

DESARROLLO DE ALGORITMOS PARA LA ESTIMACIÓN DE DISTANCIAS Y LOCALIZACIÓN EN UN ROBOT HUMANOIDE

DEVELOPMENT OF ALGORITHMS FOR DISTANCE AND LOCATION ESTIMATION IN A HUMANOID ROBOT

Víctor Hugo Cacique Borrego

Tecnológico Nacional de México / IT de Celaya, México
victor.cacique@itcelaya.edu.mx

Karla Anhel Camarillo Gómez

Tecnológico Nacional de México / IT de Celaya, México
karla.camarillo@itcelaya.edu.mx

Juan Fernando Ruíz Ramírez

Tecnológico Nacional de México / IT de Celaya, México
16030513@itcelaya.edu.mx

Kevin Brandon Pulido Ramírez

Tecnológico Nacional de México / IT de Celaya, México
16031406@itcelaya.edu.mx

María Guadalupe Nava Ramírez

Tecnológico Nacional de México / IT de Celaya, México
16031423@itcelaya.edu.mx

Recepción: 28/septiembre/2021

Aceptación: 30/noviembre/2021

Resumen

El artículo muestra el desarrollo de dos algoritmos para la estimación de la distancia entre un robot humanoide Bioloid Premium Tipo A y un objeto, a través de la implementación de un modelo proporcional (proporción de píxeles) y un modelo vectorial (relaciones trigonométricas). Por otro lado, se muestra el desarrollo de un algoritmo de triangulación (triangulación de referencias), que permite localizarse al robot dentro del área de juego, en competencias de fútbol de robots humanoides. Los algoritmos se basan en la información obtenida del módulo de procesamiento de imágenes (HaViMo 2.0), el cual funciona como sistema de visión local para el robot, dándole la capacidad de identificar objetos a través de un color

característico. Para hacer uso del módulo de procesamiento de imágenes, se integró un sistema de visión mediante la inclusión de dos grados de libertad (GDL, por sus siglas en español), al kit robot Bioloid Premium Tipo A, dando un total de 20 GDL. La programación se realizó en lenguaje C usando el entorno de desarrollador integrado Eclipse y el controlador CM-530.

Palabras Clave: Fútbol Humanoide, Modelo de proporciones, Modelo vectorial, Modelo de triangulación, Robot humanoide, Visión.

Abstract

The article shows the development of two algorithms for the estimation of the distance between a Bioloid Premium Type A humanoid robot and an object, through the implementation of a proportional model (pixel ratio) and a vector model (trigonometric relations). On the other hand, it shows the development of a triangulation algorithm (triangulation of references), which allows the robot to be located within the playing area, in humanoid robot football competitions.

Keywords: *Humanoid robot, Proportion model, Triangulation model, Vector model, Vision.*

1. Introducción

La robótica humanoide busca la síntesis de las diversas funciones naturales que desarrolla el cuerpo humano de forma inherente, esto a través de la implementación de mecanismos, redes sensoriales y sistemas computacionales que permiten adquirir autonomía a cualquier sistema artificial creado [Vázquez, 2013].

Es común encontrar que la robótica humanoide se oriente a diversas aplicaciones en donde se realicen tareas cotidianas, tales como caminar, librar obstáculos, seguir líneas, he incluso ayudar al ser humano a realizar tareas diarias.

Actualmente existen diversas organizaciones enfocadas en el fútbol humanoide que fomentan el desarrollo de nuevas tecnologías, a través de la organización de eventos internacionales. Los dos principales eventos son la FIRA Roboworld Cup y RoboCup Soccer, donde dos equipos generalmente con tres integrantes cada uno, se enfrentan replicando un partido de fútbol.

Debido a las dimensiones del robot humanoide, este se ajusta en la categoría AndroSot (FIRA) y Kid size (RoboCup). A causa de las exigencias de las normas de cada categoría, se vuelve crucial la identificación de referencias para localización del robot en un entorno dinámico.

Existen gran variedad de antecedentes que funcionan como punto de partida para determinar la ubicación del robot y la pelota en el campo, como lo son el posicionamiento estratégico basado en Voronoi para fútbol robot [Kaden, 2013] y Monte-Carlo método de localización aplicado en localización Multi-Cue para robots humanoides que juegan al fútbol [Strasdat, 2007].

Por otra parte, al hablar del papel del robot en la cancha, así como su comportamiento ya ha sido investigado por D.P. Playne en asignación de funciones basada en el conocimiento [Playne, 2008]. Del mismo modo, Karen Petersen, Georg Stoll y Oskar von Stryk desarrollaron las bases del comportamiento de los robots humanoides que juegan al fútbol [Petersen, 2011].

Las decisiones tomadas por el robot se basan en los datos que se tengan sobre su posición en la cancha y la distancia que existe entre el robot y las variables del entorno del juego (jugadores y pelota). La localización basada en visión fue implementada inicialmente por Nuryono Satya Widodo y Arif Rahman [Widodo, 2012].

Convencionalmente, el estado del arte relacionado a los sistemas de visión actuales se basa en dos referencias ubicadas fuera de media cancha, las cuales funcionan como puntos de referencia para la localización del robot. Sin embargo, las recientes actualizaciones de las reglas AndroSot (FIRA) y las reglas del juego de la liga humanoide de fútbol (RoboCup) han optado por descartar estas referencias, con el fin de proporcionar menos información al sistema de localización [Sudin, 2019].

Esta investigación propone el uso de los modelos proporcional y vectorial, para la estimación de distancias; y el modelo de triangulación para la localización del robot. Por lo tanto, se propone un sistema de localización y estimación de distancias novedoso, capaz de adaptarse a las normas de las competencias internacionales con el menor error posible.

