

Filtro de Kalman

*Proyecto del 09/12/2018

1st Astrid Carolina Estrada Trejo
Vision por Computadora
Centro de Innovación y Desarrollo
Tecnológico en Cómputo
Cdmx, Mexico
astrich_star93@hotmail.com

Abstract— Para realizar el cálculo de la estimación de la trayectoria futura de un objeto que cumple la función de tiro parabólico o movimiento parabolico se implementará un estimador de estados conocido como filtro de Kalman.

Keywords—predicción, trayectoria, tiro parabolico.

I. INTRODUCCION

El movimiento parabólico es la composición del movimiento rectilíneo uniforme (MRU) sobre el eje “x” y el movimiento uniforme acelerado (MRUA) sobre el eje “y” como se muestra en la Fig.1

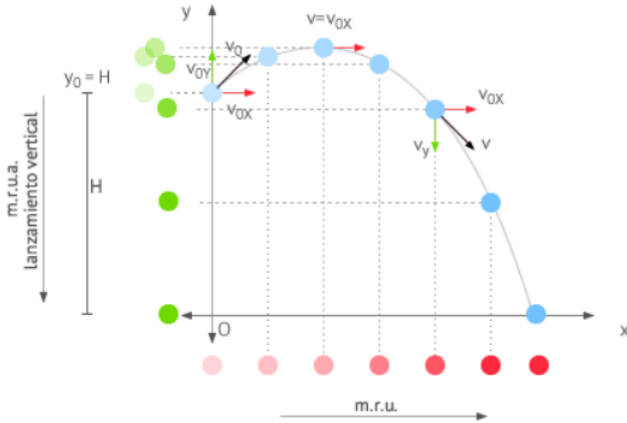


Fig1.Composición del tiro parabólico.

En donde el cuerpo rígido se desplaza por el eje x a una velocidad constante mientras que en el eje y habrá una aceleración constante dada por la gravedad.

La ecuación que cumple el eje x con respecto a su posición es:

$$x = x_0 + V_x t \quad (1)$$

La ecuación que cumple el eje y con respecto a su posición es:

$$y = y_0 + V_{0y} t + \frac{1}{2} a_y t^2 \quad (2)$$

siendo la ecuación de su velocidad en el eje y

$$v_y = v_{0y} + a_y t \quad (3)$$

y su aceleración

$$a_y = -g \quad (4)$$

II. FILTRO DE KALMAN

El filtro de Kalman es un algoritmo que estima el estado de un sistema a partir de datos medidos. Fue desarrollado originalmente por el ingeniero húngaro Rudolf Kalman, de quien toma su nombre. El algoritmo del filtro es un proceso de dos pasos: el primer paso predice el estado del sistema, mientras que el segundo utiliza las mediciones de ruido para ajustar la estimación del estado del sistema. [1]

En las aplicaciones de visión artificial, los filtros de Kalman se utilizan en el seguimiento de objetos para predecir la ubicación futura de un objeto, para representar el ruido en la ubicación detectada de un objeto y como ayuda para asociar varios objetos con sus correspondientes trayectorias. [1]

El filtro de Kalman es esencialmente un conjunto de ecuaciones matemáticas que implementan un estimador del tipo predictor-corrector que es óptimo en el sentido de que minimiza la covarianza del error estimado. La gran ventaja del filtro de Kalman es su relativa “sencillez” y su robustez, ya es capaz de trabajar considerablemente bien en multitud de situaciones. [2]

El filtro se distingue por su habilidad para predecir el estado de un modelo en el pasado, presente y futuro, aun cuando la naturaleza precisa del sistema modelado es desconocida. La modelación dinámica de un sistema es una de las características claves que distingue el método de Kalman.

A. Algoritmo del filtro de Kalman

Etapas de Predicción:

1: function PREDICT(μ_{t-1} , Σ_{t-1} , u_t , Δt)

1.- Proyección del estado hacia adelante.

2: $\mu_t^- = g(u_t, \mu_{t-1})$

3: $G_t = g'(u_t, x_t, \Delta t)$

2.- Proyección de la covarianza del error hacia adelante.

4: $\Sigma_t^- = G_t \Sigma_{t-1} G_t^T + Q_t$

5: return μ_t^- , Σ_t^-

Etapas de Actualización:

6: function Update(μ_t^- , Σ_t^- , z_t)

7: $H_t = h'(\mu_t^-)$

3.- Cómputo de la ganancia de Kalman.

