

# Where are they looking?

## Temas de Investigación I

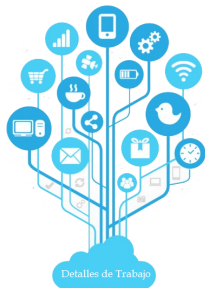
Arotoma Bacilio, Bitzer Nazareth  
Bedon Vasquez, Bruno Fabio  
Huarcaya Canal, Oscar  
Mejia Puma, Miguel Angel

Universidad Nacional de Ingeniería  
Facultad de Ciencias

Escuela Profesional de Ciencia de la Computación



## Detalles del Trabajo



El desarrollo del presente trabajo incluye:

1. Estructuración de los datos.
2. Preparación de los modelos.
3. Evaluación de modelos.
4. Validación de resultados.
5. Análisis y Conclusiones.

Where are they looking

Team Bomb!

### 1 Introducción

Porqué localización de interiores

Porqué Machine Learning

Definición del Problema

### Indoor Location

Casos de Prueba

Modelos de Aprendizaje

Accuracy y Error Medio

### Resultados

Caso 1

Caso 2

Caso 3

### Conclusiones

# Introducción

## Porqué localización de interiores



Las aplicaciones más frecuentes son:

- Marketing en retail (*publicidad, oferta, cupones*).
- Orientación en interiores (*guías*).
- Eficiencia en la atención (*grado de incidencia*).



Where are they looking

Team Bomb!

2

### Introducción

Porqué localización de interiores

Porqué Machine Learning

Definición del Problema

### Indoor Location

Casos de Prueba

Modelos de Aprendizaje

Accuracy y Error Medio

### Resultados

Caso 1

Caso 2

Caso 3

### Conclusiones

## Soluciones para indoor location



Ecuación de Rappaport:

$$RSSI = -10n\log(d) + txPower$$

Propuesta:

Modelar usando Machine Learning.

Where are they looking

Team Bomb!

### Introducción

Porqué localización de interiores

### 3 Porqué Machine Learning

Definición del Problema

### Indoor Location

Casos de Prueba

Modelos de Aprendizaje

Accuracy y Error Medio

### Resultados

Caso 1

Caso 2

Caso 3

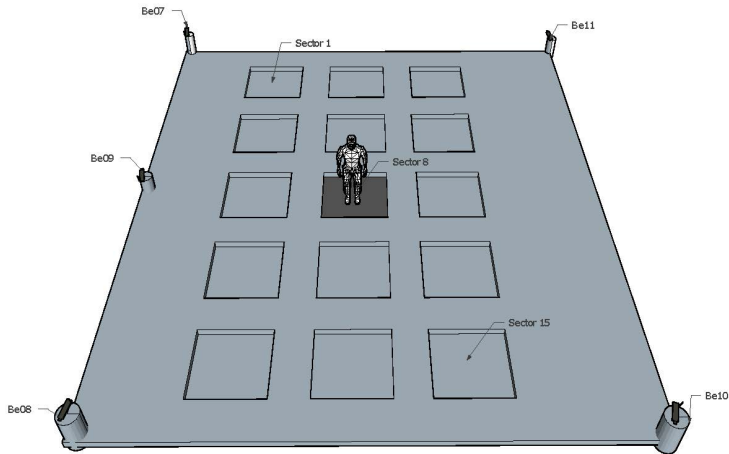
### Conclusiones

# Introducción

## Definición del Problema



## Area Experimental



Where are they looking

Team Bomb!

### Introducción

Porqué localización de interiores

Porqué Machine Learning

4

Definición del Problema

### Indoor Location

Casos de Prueba

Modelos de Aprendizaje

Accuracy y Error Medio

### Resultados

Caso 1

Caso 2

Caso 3

### Conclusiones

18



## Casos de Prueba

El presente trabajo evalúa la eficiencia para tres tipos de sucesos.

- ▶ Caso 1:  
**Emisor:** Microcontroller BLE 4.0, a un único nivel de potencia.  
**Receptor:** Raspberry Pi con antena BLE 4.0.
- ▶ Caso 2:  
**Emisor:** Beacon BLE 4.0, a siete niveles de potencia.  
**Receptor:** Raspberry Pi con antena BLE 4.0.
- ▶ Caso 3:  
**Emisor:** Beacon BLE 4.0, a siete niveles de potencia.  
**Receptor:** Smartphone BLE 4.0.

Where are they looking

Team Bomb!

### Introducción

Porqué localización de interiores

Porqué Machine Learning

Definición del Problema

5

### Indoor Location

Casos de Prueba

Modelos de Aprendizaje

Accuracy y Error Medio

### Resultados

Caso 1

Caso 2

Caso 3

### Conclusiones

# Indoor Location

## Casos de Prueba



## Caso 1: microController → RPI2

Where are they looking

Team Bomb!

### Introducción

Porqué localización de interiores

Porqué Machine Learning

Definición del Problema

### Indoor Location

6

#### Casos de Prueba

Modelos de Aprendizaje

Accuracy y Error Medio

### Resultados

Caso 1

Caso 2

Caso 3

### Conclusiones

# Indoor Location

## Casos de Prueba



## Caso 2: Beacon → RPI2

Where are they looking

Team Bomb!

### Introducción

Porqué localización de interiores

Porqué Machine Learning

Definición del Problema

### Indoor Location

#### Casos de Prueba

Modelos de Aprendizaje

Accuracy y Error Medio

### Resultados

Caso 1

Caso 2

Caso 3

### Conclusiones

7

18



# Indoor Location

## Casos de Prueba



## Caso 3: Beacon → Smartphone

Where are they looking

Team Bomb!