2. Métodos

Modelo proporcional

El modelo proporcional permite conocer la distancia que existe entre el robot y un objeto dentro el área de juego mediante el módulo de visión. Funciona bajo la premisa de que la distancia depende de la cantidad de pixeles que ocupe el objeto, mientras más pixeles, más cerca se está del objeto y viceversa. Se puede suponer que la distancia es inversamente proporcional a la cantidad de pixeles del objeto. No obstante, el área ocupada por el objeto es inversamente proporcional al cuadrado de la distancia, así como sucede en fenómenos similares a la dispersión de la luz. En la figura 1, se ilustra como al aumentar la distancia el objeto ocupa una menor cantidad de pixeles. Podemos apreciar que al aumentar la distancia N veces, el objeto ocupa una fracción de B / N .

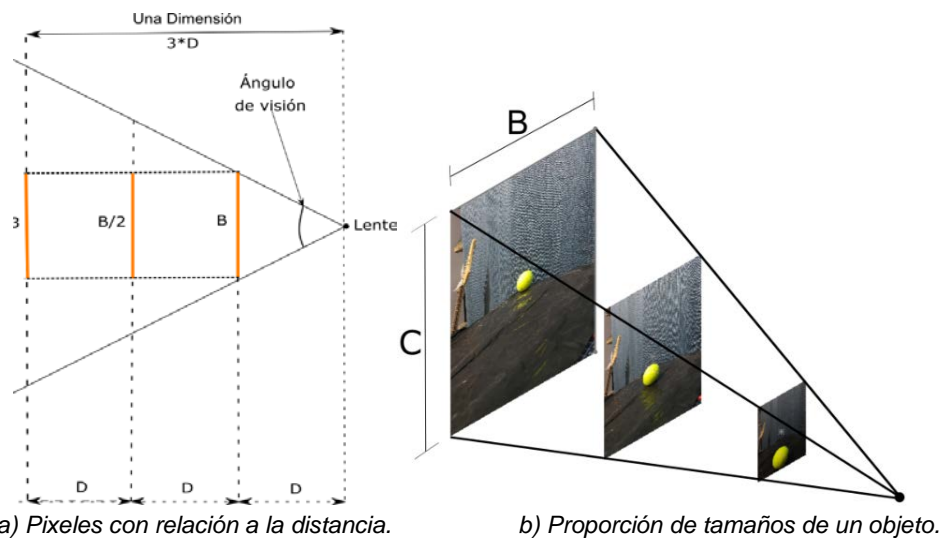


Figura 1 Relación de imagen con distancia. (Fuente: Elaboración Propia).

Como la imagen es de dos dimensiones, al aumentar la distancia B, la distancia C aumenta en la misma proporción. Por lo que resulta en una relación como en la mostrada en la ecuación 1.

$$A = \frac{K}{D^2} \quad (1)$$

Donde:

A: Es el área ocupada por el objeto en la imagen.

K: Es la constante de proporcionalidad.

D: Es la distancia en cm de la cámara al objeto.

En la ecuación 2, el área se define como el resultado del producto de las dimensiones del objeto capturadas en la imagen.

$$A = B \times C \quad (2)$$

Donde:

B: Es la dimensión de la base del objeto en la imagen.

C: Es la dimensión de la altura del objeto en la imagen.

Ahora bien, se calculó la constante de proporcionalidad K de manera experimental en un entorno controlado, donde se conoce el área y la distancia a la cual se encuentra el objeto de la cámara. Tomando en cuenta lo anterior, se calculó la constante K con la ecuación 3.

$$K = A \times D^2 = (B \times C) \times D^2 \quad (3)$$

Conociendo el valor de la constante K, se calcula la distancia despejando la variable D de la ecuación 3. Como se muestra en la ecuación 4.

$$D = \sqrt{\frac{K}{A}} = \sqrt{\frac{K}{B \times C}} \quad (4)$$

La programación del algoritmo se desarrolló en el software Eclipse, el cual es una plataforma de código abierto compatible con el controlador CM-530. La lógica de programación se muestra en el diagrama de flujo de datos para la estimación de distancia utilizando el modelo proporcional en la figura 2.

Modelo Vectorial

El modelo vectorial permite obtener el valor de la distancia desde la base del robot al punto Q, y el ángulo θ que define la distancia angular del frente del robot al punto Q. En la figura 3 se muestra la representación del modelo. El robot humanoide Bioloid Premium Tipo A cuenta con un controlador CM-530 y 18 GDL en su configuración estándar, al cual se le adaptó un sistema de visión local añadiendo 2 GDL adicionales y un módulo de visión HaVimo 2.0.