8: $K_t = \Sigma_t^- H_t^T (H_t \Sigma_t^- H_t^T + R_t)^{-1}$

4.- Actualización del estado con la medida

9: $\mu_t = \mu_t^- + K_t(z_t - h(\mu_t^-))$

5.- Actualización de la covarianza del error

10: $\Sigma_t = (I - K_t H_t) \Sigma_t^-$

11: return μ_t , Σ_t

12: function ExtendedKalmanFilter

13: $u_t = \text{ComputeControl}(\mu_{t-1}, \Sigma_{t-1})$

14: $\mu_t^-, \Sigma_t^- = \text{Predict}(\mu_{t-1}, \Sigma_{t-1}, u_t, \Delta t)$

```

15:  $z_t = \text{ReadSensor}()$ 
16:  $\mu_t, \Sigma_t = \text{Update}(\mu_t, \Sigma_t, z_t)$ 

```

Aplicando este algoritmo a nuestra función de tiro parabólico [3]

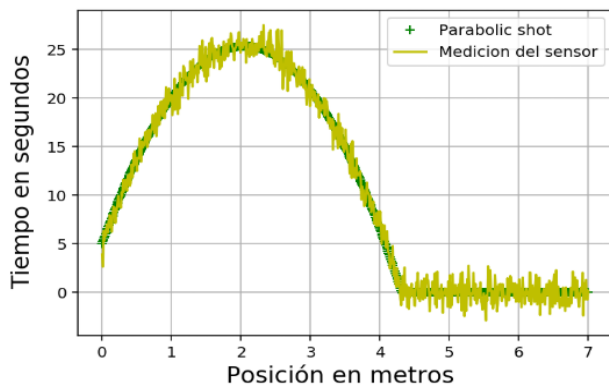


Fig2. Funcion de tiro parabólico y simulación de la medicion de un sensor que cumple dicha función.

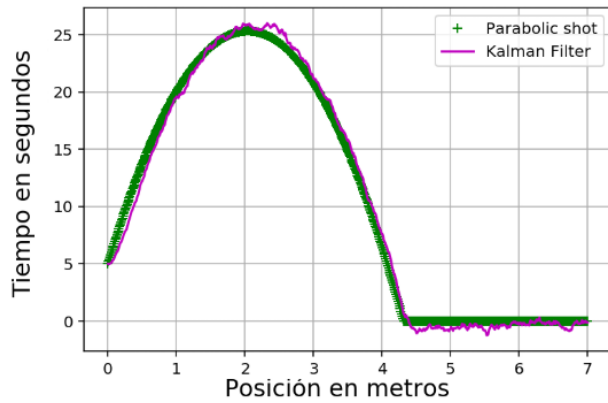


Fig3. Funcion de tiro parabólico y la predicción de la trayectoria por filtro de Kalman.

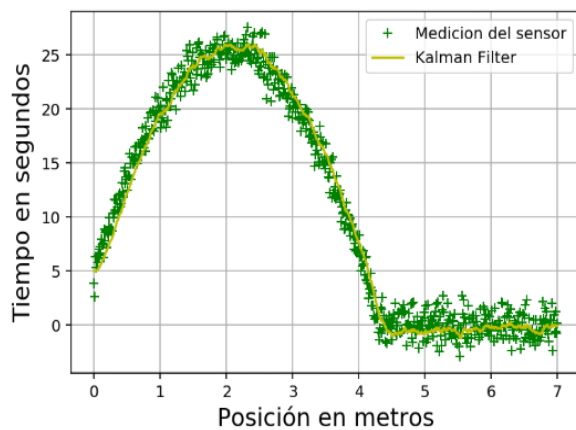


Fig4. Simulación de la medicion de un sensor que cumple el tiro parabólico y la predicción de la trayectoria por filtro de Kalman.

REFERENCES

- [1] MathWorks. España. Consulta online diciembre 2017. Disponible en <https://es.mathworks.com/discovery/filtros-kalman.html>.
- [2] “Observadores de Estados”. Consulta online diciembre 2017. Disponible en <https://www.tel.uva.es/descargar.htm?sessionid...?id=21692>
- [3] Tellex, Stefanie & Brown, Andy & Lupashin, Sergei. (2018). Estimation for Quadrotors.