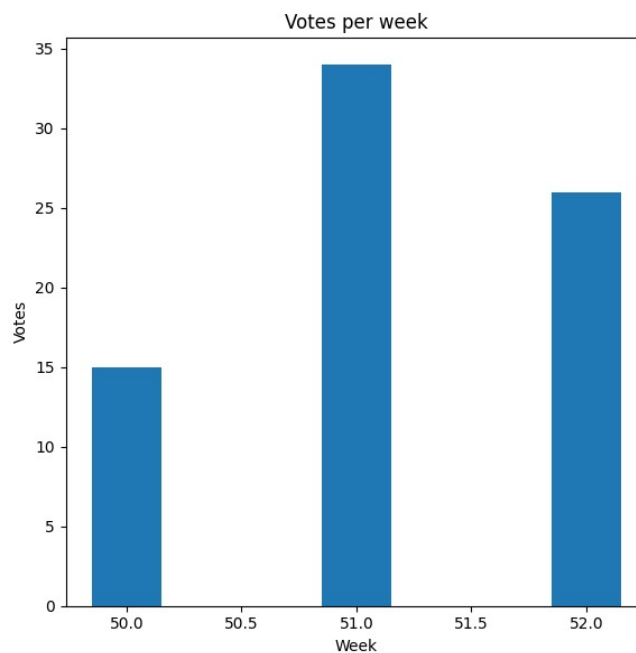


Figura 3.3: Votos por semana del experimento 2

## 3.4 ANÁLISIS PRELIMINAR DEL NUEVO PARÁMETRO RECOLECTADO

Tan pronto se colocó el dispositivo Shelly, se empezó con la recolección del consumo eléctrico de los dos A/C dentro del LST. Estos datos recolectados los podemos observar en el propio dashboard que ofrece Shelly; sin embargo, para este proyecto, es necesario obtener y almacenar estos datos de manera que se puedan acceder a un histórico de los mismos, por lo que InfluxDB es usado para este propósito. La extracción de los datos de consumo del Shelly se realiza haciendo uso de un script que se conecta a varios



tópicos MQTT y que obtienen el consumo individual de cada aire acondicionado. Los datos almacenados en la base de datos constan de la suma del consumo total de ambos aires. La gráfica (Figura 3.4) muestra el consumo total de ambos aires acondicionados durante un día normal de uso. La existencia de picos en la gráfica denota los momentos cuando los aires acondicionados hacen uso del compresor para llegar a la temperatura deseada. De la misma manera, los valores más bajos se registraron cuando los equipos de enfriamiento se encontraban apagados.