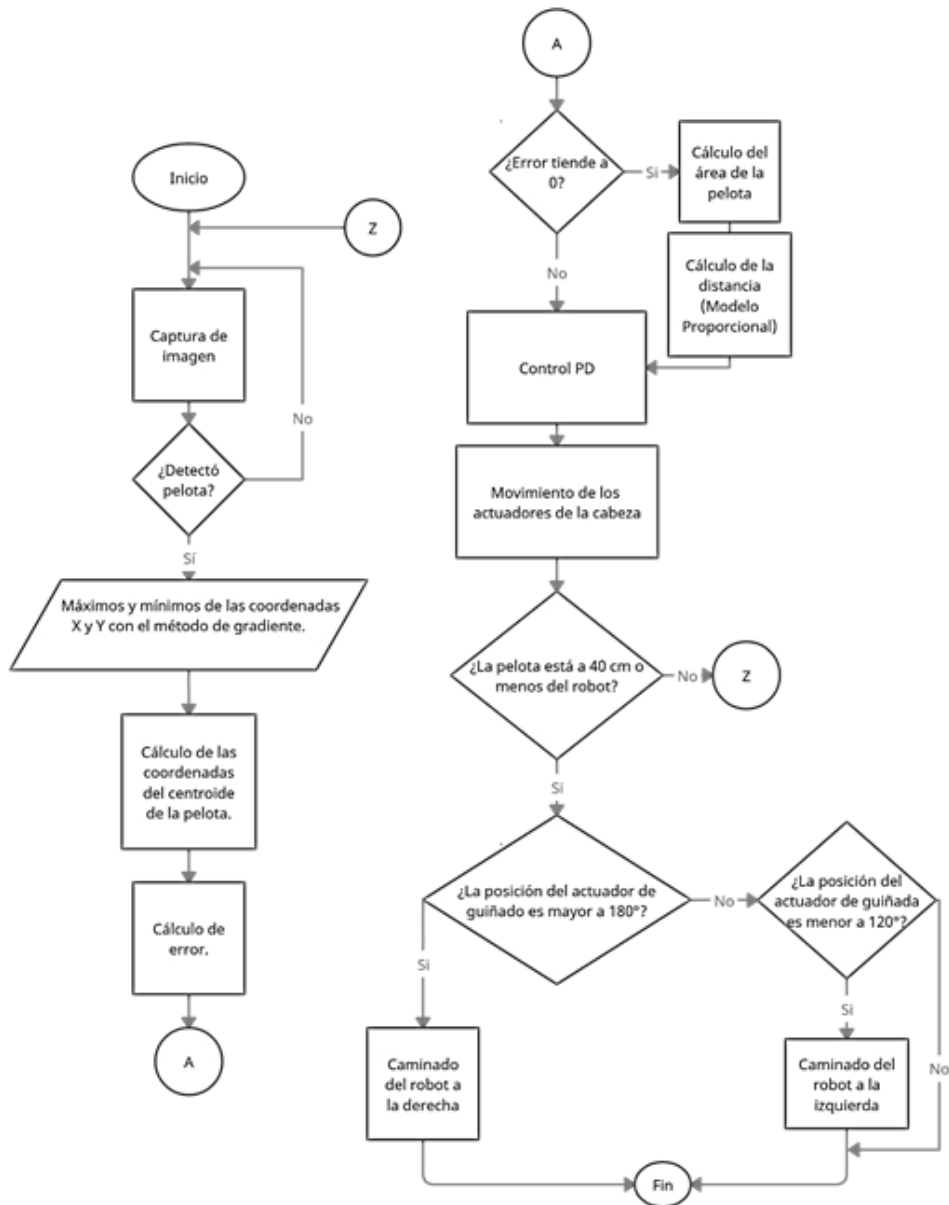
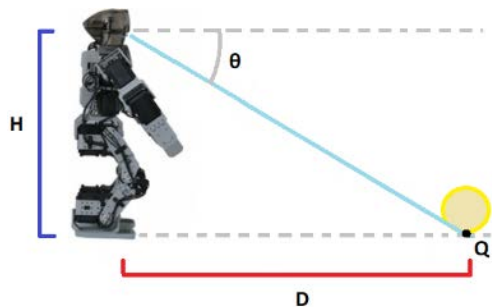


Figura 2 Diagrama de flujo del modelo proporcional. (Fuente: Elaboración Propia).

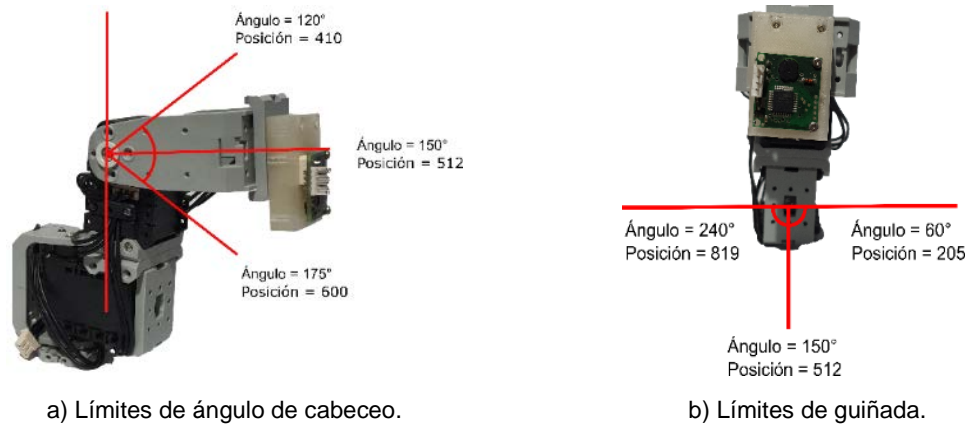


Fuente: Elaboración Propia

Figura 3 Estimación de distancia modelo vectorial.

Para el uso del modelo se hicieron las siguientes condiciones:

1. El objeto debe estar tocando el suelo.
2. El robot debe estar en posición erguida, para que se considere constante la altura de la cámara del robot al suelo.
3. Conocer el ángulo de cabeceo, ya que define el ángulo θ . La estimación se realiza cuando el robot se posiciona de frente al objeto, el ángulo de guiñado no es considerado debido a que los planos de la imagen y frente del robot están alineados. En la figura 4, se muestran los límites para dichos ángulos.



Fuente: User manual Dynamixel AX-12

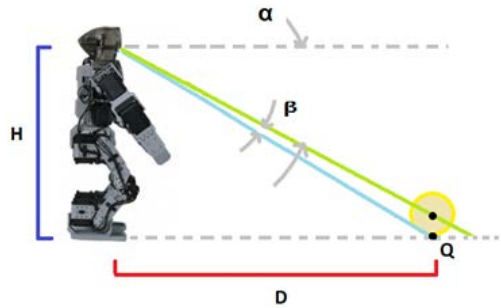
Figura 4 Límites del sistema de visión.

Cuando el robot cumple las condiciones anteriores, el ángulo de cabeceo se registra y junto con la información de la altura H , se usan para encontrar la distancia de la base del robot al punto Q . Dicho modelo propone como solución la ecuación 5, donde se hace uso de la identidad Tangente inversa para obtener el valor deseado de la distancia.

$$D = H \times \text{Tan}^{-1}(\theta) \quad (5)$$

En la figura 5 se aprecia el ángulo θ , resultante de la suma de α (ángulo de cabeceo del robot) y β (ángulo obtenido por la desviación en la componente Y desde el centro del objeto hasta el punto Q), como muestra la ecuación 6.