### Introducción

Porqué localización de interiores

Porqué Machine Learning

Definición del Problema

### Indoor Location

8

#### Casos de Prueba

Modelos de Aprendizaje

Accuracy y Error Medio

### Resultados

Caso 1

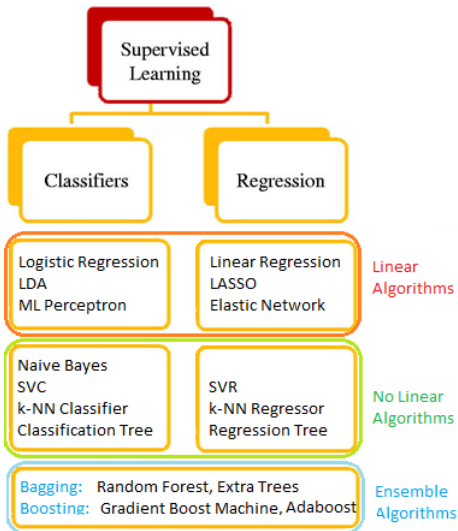
Caso 2

Caso 3

### Conclusiones

# Indoor Location

## Modelos de Aprendizaje



Where are they looking

Team Bomb!

### Introducción

Porqué localización de interiores

Porqué Machine Learning

Definición del Problema

### Indoor Location

Casos de Prueba

Modelos de Aprendizaje

Accuracy y Error Medio

9

### Resultados

Caso 1

Caso 2

Caso 3

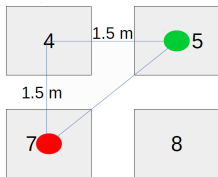
### Conclusiones

18

## Precisión

$$Precision = nAciertos / nTest \times 100\%$$

## Error Métrico



$$dv = | p/3 - y/3 | \times 1.5 - 1.0$$

$$dh = | p\%3 - y\%3 | \times 1.5 - 1.0$$

$$d = \sqrt{dv^2 + dh^2}$$

Where are they looking

Team Bomb!

### Introducción

Porqué localización de interiores

Porqué Machine Learning

Definición del Problema

### Indoor Location

Casos de Prueba

Modelos de Aprendizaje

Accuracy y Error Medio

10

### Resultados

Caso 1

Caso 2

Caso 3

### Conclusiones

18

# Resultados

Caso 1: microController → RPI2



## Evaluación de Clasificación

Where are they looking

Team Bomb!

### Introducción

Porqué localización de interiores

Porqué Machine Learning

Definición del Problema

### Indoor Location

Casos de Prueba

Modelos de Aprendizaje

Accuracy y Error Medio

### Resultados

11 Caso 1

Caso 2

Caso 3

### Conclusiones

# Resultados

Caso 1: microController → RPI2



## Evaluación de Regresión

Where are they looking

Team Bomb!

### Introducción

Porqué localización de interiores

Porqué Machine Learning

Definición del Problema

### Indoor Location

Casos de Prueba

Modelos de Aprendizaje

Accuracy y Error Medio

### Resultados

12 Caso 1

Caso 2

Caso 3

### Conclusiones

# Resultados

Caso 1: microController → RPI2



Clasificación

Regresión

Where are they looking

Team Bomb!

## Introducción

Porqué localización de interiores

Porqué Machine Learning

Definición del Problema

## Indoor Location

Casos de Prueba

Modelos de Aprendizaje

Accuracy y Error Medio

## Resultados

13

Caso 1

Caso 2

Caso 3

## Conclusiones

18

# Resultados

Caso 2: Beacon → RPI2



## Evaluación de Clasificación

Where are they looking

Team Bomb!

### Introducción

Porqué localización de interiores

Porqué Machine Learning

Definición del Problema

### Indoor Location

Casos de Prueba

Modelos de Aprendizaje

Accuracy y Error Medio

### Resultados

Caso 1

14

Caso 2

Caso 3

### Conclusiones

# Resultados

Caso 2: Beacon → RPI2



## Evaluación de Regresión

Where are they looking

Team Bomb!

### Introducción

Porqué localización de interiores

Porqué Machine Learning

Definición del Problema

### Indoor Location

Casos de Prueba

Modelos de Aprendizaje

Accuracy y Error Medio

### Resultados

Caso 1

15

Caso 2

Caso 3

### Conclusiones

18





## Evaluación de Clasificación

Where are they looking

Team Bomb!

### Introducción

Porqué localización de interiores

Porqué Machine Learning

Definición del Problema

### Indoor Location

Casos de Prueba

Modelos de Aprendizaje

Accuracy y Error Medio

### Resultados

Caso 1

Caso 2

Caso 3

### Conclusiones

16

18



## Evaluación de Regresión

Where are they looking

Team Bomb!

### Introducción

Porqué localización de interiores

Porqué Machine Learning

Definición del Problema

### Indoor Location

Casos de Prueba

Modelos de Aprendizaje

Accuracy y Error Medio

### Resultados

Caso 1

Caso 2

Caso 3

### Conclusiones

17

18

# Conclusiones



Where are they looking

Team Bomb!

## Introducción

Porqué localización de interiores

Porqué Machine Learning

Definición del Problema

## Indoor Location

Casos de Prueba

Modelos de Aprendizaje

Accuracy y Error Medio

## Resultados

Caso 1

Caso 2

Caso 3

- ▶ bitzer se la come doblada con triple nudo.
- ▶ miguelito no me paga mis 18 lucas q me debe.

18

Conclusions

18

Gracias por su atención