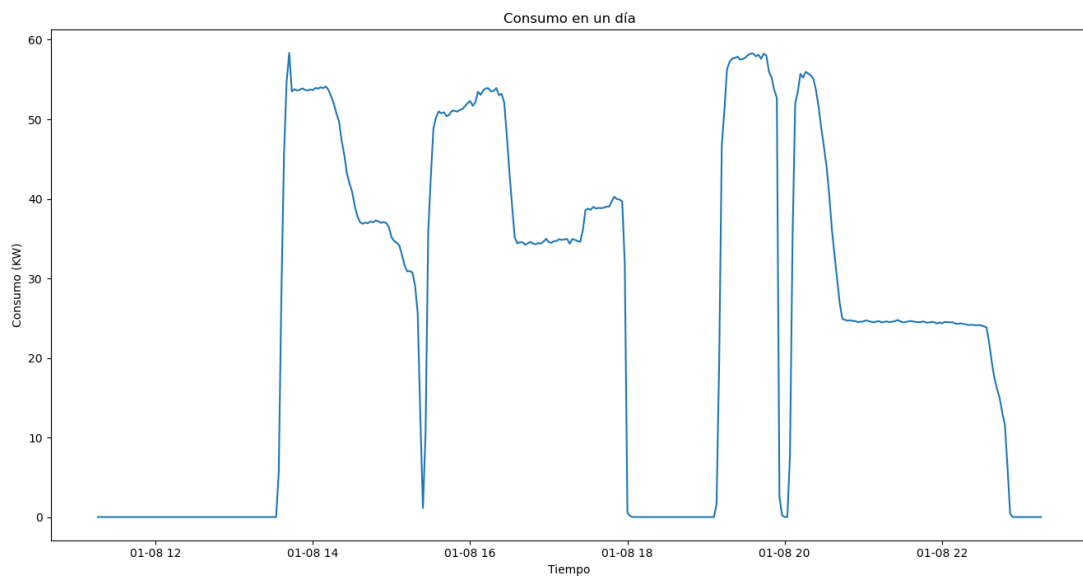


Figura 3.4: Consumo eléctrico de los dos A/C

### 3.5 RESULTADOS

Una vez realizados los diferentes experimentos para medir el impacto del proyecto, se realiza un análisis de los mismos. Uno de los experimentos constó en comprobar si la experiencia y la interacción de los usuarios mejoraba haciendo uso de Alexa. Debido a que este dispositivo es capaz de receptar los comandos que el usuario emite y proporciona información útil acerca del estado del modelo, junto a información de interés de los aires acondicionados, el interés del usuario por interactuar con el proyecto ha aumentado, quedando esto demostrado en el aumento de votaciones registrado (Figura 3.3). Otro aspecto que mejoró fue la interacción del encargado del laboratorio, ya que antiguamente debía correr de manera manual scripts que realizaban las diferentes opciones de encendido, apagado y cambios de temperatura en el aire acondicionado.

En cuanto al consumo energético, es posible notar en la (Figura 3.5) que aún existen picos elevados de consumo. Estos valores elevados se dan cuando los aires acondicionados se encienden, o cuando la temperatura ambiental del laboratorio aumenta, haciendo que de esta manera los aires acondicionados enciendan los compresores al intentar restaurar la temperatura a la indicada. Fuera de estos picos, es posible notar que el consumo es bastante estable y se obtienen valores bajos, esto debido a que el modelo crea un balance entre consumo energético y confort de los usuarios. Al obtener estos gráficos, es posible obtener una medida del área bajo de la curva para ambos casos. Para obtener esta área, se hace uso de un script que toma cada uno de los valores de energía y mediante métodos matemáticos se obtiene el valor. Para el caso del gráfico del consumo antes de implementar el modelo, se obtiene una área de 9192.503499999999 kWh, mientras que el área del gráfico una vez implementado el modelo, es de un valor 5564.289833333333 kWh, obteniéndose un ahorro energético de aproximadamente 39.47%.

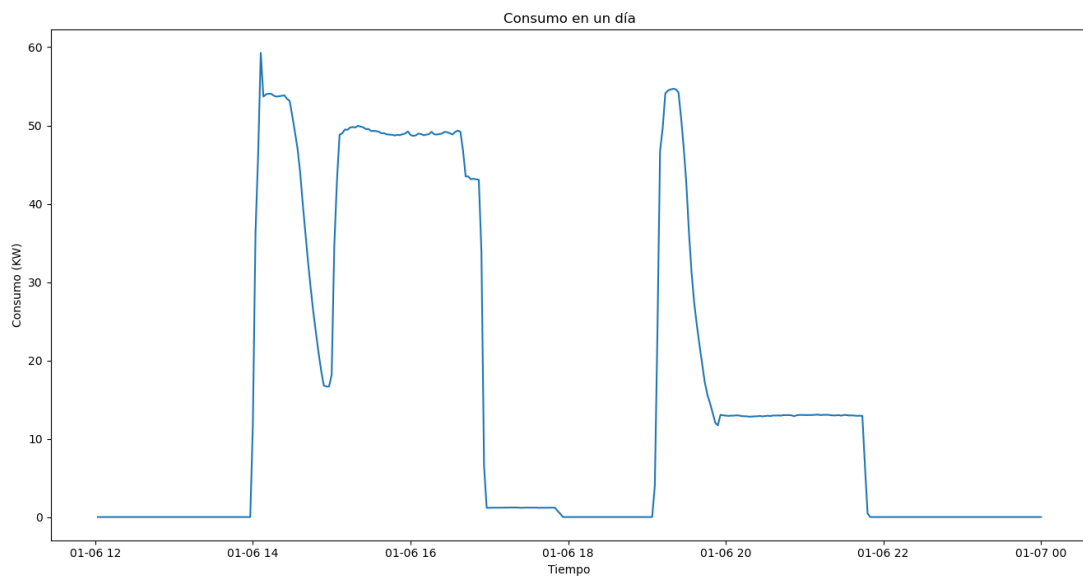


Figura 3.5: Consumo eléctrico A/C usando el nuevo modelo

Una vez que el nuevo modelo fue implementado, se midió la cantidad de votos neutrales (Figura 3.6) por parte de los usuarios del laboratorio. Estos votos demuestran que el nuevo modelo es capaz de mantener a los usuarios en un ambiente de confort, inclusive si el mismo genera un balance entre la eficiencia energética y el confort. La cantidad de votos mostrada fue la recolectada durante los últimos días de clase presenciales en la universidad.