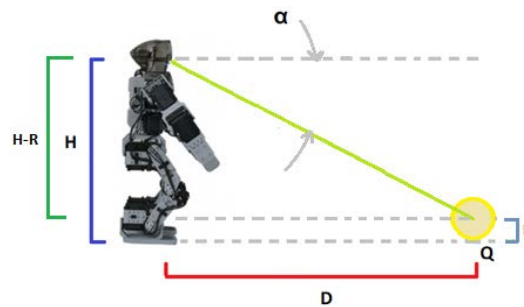
$$\theta = \alpha + \beta \quad (6)$$



Fuente: Elaboración Propia

Figura 5 Representación de ángulos.

Con fines de simplificar el método y reducir el coste computacional en el controlador CM-530, se consideró la altura desde el centro del objeto, es decir, a la altura total del robot se le resta la distancia del punto central del objeto al punto Q. Lo anterior permite descartar el ángulo de desviación en la componente Y (ángulo β) para solo considerar el ángulo de cabeceo α del robot, como se muestra en la figura 6. Donde $H = 37.5 \text{ cm}$ y $R = 3.2 \text{ cm}$.



Fuente: Elaboración Propia

Figura 6 Simplificación de ángulos.

La programación del algoritmo se desarrolló siguiendo la lógica mostrada en el diagrama de flujo de datos para la estimación de distancia utilizando el modelo vectorial en figura 7.

Modelo de triangulación

El modelo de triangulación nos permite obtener la ubicación del robot mediante un método geométrico, que consiste en encontrar un triángulo donde sus vértices están formados por dos referencias espaciales fijas en el ambiente, cuya ubicación

es totalmente conocida y el tercer vértice es la posición en donde se encuentra el robot. A este procedimiento se le conoce como posicionamiento por triangulación.

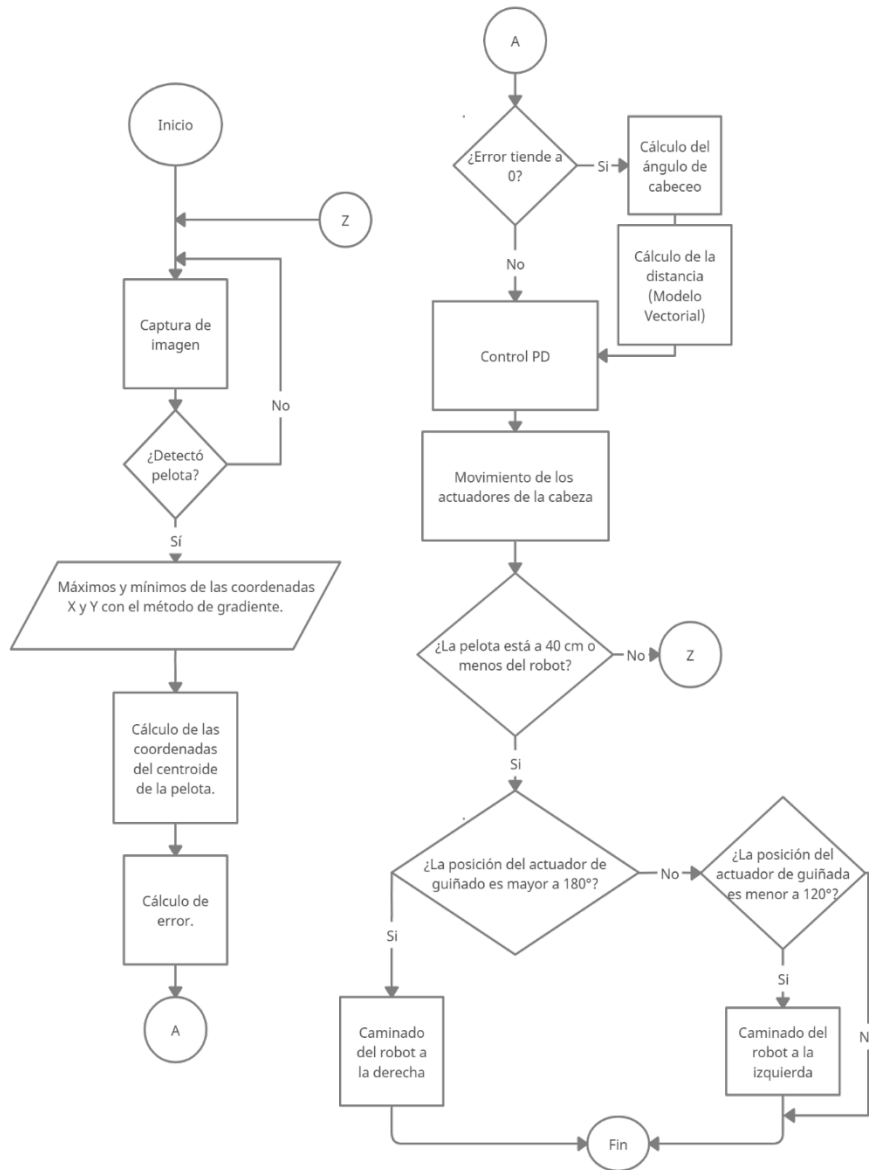
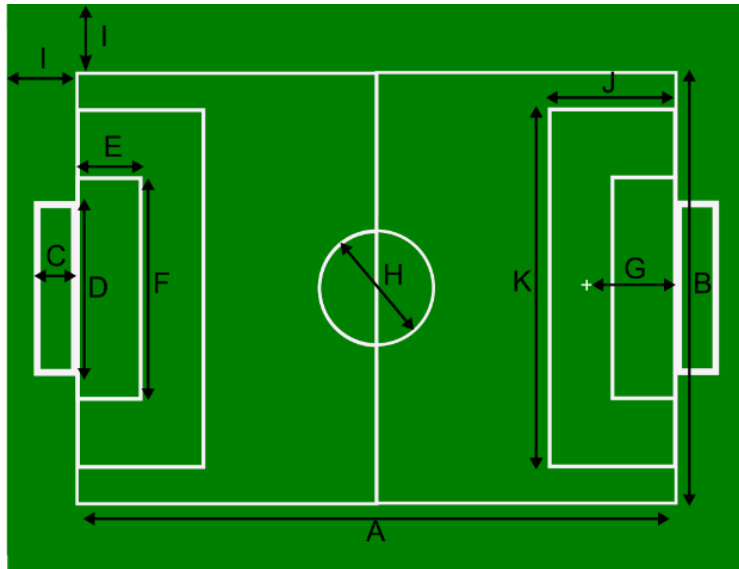


Figura 7 Diagrama de flujo del modelo vectorial. (Fuente: Elaboración Propia).

Para la implementación de este método se sitúa el robot humanoide jugador de fútbol dentro de una cancha correspondiente a la competencia RoboCup, ilustrada en la figura 8. Se tiene una referencia con ubicación fija y totalmente conocida dentro del ambiente de juego, la cual es la portería del equipo contrario. Las dimensiones de la cancha para las categorías KidSize y AdultSize se muestran en la tabla 1.



Fuente: RoboCup 2019/2020a

Figura 8 Dimensiones de la cancha.

Tabla 1 Dimensiones de cancha KidSize y AdultSize.

| | | KidSize | AdultSize |
|---|--|---------|-----------|
| A | Largo cancha | 9 m | 14 m |
| B | Ancho cancha | 6 m | 9 m |
| C | Profundidad portería | 0.6 m | |
| D | Ancho portería | 2.6 m | |
| | Altura portería | 1.2 m | 1.8 m |
| E | Largo del área | 1 m | |
| F | Ancho del área | 3 m | 4 m |
| G | Distancia marca de penalti | 1.5 m | 2.1 m |
| H | Diámetro del círculo central | 1.5 m | 3 m |
| I | Ancho de la banda exterior a la cancha (Min) | 1 m | 1 m |
| J | Longitud del área chica | 2 m | 3 m |
| K | Ancho del área chica | 5 m | 6 m |

Fuente: RoboCup 2019/2020

En este método existen dos tipos de técnicas aplicables y válidas, la primera se basa en la orientación y el reconocimiento de objetos, mientras que la segunda en el cálculo de la distancia al objeto.

Como solo se cuenta con la información de la posición de los servos y no se cuenta con un sistema de orientación, se optó por el segundo método que se apoya en el teorema de senos o cosenos, ver figura 9.

El modelo de triangulación con el teorema de senos mostrada en la ecuación 7, consiste en encontrar las distancias entre el objeto y las dos referencias fijas A y B de la figura 10.

$$\frac{a}{\text{Sen}(\alpha)} = \frac{b}{\text{Sen}(\beta)} = \frac{c}{\text{Sen}(\gamma)} \quad (7)$$

Donde:

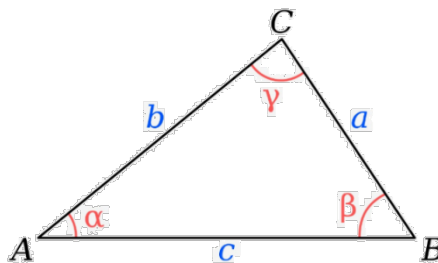
A y B los puntos de referencia fijas de la portería (esquinas superiores).

C es la posición del robot.

a y b son las distancias calculadas del robot a los puntos fijos de referencia.

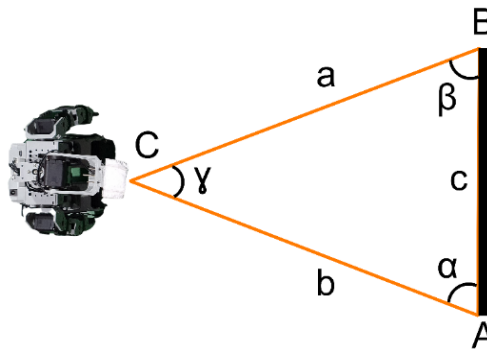
c es la medida del travesaño de la portería.

γ, α y β son los ángulos internos del triángulo.



Fuente: David Weisman.

Figura 9 Notación habitual de un triángulo.

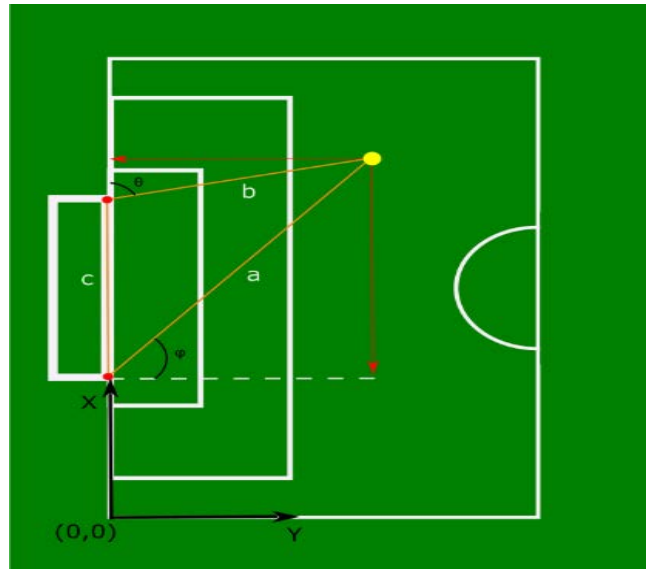


Fuente: Elaboración Propia

Figura 10 Aplicación de teorema de senos.

La implementación del modelo requiere del cumplimiento de una serie de pasos, durante los cuales se obtendrán todos los elementos necesarios para el cálculo de la localización del robot, mostrados en la figura 11.

- Localización de las referencias en los puntos superiores de la portería.
- Orientar la vista del robot con las dos referencias. Esto con la finalidad de capturar los ángulos de variación respecto al sistema de referencia.



Fuente: Elaboración Propia.

Figura 11 Sistema de orientación.

- Guardar los valores del ángulo de cabeceo de ambas referencias fijas para obtener los ángulos faltantes θ y φ .
- Con base en la ley de senos, se calcula la distancia a los dos puntos de referencia, los cuales se marcan con dos puntos rojos en cada extremo de la portería.
- Procesamiento de datos, para la obtención de coordenadas del robot, con base en el sistema de referencia.