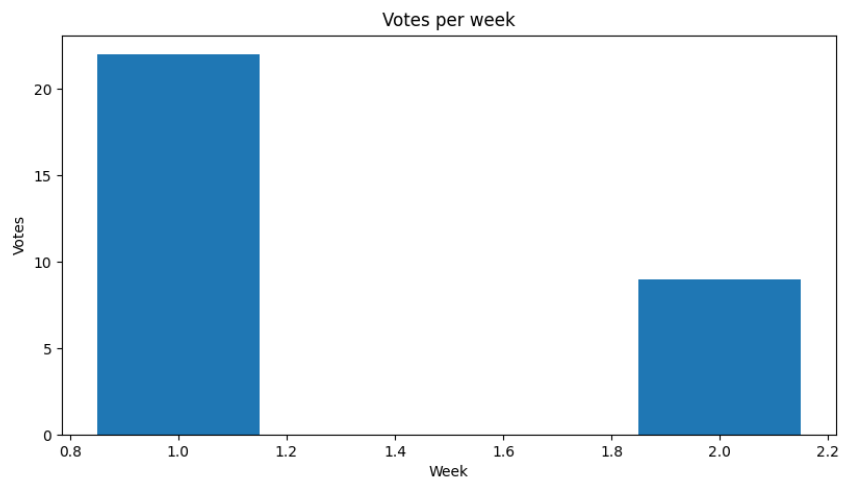


Figura 3.6: Votos neutrales luego de usar el nuevo modelo

# CAPÍTULO 4

## 4. CONCLUSIONES Y LÍNEAS FUTURAS

### 4.1 Conclusiones

- El interés del usuario con el proyecto está fuertemente ligado a los mecanismos de interactividad que el mismo provee. Debido a que el proyecto invita al usuario a participar mediante votos de confort y permite al mismo usuario tener un control de los dispositivos mientras puede acceder a información del mismo, se obtiene una mayor aceptación al momento de usarlo en el laboratorio.
- El proyecto proporciona una base sólida para futuras investigaciones en los campos de confort y eficiencia energética. Q-learning permite al proyecto adaptarse a los constantes cambios en el ambiente y buscar la solución óptima a los mismos. De la misma manera, crear nuevas reglas que modifiquen el comportamiento del modelo de la manera deseada resulta tan sencillo como agregar las variables de interés y crear nuevos sistemas de recompensas.
- El confort y la eficiencia energética se pueden conseguir cuando se estudia el comportamiento de los equipos de refrigeración implicados. Resulta fundamental entender en la mayor medida posible los equipos implicados y cómo se puede sacar provecho al funcionamiento de los mismos para generar reglas que prioricen la eficiencia energética.
- Es posible desarrollar soluciones haciendo uso de sensores de bajo costo, dispositivos de bajo consumo, y de herramientas tecnológicas gratuitas que promuevan el desarrollo sostenible mediante el ahorro energético.

## 4.2 Recomendaciones

- Debido a que el proyecto está plenamente basado en aprendizaje por refuerzo, se requiere que el mismo sea expuesto a largos periodos de prueba debido a la naturaleza del método de aprendizaje. Hacer esto permitirá analizar la respuesta del modelo a futuros cambios de uso en el laboratorio y determinar si con el paso del tiempo el consumo energético disminuye aún más.
- En tiempos donde la seguridad informática y la privacidad de datos de los usuarios es uno de los puntos más importantes a la hora de desarrollar nuevas aplicaciones tecnológicas, es necesario implementar mecanismos de seguridad al proyecto creado, como lo puede ser el uso de tokens de autenticación en las API ya creadas.
- Para garantizar un mayor ahorro de energía por parte del sistema de aires acondicionados del laboratorio, una medida simple, pero efectiva, es el correcto aislamiento térmico del laboratorio. Esta medida se basa en asegurarse que no existan fugas de aire frío en la infraestructura física del laboratorio. Mantener el laboratorio frío permitirá que el sistema de enfriamiento no tenga necesidad de activar los compresores, generando de esta manera un ahorro energético.

## 4.3 Líneas Futuras

Las tecnologías usadas en este proyecto hacen que el mismo sea candidato a implementar de manera sencilla mejoras y modificaciones de manera como sea requerida. En el caso del asistente de voz, las opciones de mejora son casi infinitas debido a que es posible crear skills que satisfagan cualquier necesidad del usuario final. Una de las posibles mejoras podría ser crear algún tipo de autenticación para que solo el personal autorizado sea capaz de realizar acciones directas sobre el sistema de enfriamiento del laboratorio, siendo estos como ejemplo los cambios en la temperatura o el inicio y apagado de los dispositivos de aires acondicionados.