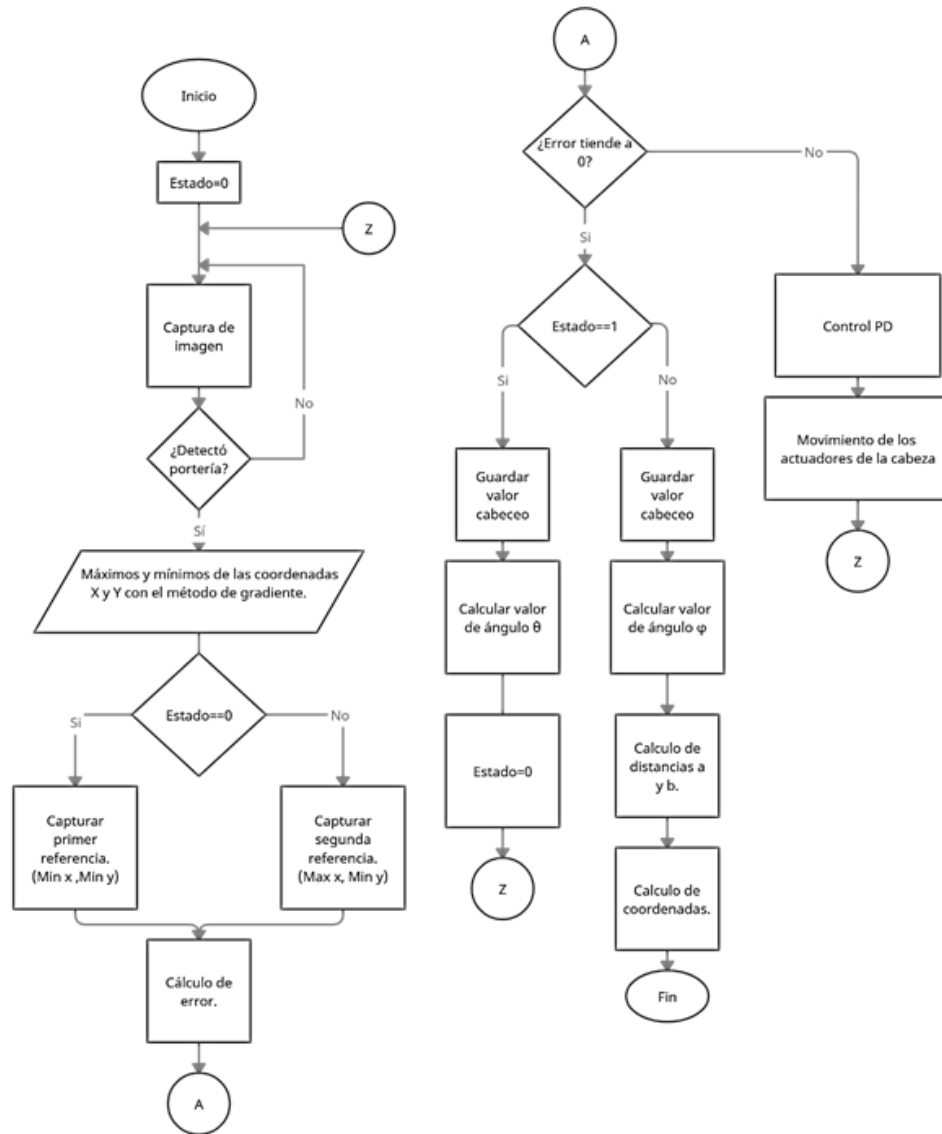
La programación del algoritmo se desarrolló siguiendo la lógica mostrada en el diagrama de flujo de datos para la localización del robot utilizando el modelo de triangulación, ver en figura 12.

3. Resultados

Modelo Proporcional

Inicialmente se obtuvo la constante de proporcionalidad K al realizarse pruebas en un entorno controlado a tres distancias distintas.

Los datos obtenidos para las distancias de 30, 40 y 50 cm se muestran en las tablas 2, 3 y 4 respectivamente.



Fuente: Elaboración Propia.

Figura 12 Diagrama de flujo del modelo de triangulación.

Tabla 2 Resultados obtenidos de la constante K, para 30 cm.

| 30 cm | | | | | | |
|--------------|----------|----------|---------|----------|----------|---------|
| | ÁREA HEX | ÁREA DEC | K | ÁREA HEX | ÁREA DEC | K |
| 1 | 0x04E6 | 1254 | 1128600 | 0x05BE | 1470 | 1323000 |
| | 0x04EA | 1258 | 1132200 | 0x05BE | 1470 | 1323000 |
| | 0x052E | 1326 | 1193400 | 0x0604 | 1540 | 1386000 |
| | 0x057C | 1404 | 1263600 | 0x064A | 1610 | 1449000 |
| | 0x0594 | 1428 | 1285200 | PROM= | 1412.8 | 1276000 |

Tabla 3 Resultados obtenidos de la constante K, para 40 cm.

| 40 cm | | | | | | |
|--------------|----------|----------|---------|----------|----------|---------|
| | ÁREA HEX | ÁREA DEC | K | ÁREA HEX | ÁREA DEC | K |
| 2 | 0x02D8 | 728 | 1164800 | 0x032A | 810 | 1296000 |
| | 0x02D9 | 729 | 1166400 | 0x0345 | 837 | 1339200 |
| | 0x02F2 | 754 | 1206400 | 0x0374 | 884 | 1414400 |
| | 0x02F4 | 756 | 1209600 | 0x03A0 | 928 | 1484800 |
| | 0x02F4 | 756 | 1209600 | PROM= | 794.5 | 1276800 |

Tabla 4 Resultados obtenidos de la constante K, para 50 cm.

| 50 cm | | | | | | |
|--------------|----------|----------|---------|----------|----------|------------|
| | ÁREA HEX | ÁREA DEC | K | ÁREA HEX | ÁREA DEC | K |
| 3 | 0x0190 | 400 | 1000000 | 0x01F8 | 504 | 1260000 |
| | 0x01A4 | 420 | 1050000 | 0x0208 | 520 | 1300000 |
| | 0x01B8 | 440 | 1100000 | 0x024C | 588 | 1470000 |
| | 0x01CC | 460 | 1150000 | 0x0268 | 616 | 1540000 |
| | 0x01F8 | 504 | 1260000 | PROM= | 465.6 | 1236666.67 |

Los valores promedio de las tablas anteriores permitieron calcular el valor final para la constante de proporcionalidad K, como se ve en la tabla 5. Calculada la constante de proporcionalidad, se validó su eficacia en el algoritmo para el modelo de proporciones. Los resultados cuantitativos obtenidos en la Terminal RoboPlus, se muestran en la tabla 6.