Dado que todos los experimentos y resultados fueron recolectados usando el laboratorio como espacio de pruebas, sería ideal exponer al proyecto a grandes cambios de infraestructura, es decir, de ser posible, probar de manera prolongada los resultados de

implementar este proyecto en espacios más pequeños como lo puede ser una habitación hogareña, o espacios mucho más amplios, estudiando de esta manera los resultados obtenidos y llegando a una conclusión si el proyecto genera mejores resultados en otros escenarios.

Finalmente, llevar a cabo experimentos incluyendo el consumo energético de más dispositivos usados en el laboratorio, como lo pueden ser las computadoras. El laboratorio ya cuenta con dispositivos que permiten obtener el consumo energético total del mismo, generando de esta manera una gran oportunidad para promover proyectos que generen aún una mayor eficiencia energética en el laboratorio, y luego de las correspondientes pruebas, prolongarlo a la totalidad de la facultad.

# BIBLIOGRAFÍA

- Broadlink. (2023). Broadlink RM4 PRO Domotica Mando a distancia Universal RF IR Alexa Google Home [Accedido: 2023-10-21]. <https://www.broadlink.com.es/broadlink-rm4-pro-domotica-mando-a-distancia-universal-rf-ir-alexa-google-home.html>
- Carreiraa, P., Aguiar, C. A., Mansura, V., & Arsénioa, A. (2018). Can HVAC really learn from users? A simulation-based study on the effectiveness of voting for comfort and energy use optimization. *Sustainable Cities and Society*.
- Chica, D., Noboa, A., & Córdova, J. (2023). Integración de ocupación para optimización del confort. <https://doi.org/http://www.dspace.espol.edu.ec/handle/123456789/58171>
- Datacamp. (2022). YOLO Object Detection Explained [Accedido: 2023-10-21]. <https://www.datacamp.com/blog/yolo-object-detection-explained>
- Dayan, P., & Watkins, C. (1992). Q-learning. *Machine learning*, 8(3), 279–292.
- Docker. (2023). Docker overview [Accedido: 2023-10-21]. <https://docs.docker.com/get-started/overview/>
- Franco, A. (2020). Balancing user comfort and energy efficiency in public buildings through social interaction by ict systems. *Systems*, 8(3), 29.
- Guo, M., Liu, Y., & Malec, J. (2004). A new q-learning algorithm based on the metropolis criterion. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 34(5), 2140–2143. <https://doi.org/10.1109/TSMCB.2004.832154>
- He, T., Jazizadeh, F., & Arpan, L. (2022). Ai-powered virtual assistants nudging occupants for energy saving: Proactive smart speakers for hvac control. *Building Research & Information*, 50(4), 394–409.
- Hussain, A., Isam, M., & Mkpojiogu, E. O. (2017). A UX Assessment of Mobile Recommender App for Household Electrical Energy Savings. *Journal of Telecommunication, Electronic and Computer Engineering (JTEC)*, 9(2-11), 23–27.
- Karthikeyan, J., Su Hied, T., & Yu Jin, N. (2021). *Learning outcomes of classrom research*. L ORDINE NUOVO PUBLICATION.
- Khan, D. S., Kolarik, J., & Weitzmann, P. (2020). Design and application of occupant voting systems for collecting occupant feedback on indoor environmental quality of buildings—a review. *Building and Environment*, 183, 107192.
- Macieira, P., Gomes, L., & Vale, Z. (2021). Energy management model for hvac control supported by reinforcement learning. *Energies*, 14(24), 8210.
- Manchanda, S., Mittal, A., Dhawan, A., Medya, S., Ranu, S., & Singh, A. (2020). Learning heuristics over large graphs via deep reinforcement learning.

- Manju, S., & Punithavalli, M. (2011). An analysis of q-learning algorithms with strategies of reward function. *International Journal on Computer Science and Engineering*, 3(2), 814–820.
- Manual de Shelly en Español. (2023). Shelly España [Accedido: 2023-11-15]. <https://www.shellyespana.com/manual-shelly-en-espanol/>
- Mongo. (2023). What is MongoDB? [Accedido: 2023-10-21]. <https://www.mongodb.com/what-is-mongodb>
- MQTT Org. (2023). MQTT: The Standard for IoT Messaging [Accedido: 2023-10-21]. <https://mqtt.org/>
- Namatēvs, I. (2018). Deep reinforcement learning on HVAC control. *Inf. Technol. Manag. Sci*, 21, 29–36.
- Paul, S. (2019). An introduction to Q-Learning: Reinforcement Learning [Accedido: 2023-10-21]. <https://blog.floydhub.com/an-introduction-to-q-learning-reinforcement-learning/>
- PubNub. (2023). What is ngrok [Accedido: 2023-11-10]. <https://www.pubnub.com/guides/what-is-ngrok/>
- Purdon, S., Kusy, B., Jurdak, R., & Challen, G. (2013). Model-free hvac control using occupant feedback. *38th Annual IEEE Conference on Local Computer Networks - Workshops*, 84–92. <https://doi.org/10.1109/LCNW.2013.6758502>
- Python Org. (2023). What is Python? Executive Summary [Accedido: 2023-10-21]. <https://www.python.org/doc/essays/blurb/>
- Qiang, W., & Zhongli, Z. (2011). Reinforcement learning model, algorithms and its application. *2011 International Conference on Mechatronic Science, Electric Engineering and Computer (MEC)*, 1143–1146. <https://doi.org/10.1109/MEC.2011.6025669>
- Raspberry Pi Foundation. (2023). Raspberry Pi 3 Model B [Accedido: 2023-10-21]. <https://www.raspberrypi.com/products/raspberry-pi-3-model-b/>
- Sheikh Khan, D., & Kolarik, J. (2022). Can occupant voting systems provide energy savings and improved occupant satisfaction in buildings?—a review. *Science and Technology for the Built Environment*, 28(2), 221–239.
- Shelly. (2023). Shelly EM - 120A [Accedido: 2023-11-15]. <https://www.shelly.com/en/products/shop/shelly-em-120a>
- Sutton, R. S., & Barto, A. G. (2018). *Reinforcement learning: An introduction* (Second). The MIT Press. <http://incompleteideas.net/book/the-book-2nd.html>
- TechTarget. (2023). Real Time Streaming Protocol (RTSP) [Accedido: 2023-10-21]. <https://www.techtarget.com/searchvirtualdesktop/definition/Real-Time-Streaming-Protocol-RTSP>
- Traefik Labs. (2023). Network Tunneling: What Is It and How Is It Used? [Accedido: 2023-11-10]. <https://traefik.io/glossary/network-tunneling/>
- Winkler, D. A., Beltran, A., Esfahani, N. P., Maglio, P. P., & Cerpa, A. E. (2016). Forces: Feedback and control for occupants to refine comfort and energy savings. *Proceedings of the 2016 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing*, 1188–1199.
- Xu, L. D., He, W., & Li, S. (2014). Internet of things in industries: A survey. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 10(4), 2233–2243. <https://doi.org/10.1109/TII.2014.2300753>



# APÉNDICES



## **A Repositorio Q-learning**

Este repositorio contiene el código necesario, sin incluir variables de entorno, para correr el modelo del que hace uso el proyecto.

Repositorio: Q-learning

## **B Repositorio MQTT ACLearn**

Este repositorio contiene el código necesario, sin incluir variables de entorno, para correr el cliente MQTT que se encarga de publicar los valores de la cantidad de votos y la cantidad de personas presentes en el laboratorio.

Repositorio: mqtt aclearn

## **C Repositorio InfluxAC**

Este repositorio contiene el código necesario, sin incluir variables de entorno, para correr un cliente que toma los valores de consumo energético de los aires acondicionados y los almacena en un bucket de InfluxDB. Usar la rama energía

Repositorio: influxAC

## **D Repositorio API Broadlink**

Este repositorio contiene el código necesario, sin incluir variables de entorno, del API que se encarga de interactuar con los aires acondicionados. Usar la rama refactor

Repositorio: API Broadlink

## **E Repositorio Web Votaciones**

Estos repositorios contienen el backend y frontend de la página web en la que los usuarios realizan votos de confort.

Backend: Backend LST

Frontend: Frontend LST

## F Repositorio Conteo de Personas

Este repositorio contiene el código que cuenta personas y almacena el valor en InfluxDB.

Repositorio: Influxdb Yolov5

## G Propuesta de Venta

El proyecto desarrollado tiene la característica que puede ser altamente personalizado, lo que permite responder a diferentes comandos según el cliente lo desee. Así mismo, otro de los beneficios que se ofrece es la capacidad de ahorrar energía en el consumo sobre los sistemas de climatización convencionales. Todo esto mencionado hace que este sistema se destaque sobre otros productos y/o servicios que ofrezcan algo similar. La tabla 1 muestra los precios del producto.

<b>Producto/Servicio</b>	<b>Precio</b>	<b>Descripción</b>
Desarrollo	\$1000	Valor estimado de desarrollo
Alojamiento	\$500	Alojamiento de servicios y servidores
Servicio Básico	\$800	Precio del software. No incluye hardware
Servicio Completo	\$1000	Incluye software y hardware
Soporte técnico	\$30	Visita de personal

Tabla 1: Tabla con los precios de los servicios y/o productos.