Tabla 5 Constante de proporcionalidad (K).

| Distancia | K |
|-----------|------------|
| 30 cm | 1271520 |
| 40 cm | 1276800 |
| 50 cm | 1236666.67 |
| PROM | 1261662.22 |

Modelo Vectorial

Al igual que en el caso anterior, se realizaron 3 pruebas distintas a 30, 37 y 50 cm. Los resultados cuantitativos obtenidos en la Terminal RoboPlus, fueron constantes en cada una de las pruebas, ver tabla 7.

Tabla 6 Resultados cuantitativos del modelo proporcional.

| | 30cm | | | 37cm | | | 50cm | |
|----------|--------|-----|----------|--------|-----|----------|--------|-----|
| | HEX | DEC | | HEX | DEC | | HEX | DEC |
| 1 | 0x001E | 30 | 2 | 0x0026 | 38 | 3 | 0x0031 | 49 |
| | 0x0020 | 32 | | 0x0026 | 38 | | 0x0032 | 50 |
| | 0x0020 | 32 | | 0x0025 | 37 | | 0x002E | 46 |
| | 0x001E | 30 | | 0x0025 | 37 | | 0x0031 | 49 |
| | 0x001E | 30 | | 0x0026 | 38 | | 0x0030 | 48 |
| | 0x001F | 31 | | 0x0026 | 38 | | 0x002D | 45 |
| | 0x001F | 31 | | 0x0025 | 37 | | 0x0030 | 48 |
| | 0x001F | 31 | | 0x0023 | 35 | | 0x0030 | 48 |
| | 0x0020 | 32 | | 0x0028 | 40 | | 0x0030 | 48 |

Tabla 7 Resultados cuantitativos del modelo Vectorial.

| 1 | 30cm | | 2 | 37cm | | 3 | 50cm | |
|----------|--------|-----|----------|--------|-----|----------|--------|-----|
| | HEX | DEC | | HEX | DEC | | HEX | DEC |
| | 0x001D | 29 | | 0x0028 | 40 | | 0x002D | 45 |

Modelo de Triangulación

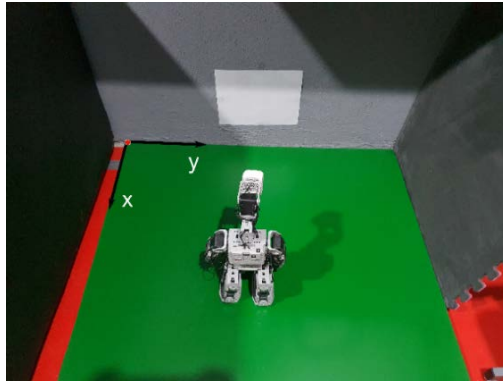
El algoritmo de triangulación tuvo como objetivo el cálculo de la posición en coordenadas rectangulares del robot en el campo, con ayuda de la portería del equipo contrario como referencia.

Se estableció que el robot y la referencia deben de contar con una posición fija en el campo para el correcto funcionamiento del algoritmo.

Por otro lado, se definió un eje de referencia, mostrado en la figura 13, que permitió tomar la localización real del robot en el campo de prueba y se comparó con la medición dada por el algoritmo del modelo de triangulación.

Las pruebas iniciales del algoritmo para la localización del robot se realizaron en una cancha de 1x0.9 m. de color verde, y la portería fue remplazada por una hoja color blanco tamaño carta, esto para representar los límites de la zona de anotación. Se colocó al robot en tres posiciones distintas dentro de la cancha de prueba (Figura 14) y se obtuvo los resultados de la tabla 8.

Al comparar los valores reales con los calculados por el algoritmo, se obtuvo un porcentaje de error para cada coordenada, en X de 1.6% y en Y de 4.3%.



Fuente: Elaboración Propia.

Figura 13 Eje de referencia y robot en cancha de pruebas.

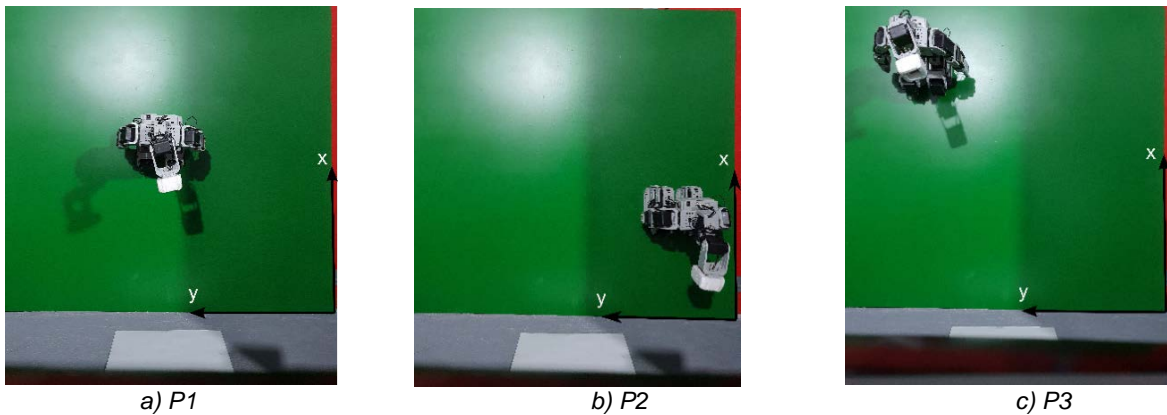


Figura 14 Puntos de pruebas. (Fuente: Elaboración Propia)

Tabla 8 Resultados cuantitativos del modelo de Triangulación.

| No. Punto | Coordenadas reales | | Coordenadas estimadas | |
|-----------|--------------------|----|-----------------------|----|
| | X | y | x | y |
| P1 | 30 | 20 | 30 | 22 |
| P2 | 50 | 50 | 52 | 49 |
| P3 | 70 | 70 | 69 | 71 |

4. Discusión

Con base en los resultados obtenidos, se consideraron los siguientes parámetros para la selección del modelo de estimación de distancias que permita un desempeño óptimo del robot:

- Error. Comparando los resultados del modelo proporcional contra el modelo vectorial, se considera que el modelo proporcional ofrece una mayor exactitud en las distancias medidas.

Porcentaje de error modelo proporcional es de 7.38% y el porcentaje de error modelo vectorial es de 6.94%.

- Tiempo de estimación. Para medir el tiempo de estimación, se consideró desde el encendido del robot hasta la primera lectura de distancia en la terminal RoboPlus, mostrando que el modelo vectorial es más efectivo en cuanto a la velocidad, teniendo un tiempo de 3.16 segundos, mientras que el modelo proporcional tuvo un tiempo de 7.97 segundos.
- Procesamiento de datos. El uso de funciones trigonométricas en el modelo vectorial demandó un mayor coste computacional en el controlador CM-530, debido a ello, se recurrió al uso de tabla de datos lo que incrementó el uso de memoria para el almacenamiento de los valores predefinidos.

En consecuencia, se concluye que el coste computacional del modelo vectorial es mayor al modelo proporcional.

Sin embargo, los resultados en los parámetros de error y tiempo de estimación se observan que las ventajas obtenidas en el modelo vectorial son significativas, por lo que ofrece mayores facilidades para la estimación de distancias en un robot humanoide Bioloid Premium Tipo A con un controlador CM-530 con respecto al modelo proporcional.

5. Conclusión

Se presenta la investigación, desarrollo, implementación y resultados obtenidos para el sistema de estimación de distancias y localización generados para los robots humanoides que compiten en la categoría KidSize (RoboCup) y AndroSot (FIRA). Aun cuando el controlador CM-530 en conjunto con el software Eclipse no cuenta con altas prestaciones fue posible implementar dos algoritmos para la estimación de distancias y otro para localización del robot, de manera satisfactoria.

Los resultados obtenidos en este trabajo serán la base para continuar con el desarrollo de conocimiento en la implementación de algoritmos que permitan a un robot humanoide jugar fútbol.

6. Bibliografía y Referencias

- [1] Vázquez Vera, J. L., Santoyo Mora, M., Martínez Robles, E. E., Camarillo Gómez, K. A., Pérez Soto, G. I., Padilla Medina, J. A. & Cacique Borrego, V. H. (2013). Control por Visión de Robots Humanoides para FIRA Roboworld Cup 2013. México: XV COMROB.
- [2] S Kaden, H Mellmann, M Scheunemann, HD Burkhard. Voronoi Based Strategic Positioning for Robot Soccer. Proceedings of the 22nd International Workshop on Concurrency, Specification and Programming. Warsaw, Poland. 2013; 1032: 271-282.
- [3] Hauke Strasdat, Maren Bennewitz, Sven Behnke. Multi-Cue Localization for Soccer Playing Humanoid Robots. In: Gerhard Lakemeyer, Elizabeth Sklar, Domenico G Sorrenti, Tomoichi Takahashi. RoboCup 2006: Robot Soccer World Cup X. Vol 4434. Springer Berlin Heidelberg. 2007: 245-257.
- [4] DP Playne. Knowledge-Based Role Allocation. 10th International Conference on Control Automation Robotics & Vision (ICARCV 2008). Hanoi. 2008; 10: 1616-1619
- [5] Sudin, M. N., Abdullah, S. N. H. S., & Nasudin, M. F. (2019). Humanoid Localization on Robocup Field using Corner Intersection and Geometric Distance Estimation. *International Journal of Interactive Multimedia & Artificial Intelligence*, 5(7), 50–56. <https://doi.org/10.9781/ijimai.2019.04.001>
- [6] Cruz Hernández Erick Rogelio. (2011) Desarrollo de un Sistema de Visión para la Localización y Navegación de Robots Humanoides. Tesis para optar por el grado de maestro en ciencias de la ingeniería, Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey, Atizapán de Zaragoza, Edo. De México.
- [7] Benavides Facundo, Tejera Gonzalo y Casella Serrana. (2012) Informe Final Proyecto de grado Visión de Robots, Universidad de la República, Montevideo Uruguay.
- [8] Utomo, O. K., Santoso, D., & Nugroho, S. (2016). Location and Position Determination Algorithm for Humanoid Soccer Robot. *Telkomnika*, 14(1), 4–13. <https://doi.org/10.12928/TELKOMNIKA.v14i1.2710>

- [9] Vera Pablo B, Carrillo Ricardo M, Canizo Dámaso G, Ibarra Juan M. (2015. 15 de febrero) ¿Qué necesita un robot humanoide para jugar Fútbol? AMRob Journal, Robotics: Theory and Applications Asociación Mexicana de Robótica e Industria, A. C, Vol. 3(1), 1-7.
- [10] Barrera Tovar Lucia. (2010. 26 de abril) Desarrollo e implementación de algoritmos para el sistema de percepción y localización de los robots Bogobots. Instituto tecnológico y de estudios superiores de Monterrey, Atizapán de Zaragoza, Edo. De México.
- [11] Muñoz Benavent Pau. (2010 diciembre). Sistema de visión activo empotrado para robot humanoide. Universidad Politécnica de Valencia, Valencia España.